



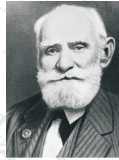
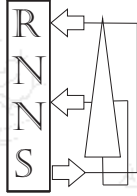
Министерство
образования и науки РФ



SOUTHERN
FEDERAL
UNIVERSITY



European Commission
TEMPUS



I.P.Pavlov's
Physiological Society



МЕЖРЕГИОНАЛЬНАЯ АССОЦИАЦИЯ
КОГНИТИВНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ
(МАКИ)

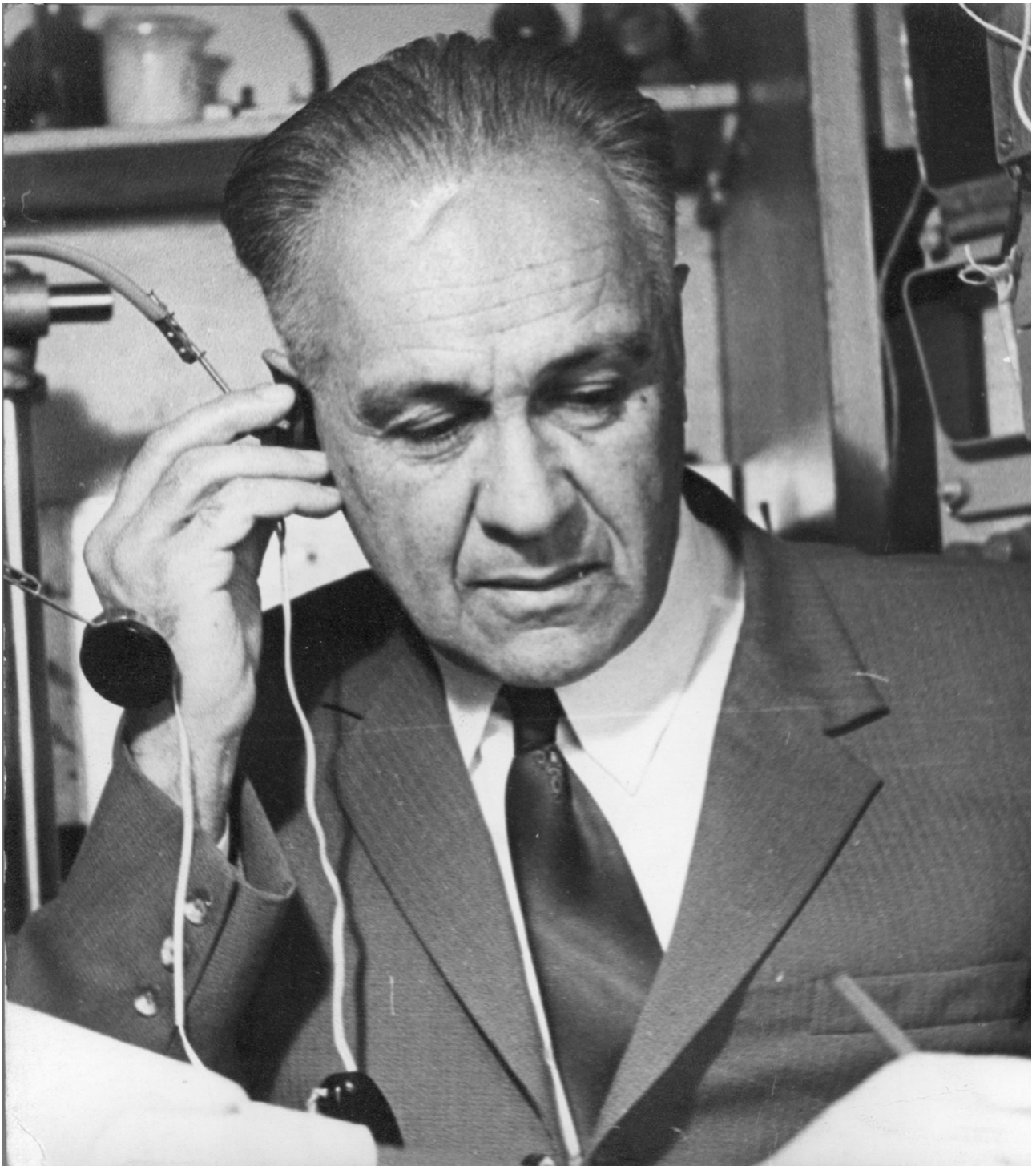
Материалы XVI Международной конференции по нейрокибернетике 24-28 сентября, 2012

Proceedings XVI International Conference on Neurocybernetics 24-28 September, 2012

Том 2.
2-й Международный Симпозиум
«Интерфейс “Мозг-Компьютер”»,
4-й Международный Симпозиум по
Нейроинформатике и Нейрокомпьютерам

Volume 2.
The Second International Symposium
“Brain-Computer” Interface (BCI),
The Fourth International Symposium
on Neuroinformatics and Neurocomputers

Ростов-на-Дону
2012



2012 год – год 100-летия со дня рождения профессора

Александра Борисовича Козана

выдающегося отечественного нейрофизиолога, автора метода хронического вживления электродов (аналоги которого широко используются в настоящее время в ведущих мировых научных центрах при исследовании активности мозга), лауреата премий им. И.П.Павлова (1960) и им. И.М.Сеченова (1980) АН СССР, основателя НИИ нейрокибернетики РГУ (1971) и инициатора конференций по нейрокибернетике (с 1962).

Министерство образования и науки РФ
Российский фонд фундаментальных исследований
Российский гуманитарный научный фонд
Европейский фонд ТЕМПУС
Южный научный центр РАН
Российское Физиологическое общество им. И.П. Павлова
Межрегиональная ассоциация когнитивных исследований
Российская ассоциация нейроинформатики
Южный федеральный университет (ЮФУ)
НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ (НИИ НК ЮФУ)

The Ministry of Education and Science of the Russian Federation
Russian Foundation for Basic Research
Russian Foundation for Humanities
European Commission TEMPUS
Southern Scientific Center of Russian Academy of Sciences
I.P. Pavlov's Russian Physiological Society
The Interregional Association for Cognitive Studies
Russian Neural Network Society
Southern Federal University (SFedU)
A.B. Kogan Research Institute for Neurocybernetics SFedU

**Материалы
XVI Международной конференции
по нейрокибернетике
24-28 сентября, 2012**

**Proceedings
XVI International Conference
on Neurocybernetics
24-28 September, 2012**

Том 2.

*2-й Международный Симпозиум «Интерфейс “Мозг-Компьютер”»,
4-й Международный Симпозиум по Нейроинформатике и
Нейрокомпьютерам*

Volume 2.

*The Second International Symposium “Brain-Computer” Interface (BCI),
The Fourth International Symposium on Neuroinformatics and
Neurocomputers*

Ростов-на-Дону
2012

УДК 573
ББК 28.071+32.818
М 34

Редакционная коллегия: Кирой В.Н. (отв. редактор), Шапошников Д.Г. (зам. отв. редактора), Петровский В.В. (отв. секретарь), Бутенко В.С., Подладчикова Л.Н., Самарин А.И., Сухов А.Г., Федоренко Г.М., Узденский А.Б., Хренкова В.В., Фокин В.Ф.

Материалы XVI Международной конференции по нейрокибернетике. Том 2. Ростов-на-Дону. Издательство ЮФУ 2012. 265 с.

ISBN 978-5-9275-0999-7 (т. 2)

В настоящем сборнике представлены доклады, включенные в программу XVI Международной конференции по нейрокибернетике, посвященной 100-летию со дня рождения профессора А.Б. Когана и 50-летию конференций по нейрокибернетике. В программе конференции 3 пленарных заседания, работа 5 секций и 2 международных симпозиумов с широким участием студентов и аспирантов. Доклады охватывают широкий спектр проблем - от субклеточного и нейронного уровня до аппаратно-программных разработок в области человеко-машинных интерфейсов и нейрокомпьютеров. Большое внимание уделено работам, связанным с изучением нейрофизиологическим механизмов перцептивных и когнитивных процессов, в т.ч., зрительного и слухового восприятия, сенсомоторной интеграции, навигационного поведения, когнитивных функций. Возобновлена работа секции по вопросам функциональной межполушарной асимметрии мозга.

ISBN 978-5-9275-0999-7 (т. 2)
ISBN 978-5-9275-1000-9

УДК 573
ББК 28.071+32.818
М 34

© НИИ НК ЮФУ, 2012
© Издательство ЮФУ, 2012

Материалы конференции публикуются при поддержке грантов РФФИ № 12-04-06086, РГНФ № 12-06-14020, Европейского фонда ТЕМПУС PROJECT-159313-TEMPUS-I-2009-1-FI-TEMPUS-JPCR

2-Й МЕЖДУНАРОДНЫЙ СИМПОЗИУМ

«ИНТЕРФЕЙС “МОЗГ-КОМПЬЮТЕР”»

THE SECOND INTERNATIONAL SYMPOSIUM

“BRAIN-COMPUTER INTERFACE (BCI)”

ИНДИВИДУАЛЬНЫЕ ОСОБЕННОСТИ И ЭФФЕКТИВНОСТЬ БОС-ТРЕНИНГА

Е.В. Асланян, В.Н. Кирой, Д.М. Лазуренко, О.М. Бахтин

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ,

kiroy@krinc.ru

The research was conducted on 13 relatively healthy subjects of both sexes (average age: 22) who were divided into two groups in accordance with J. Streljau test results: stable and unstable with dominating excitement processes. All of them were used the power of alpha- and beta-2- frequencies of frontal and occipital areas of cerebral cortex in order to control screen representation by biofeedback. Comparative analysis has shown that the unstable subjects with dominating excitement processes were trained quicker, but the changes of investigated EEG-frequencies had diffusional character and covered not only "trainable" brain area and frequency ranges but also the neighboring ones.

В современной литературе имеется достаточно большое число работ, указывающих на то, что способность произвольно управлять параметрами биоэлектрической активности собственного мозга – тренируемое свойство [1], а эффективность управления определяется уровнем мотивации пользователя, его функциональным состоянием [2] и индивидуальными особенностями [3], в первую очередь, способностью к концентрации внимания [4]. Однако, влияние других психофизиологических характеристик личности на эффективность БОС-тренинга, направленного на произвольную регуляцию электрической активности мозга, изучено крайне слабо. Между тем, последнее становится актуальным в связи с развитием т.н. систем мозг-компьютер (BCI – Brain Computer Interface), предназначенных для управления техническими средствами с помощью биотоков мозга, минуя традиционные каналы связи. Принципиальная возможность создания подобного рода систем уже неоднократно показана [5, 6, 7]. Известно, также, что эффективность таких систем в значительной степени определяется способностью пользователя произвольно генерировать или изменять параметры биоэлектрической активности собственного мозга. В связи с этим, особое значение приобретает, во-первых, поиск

устойчивых ЭЭГ-маркёров, которые могут идентифицироваться системой и использоваться для управления, а во-вторых, разработка индивидуальных программ тренинга, направленных на их усиление, которые учитывают индивидуальные особенности пользователя.

Целью данной работы было изучение влияния уравниваемости нервных процессов на эффективность БОС-тренинга.

Методика

В обследовании приняли участие 13 добровольцев (7 девушек и 6 юношей, все – студенты ЮФУ), средний возраст которых составил 22 года. При проведении тренингов участники должны были научиться произвольно увеличивать мощность некоторых частот в отдельных областях коры. Использовали 4 БОС-сценария, в которых обследуемому было необходимо увеличить мощность альфа- (O_α) или бета-2-частот ($O_{\beta 2}$) в ЭЭГ затылочных либо лобных отведений (F_α и $F_{\beta 2}$). В рамках каждого сценария в течение одной недели было проведено по 12 тренингов 3 блоками (3 дня по 4 тренинга). Перед началом обследования проводили психологическое тестирование с использованием теста Я. Стреляу.

Регистрация ЭЭГ осуществлялась при помощи электроэнцефалографоанализатора «ЭНЦЕФАЛАН» и программного комплекса «РЕАКОР» производства фирмы «МЕДИКОМ-МТД» (Россия, г. Таганрог). ЭЭГ регистрировали непрерывно в ходе всего обследования от симметричных лобных (F_3 , F_4) и затылочных (O_1 , O_2) областей коры (по системе 10×20). Референтные электроды располагались на мочках ушей. Частота дискретизации сигналов составляла 250 Гц,

полоса пропускания фильтров – 4÷30 Гц. Для каждого обследуемого и отведения рассчитывались усредненные спектры мощности (СпМ) в частотных диапазонах, соответствующих тета-(4-7 Гц), альфа-(8-13 Гц), бета-1-(14-19 Гц) и бета-2-(20-30 Гц) ритмам ЭЭГ. Полученные значения подвергались log-трансформации для лучшего приближения к нормальному распределению.

Различия оценивали с использованием многофакторного дисперсионного анализа ANOVA/MANOVA, реализованного в рамках стандартного пакета прикладных программ Statistica 5, для двух уровней значимости: $p \leq 0,05$ (достоверно) и $0,05 < p \leq 0,08$ (тренд). Изменения (в %) оценивали относительно первого состояния в сравниваемой паре.

Результаты и их обсуждение

Использование теста Я. Стреляя позволило разделить всех участников обследования на 2 группы: 1 гр. – уравновешенные (8 человек, $0,8 < K < 1,2$), 2 гр. – неуравновешенные с преобладанием возбуждения (5 человек, $K > 1,2$). Анализ показал, что эти группы различались между собой и по показателю СпМ ЭЭГ ($F_{1-2}(1; 622) = 17,84$ $p = 0,000$). Мощность ЭЭГ-частот у обследуемых 2 группы в целом была ниже во всех анализируемых областях коры, а в диапазоне бета-2-частот, напротив, выше ($F_{\beta 2}(1; 194) = 11,52$ $p = 0,001$), чем у 1 группы, что также указывало на преобладание у них процессов возбуждения над процессами торможения [8, 9].

Целью проводимых тренингов было произвольное увеличение СпМ альфа- и бета-2-частот в ЭЭГ лобных и затылочных областей коры, поэтому результативность процедуры оценивали именно по этим параметрам. Анализ показал, что в целом все участники достигли положительного результата к концу обследования, однако динамика эффективности тренингов в разных группах была различной (Табл. 1).

Таблица 1.

Результаты 3-х (M.eff.) и 2-факторного анализа эффективности тренинга двух групп обследуемых (только Main effects, для 1 гр. $df=1; 254$, для 2 гр. $df=1; 158$)

Гр.	Ист. вариации	Дни тренинга					
		1 – 2		1 – 3		2 – 3	
		F	p	F	p	F	p
1	M.eff.	<u>3,44</u>	<u>0,06</u>	15,50	0,00	5,58	0,02
	O1	<u>3,36</u>	<u>0,07</u>	16,80	0,00	6,39	0,01
	O2	2,99	0,09	20,00	0,00	10,26	0,00
	F3	<u>3,20</u>	<u>0,07</u>	11,75	0,00	<u>3,40</u>	<u>0,07</u>
	F4	2,88	0,09	8,91	0,00	1,90	0,17
	Тета	1,10	0,30	6,47	0,01	2,38	0,12
	Альфа	2,53	0,11	16,02	0,00	7,07	0,01
	Бета-1	1,37	0,24	7,91	0,01	<u>3,36</u>	<u>0,07</u>
	Бета-2	8,22	0,00	22,43	0,00	4,73	0,03
2	M.eff.	18,89	0,00	69,31	0,00	22,43	0,00
	O1	11,91	0,00	50,12	0,00	9,79	0,00
	O2	11,22	0,00	49,04	0,00	17,98	0,00
	F3	10,68	0,00	53,69	0,00	19,91	0,00
	F4	9,85	0,00	44,00	0,00	15,38	0,00
	Тета	8,08	0,01	21,32	0,00	4,42	0,04
	Альфа	12,94	0,00	30,74	0,00	4,16	0,04
	Бета-1	4,51	0,04	49,42	0,00	22,36	0,00
	Бета-2	8,96	0,00	41,06	0,00	16,77	0,00

Обозначения: df – число степеней свободы, F – критерий Фишера, p – уровень значимости, жирным шрифтом выделены достоверные различия ($p \leq 0,05$), подчеркнут – тренд ($0,05 < p \leq 0,08$).

Как следует из таблицы, в ЭЭГ обследуемых 1 гр. к концу второго дня тренировок наблюдались лишь незначительные изменения СпМ, а именно, рост мощности бета-2-частот преимущественно в отведениях левого полушария. Достоверные изменения (по всем отведениям и по всем анализируемым частотным полосам) наблюдались только к концу всей серии тренировок (на третий день), а навык произвольного управления появлялся после двух дней занятий (т.е., как минимум, после 8 тренингов). У обследуемых 2 гр. достоверные изменения наблюдались уже после первого дня (4 тренинга) занятий. Прогрессивный рост СпМ всех частотных диапазонов во всех анализируемых областях наблюдался у них в течение всего времени обучения.

Сравнительный анализ показал, что сходная динамика была характерна для всех используемых сценариев (Табл. 2).

Таблица 2.
Изменения СпМ ЭЭГ двух групп
обследуемых при разных сценариях
БОС-тренинга (приведены только Main
effects)

Гр.	Сценарии	Дни тренинга					
		1 – 2		1 – 3		2 – 3	
		F	p	F	p	F	p
1	O _α	1,16	0,29	2,62	0,11	0,55	0,46
	O _{β2}	1,10	0,30	6,35	0,01	2,42	0,13
	F _α	0,69	0,41	<u>3,96</u>	<u>0,05</u>	1,71	0,20
	F _{β2}	0,48	0,49	2,67	0,11	1,11	0,30
2	O _α	5,17	0,03	12,39	0,00	<u>3,35</u>	<u>0,08</u>
	O _{β2}	6,07	0,02	76,46	0,00	34,12	0,00
	F _α	8,15	0,01	25,65	0,00	3,09	0,09
	F _{β2}	5,96	0,02	17,20	0,00	<u>3,77</u>	<u>0,06</u>

Примечания: для 1 гр. df=1; 62, для 2 гр. df=1; 38; остальные обозначения как в Табл. 1.

Однофакторный анализ показал, что в ЭЭГ обследуемых 1 гр. достоверные изменения СпМ наблюдались преимущественно в тренируемых областях и в большей степени – в тренируемых диапазонах частот (Рис.1).

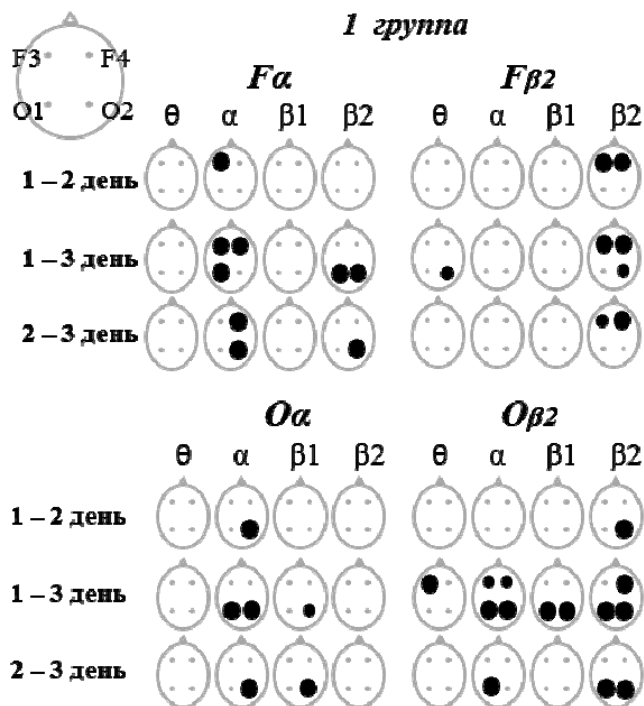


Рис. 1. Динамика показателей СпМ ЭЭГ обследуемых 1 гр. (уравновешенные) при разных сценариях БОС-тренинга. Обозначения: чёрные круги – повышение СпМ, серые – снижение, большие – достоверные изменения, малые – тренд.

В ЭЭГ обследуемых 2 гр. выраженные изменения СпМ наблюдались практически во всех анализируемых отведениях и

затрагивали не только тренируемый, но и соседние частотные диапазоны (Рис. 2).

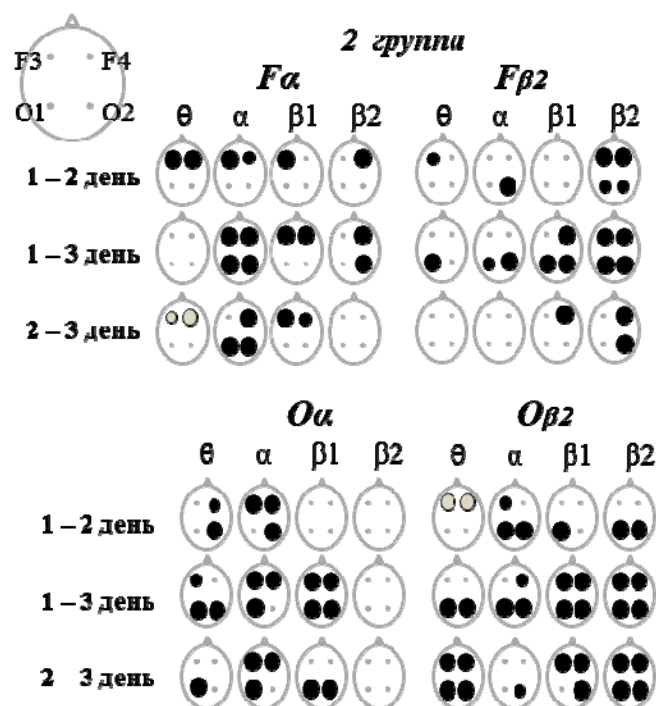


Рис. 2. Динамика показателей СпМ ЭЭГ обследуемых 2 гр. (неуравновешенные с преобладанием возбуждения) при разных сценариях БОС-тренинга. Обозначения как на Рис. 1.

Таким образом, было показано, что у уравновешенных лиц (1 гр.) в ходе БОС-тренингов изменения СпМ ЭЭГ наступали медленнее, были менее выражены, но более чётко локализованы. У неуравновешенных лиц (2 гр.) изменения наступали быстро, были достаточно выражены, но более диффузные, т.е., в процесс вовлекались не только тренируемые области и частотные диапазоны. Последнее может быть обусловлено более высоким исходным уровнем активированности коры, отражением которого является относительно низкая СпМ тета-, альфа- и высокая – бета-2-частот [8, 9]. Благодаря преобладанию возбуждения и высокой лабильности, у этой группы лиц в условиях БОС-тренинга в процесс динамично вовлекаются многие области и частотные диапазоны, что позволяет быстро достичь полезного результата. Однако, это энергоёмкий способ, хотя и даёт преимущество во времени.

У уравновешенных лиц при произвольном управлении электрической

активностью собственного мозга изменения происходят только (или в основном) в тех областях, которые в этом «заинтересованы», т.е., в тренируемых. Последнее может быть связано с тем, что в ЦНС указанных лиц достаточно выражены процессы торможения, которые препятствуют вовлечению в процесс соседних областей и частотных диапазонов. Этот более медленный способ достижения результата при БОС-тренинге оказывается, во-первых, более экономичным, а во-вторых, должен позволять формировать более широкий алфавит паттернов ЭЭГ, которые могут использоваться для управления в системах ВСИ.

Вероятно, формирование достаточно специфичных паттернов ЭЭГ-активности возможно и у лиц с неуравновешенными нервными процессами, однако это, по-видимому, потребует более длительного периода обучения, что было показано, в частности, в группе больных с синдромом дефицита внимания [10].

ВЫВОДЫ

1. В ЭЭГ лиц с уравновешенными нервными процессами в динамике БОС-тренинга, направленного на произвольную регуляцию степени выраженности в лобных и затылочных отведениях альфа- и бета-2-частот, формируются локальные паттерны активности, включающие преимущественно «заинтересованные» области и частотные диапазоны.

2. В ЭЭГ неуравновешенных лиц с преобладанием процессов возбуждения в аналогичной ситуации наблюдаются более глобальные изменения, затрагивающие не только тренируемые, но и соседние области и частотные диапазоны.

3. Сбалансированность нервных процессов оказывает существенное влияние на эффективность ЭЭГ-тренинга, что следует учитывать при разработке

индивидуальных программ обучения пользователей ВСИ.

Работа выполнена при поддержке гранта РГНФ № 12-06-00034.

Список литературы

1. Perelmouter J. & Birbaumer N. A binary spelling interface with random errors. *IEEE Trans Rehabilitation Engineering*, 2000. 8: 227-232.
2. Yoon J.W, Roberts St.J., Dyson M. & Gan J.Q. Adaptive classification for Brain Computer Interface systems using Sequential Monte Carlo sampling. *Neural Networks*. In Press. Corrected Proof, 2009.
3. Горев А.С., Панова Е.Н. Эффективность БОС-тренинга регуляции функционального состояния в зависимости от индивидуальных психологических характеристик. *Физиология человека*, 2009. 35 (5): 25-32.
4. Pribram K.H. The far frontal cortex as executive processor: proprieties, priorities and practical inference. / *Downward Processes in the Perception Representation Mechanisms*. (Eds) Taddei-Ferretti Cl., Musio K. Singapore, New Jersey, London, Hong Kong: World Science., 1998. 546-578.
5. Dobkin B.H. Brain-computer interface technology as a tool to augment plasticity and outcomes for neurological rehabilitation. *J. Physiology*. 2007. 579 (3): 637-642.
6. Tan D.S., Nijholt A. (Eds). *Brain-computer interface (Applying our Minds to Numan-Computer Interaction)*. Springer. 2010. 277 p.
7. Кирой В.Н. Интерфейс мозг-компьютер. Ростов-на-Дону, 2011. 239 с.
8. Яценко М.В., Кайгородова Н.З. ЭЭГ-корреляты индивидуально-типологических особенностей человека. / *Мат-лы XVII съезда физиологов России*, Ростов-на-Дону, 1998. с. 125.
9. Гордеев С.А. Особенности биоэлектрической активности мозга при высоком уровне личностной тревожности человека. *Физиология человека*, 2007. 33 (4): 11-17.
10. Lubar J.F., Swatwood M.O., Swatwood J.N. & Timmermann D.L. Quantitative EEG and auditory event-related potentials in the evaluation of attention-deficit/hyperactivity disorder: effects of methylphenidate and implications for neurofeedback training. *Journal of Psychoeducational Assessment*, ADHD Special, 1995. p. 143.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО БИОУПРАВЛЕНИЯ В ПСИХИАТРИИ

А.И. Астахова

НПКФ ООО Медиком-МТД, Таганрог,
annacoffe@mail.ru

Modern psychotherapy pays insufficient attention to psycho-physiological aspects, disproportionate or current knowledge in this branch of the human sciences, nor the level of development of modern technology. This paper describes the experience in psychotherapeutic practice of combining functional biocontrol with biofeedback and the Gestalt and another approaches.

Современные компьютерные технологии в области медицины могут открыть новые горизонты для психотерапии и терапевтических практик работы с сознанием. Ниже описаны некоторые возможные варианты использования в этом ключе метода функционального биоуправления (Биофидбэк, БОС).

Метод БОС – особый способ обучения саморегуляции, при котором человеку предоставляется информации о текущем состоянии различных физиологических параметров его организма [1]. Метод основан на оперантном обучении и позиционируется как медицинская технология, но может быть использован во многих областях, от стрессменеджмента и спорта высших достижений до научных исследований. Мы попробовали рассмотреть перспективы его применения в гуманистически ориентированных модальностях психотерапии и терапевтических практиках, связанных с измененными состояниями сознания. Часть этих предложений основана на практическом опыте работы автора в качестве БОС терапевта и работах других исследователей, часть является описанием пока нереализованных вариантов, возможных с точки зрения автора.

Включение метода БОС в практику психотерапии может внести следующие изменения в обычную стратегию работы терапевта:

1. БОС тренинг как предварительный, параллельный или основной процесс по работе с запросом/симптомом.

Поскольку курс БОС тренинга сам по себе может привести к желаемым изменениям в состоянии клиента, было бы весьма разумно во многих случаях начинать работу с определенными видами запросов (например, теми, где очевиден невротический, психосоматический и т.п. компонент) именно с этого вида терапии. Во многих случаях есть основания ожидать выраженного позитивного результата уже после работы на уровне саморегуляции (БОС тренинга), что позволит сократить время психотерапии и сделает ее эффективней, поскольку таким образом будет заложены психофизиологические основания для формирования благополучного разрешения запроса.

Объективная оценка эффективности работы. Может осуществляться, в частности, при анализе данных тренингов по параметрам сердечного ритма за счет использования метода вариационной кардиометрии (ВКМ) [2]. Группе авторов [3] в результате исследования диагностических возможностей ВКМ удалось определить, что во время сеансов психотерапии в динамике параметров сердечного ритма у пациента происходят отчетливые сдвиги. Они пришли к выводу, что «используя сердечный ритм как интегральный показатель процессов регуляции, становится возможным получить оценку состояния адаптации организма в целом, функционирования вегетативной нервной системы в соматическом и психосоматическом аспектах, а также в аспекте поведенческой адаптации, построить "психокардиологический портрет" пациента». ВКМ может тем самым использоваться как индикатор глубины протекания

измененных состояний сознания, индукция которых используется в психокоррекционной работе, в т.ч. для психологической коррекции постстрессовых состояний.

Терапию состояний, связанных с избыточной вегетативной активацией, например, неврозов с тревожно-фобической симптоматикой и т.п., было бы полезно сопровождать, как минимум, диагностическим определением исходного и итогового уровня кожного сопротивления (мониторинг динамики кожно-гальванической реакции, КГР, средствами оборудования для БОС тренинга). Стабильное снижение значений КГР до нормативных в конце курса может помочь в оценке эффективности работы. [4,5] Для коррекции различных состояний, можно рекомендовать КГР-БОС тренинг.

2. Ведение базы проведенных сеансов-тренингов, предусмотренное программным обеспечением, дает возможность накапливать данные, сравнивать, обсуждать с коллегами и т.д., получая таким образом материал для анализа и осмысления процесса терапии, что нереализуемо в традиционном формате психотерапии.

3. Варианты интеграции метода БОС и различных модальностей психотерапии:

3.1. БОС и телесно-ориентированная терапия. Использование технологических и методических возможностей БОС позволяет углубить процессы терапевтической работы с телом до уровня функциональной системы или органа. За счет наблюдения в текущем времени реального состояния организма по выбранным физиологическим системам и произвольного влияния на них возрастает степень осознания тела и контакта с ним («с собой»), границы тела раздвигаются «внутри», появляется объективность анализа и возможность регистрации процесса. За счет БОС мониторинга или БОС тренинга возможна стимуляция некоторых видов деятельности. Так клиенты, обученные произвольно повышать уровень выраженности

биоэлектрической активности головного мозга, (в частности, альфа ритма) могут применять этот навык при выполнении различных динамических упражнений, применяемых, например, в практике пластикодрамы [6], в арт-терапии, музыке и пластических искусствах и др.

3.2. БОС и Гештальт подход. С учетом методологических оснований Гештальт подхода с акцентом на рост осознания, актуальности переживания «здесь и сейчас», холистичности Гештальт подхода и т.д., метод БОС дает возможность значительно обогатить процесс терапии за счет исследования различных психофизиологических аспектов запроса, построения рабочей гипотезы о содержании запроса по анализу динамики физиологического параметра, проверки гипотезы о дефицитарной потребности клиента, работе с терапевтической метафорой, с психологическими защитами и т.д. [7], оставаясь при этом в ключе Гештальт подхода.

3.3. БОС в семейной терапии и коучинге. Позволяет увеличить эффективность навыков взаимодействия и взаимопонимания в паре, команде, снизить конфликтность. Может быть реализован, например, посредством одновременного мониторинга психофизиологического реагирования участников на значимые стимулы, группового БОС тренинга на достижение общего результата за счет суммации усилий по индивидуальной саморегуляции и т.п..

3.4. БОС в практике трансовых методов терапии, в сопровождении занятий йогой, цигун и т.д..

Обеспечиваются мультипараметрические мониторинг и контроль за функциональным состоянием, стимулируется вход в терапевтический транс, исследуется контакт со значимым стимулом во время БОС тренинга на достижение трансового состояния. Могут быть использованы протоколы нейробиофидбека (ЭЭГ-БОС тренинг), респираторного БОС, протоколы обучения мышечной релаксации по БОС и т.д. мониторинг мышечного напряжения.

3.5. БОС в дыхательных практиках – обучение дыхательным практикам, переход на диафрагмальное дыхание с контролем грудного дыхания и других значимых параметров, например, параметров сердечного ритма, облегчение обучению видам дыхания с заданными временными и амплитудными характеристиками [8]

3.6. БОС в отработке профессиональных навыков психотерапевта. Обучение навыкам самоконтроля и саморегуляции в ходе терапевтической сессии. Актуально для психотерапевтических модальностей, делающих акцент на осознании терапевтом своего состояния и состояния клиента (например, Гештальт, НЛП) [9].

Введение сравнительно «невербального» БОС-тренинга в психотерапию особенно актуально в ряде типичных случаев, таких, как, например, отказ клиента работать в рамках психотерапии при очевидности психогенных источников его состояния; намерение клиента получить решение психотерапевтического запроса без эмоционального контакта с терапевтом; недостаток времени для установления глубоких терапевтических отношений; нарушение контакта клиента со своими чувствами (алекситимия и подобные состояния); недоверие клиента к «неизмеряемой» эффективности психотерапии и ее «несерьезному, разговорному» жанру.

В заключение хочется обобщить значимые особенности предложенного интегрального метода: добавление метода БОС терапии в практику различных психотерапевтических подходов может повысить их эффективность за счет введения в работу значительно более глубоких объективных данных о состоянии клиента, получаемый материал измеряем, может быть сохранен в базе данных. Такая интеграция облегчает и контролирует

доступ к неосознаваемым процессам, делает возможным контролируемое включение элементов трансовых или арт-техник; экологичен для клиента и повышает безопасность психотерапии, поскольку позволяет оценивать психофизиологическое состояние клиента, например, во время фрустрирующих интервенций терапевта.

Список литературы.

1. Психотерапевтическая энциклопедия./ Карвасарский Б.Д. [об.ред.] СПб.1999.
2. Тытарь Е. Т., Тытарь А. Д. Личностный тренинг “путь сердца” . Аппаратурный БОС-метод саморегуляции по кардиосигналу. В сборнике Вестник интегративной психологии. 2003 г. Выпуск 1, Ярославль-Москва. По материалам сайта <http://forum.myword.ru/index.php?/files/file/4834-vestnik-integrativnoi-psihologii-2003-g-vipusk-1/>
3. Р.Х.Гизатуллин, М.Е.Сандомирский, Д.А.Еникеев, А.С.Стоянов. Анализ variability сердечного ритма и его применение в психотерапии// Здравоохранение Башкортостана. 1998. NN 5-6. С. 136-142
4. Материалы сайта http://reacog.ru/html_ru/reacog_sw_BFBtypes.html
5. Астахова А.И. с соавт. Оценка эффективности проведения реабилитационных процедур БОС-тренинга. Сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции «Медицинские информационные системы «МИС-2004», Россия, Таганрог, 2004 г.
6. Никитин В. Пластикограмма: Новые направления в арт-терапии. Москва, 2003 г.
7. Астахова А.И. Кицина Т. БОС тренинг как инструмент терапевтического контакта. Сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции «Медицинские информационные системы «МИС-2008», Россия, Таганрог, 2008 г.
8. Астахова А.И. Применение респираторного БОС-тренинга при обучении дыхательным гимнастикам. Сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции «Медицинские информационные системы «МИС-2008», Россия, Таганрог, 2008 г.
9. Т.Щукин и соавторы. Саморегуляция терапевта. По материалам сайта wetware.ru/Treningi:Samoreguljaciya_terapevta

ХАРАКТЕРИСТИКИ ОКУЛОМОТОРНОЙ АКТИВНОСТИ И ЭЭГ ПРИ РАБОТЕ В КОНТУРЕ ИНТЕРФЕЙСА МОЗГ-КОМПЬЮТЕР НА ВОЛНЕ P300

И.А. Басюл^{1,2}, А.Я. Каплан¹

¹Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

²Институт психологии РАН

ivbasul@gmail.com

Brain computer interface (BCI) is a technology that allows to control computer programs or any devices without peripheral nervous and muscles. P300-based BCI is one of the simplest BCI system in studying and most effective in using. In order to make P300-based BCI more comfortable and effective we combined EEG registration and eyetracking during BCI session.

Введение

Интерфейс мозг-компьютер на волне P300 («ИМК-P300») - одна из разновидностей технологии управления компьютером или каким-либо другим устройством без участия периферических нервов и мышц. В основе этой технологии лежит анализ электроэнцефалограммы в ответ на различные стимулы (целевые и нецелевые). Изначально [1] данный тип ИМК использовал волну P300 — потенциал, связанный с событиями (ПСС), достигающий пика примерно через 300-400 мс после целевого стимула. Позже было показано, что ряд других компонентов ПСС также может способствовать выделению целевого символа в данном ИМК [2-4]. ИМК-P300 на данный момент является одним из лучших среди ИМК по скорости передачи информации, количеству доступных для выбора команд, кроме того, обучение работе с данным типом ИМК занимает совсем немного времени, большинство людей способны начать управлять этим типом интерфейса уже в первом сеансе работы.

Как правило, в существующих модификациях ИМК-P300 стимульной средой является определенный набор элементов, предъявляемых на экране компьютера. Чаще всего эти элементы сгруппированы в матрицу, а стимулами являются подсветки строк и столбцов этой матрицы. Очевидно, что данная стимульная среда должна, с одной

стороны, создавать должный уровень комфорта для пользователя (иначе продолжительная работа будет практически невозможна), с другой стороны — обеспечивать достаточно хороший «захват» и фиксацию зрительного внимания пользователя на определенных элементах в процессе работы. Тем более, что ранее нами была показана возможность [5], правда, на других типах интерфейсов, неосознаваемого оператором захвата его зрительного внимания, например, к цвету экрана монитора.

Для анализа этих свойств было бы крайне полезным совместить работу испытуемого в контуре ИМК-P300 с одновременным мониторингом направления его взора. Изучение поведения глазодвигательной системы в ходе работы человека в ИМК, особенно с подвижными зрительными сценами, тем более важно, что характер траектории взора при этом вскрывает динамику и стили взаимодействия оператора с экранными зрительными сценами в процессе освоения ИМК, а также собственно формирование навыка оптимального управления ИМК. Изучение этих характеристик позволит разработать оптимальные ИМК-P300, формирование навыка работы в которых может происходить наиболее естественно, с адекватными параметрами по скорости и надежности управления.

В настоящем исследовании впервые в практике изучения и создания ИМК-P300 выполнено исследование траекторий взора пользователя этого интерфейса. В докладе будут представлены результаты этого исследования в части: а) разработки собственно методики синхронной регистрации положений взора и ЭЭГ в

процессе работы с ИМК-Р300 и б) выявления возможных различия в ПСС и характеристиках окулomotorной активности при работе оператора ИМК-Р300 с одной и той же экранной сценой, но при двух разных типах произвольного позиционирования взгляда и привлечения внимания к целевым объектам этой сцены: когда внимание к объекту фиксируется волевым образом, или когда дополнительно ангажируется целевой работой с объектом.

Методы

В исследовании приняли участие 15 испытуемых в возрасте от 18 до 30 лет. Каждый из испытуемых работал в 3 режимах. Стимульная среда (рис. 1) во всех режимах была одинаковой: на экране компьютера предъявлялась матрица из 36 элементов (33 буквы алфавита и 3 служебные команды). Стимулами служили подсветки строк и столбцов матрицы на 180 мс, интервал между подсветками — 100 мс.

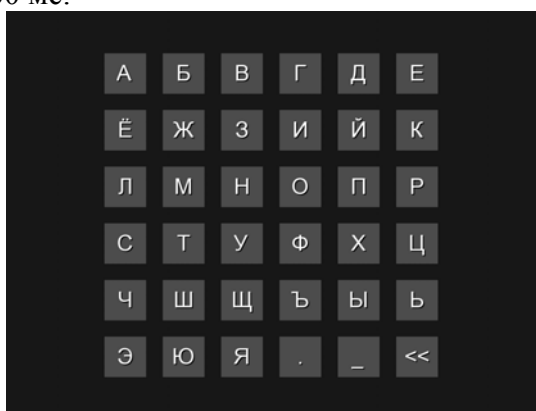


Рис. 1. Пример экрана, используемого в исследовании.

Режимы различались типом инструкции и обратной связи в процессе работы. В первом режиме от испытуемых требовалось смотреть на определенный символ и стараться не смотреть на остальные во время цикла подсветок. Элемент, на который требовалось смотреть, каждый раз задавался экспериментатором в виде устной команды. Всего в данном режиме испытуемые работали с 9 элементами матрицы. Во втором режиме испытуемые

должны были подсчитывать количество подсветок определенного элемента матрицы и после окончания цикла подсветок сообщать количество подсчитанных подсветок. Элементы, как и в предыдущем режиме, задаются экспериментатором устно, работа проводится с 9 элементами. Количество символов, подсветки которых были подсчитаны правильно и неправильно, сообщалось по окончании работы в данном режиме. Наборы элементов, с которым испытуемым нужно было работать в первых двух режимах были постоянными для всех испытуемых. В третьем режиме, после построения классификатора (линейный дискриминатор Фишера), испытуемым предлагалось набрать слово «исследование». Здесь испытуемым также требовалось внимательно подсчитывать количество подсветок соответствующей буквы, но результатом здесь уже был не ответ испытуемого с количеством подсветок, а успешный или неуспешный ввод соответствующей буквы.

ЭЭГ регистрировалась в 8 отведениях: Cz, Pz, O1, O2, PO3, PO4, PO7, PO8 с частотой оцифровки сигнала 500 Гц. Регистрация положения взгляда в процессе работы с ИМК осуществлялась на установке SMI HI-Speed с частотой 500 Гц. Синхронизация осуществлялась с частотой покадровой развертки (60 Гц).

Результаты

(1) Наибольшая амплитуда волны Р300 наблюдается в режиме, где испытуемые должны были подсчитывать количество подсветок (рис. 2).

Режимы 2 и 3 с точки зрения выполняемых действий являются полностью идентичными. Единственное различие — в форме обратной связи. Во 2-м режиме ее фактически нет, в то время как в 3-м режиме обратная связь осуществляется после каждого цикла подсветок (выбирается определенная буква), испытуемый может оценить, насколько внимательно он выполняет задание.

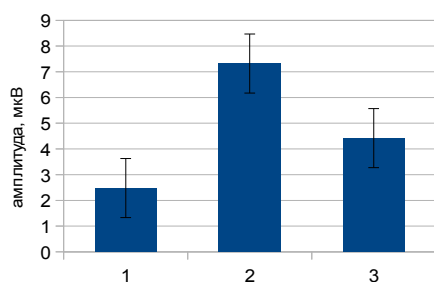


Рис. 2. Средние значения амплитуды потенциала P300 в отведении Pz для режимов: 1 — простое слежение за символом, 2 — подсчет количества подсветок символа, 3 — набор слова «исследование».

(2) Минимальное удаление от центра целевого символа наблюдается в режиме, где испытуемые просто следили за определенным символом, максимальная — когда нужно было подсчитать количество подсветок (рис. 3).

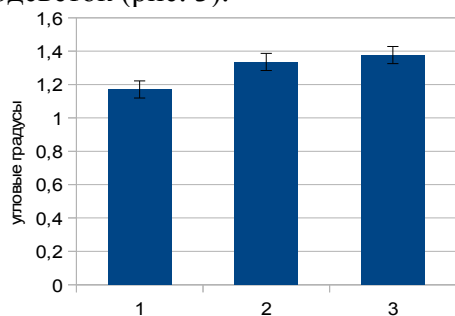


Рис. 3. Средние значения удаления траектории движения взгляда от центра целевого символа для режимов: 1 — простое слежение за символом, 2 — подсчет количества подсветок символа, 3 — набор слова «исследование».

(3) Минимальное среднеквадратичное отклонение дистанции между точками трека и центром целевого символа наблюдается в режиме подсчета подсветок (рис. 4).

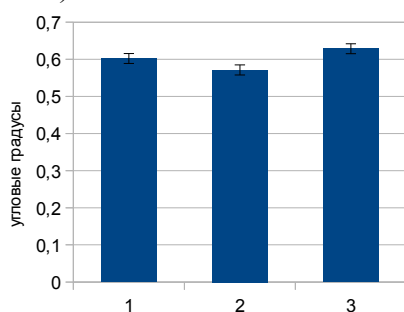


Рис. 4. Средние значения удаления траектории движения взгляда от центра целевого символа для режимов: 1 — простое слежение за символом, 2 — подсчет количества подсветок символа, 3 — набор слова «исследование».

Данный параметр показывает, насколько взор был «сконцентрирован» вокруг целевого символа, насколько стабильно было положение взгляда.

Заключение

Была разработана методика синхронной регистрации ЭЭГ и положения взгляда в процессе работы в ИМК-P300, позволяющая изучать характеристики не только ПСС, но и окулomotorной активности пользователей. Это может обеспечить дополнительные возможности оптимизации систем подобного рода.

Анализ амплитуды P300 в различных режимах работы выявил, что максимальная амплитуда наблюдается при внимательном подсчете подсветок, но без обратной связи. Существенных отличий в характеристиках окулomotorной активности испытуемых в исследованных режимах обнаружено не было. Вероятно, для детального анализа возможных эффектов различных инструкций или стимульных сред необходимо проведение дополнительных исследований.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке фонда «Сколково» (грант 1110034).

Список литературы

1. Farwell LA, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing ... *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1988; 70:510–23.
2. Shishkin S.L., Ganin I.P., Basyul I.A. et al. N1 wave in the P300 BCI is not sensitive to the physical characteristics of stimuli // *J. Integrative Neuroscience*. 2009. V. 8. P. 471–85.
3. Bianchi L, Sami S, Hillebrand A, Fawcett IP, Quitadamo LR, Seri S. Which physiological components are more suitable for visual ERP based brain-computer interface? A preliminary MEG/EEG study. *Brain Topogr.* 2010;23:180–5.
4. Krusienski DJ, Sellers EW, McFarland DJ, et al. Toward enhanced P300 speller performance. *J Neurosci Methods*. 2008 Jan 15;167(1):15–21.
5. Kaplan A.Ya. et al., Unconscious operant conditioning in the paradigm of brain-computer interface based on color perception. *Intern. J. Neuroscience*. 2005. 115: p. 781–802.

ЭЭГ-КОРРЕЛЯТЫ ПРОИЗВОЛЬНОЙ МЫСЛИТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ВЕРБАЛЬНОГО СОДЕРЖАНИЯ

О.М. Бахтин, В.Н. Киров, Е.В. Асланян, Д.М. Лазуренко

НИИ Нейрокибернетики им. А.Б.Когана ЮФУ

kiroy@krinc.ru

The processes of local and spatial synchronization of the human brain in mental implementation of verbal activity was investigated. It was shown that allocated saccades of the thought-reading of verbal material and patterns of synchronization of biopotentials specific to the different stages of cognitive process.

Известно, что чтение текста, равно, как и рассматривание изображения, предъявляемого визуально, обслуживаются саккадическими движениями глаз [1,2,3,]. Их регистрация позволяет идентифицировать основные этапы обработки информации, связанные с чтением или распознаванием образа [4, 5]. В случае, если временной интервал, в течение которого предъявляется зрительный стимул, оказывается меньше необходимого для того, чтобы он был опознан, субъект восприятия вынужден оперировать с его копией, хранящейся в кратковременной памяти. Последнее может приводить к появлению уточняющих или корректирующих саккад, связанных с рассматриванием этой копии. Они могут являться объективными маркерами наличия и этапа мысленного процесса и позволить избежать ряд методических сложностей, возникающих в такого рода исследованиях [6].

Методика

В экспериментах участвовали обследуемые в возрасте 21-25 лет (4 человека). На экране монитора им предъявляли слога, хаотично разбросанные в пределах 20 угловых градусов от центра экрана, из которых они должны были составить слова. Предъявлению слогов предшествовал предупредительный сигнал, представлявший собой красный крест в центре экрана, через 200 мс после которого в течение 800 мс экспонировался тестовый стимул. После распознавания слова

обследуемый должен был нажать на клавишу мыши. Временной интервал, отводимый для распознавания слова, составлял 5 с. Демонстрация стимульного материала осуществлялась в автоматическом режиме со случайным характером предъявления слов. Каждое слово предъявлялось пять раз.

Регистрация ЭЭГ осуществлялась монополярно относительно объединенных ушных электродов от 14 отведений (F3, F4, F7, F8, C3, C4, T5, T6, T3, T4, P3, P4, O1, O2) по системе 10-20 («Энцефалан-131-03», «Медиком МТД», г. Таганрог, Россия). Дополнительно регистрировали моменты нажатия на кнопку и электроокулограмму (ЭОГ) в 2 отведениях для идентификации горизонтальных и вертикальных движений глаз.

Весь фрагмент ЭЭГ, соответствующий успешному распознаванию слова, условно делился на несколько участков. Первый («решение», Р) соответствовал фрагменту записи от момента исчезновения изображения до нажатия на кнопку. Второй («между», М) выбирался от момента исчезновения изображения до появления первой корректирующей, «мысленной» саккады. И, наконец, третий фрагмент («после», П) представлял собой отрезок ЭЭГ после корректирующей, «мысленной» саккады до нажатия на кнопку. Все фрагменты, соответствующие определенному типу, автоматически объединялись в один фрагмент, что позволяло рассчитывать значения когерентности (Ког) для симметричных и внутрислоушарных пар отведений. Одновременно оценивалась спектральная мощность (СпМ) в частотных полосах, соответствующих тета-(3,5-7,5 Гц), альфа-(7,5-13,5 Гц), бета-1-(13,5-19,5 Гц), бета-2-(19,5-30,0 Гц), гамма-1-(30,0-45,0 Гц) и гамма-2-(52,0-69,0 Гц) ритмам. Массивы вычисленных значений Ког подвергались

Z-преобразованию, значений СпМ – log-трансформации с целью приближения к нормальному распределению. В дальнейшем совокупность данных подвергалась процедуре ANOVA-анализа, в рамках которого использовался метод повторных измерений (Repeated Measures Analysis of Variance). Дизайн процедуры представлял план СхРхОт, где С – фактор анализируемых фрагментов записи (градации: интервалы Р, М, П); Р – фактор ритмов ЭЭГ (градации: тета, альфа, бета1, бета2, гамма1 и гамма2); С – фактор, включающий в себя отведения (градации: F3, F4, F7, F8, C3, C4, T5, T6, T3, T4, P3, P4, O1, O2). Все вычисления осуществлялись для всей группы обследуемых.

Достоверность влияний основных факторов и их взаимодействия, а также достоверность различий оценивалась с учетом поправки Гринхауза-Гайзера. При уровне значимости $p \leq 0,05$ различия рассматривались как достоверные, при $0,05 < p \leq 0,08$ – как существенные (тренд).

Результаты исследований

Обследуемые успешно справлялись с выполнением задания, причем количество правильных ответов было в пределах 80-90 %. Среднее время формирования слова составило - $1,13 \pm 0,61$ сек. Таким образом, в основном задание выполнялось после выключения экспонирования слогов.

При выполнении задания у обследуемых регистрировались саккады, причем как во время экспонирования стимулов, так и во временном интервале, длящемся после выключения экспонирования до момента нажатия на кнопку. В последнем случае по ряду признаков (амплитуда, длительность, зависимость от расположения слогов на экране монитора и др.) они могли быть отнесены к так называемым саккадам возврата (1, 2, 4), а их возникновение могло быть обусловлено необходимостью повторного «прочтения» (уже на основании следов, хранящихся в памяти) слогов для корректировки решения. Мы обозначали их как «саккады мысленной перцепции» или «мысленные» саккады (рис. 1).

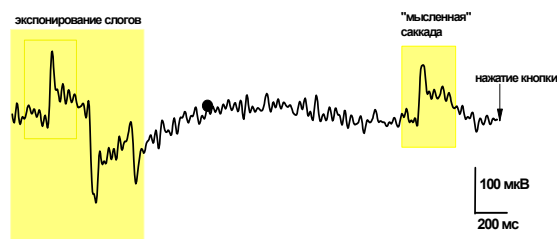


Рисунок 1. Графическое представление ЭОГ при рассматривании слогов на экране монитора и их «мысленных» образов

Спектральные характеристики ЭЭГ

Многофакторный дисперсионный анализ показал, что по спектральным характеристикам этапы Р и П достоверно отличались ($F_{P-P} (1; 68) = 9,233$ $p = 0,0082$). Этап М достоверно не отличался ни от Р ($F_{P-M} (1; 65) = 0,265$ $p = 0,11$), ни от П ($F_{P-P} (1; 21) = 2,7095$ $p = 0,1146$). Более детальный анализ с использованием процедуры planned comparisons показал, что различия между Р и П были связаны с медленными и быстрыми диапазонами частот и практически не затрагивали альфа-частоты (рис. 2), причём эти различия проявлялись в 9 отведениях из 14.

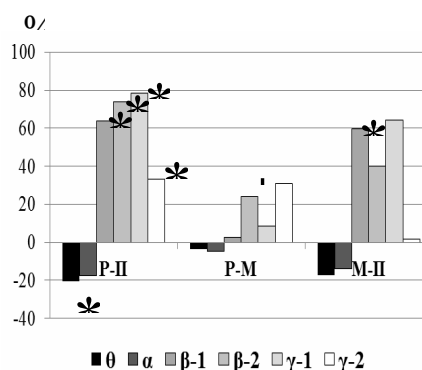


Рис. 2. Различия (в %) показателей СпМ ЭЭГ, зарегистрированной на разных этапах обследования. Обозначения: * – достоверно ($p \leq 0,05$); + – тренд ($0,05 < p \leq 0,08$).

Однофакторный анализ показал, что различия П, с одной стороны, и Р и М – с другой, были связаны, в первую очередь, с задними (затылочными, теменными и задневисочными) областями коры (Рис.3). В этих областях в П СпМ тета-частот была ниже, а бета и гамма-частот – выше, чем на остальных этапах.

Различия, связанные с быстрыми частотами, помимо перечисленных выше, затрагивали также центральные, височные

и правую заднелобную (F8) области коры. Особенно отчетливо это проявлялось при сравнении Р и П.

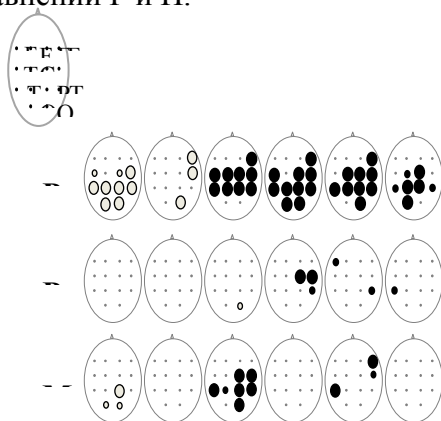


Рис. 3. Различия между СпМ ЭЭГ на разных этапах обследования. Обозначения: тёмные круги – рост СпМ, светлые – снижение, большие круги – достоверные различия ($p \leq 0,05$), малые – тренд ($0,05 < p \leq 0,08$).

М отличался от Р большей СпМ бета-2-частот в электрограммах правых центральной (С4) и височных (Т4, Т6) областей коры. От П – более существенной выраженностью тета-частот в ЭЭГ правой теменной (Р4) и затылочных (О1, О2) областей коры и гамма-1-частот – в электрограммах правых нижнелобной, височной (F8, Т4) и левой нижнетеменной (Т5) зон, и менее существенной – бета-1-частот в электрограммах правого центрального (С4), височных (Т4, Т5, Т6), теменных и правого затылочного отведений.

Пространственная синхронизация ЭЭГ

ANOVA – анализ (процедура Repeated Measures при фиксированных ритмах и отведениях) выявил достоверные различия на уровне Main – эффекта ($dF(1,3)$, $F=1.07$, $p < 0.38$) между П и. а также П и Р. Использование процедуры planned comparisons (ритмы фиксированы) позволило выделить пары отведений, Ког ЭЭГ которых различалась в П, Р и М, а именно, О1-Т5, О1-Т3, О1-С3, О1-Ф7, О1-Ф3, О2-С3, О2-Ф7, О2-Ф3, Р4-Ф3, Р3-Т3, Р3-С3, Р3-Ф7, Р3-Ф3, Т6-Ф7, Т6-Ф3, Т5-Ф3, С3-Ф3.

Сравнения значений Ког позволило обнаружить достоверные различия между М-П и Р-П (соответственно, $F=13.21$, $p < 0.0016$ и $F=17.12$, $p < 0.0005$).

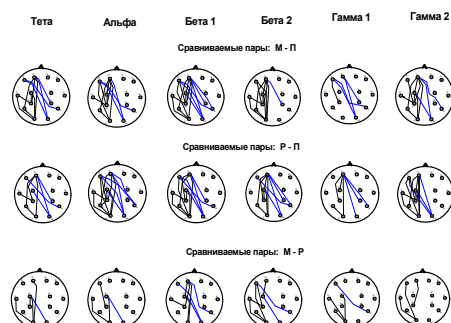


Рис. 4. Графическое изображение пар отведений, уровень когерентности которых позволяет достоверно разделять идентифицированные фрагменты ЭЭГ

Таким образом, выделены пары отведений (рис. 4), формирующие на разных ЭЭГ-частотах паттерны пространственной синхронизации, характерные для разных типов анализируемых электрограмм. В указанных паттернах при всех сравнениях преобладают отведения левого полушария, что связано, по-видимому, с вербальным характером задания. Следует также отметить как общий признак наличие межполушарных взаимодействий между задними отделами правого полушария и лобными отделами левого полушария, за исключением пары М-Р на гамма-2-частотах.

Выявленные достоверные различия между сравниваемыми фрагментами ЭЭГ базируются на усилении синхронизации между ключевыми отведениями на этапах Р и М, по сравнению с этапом П, во всех частотных диапазонах.

При сравнении М и Р показано, что в Р во всех частотных диапазонах более высокий уровень синхронизации демонстрируют пары, включающие затылочные (о1 и о2), центрально-теменные (с3, т3) и заднелобные (f7) отведения. В М синхронизация выше

между теменными и центральными отведениями левого полушария

На рисунках 5-6 приведены примеры пространственно-временного картирования мгновенных амплитуд разных областей коры, зарегистрированной на разных этапах деятельности.

Быстрое и успешное выполнение задания (рис.5) характеризовалось повышением активности в период рассматривания слогов и в период, предшествующий моменту нажатия на кнопку. При длительном, но успешном выполнении задания (рис.6) аналогичное повышение активации фиксируется в период рассматривания слогов и в период, предшествующий возникновению возвратной («мысленной») саккады.

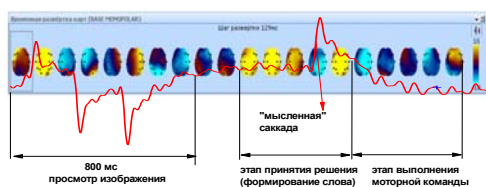


Рис. 5. Картирования пространственно-временной динамики амплитуд ЭЭГ-активности и динамики формирования горизонтальных саккад

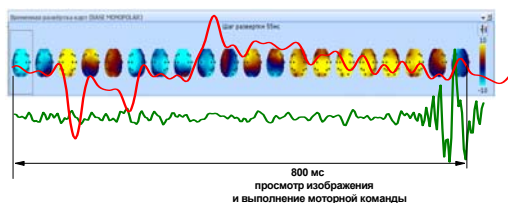


Рис. 6. Пример картирования пространственно-временной динамики амплитуд ЭЭГ-активности и динамики формирования вертикальных саккад

Заключение

Результаты представленных здесь экспериментов позволяют сделать некоторые выводы:

1. При длительных временных интервалах формирования семантически значимых слов регистрируются саккады, которые обусловлены мысленным прочтением по памяти слогов.
2. Эти саккады позволяют выделять на записи ЭЭГ этапы непосредственно мысленной деятельности.

3. Картирование пространственно-временного распределения мгновенных амплитуд ЭЭГ в процессе выполнения задания показывает локальное усиление активации привязанное к моментам саккадических движений

4. Выделенные нами этапы восприятия слогов и их семантической обработки и формированием исполнительной команды формируют специфические пространственно-временные паттерны локальной и пространственной синхронизации биопотенциалов, что согласуется с данными о роли правого и левого полушарий в анализе вербальной и пространственно-конструктивной информации (7, 8, 9, 10).

Список литературы

1. Назаров А.И., Мещерякова Б.Г. Движение глаз в процессе чтения //Психологический журнал Международного университета природы, общества и человека «Дубна» 2009.-№ 2.- с.1-12.
2. Radach R., Kennedy A. (2004) Theoretical perspectives on eye movements in reading: Past controversies, current issues, and an agenda for future research.// European Journal of Cognitive Psychology, vol.16, № ½, p.3-26.
3. Ruz M., Madrid E., Lupianez J., Tudela P. High density ERP indexed of conscious and unconscious semantic priming //Cogn. Brain Res. 2003. 17. 719-731.
4. S.-N. Yang, G.W. McConkie Eye movements during reading a theory of saccade initiation time //Vision Research.- 2001.- t.41. P.3567-3585.
5. Keith Rayner, Barbara Juhasz, Jane Ashby, Charles Clifton Jr. Inhibition of saccade return in reading //Vision Research.- 2003.- t.43. P.1027-1034.
6. В.Н. Кирой, Б.М. Владимирский, Е.В. Асланян, О.М. Бахтин, Н.Р. Миняева Электрографические корреляты реальных и мысленных движений: спектральный анализ // Ж. высш. нерв. деят.- 2010. –т.60. №5. с.517-525.
7. Хомская Е.Д. Об асимметрии блоков мозга. Нейропсихология сегодня. М.:Изд-во МГУ. 1995. С. 14-37.
8. Разумникова О.М. Мышление и функциональная асимметрия мозга. Новосибирск:Изд-во СО РАМН. 2004. 272 с.
9. Симонов П.В. Лекции о работе мозга. М.:Изд-во Института психологии. 1998. 94 с.
10. Иваницкий А. М. Фокусы взаимодействия, системы информации, психическая деятельность. Журн. Высш. Нервн. Деят. 1993. Т. 43. № 2. С. 212-228.

СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД К КЛАССИФИКАЦИИ СПЕКТРАЛЬНЫХ ПАТТЕРНОВ ЭЭГ ДЛЯ ИНТЕРФЕЙСОВ МОЗГ-КОМПЬЮТЕР

А.Н. Васильев, С.П. Либуркина, Ю.О. Нуждин, А.Я. Каплан

Биологический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

anatoly@anvmail.com

Brain-computer interface (BCI) allows the use of brain activities for people to directly control external devices without participation of any peripheral nerves and muscles. It is possible to use electroencephalogram (EEG) changes induced by different mental states as a control command. In this research, we take a statistical (Bayesian) approach to classification of mental states based on spectral features of EEG.

Введение

Основная идея интерфейса мозг-компьютер (ИМК, brain-computer interface BCI) заключается в создании канала связи, посредством которого индивидум может осуществлять взаимодействие с внешними устройствами без использования периферической нервной системы и мышц. Внутренняя активность головного мозга служит управляющим элементом, а модель ИМК определяет способ ее трансляции и преобразования в управляющий сигнал.

В последние несколько лет наибольший интерес направлен на парадигму эндогенных асинхронных ИМК [1, 2]. В отличие от экзогенных, в эндогенных интерфейсах управляющий сигнал возникает исключительно под действием внутренних стимулов – желаний и волевых усилий пользователя, изменяющих режим функционирования мозга или отдельных его элементов. Основными преимуществами такого типа интерфейсов являются (а) обеспечение более естественного управления вследствие независимости от внешних стимулов (б) возможность работы в асинхронном режиме, когда управляющий сигнал возникает в произвольный, определяемый только пользователем момент, не зависящий от готовности к нему приемника сигнала.

Одной из ключевых проблем в данной области является выбор оптимальной методики классификации состояний на основании их ЭЭГ паттернов.

К текущему моменту широкое распространение получили линейные (linear) и нелинейные (non-linear) классификаторы, не позволяющие достичь необходимого уровня точности и универсальности в работе ИМК. В настоящей работе делается попытка применения классификатора, работающего по принципу порождающей модели (generative model), основой которой является статистическое распределение величин спектральных характеристик ЭЭГ, описывающих паттерны внутренних состояний мозга человека.

Методика

В нашем исследовании был применен метод электроэнцефалографии (ЭЭГ) с 14 отведениями по модифицированной международной системе «10-20». Регистрация ЭЭГ производилась на энцефалографе NVX-52. Частота дискретизации записи составляла 500 Гц. К данным применялся частотный фильтр в диапазоне 2-35 Гц. Для усиления и фильтрации сигнала, а также для записи данных была использована программа BCI2000 [3] с интегрированным драйвером NVX-52. Анализ и полученных данных осуществлялось в среде программы MATLAB 2011a (MathWorks). Для статистической обработки и представления данных использовались программы Statistica 8.1 (StatSoft) и Microsoft Office Excel 2010.

В исследовании приняли участие 12 студентов в возрасте 20-25 лет.

В качестве внутренних состояний в нашей модели ИМК, были использованы поверхностные движения (квази-движения

[4]), воображение движений и двигательный покой [5].

Для каждого испытуемого эксперимент состоял из выполнения двух последовательных задач по следующим схемам. В рамках первой задачи человеку предлагалось воспроизводить одно из перечисленных выше состояний в ответ на предъявление на мониторе соответствующего стимула (это - тренировочные попытки во время обучающей сессии). Согласно второй схеме, испытуемому сообщалось о связях двух его внутренних состояний с направлением движения (вверх-вниз) шара на дисплее, а задача заключалась в управлении этим шаром в заданную в начале попытки сторону (это – рабочие попытки).

Результаты

Для выявления изменений электрической активности мозга при различных внутренних состояниях были использованы пространственные фильтры (spatial filters), определяющие схему выходных каналов как линейную комбинацию сигналов регистрируемых отведений. Так же были опробованы различные вариации алгоритма индивидуальной оптимизации этих фильтров (CSP, common spatial patterns [6]).

В этой работе сделан акцент на согласование стадий выявления и классификации ключевых спектральных паттернов, характеризующих то или иное состояние. Это проявлялось в использовании одного алгоритма преобразования данных для обеих стадий.

Данные обучающей сессии подвергались спектральному разложению в перекрывающихся окнах по методике быстрого оконного преобразования Фурье (БПФ). Такой подход дает представление не только о средних или максимальных амплитудах/мощностях спектральных компонентов (частот разложения) сигнала, но и о распределении их значений для каждого отдельного состояния. Таким образом, мы делаем предположение о соответствии режиму работы мозга не

просто среднему значению спектрального компонента, но функции плотности его вероятности. Для оценки изменения этих вероятностей мы подсчитывали сдвиг функций плотности, сравнивая их перцентили для значений мощности компонентов при переходе от одного состояния к другому.

Для наиболее различающихся между состояниями спектральных компонентов по обучающей выборке восстанавливались функции плотностей их распределений. Сумма таких функций для нескольких состояний в каждой своей точке описывает полную вероятность значения мощности на множестве, характерном для этих состояний. Таким образом, вероятность отнесения состояния к классу 1 (при двух классах 1 и 2) при значении мощности A $P(1|A)$ равна:

$$P(1|A) = \frac{P(A|1)}{P(A|1) + P(A|2)} \quad (1)$$

Где $P(A|1)$ и $P(A|2)$ – вероятности мощности A для класса 1 и 2 соответственно.

Эта вероятность – т.н. апостериорная вероятность, оценивает гипотезу о принадлежности данного состояния к классу 1, если выпадает определенное значение мощности. Такие функции (1), полученные для спектральных элементов, наиболее отличающихся между состояниями, будут образовывать профили этих состояний, по которым они могут быть классифицированы:

$$P(i|A, B, \dots, N) = \frac{\prod_{n=A}^N P(n|i)}{\sum_{i=1}^k \left\{ \prod_{n=A}^N P(n|i) \right\}} \quad (2)$$

Где $P(n|i)$ – вероятность мощности n для класса i .

Апостериорная вероятность отнесения состояния при комбинации значений выбранных n компонентов спектра к одному из k классов (2) является выходным параметром классификатора. Это значение используется как сила управляющей команды, исходящей от пользователя. Иначе говоря, подаваемая команда тем четче, чем точнее

воспроизводится паттерн ЭЭГ, описывающий какое-либо состояние из обучающей сессии.

На следующем этапе данные, соответствующие неудачным попыткам, целевые состояния которых известны, суммируются с данными обучающей сессии, после чего классификатор полностью пересчитывается заново. Вклад рабочих попыток при суммировании их с тренировочными определяется весовыми коэффициентами, отражающими (а) уверенность испытуемого в качестве исполняемой попытки (принцип «активного» тренинга [7]) и (б) степени соответствия полученных параметров таковым для воспроизводимого состояния по текущей версии классификатора. При этом наибольшую ценность (вес) имеют попытки, которые не привели к должной классификации, и в точности воспроизведения которых уверен пользователь. Такой механизм обеспечивает взаимное обучение и коадаптацию машины и пользователя, при которых компьютер подстраивается под изменчивость паттернов внутренних состояний, а человек учится их стабильному и четкому воспроизведению.

В настоящее время ведется работа по оптимизации методики для трех и более одновременно классифицируемых состояний.

Заключение

В настоящей работе делается вывод об эффективности применения нескольких

типов пространственной фильтрации. А также предлагается оригинальный метод выявления и классификации спектральных паттернов ЭЭГ, вызванных внутренними состояниями индивида.

Разработанная методика успешно применена в парадигме эндогенного ИМК с двумя одновременно классифицируемыми состояниями и потенциально не имеет ограничений на их количество.

Работа выполнена при поддержке фонда «Сколково», грант № 1110034.

Список литературы

1. Nicolas-Alonso, L.F. and J. Gomez-Gil, *Brain computer interfaces, a review*. Sensors (Basel), 2012. 12(2): p. 1211-79.
2. Kaplan, A.Y., et al., *Unconscious operant conditioning in the paradigm of brain-computer interface based on color perception*. Int J Neurosci, 2005. 115(6): p. 781-802.
3. Schalk, G., et al., *BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system*. IEEE Trans Biomed Eng, 2004. 51(6): p. 1034-43.
4. Nikulin, V.V., et al., *Quasi-movements: a novel motor-cognitive phenomenon*. Neuropsychologia, 2008. 46(2): p. 727-42.
5. Cincotti, F., et al., *The use of EEG modifications due to motor imagery for brain-computer interfaces*. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2003. 11(2): p. 131-3.
6. Ramoser, H., J. Muller-Gerking, and G. Pfurtscheller, *Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement*. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000. 8(4): p. 441-6.
7. Li, J. and L. Zhang, *Active training paradigm for motor imagery BCI*. Exp Brain Res, 2012.

ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР НА ВОЛНЕ P300 СО СТИМУЛАМИ, ПРЕДЪЯВЛЯЕМЫМИ НА ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТАХ

И.П. Ганин¹, С.Л. Шишкин^{1,2}, Р.К. Григорян¹, А.Я. Каплан¹

¹ Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

² Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»

ipganin@mail.ru, <http://brain.bio.msu.ru>

We present a new modification of the P300 BCI with stimuli presented on moving objects. Sufficient accuracy and high interest were observed along multisession use of this BCI in single- and triple-trial modes. Some data were obtained in support of a hypothesis that BCI performance can be improved by better visual stimuli selection and modification of classification algorithms depending on stimulus position in a presentation sequence.

Введение

Интерфейс мозг-компьютер на основе волны P300 («ИМК-P300») – неинвазивная технология управления компьютером без помощи мыщц, в основу работы которой положен анализ различий реакций мозга в ответ на целевые и нецелевые стимулы. Изначально [1] этот ИМК был нацелен на использование волны P300 потенциалов мозга, связанных с событиями (ПСС), возникающей примерно через 300 мс после начала целевого стимула. Однако позже было показано, что распознаванию целевого стимула в данном ИМК могут способствовать и другие компоненты ПСС [2-4]. ИМК-P300 является одним из лидеров среди ИМК по скорости передачи информации и, кроме того, позволяет пользователю выбирать из большого списка команд или печатать текст. Подавляющее большинство людей способно начать управлять этим интерфейсом уже в первом сеансе работы.

Во всех существующих модификациях ИМК-P300, касающихся стимульной среды (напр., [5-8]), стимулы располагались в фиксированных позициях экрана, чаще всего в виде матрицы. Такой статичный интерфейс может несколько ограничивать применение данной технологии. ИМК, в которых было бы возможно предъявлять стимулы на движущихся объектах, могли бы стать более востребованными для управления протезами конечностей и

подвижными роботами, позволив размещать объекты управления прямо на самих устройствах. Стимулы на движущихся объектах больше подошли бы для внедрения ИМК-управления в видеоигры, чем статичные стимулы. Мы показали отсутствие влияния на ПСС движения стимулов со скоростями до 10°/сек [9], однако позиции стимулов внутри движущейся матрицы в этой работе были по-прежнему фиксированы.

Автоматизации навыков работы с ИМК-P300 может мешать слишком отставленная от начала ввода команды пользователем – часто на десятки секунд – обратная связь в форме результата распознавания его мыслительных действий. В период ввода команды пользователь должен постоянно удерживать свое внимание на целевом стимуле и стараться не обращать внимания на остальные стимулы. На протяжении этого времени внутреннее состояние пользователя может меняться, при этом в случае возникновения ошибки ему будет неясно, какие из вариаций привели к неправильному распознаванию. Поэтому перспективным резервом для увеличения скорости ИМК и уменьшения времени его отклика в ответ на действия пользователя является предъявление стимулов с минимально возможным повторением, вплоть до однократного предъявления (single-trial).

В данной работе были поставлены следующие задачи:

(1) Разработать методику предъявления стимулов в ИМК-P300 на подвижных объектах и оценить характеристики работы такого ИМК с небольшим числом предъявлений стимулов.

(2) Выяснить, насколько визуальные характеристики стимулов могут влиять на точность работы и ПСС в таком ИМК.

(3) Выявить возможные различия реакций на отдельные целевые стимулы в режимах с их однократным и трехкратным предъявлением.

Методы

В исследовании приняли участие две группы испытуемых в возрасте от 19 до 23 лет. Одна группа работала в режиме с однократным предъявлением стимулов ($n=6$), другая группа – с трехкратным ($n=6$). Каждый испытуемый участвовал в четырех сессиях, проводимых в разные дни с минимальным интервалом в два дня.

Использовалась разработанная нами игровая модификация ИМК-Р300 с движущимися объектами (рис. 1). ЭЭГ регистрировалась в Cz, Pz, PO7, PO8, O1 и O2. В каждой сессии после настройки классификатора (линейный дискриминатор Фишера) начиналась основная часть, где испытуемым предлагалось собирать картинки из отдельных фрагментов. Каждая картинка состояла из девяти фрагментов, которые помещались на отдельных объектах-шарах,двигающихся со скоростью 5,4°/с. Стимулом служила подсветка (увеличение яркости) на 125 мс. Одна стимульная последовательность состояла из подсветок одного целевого и восьми нецелевых шаров в случайном порядке. Для удобства нахождения целевого шара каждый шар был помечен буквой. Шары становились целевыми в алфавитном порядке. Работа с одним целевым шаром составляла один блок, в котором одной группе испытуемых давалась одна, а другой – три стимульные последовательности.

При выборе каждого целевого шар испытуемый сам запускал начало подсветок нажатием на кнопку мыши. Это было сделано, чтобы позволить испытуемому начинать работу с шаром, как только он находил его среди других шаров и чувствовал себя «готовым» к работе с ним. Испытуемые должны были внимательно следить за целевым шаром и мысленно отметить момент его подсветки в случае однократного предъявления, а в

случае трехкратного предъявления – мысленно считать его подсветки. После окончания стимуляции испытуемому показывалось, какой шар был распознан классификатором. Если это был целевой шар, картинка в правой части экрана дополнялась соответствующим элементом, и целевым становился следующий шар. В противном случае засчитывалась ошибка, а целевым оставался тот же шар. Одна игра предполагала работу с одной картинкой, которая продолжалась до успешного выбора всех девяти фрагментов, либо до набора десяти ошибок. В каждой сессии испытуемый проходил десять таких игр.

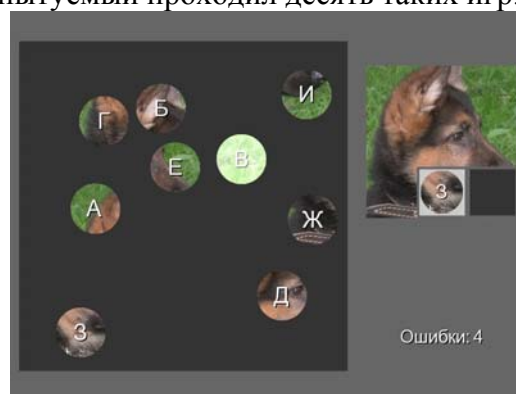


Рис. 1. Пример экрана игрового ИМК-Р300, используемого в эксперименте. В данный момент подсвечен шар с буквой «В».

Результаты

(1) Разработанная игровая модификация ИМК-Р300 с движущимися объектами позволила всем испытуемым работать с приемлемым уровнем точности и обеспечила высокий и стабильный уровень интереса в течение всех сессий.

Средняя точность работы испытуемых по всем сессиям в группе с однократным предъявлением составила $52 \pm 10\%$, и была меньше ($F(1,10) = 11,1, p = 0.008$), чем в группе с трехкратным предъявлением – $74 \pm 13\%$ (случайный уровень равнялся 11%, так как один шар выбирался из девяти) (рис 2). Точность, пересчитанная с учетом только одной попытки на каждый шар (не учитывались все последующие попытки с этим шаром, если первая попытка была неудачной), составила в этих группах $65 \pm 7\%$ и $81 \pm 9\%$, соответственно. Точность

для каждой группы практически не менялась от сессии к сессии ($\lambda = 0,80$, $F(3,8) = 0,7$, $p = 0,59$).

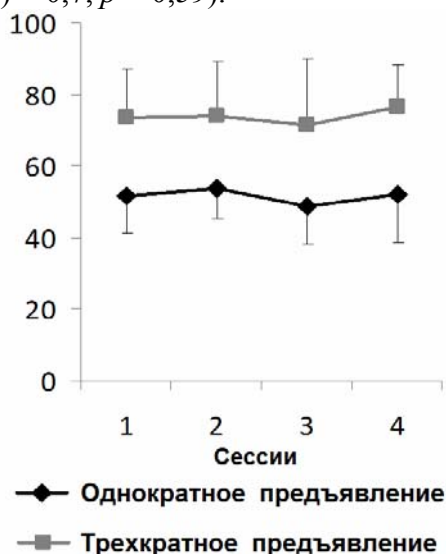


Рис. 2. Точность работы испытуемых в игровом ИМК-Р300.

Интерес испытуемых к заданию оценивался с помощью визуальной аналоговой шкалы с крайними значениями «не интересно» (0) и «чрезвычайно интересно» (100). Средний интерес в течение четырех сессий в группе с однократным предъявлением колебался от $72 \pm 18\%$ до $79 \pm 12\%$, а с трехкратным предъявлением – от $64 \pm 14\%$ до $75 \pm 18\%$. Интерес не менялся значимо в течение сессий ($\lambda = 0,79$, $F(3,8) = 0,71$, $p = 0,6$) и не отличался между двумя группами ($F(1,10) = 0,86$, $p = 0,4$).

(2) Ошибки при работе в ИМК-Р300 могут быть связаны с тем, что работе с некоторыми стимулами мешали визуальные особенности этих стимулов.

Большинство испытуемых сообщали об увеличении числа ошибок при работе с особенно «неудачными» шарами (например, очень яркими). Действительно, почти у всех испытуемых наблюдалось повышенное число повторных ошибок на некоторых шарах, о чем говорит повышенная точность, пересчитанная с учетом только одной попытки на шар. Однако корреляция между яркостью шара и точностью оказалась незначимой. Чтобы проверить гипотезу о том, что работа с некоторыми шарами все же ведет к повышенному числу ошибок, мы из общего

числа шаров (432) отобрали 36 шаров с максимальным числом ошибок («плохие» шары) и 43 шара – с минимальным («хорошие» шары) по всем испытуемым в группе с однократным предъявлением стимулов. ПСС испытуемых группы с трехкратным предъявлением стимулов были усреднены отдельно по «хорошим» и «плохим» шарам. Средняя амплитуда P300 при работе с «хорошими» шарами оказалась выше, чем при работе с «плохими» (рис. 3). Для оценки значимости эффекта мы провели перестановочный тест с измерением разности амплитуд при 1000 случайных разбиений шаров на группы для каждого из шести испытуемых. У двух из шести испытуемых различие амплитуд (более высокая амплитуда в ответ на «хорошие» шары, чем на «плохие») оказалось значимым ($p = 0,041$ и $p = 0,001$). Полученные предварительные данные могут свидетельствовать о том, что визуальные характеристики стимулов способны влиять на результативность работы в ИМК-Р300.

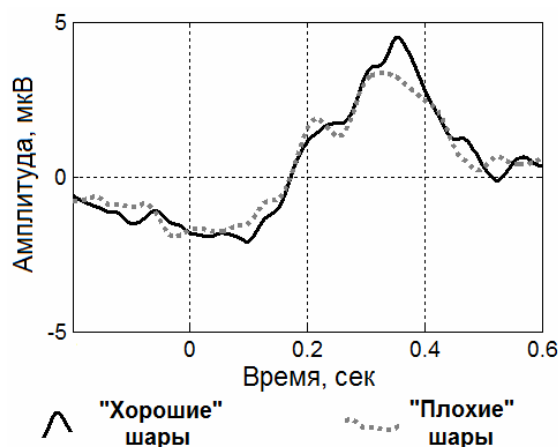


Рис. 3. Усредненные по группе с трехкратным предъявлением стимулов ($n=6$) ПСС в ответ на «хорошие» и «плохие» шары (отведение Pz).

(3) Амплитуда волны P300 была больше в режиме с однократным предъявлением стимулов, чем с трехкратным. В группе с трехкратным предъявлением амплитуда P300 была выше в ответ на первое предъявление стимула, чем на второе и третье. Эти различия, однако, не привели к значимым различиям точности классификации стимулов.

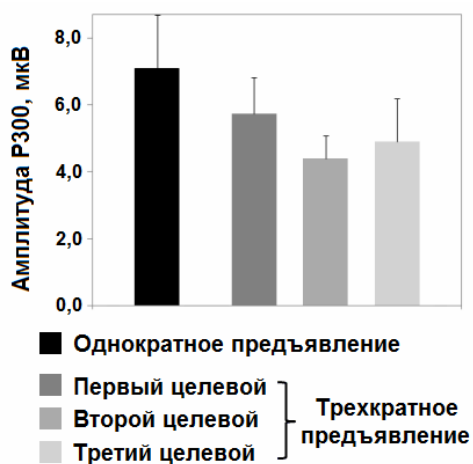


Рис. 4. Амплитуда P300 при однократном и трехкратном предъявлении стимулов (отведение Pz).

На рис. 4. представлены значения амплитуды P300 в отведении Pz. При однократном предъявлении P300 была на 2 мкВ выше, чем в усредненных ПСС при трехкратном предъявлении ($t(8) = 2,55, p = 0,03$). Мы также усреднили ПСС для каждого из трех стимулов в отдельности при трехкратном предъявлении: амплитуда P300 в ответ на первое предъявление была выше, чем в ответ на второе ($t(4) = 3,14, p = 0,03$) и третье ($t(4) = 2,42, p = 0,07$). Также мы рассчитали точность классификации в офлайн-режиме отдельно для каждого целевого стимула в режиме с трехкратным предъявлением. Точность для первого, второго и третьего предъявления стимула составила 50 ± 12 , 48 ± 12 и 47 ± 10 , соответственно, но различия не были значимы ($p > 0,5$ по непарному критерию Стьюдента) и не отличались значимо от точности при однократном предъявлении стимула ($p > 0,5$). Несмотря на то, что амплитуда P300 была больше в режиме с однократным предъявлением, чем с трехкратным, онлайн-точность в последнем режиме была больше за счет усреднения трех реакций на стимул. Кроме того, разница в амплитуде P300 между отдельными целевыми стимулами в режиме с трехкратным предъявлением была недостаточно высокой, чтобы вызвать изменения точности классификации для соответствующих номеров стимулов. Однако классификатор в данной работе настраивался при значительно большем

числе стимульных последовательностей (восьми). Можно предположить, что эффективность ИМК-P300 может быть повышена путем модификации алгоритмов классификации ПСС с учетом зависимости реакций на целевые стимулы от позиции в последовательности их предъявления.

Заключение

В данной работе мы показали, что ИМК-P300 со стимулами, предъявляемыми на движущихся объектах, даже при однократном и трехкратном предъявлении обеспечивает пользователям достаточно надежную работу с высоким уровнем интереса в течение нескольких сессий. Эффективность интерфейса, по-видимому, может быть повышена путем тщательного подбора стимульного материала, поскольку часть ошибок может быть обусловлена визуальными особенностями стимулов. Другой путь повышения эффективности ИМК-P300 с небольшим числом предъявлений стимулов может лежать через модификацию алгоритмов классификации с учетом зависимости реакций от очередности стимулов.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке фонда «Сколково» (грант 1110034).

Список литературы

1. Farwell L.A., Donchin E. *Electroenc. Clin. Neurophysiol.* 1988. 70:510-23.
2. Shishkin S.L. et al. *J. of Integrative Neuroscience.* 2009. 8(4):471-485.
3. Bianchi L. et al. *Brain Topogr.* 2010. 23 (2): P. 180-5.
4. Krusienski D.J. et al. *J Neurosci Methods.* 2008. 167(1):15-21.
5. Townsend G. et al. *Clin Neurophysiol.* 2010. 121(7):1109-20.
6. Gibert G. et al. *4th International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course.* 2008.
7. Sellers E.W. et al. *Biol Psychol.* 2006. 73(3):242-52.
8. Salvaris M. et al. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2010. 2010:4189-92.
9. Shishkin S.L., Ganin I.P., Kaplan A.Y. *Neuroscience Letters.* 2011. 496(2):95-99.

О НЕКОТОРЫХ ЭЭГ КОРРЕЛЯТАХ РЕАЛЬНОЙ И ИДЕОМОТОРНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Д.М. Лазуренко, В.Н. Кирой, Е.В. Асланян, О.М. Бахтин
НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ, г. Ростов-на-Дону
mityasky@ya.ru, kiroy@krinc.ru

The activity of the human brain during movement and voluntary motor imagery was investigated. It was shown that the negative shift of the potential associated with the real and imagery movement preparation. The difference of the spatiotemporal structure of the surface-negative wave in the real and imagery movement was not significant. Recent data suggests that there are differences between late potentials of the movement and motor imagery.

Введение

Постоянно растущий интерес к поиску в электрической активности мозга человека специфических паттернов, связанных с произвольной мыслительной или идеомоторной деятельностью, связан, прежде всего, с разработкой Brain-Computer Interface (BCI, [1, 2, 3]). Одной из целей разработки такого рода систем является создание невербального канала коммуникации и контроля для частично или полностью парализованных лиц, в т.ч., для их реабилитации [4, 5]. Наряду с этим, интенсивно разрабатываются подходы к созданию как инвазивных, так и неинвазивных BCI, способных управлять искусственной конечностью (нейропротезом) [6] и устройствами передвижения (инвалидным креслом) [3]. Экспериментально продемонстрировано, что как в ЭКоГ, так и ЭЭГ человека и животных имеют место паттерны электрической активности, пригодные для управления внешними устройствами. С другой стороны, разработаны и продолжают совершенствоваться алгоритмы и методы идентификации специфических ЭЭГ-феноменов с целью создания BCI-систем [7, 8], что позволяет надеяться на появление более эффективных BCI, прежде всего, с точки зрения скорости и точности управления.

Методика

Настоящая работа была посвящена исследованию ЭЭГ феноменов, формирующихся в процессе произвольной реальной и идеомоторной деятельности. В обследованиях участвовали 8 человек (4 мужчины и 4 женщины), средний возраст которых составлял 26 ± 2 года. В процессе обследования участники находились в удобном положении (в кресле), в свето- и звукоизолированной камере. Каждый из них участвовал в обучающей процедуре и двух тестовых обследованиях. Во время обучения обследуемым было предложено произвольно выполнять заданное движение (поднятие предплечья в вертикальной плоскости при покое на подлокотнике кресла локтевым суставом) правой или левой рукой с интервалом 10 с в любой последовательности, но с тем условием, что после реального движения должно было следовать его мысленное (идеомоторное) повторение. После выполнения этого комплекса ему надлежало сигнализировать об окончании работы нажатием на кнопку. В процессе обучения они адаптировались к условиям обследования, тренировались работать в заданном темпе. При этом определялись индивидуальные скоростные характеристики. Обучение проводилось без регистрации ЭЭГ.

В процессе тестовых обследований все участники выполняли движения левой или правой рукой в любой последовательности и произвольном темпе с интервалом не менее 6 и не более 10 секунд. Следом за реальным движением они должны были также выполнить аналогичное идеомоторное движение (в течение 2-4 секунд), дополнительного сигнала об окончании которого не требовалось. Всего выполнялось по 70

таких циклов (реальное – мысленное движение, серия Д+МД) как для левой, так и правой руки. Обследуемым также было предложено выполнить по 30 реальных движений руками в любой последовательности и произвольном режиме с интервалом 6-10 секунд, но без мысленного их повторения (серия Д).

Источником данных для анализа служили безартефактные отрезки ЭЭГ, регистрируемой от 14 стандартных отведений по международной системе «10-20», а именно: f7, f8, f3, f4, c3, c4, p3, p4, o1, o2, t3, t4, t5, t6. Запись ЭЭГ осуществлялась монополярно с референтами, расположенными на мочках ушей. Дополнительно регистрировали электромиограмму поверхностных мышц обеих рук, сгибающих предплечье в локтевом суставе (*m. brachioradialis*) и электроокулограмму (горизонтальную и вертикальную) для удаления артефактов, связанных с движением глаз и морганием. Частота дискретизации сигнала по каждому из каналов регистрации составляла 256 Гц. Энцефалографические сигналы подвергались предварительной обработке полосовым фильтром с полосой пропускания 1-70 Гц и режекторным фильтром 50 Гц. Все обследования проводились с помощью усилителя биопотенциалов «Энцефалан» (элитная версия, «Медиком-МТД», г. Таганрог).

Для обнаружения потенциалов, связанных с реальными и мысленными движениями, и определения временного окна для классификации применялась процедура суперпозиции и обратного усреднения сигналов относительно меток инициации движений. Метки устанавливались offline после фильтрации дополнительных миографических каналов полосовым фильтром (0,1-4 Гц). После фильтрации для каналов миограммы был установлен условный порог 10 мкВ, по достижении которого выставлялась метка, соответствующая началу движения. Такой подход позволил выделить ряд компонентов, связанных как с выполнением реальных (ПСД), так мысленных (ПСМД) движений. Для детального анализа и классификации

паттернов ЭЭГ было выбрано 2 временных окна, а именно, -500÷-150 мс перед выполнением реального движения и +2500÷+4500 мс во время его мысленного повторения. Дополнительно рассчитывался коэффициент корреляции (КК) между сигналами, зарегистрированными по ЭЭГ- и двум вспомогательным миографическим каналам (правой и левой руки), с тем, чтобы исключить влияния миографических артефактов. Корреляционный анализ показал, что величина КК не превышала $\pm 0,16$.

Результаты и обсуждение

Поскольку длительность обследования составляла более часа, прежде всего, было проведено сравнение спектральных характеристик ЭЭГ обследуемых, зарегистрированной в состоянии покоя с открытыми и закрытыми глазами до начала и после окончания работы. Сравнение не выявило достоверных различий между данными состояниями ни в одном частотном диапазоне. Последнее позволяет утверждать, что наблюдаемые изменения пространственно-временной организации ЭЭГ были связаны не с изменением функционального состояния мозга, а со спецификой выполняемой деятельности.

Время выполнения реальных движений как правой, так и левой рукой у всех обследуемых составляло, в среднем, 1629 мс ($St_{Dv} +146,12; -146,12$). Достоверных отличий во временных характеристиках при выполнении движений между правой и левой руками обнаружено не было. В процессе работы время, затрачиваемое на выполнение реальных движений, также достоверно не изменялось, что свидетельствовало в пользу сохранения у обследуемых состояния оптимальной работоспособности.

Определение времени, затрачиваемого на выполнение мысленного движения, производилось в рамках обучающей процедуры и заключалось в измерении интервала между реальным движением и нажатием на кнопку,

сигнализирующим об окончании идеомоторного акта. Данный интервал практически во всех анализируемых случаях составлял около 2550 мс (St_Dv - 119,254; +119,256). Учитывая феномен последдвигательной β -синхронизации, продолжительность которого, по данным зарубежных авторов [9], составляет до 500 мс, а также время на формирование моторного ответа (не более 300 мс), чистое время, затрачиваемое на мысленное представление движения, составляло около 1750 мс (St_Dv -119; +119).

Анализ усредненных индуцированных потенциалов (Рис.1) позволил выделить три предшествующих реальному движению компонента как в серии Д, так и Д+МД. Ранний негативный потенциал, выраженный билатерально с амплитудой до -5 мкВ (St_Dv -1,734; +1,779), развивался во временном окне -1,2÷-0,5 с. Поздний негативный потенциал – латерализованный компонент во временном окне -0.5 ÷ -150 мс с амплитудой до -9 мкВ (St_Dv -2,669; +2,647). Его амплитудная карта для отведений С3 и С4 представлена на рис. 1.

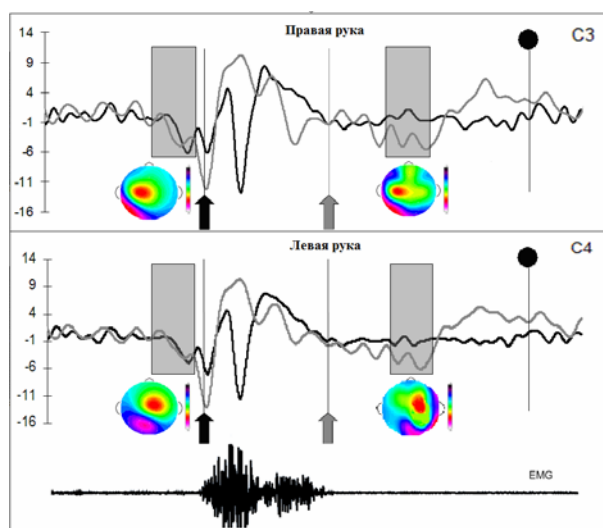


Рис. 1. Динамика корковых потенциалов в отведениях С3 и С4 в рамках серии Д и Д+МД для 8 обследуемых. Серия Д - черная линия, серия Д+МД - серая. Черная стрелка - реальное движение, серая - мысленное. Черный круг – окончание работы.

Наряду с указанными, как в серии Д, так и Д+МД за 120-90 мс до начала реальных движений формировался моторный потенциал, который был

максимально и локально выражен примерно за 50 мс до начала движения над зоной моторного представительства работающей руки и имел амплитуду до -19 мкВ.

Завершался вышеописанный комплекс потенциалов через 800 мс после начала движения положительным компонентом (волной реафферентации) с амплитудой 15 мкВ (St_Dv -1,131; +1,143), характерной для баллистических движений. Компонент Р800 приходился точно на середину выполняемого движения и соответствовал положению руки в наивысшей точке после поднятия. Возврат конечности в исходное состояние сопровождался появлением еще одного негативного компонента во временном интервале +750 ÷ +1500 мс с амплитудой от 4 до -12 мкВ (Mean 5,34 мкВ, St_Dv -7,554; +7,556), который также оканчивался быстрым позитивным реафферентным компонентом с амплитудой до 7 мкВ (St_Dv -1,012; +1,011). В течение следующих 500 мс позитивный потенциал полностью угасал, а амплитуда ЭЭГ возвращалась к фоновым значениям, что совпадало с фактическим окончанием движения и завершением миографической активности.

Комплекс потенциалов (в серии Д+МД), связанных с мысленным воспроизведением движения, представлял собой негативно-позитивное колебание во временном окне +2500 ÷ +4500 мс. Длительность негативного компонента достигала 1300 мс (St_Dv -115,223; +115,222), а его амплитуда составляла до -8 мкВ (St_Dv -1,551; +1,546). Он регистрировался, в том числе, в лобных, прецентральных и двигательных зонах, однако максимум амплитуды наблюдался в полушарии, контрлатеральном работающей руке (см. рис. 1). Следовавший за ним положительный (реафферентный) компонент продолжался еще 500 мс и диффузно охватывал всю кору, после чего амплитуда сигнала также возвращалась к фоновым значениям. Общая продолжительность негативно-позитивного комплекса потенциалов в рамках тестовых процедур составляла, в среднем, 1812 мс (St_Dv -71,556; +71,557), что совпадало с

теоретическим расчетом, сделанным при обучении обследуемых.

Обращает на себя внимание отсутствие моторного потенциала (МП) в формирующемся идеомоторном паттерне электрической активности мозга, на что также указывала в своей монографии М.П.Иванова [10]. Исчезновение МП при мысленном выполнении движения можно объяснить отсутствием его реального воспроизведения. В данном случае, МП играет роль потенциала инициации и может быть связан с пусковыми командными процессами, тогда как медленная негативная волна связана, скорее, с преднастройкой и мысленным формированием программы предстоящего движения.

Статистический анализ (ANOVA) показал, что медленная негативная волна во время выполнения мысленного движения не отличалась от таковой при его реальном выполнении по своим амплитудно-временным характеристикам (Main Effect $F_{д-мд}(1;1468)=1,869$; $p=0,44$), однако имело место ее отличие от фоновой ЭЭГ – покоя с открытыми глазами как в серии Д, так и Д+МД (рис. 2).



Рис. 2. Результат однофакторного ANOVA-анализа ПСД и ПСМД по сравнению с покоем с открытыми глазами. ЛР-левая рука, ПР-правая рука, МЛР-мысленно левая рука, МПР-мысленно правая рука. Серым обозначены достоверные различия.

Обнаружены феномены, связанные с участием не только контр-, но и ипсилатерального полушария в реальной и идеомоторной деятельности. Достоверные отличия также обнаружены при сравнении поздних компонентов ПСД и ПСМД (Main Effect, $F_{д-мд}(1;1468)=44,183$; $p=0,011$).

С другой стороны, в литературе имеются указания [6, 11, 12, 13, 14] на отсутствие достоверных различий между потенциалами мозга, воспроизводимыми в условиях реальной и идеомоторной деятельности, что, как нам представляется, требует дополнительной проверки.

В настоящее время ведется работа по использованию медленных негативных потенциалов, связанных с идеомоторной деятельностью, в качестве маркеров для задач классификация пространственно-временных паттернов ЭЭГ в рамках нейросетевого подхода.

Выводы

1. ЭЭГ феномены, формирующиеся в условиях подготовки к выполнению реального движения и во время его мысленного воспроизведения, достоверно не отличались, однако имели место отличия между поздними компонентами ПСД и ПСМД.

2. Для целей классификации пространственно-временных паттернов ЭЭГ, связанных с реальной и идеомоторной деятельностью, представляется перспективным использование электрографических феноменов во временных окнах $-500 \div -150$ мс и $+2500 \div +3800$ мс.

Список литературы

1. Иванецкий А. М., Наумов Р. А., Роик А. О. // *Вопр. Искус. Интеллекта*, 2008, № 1 с. 93-102.
2. Кирой В.Н. и др. *Журнал высшей нервной деятельности им.И.П.Павлова*, 2010.-N 5. С.525-533.
3. [Kai J. Miller](#) et al. *PNAS. Neuroscience*, February 16, (2010), doi:10.1073/0913697107.
4. J.P. Donoghue, *Nat. Neurosci.*, 5 Suppl. (2002), pp. 1085–1088.
5. Kobashi N. et al., *European Journal of Neuroscience* [Volume 35, Issue 9](#), pages 1513–1521, May 2012
6. Waldert S. et al. *Journal of Physiology. Paris*. Corrected Proof. August 2009, p. 244-254.
7. Muller K.R. and Blankertz B. *IEEE Signal Proc. Mag.*, 23: 2006. P. 125–128.
8. Pfurtscheller G. et al *Neuroscience*. 2010. Apr. vol. 2. P. 3389-3400.
9. C. Keinrath et al. *Int. Journal of Psychophysiology* 62 (2006) 321–327
10. Иванова М.П. Монография, 1991, с.104-126.
11. Жаворонкова Л.А. *Правши-левши*. М.: Наука. 2006. 223 с.
12. Pfurtscheller G. e.a. *Brain Res.* 2006b. 1071. P.145–152.
13. Leuthardt E.C., Miller K.J., Schalk G. *Neuroscience*. 2007. Feb. P. 2424-2432.
14. McFarland D.J., Miner L.A., Vaughan T.M., Wolpaw J.R. // *Brain Topogr.* 2000a. 3. P.177–186.

ОЦЕНКА ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЭЭГ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕРФЕЙСА МОЗГ-КОМПЬЮТЕР

С.П. Либуркина, А.Н. Васильев, Ю.О. Нуждин, А.Я. Каплан

Биологический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

sofya.lib@gmail.com

Brain-computer interface (BCI) is a technology that provides human brain the ability to manage an alternative channel for interaction with the environment, bypassing the efferent nervous system and muscles. For the construction of BCI in this work we use phase-locking value (PLV) and Pierson's correlations between electroencephalographic (EEG) channels of sensorimotor cortex.

Введение

Интерфейс мозг-компьютер (далее BCI – brain-computer interface, ИМК) разработан как технология, предоставляющая головному мозгу возможность управления альтернативным каналом взаимодействия с окружающим миром, минуя эфферентную нервную систему и мышцы. Существуют различные подходы, позволяющие построить BCI на основе анализа электроэнцефалограммы (ЭЭГ) [1, 2].

По механизму возникновения управляющего сигнала BCI делятся на экзогенные и эндогенные. Экзогенные интерфейсы используют вызванные (внешними стимулами) потенциалы мозга. В эндогенных интерфейсах управляющий сигнал возникает исключительно под действием внутренних стимулов – намерений и волевых усилий оператора, изменяющих режим функционирования мозга или отдельных его элементов. Одним из эндогенных подходов является BCI, основанный на представлении движения (далее MI – motor imagery) [3].

Показано, что во время волевого движения конечностью в контрлатеральных областях сенсо-моторной коры наблюдается блокада мю- (частота 8-13 Гц) и бета-ритмов (частота 14-30 Гц), получившая название связанной с событием локальной десинхронизации (ERD – event-related desynchronization). ERD объясняется локальной активацией

указанных областей коры. По завершении движения наблюдается усиление бета-ритма (ERS – event-related synchronization) в прецентральной области, обозначающее локальную корковую деактивацию. Принцип детекции ERD/ERS положен в основу MI-BCI [4].

В настоящей работе проверялось предположение о том, что для детекции мысленно представляемого движения можно использовать показатели не только локальной, но и дистантной синхронизации ЭЭГ [5], например, оценки корреляционных отношений между ЭЭГ разных отведений.

Методика

В исследовании приняли участие 10 человек в возрасте 19-23 лет. Испытуемым предоставлялся визуальный стимул для определения ментального состояния представления движения перебора пальцами руки или спокойного бодрствования. Затем испытуемым предлагалось по очереди перебирать пальцами заданной руки, предельно концентрируя внимание на этом движении. После нескольких записей с реальным движением, испытуемым было предложено представлять то же самое движение перебора пальцами в воображении. Количество записей на каждого испытуемого варьировало от 8 до 60 (последнее – при разнесении эксперимента на 4 дня).

Для регистрации ЭЭГ с 14 скальповых отведений (F3, F4, F5, F6, C3, C4, C5, C6, Cz, T7, T8, P5, P6, Pz в соответствии с международной стандартной системой отведений 10-20) был использован электроэнцефалограф NVX-52 (производство «МКС», г. Зеленоград) и стандартные хлор-

серебряные электроды. Запись велась монополярно, референтом служил объединённый ушной электрод со средней точкой в позиции Fpz.

Частота дискретизации записи составляла 500 Гц. К данным применялся частотный фильтр в диапазоне 2-35 Гц, во время записи был включён режектор 50 Гц.

Анализ данных осуществлялся в среде программы MATLAB 2010b (MathWorks). Для наглядного представления данных использовалась программа Microsoft Office Excel 2010. Для статистической оценки применялась программа Statistica 6.1 (StatSoft).

Для изучения корреляции мю- и бета- ритмов между различными отведениями для каждой записи выбирался канал с наиболее выраженной блокадой мю-ритма (обычно – C5 или C6) и в пару к нему брались контралатеральное отведение, центральное отведение и соответствующие лобное и теменное отведения. Измерялась линейная корреляция Пирсона для заданного диапазона частот (для мю-ритма выбирался диапазон 8-13 Гц, для бета-ритма частотный фильтр рассчитывался с учётом пика мощности спектра в этой области (+/-2-3 Гц), в большинстве записей ему соответствовал диапазон 18-23 Гц) по формуле (1):

$$r_{XY} = \frac{\text{cov}_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2 \sum(Y - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

$$\text{cov}_{XY} = M[(X - M(X))(Y - M(Y))] = M(XY) - M(X)M(Y)$$

Где $M(X)$ – математическое ожидание величины X , а σ – дисперсия. Рассчитывалось изменение корреляции для состояний покоя и (представления) движения во времени, также производился подсчёт среднего значения и стандартного отклонения этих величин.

Кроме линейной корреляции измерялась фазовая синхронизация (PLV) мю-ритма для состояний покоя и (представления) движения [6]. Для этого исходный сигнал разбивался на эпохи (длительностью ~ 6 с), в каждой из которых подсчитывался PLV для пары отведений (отведения выбирались аналогично тем, что учитывались при расчёте корреляции),

который затем усреднялся по всей записи. Формула (2) для расчёта PLV:

$$\frac{1}{N_{fast}} \left| \sum e^{i\phi_1 - \phi_2} \right| \quad (2)$$

Где N_{fast} – количество точек, ϕ – аналитический сигнал, полученный после применения к отфильтрованному в мю-диапазоне исходному сигналу преобразования Гильберта. В дальнейшем производился подсчёт среднего значения и стандартного отклонения PLV для двух состояний.

На основании полученных данных о различии коэффициента корреляции был построен классификатор, который позволяет в текущем времени управлять 1D-курсором.

Результаты

Наиболее сильно мю-ритм был выражен в отведениях C5, C6, T5 и T6, что согласуется с литературными данными о его локализации в области роландовой борозды. В лобных отведениях мю-ритм не был представлен. Также он был слаб в отведениях Cz и Pz, что может быть связано с меньшей плотностью нейронов и их ортогональным к скальповой поверхности расположением.

В ходе проведенных нами экспериментов показано, что коэффициенты корреляции μ - и β -ритмов ЭЭГ между соседними и симметричными контралатеральными отведениями в сенсомоторной области достоверно не изменяются при представлении движения. Кроме того, не изменяются и коэффициенты корреляции между μ - и β -ритмом ЭЭГ отдельных отведений в сенсомоторной области.

То, что нам не удалось детектировать достоверные различия между коэффициентами корреляции мю- и бета-ритмов симметричных контралатеральных отведений (C5 и C6) в расслабленном состоянии и при представлении движения, скорее всего может быть объяснено высокой степенью функциональной связанности и

подверженности синхронным изменениям в указанных областях.

В то время, как коэффициент линейной корреляции можно назвать мерой временной связи процессов в различных областях коры, коэффициент фазовой синхронизации отражает связь частотную. Его достоверное увеличение (в мю-диапазоне частот) между контралатеральными симметричными отведениями центральной области коры (C5 и C6) при представлении движения предположительно показывает общую активацию сенсомоторной области, распространяющуюся в виде широкой скальповой волны.

Исходя из полученных данных можно отметить, что коэффициент фазовой синхронизации μ -ритма между отведениями C5 и C6 значительно отличался для состояний представления движения и спокойного бодрствования.

Для оценки возможности управления 1D-курсором в рамках MI-BCI нами был разработан алгоритм, определяющий значение коэффициента корреляции входящего в реальном времени сигнала ЭЭГ от отведений C5 и C6 в мю-диапазоне.

Предполагалось, что представление движения рукой будет понижать коэффициент корреляции (КК), что повлечёт движение шара (1D-курсора) вниз, а расслабленное состояние, напротив, будет поднимать КК и траекторию движения шара. До противоположной стороны экрана шар доходил за 4с, всего в пробе было 8 попыток (с меняющимися случайно выбранными положениями «корзины») с 2с-паузами между ними. Успешными считались состояния, когда шар заканчивал своё движение «попаданием» в «корзину», неуспешным – когда он оказывался в другой области. Мы предложили эту модель восьми испытуемым и для каждого получили процент попадания в диапазоне 40-60%, что соответствует случайному распределению между двумя вариантами. Таким образом, в заданной парадигме не удалось достичь успешного результата.

Заключение

В настоящей работе не обнаружено достоверных показателей мысленного представления движения с использованием оценок линейного коэффициента корреляции, что не позволило построить работающий алгоритм детектирования представления движения на основе линейных корреляционных отношений ЭЭГ.

На основе измерения PLV не представляется возможным построить ВСИ (требующий анализа входящего сигнала ЭЭГ в реальном времени), однако для дальнейших исследований можно использовать этот параметр совместно со спектральными и вытекающими из них характеристиками (такими, как MSC – magnitude squared coherence). Кроме того, в последующей работе планируется применение фильтра, нейтрализующего влияние сигналов разных отведений друг на друга.

В целом, можно заключить, что разработка MI-BCI на основе корреляционных отношений ЭЭГ требует дальнейшего изучения, в частности, возможно, необходимо использовать оценки нелинейной скоррелированности ЭЭГ.

Работа выполнена при поддержке фонда «Сколково», грант № 1110034.

Список литературы

1. Wolpaw, J.R., Brain-computer interfaces as new brain output pathways. The Journal of Physiology, 2007. 579(3): p. 613-619.
2. A.Ya.Kaplan et al., Unconscious operant conditioning in the paradigm of brain-computer interface based on color perception. Intern. J. Neuroscience. 2005. 115: p. 781-802
3. Nicolas-Alonso, L.F. and J. Gomez-Gil, Brain computer interfaces, a review. Sensors (Basel), 2012. 12(2): p. 1211-79.
4. Neuper, C., et al., Motor imagery and EEG-based control of spelling devices and neuroprostheses. 2006. 159: p. 393-409.
5. Krusienski, D.J., D.J. McFarland, and J.R. Wolpaw, Value of amplitude, phase, and coherence features for a sensorimotor rhythm-based brain-computer interface. Brain Research Bulletin, 2012. 87(1): p. 130-134.
6. Lachaux, J.P., et al., Measuring phase synchrony in brain signals. Hum Brain Mapp, 1999. 8(4): p. 194-208.

ИНДИВИДУАЛЬНЫЕ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННЫЕ СИСТЕМЫ

Н.В. Марочкин

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

ismarochkin@yandex.ru

The rise of life quality is the purpose of individual man-machine systems. The are such man-machine systems as with instruments, with definite creating machine, with autonomous creating machine. The normalization of individual condition is the main result of individual man-machine system research.

ВВЕДЕНИЕ

Индивидуальная человеко-машинная система включает человека, индивидуальные технические средства, физическую и социальную среду, взаимодействующие для повышения качества жизни человека. Под качеством жизни понимается степень удовлетворенности человека своим физическим, психическим и социальным состоянием, [1]. Индивидуальная человеко-машинная система характеризуется наличием функциональной пары: конечный приспособительный эффект и аппарат оценки достаточности этого эффекта, [2]. Система имеет жесткое разделение функций. Индивидуальные технические средства контролируют состояние среды и человека, обрабатывают данные наблюдения с точностью и объемом необходимым для функционирования аппарата оценки достаточности конечного приспособительного эффекта.

КЛАССИФИКАЦИЯ

Рассматриваемые системы следует отнести к гуманистическим системам, системам с участием человека. Цель человека в индивидуальной человеко-машинной системе – получение информации, поэтому такую систему следует назвать эргатической, для получения продукта труда в виде информации, [3]. Среди эргатических систем следует выделить системы общего назначения и индивидуальные. Эргатические системы по критерию распределения функций делят на системы с

простыми орудиями труда (инструментами) и с орудиями труда в виде машин (часть переработки информации отчуждается от человека), [4]. В индивидуальной человеко-машинной системе инструменты - это датчики, измеряющие параметры среды, уровень радиации, уровень освещенности, уровень шума, наличие вредных примесей в воде и воздухе, это технические средства контактного и бесконтактного контроля функционирования различных систем организма человека. С помощью инструментов человек точно и своевременно оценивает свое состояние и состояние среды для принятия решения, реализуемого через деятельность, рис.1.



Рис. 1. Индивидуальная человеко-машинная система с инструментами

Индивидуальная человеко-машинная система с репродуктивно-преобразующей машиной содержит вычислительную машину с заданным алгоритмом функционирования. Эта вычислительная машина собирает данные с датчиков состояния человека и среды, (Д). Результаты оценки текущего и прогнозируемого состояния в необходимом объеме и виде предоставляются через интерфейс общения. Человек точно и своевременно оценивает свое состояние и состояние среды для принятия решения, реализуемого через деятельность, рис.2.

Таблица

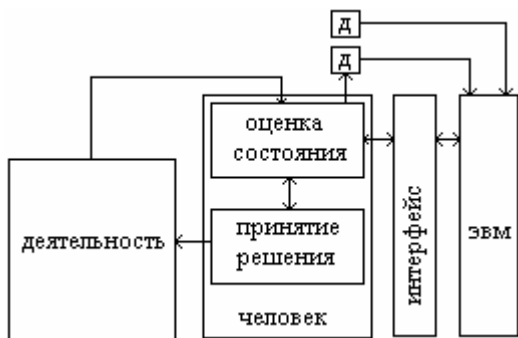


Рис. 2. Индивидуальная человеко-машинная система с репродуктивно-преобразующей машиной

Индивидуальная человеко-машинная система с продуктивно-преобразующей машиной использует машину для подготовки варианта решения, которое может быть реализовано через деятельность. Для формирования такого решения машина дополнительно оценивает деятельность человека через наблюдение и общение. Алгоритм машины не статический, а развивающийся в направлении получения эффективных решений, рис.3.

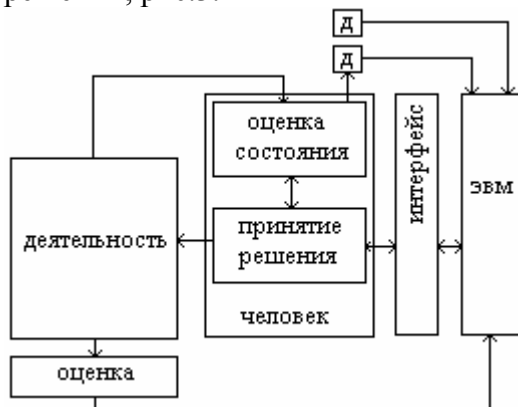


Рис. 3. Индивидуальная человеко-машинная система с продуктивно-преобразующей машиной

В таблице проведено сравнение эргатических систем общего назначения и индивидуальных.

Регуляция в индивидуальной человеко-машинной системе осуществляется в информационной и энергетической сферах в виде изменения стратегии поведения, изменения активности человека.

п/п	Характеристика	Эргатическая система общего назначения	Индивидуальная человеко-машинная система
1.	Деятельность человека	Регламентирована	Не регламентирована
2.	Объект управления	Техническое устройство	Человек
3.	Критерии оценки функционирования	Определены техническим заданием	Субъективно определяются человеком
4.	Резервирование автоматической системой	Возможно	Нет
5.	Распределение функций	Может быть непостоянным	Постоянное
6.	Продолжительность функционирования	Ограничена	Не ограничена
7.	Показатели функционирования	Технические характеристики	Психофизиологические характеристики человека
8.	Субъективная оценка функционирования	Может корректироваться	Не корректируется

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Исследовалась индивидуальная человеко-машинная система с датчиком двигательной активности. Двигательная активность – число изменений ускорения рук, ног или тела человека в единицу времени. Датчик двигательной активности непрерывно фиксирует число изменений ускорения туловища человека за каждые 600 секунд и записывает в ячейку памяти микроконтроллера. Из микроконтроллера данные передаются в персональный компьютер, рис.4.

Напряженность деятельности человека оценивалась относительным числом экстремумов за интервал T_a активности.

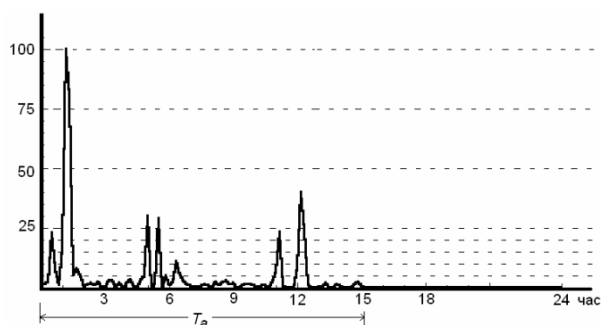


Рис. 4. Изменение двигательной активности в течение дня; T_a – интервал активности.

Вычислительная машина хранит данные, определяет напряженность деятельности человека и осуществляет прогнозирование на дни, месяцы, годы, [5]. Через интерфейс взаимодействия текущие данные двигательной активности и напряженности деятельности, а также прогноз их изменения на дни, недели, месяцы и годы доступны человеку. На рисунках 5-9 показаны отображаемые интерфейсом данные.

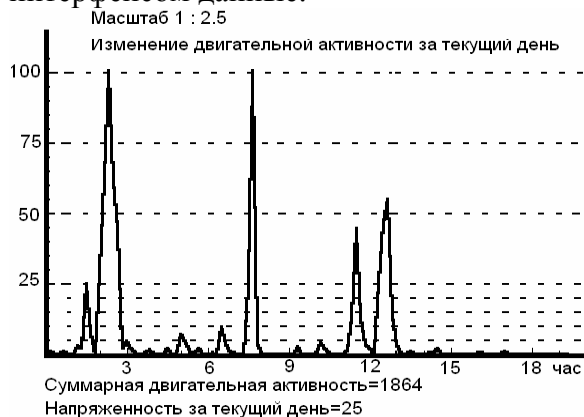


Рис. 5. Текущая двигательная активность



Рис. 6. Прогноз двигательной активности на дни



Рис. 7. Прогноз двигательной активности на месяцы

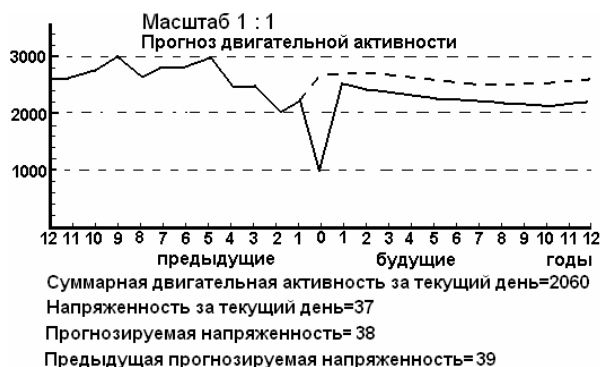


Рис. 8. Прогноз двигательной активности на годы

Пунктиром на рис.6-8 отображают предыдущий прогноз, который был на день, месяц, год раньше. Для того чтобы выяснить влияние полученной человеком информации, ему предлагалось оценить свое общее состояние как легче нормального (1), нормальное, обычное для текущих условий (2), труднее нормального (3). Каждое из состояний характеризовалось объективными показателями двигательной активности, напряженности деятельности человека и субъективными оценками самочувствия, активности, настроения.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Оценка самочувствия, активности и настроения проводилась с помощью психологического тестирования самочувствия, активности, настроения, [6], результаты показаны на рис.9.

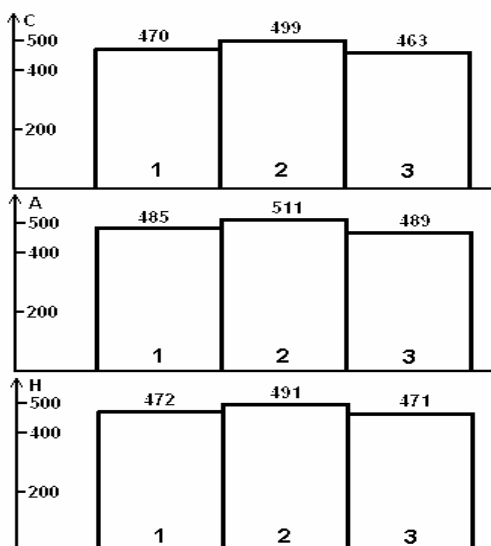


Рис. 9. Результаты субъективного тестирования показателей самочувствия (С), активности (А), настроения (Н) когда общее состояние легче нормального (1), нормальное (2), труднее нормального (3).

Средняя двигательная активность и напряженность деятельности человека рассчитывались на интервале наблюдения в 30 дней, когда человек использовал интерфейс общения и на интервале в 30 дней, когда не использовал интерфейс общения, т.е. не знал текущую оценку двигательной активности, напряженности деятельности, не знал их прогнозируемые значения. На рис. 10, 11 показаны результаты измерения двигательной активности и напряженности деятельности человека.

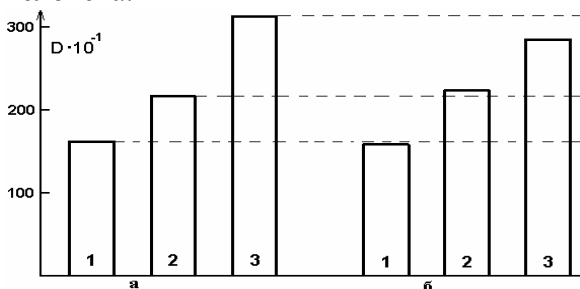


Рис. 10. Средняя двигательная активность человека, когда общее состояние легче нормального (1), нормальное (2), труднее нормального (3) для двух вариантов исследования: а – без информации о текущей двигательной активности, напряженности деятельности и их прогнозе (не доступен интерфейс), б - с информацией о текущей двигательной активности, напряженности деятельности и их прогнозе (доступен интерфейс).

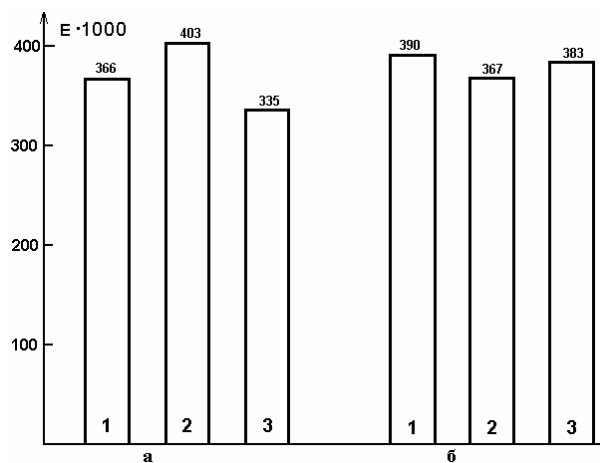


Рис. 11. Средняя напряженность деятельности человека, когда общее состояние легче нормального (1), нормальное (2), труднее нормального (3) для двух вариантов исследования: а – без информации о текущей двигательной активности, напряженности деятельности и их прогнозе (не доступен интерфейс), б - с информацией о текущей двигательной активности, напряженности деятельности и их прогнозе (доступен интерфейс).

ВЫВОДЫ

1. Индивидуальная человеко-машинная система с датчиком двигательной активности позволяет человеку реализовать потребность контролировать и прогнозировать возрастные изменения двигательной активности.

2. Использование градации общего состояния человека на состояние легче нормального (1), нормальное, обычное для текущих условий (2), труднее нормального (3) позволяет по этому признаку различать количественные оценки деятельности человека.

3. Нормальное общее состояние (2) не всегда характеризуется минимальной напряженностью, рис.11, но всегда лучшим самочувствием, активностью и настроением в сравнении с состояниями (1) и (3), рис. 9.

4. Индивидуальная человеко-машинная система с датчиком двигательной активности уменьшает отклонение двигательной активности и напряженности деятельности человека в состояниях (1) и (3) от значений, характерных для нормального состояния (2), рис.10б, 11б. Общее состояние человека становится ближе к нормальному,

которое оценивается человеком, как лучшее по самочувствию, активности, настроению.

5. Характер изменения двигательной активности и напряженности деятельности человека связан с субъективной оценкой общего состояния, это может быть использовано для корректирования самочувствия, активности и настроения человека, например, аудио, видео, текстовой информацией из индивидуально подобранной базы данных.

Список литературы

1. Вогралик, В.Г. Можно ли продлить жизнь? / В.Г. Вогралик. - Нижний Новгород: Нижегородский гуманитарный центр, 1997. - 157с.

2. Анохин, П.К. Теория функциональной системы как предпосылка к построению физиологической кибернетики / П.К. Анохин // Биологические аспекты кибернетики. - М.: Изд.-во АН СССР, 1962. - с.74-91.

3. Информационно-управляющие человеко-машинные системы. Справочник / Под ред. А.И. Губинского и В.Г. Евграфова. - М.: Машиностроение, 1993. - 528с.

4. Зараковский, Г.М. Закономерности функционирования эргатических систем / Г.М. Зараковский, В.В. Павлов. - М.: Радио и связь, 1987. - 232с.

5. Марочкин Н.В. Способ непрерывного контроля двигательной активности человека. Патент №2422085 от 27.06.2011.

6. Батаршев, А.В. Психология индивидуальных различий: от темперамента – к характеру и типологии личности / А.В. Батаршев. - М.: Гуманитарный издательский центр Владос, 2000. - 256с.

ВСИ НА ОСНОВЕ ВООБРАЖАЕМЫХ ОБРАЗОВ И УСТРАНЕНИЕ ИЗБЫТОЧНОСТИ ЭЭГ ПО ВЫСОКОЧАСТОТНОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ

Е.А.Марченко, М.К. Бахнян

ВМК, Физфак МГУ им. М.В.Ломоносова, Ленинские горы, МГУ, 2-й учебный корп.,
корп. Физфака, Москва, 119991, Россия.

zhenyamarchenko@mail.ru, mike@neurog.com

This paper examines the task of recognizing EEG patterns that correspond to implementation of related mental tasks: imagination of faces and houses. Most efforts are aimed at finding a helpful feature space. The second part discusses the possibility of eliminating data redundancy on the basis of high-frequency component.

Введение

В работе исследуется возможность разделения активности, вызванной различными визуальными стимулами (предъявленными либо воображаемыми изображениями). Более подробно изучается подход, основанный на выделении небольшого числа «состояний». В его рамках осуществлялся поиск такого признакового пространства, в котором

- будут хорошо разделяться на два класса сигналы из обучающей выборки
- не возникнет излишнего переобучения.

Параллельно проверяется гипотеза о том, что два варианта эксперимента вызывают достаточно схожую активность.

Даже при первом знакомстве с записываемой ЭЭГ становится очевидно, что отдельные каналы очень сильно коррелированы (>90% для некоторых пар), что явно говорит об избыточности записываемых данных. Если вычислить корреляцию в достаточно узких частотных диапазонах, то окажется, что

- корреляция для сигналов отдельных пар близко расположенных электродов может превышать 98%
- есть такие каналы (O1), которые в широком диапазоне частот имеют отрицательную корреляцию почти со всеми другими каналами (возможно, кроме ближайших).

Первое свидетельствует о существовании сильной связи между «соседними» электродами, что явно обусловлено приблизительно равным расстоянием до активных областей мозга. Второе очень хорошо объясняется дипольной моделью активности мозга [1]. Для решения задачи определения пространственной зависимости между показаниями электродов и активностями отдельных областей мозга предлагается использовать высокочастотную составляющую сигнала ЭЭГ. На её основе записанный многомерный сигнал S представляется в виде $S(t) = R \cdot A(t)$, где R – индивидуальная для каждого человека матрица, описывающая связь между активностями обособленных областей мозга $A(t)$ и показаниями электродов. Такое разложение позволяет понизить размерность, уменьшить взаимную корреляцию каналов, ослабить влияние шума.

Методы

Во всех экспериментах используется один и тот же набор данных, записанных с одного человека с использованием энцефалографа Emotiv Eroc (16 каналов, 14 информативных, запись производится с частотой 128 Гц). Задания предоставлены проектом NeuroG и схожи с использованными в [2].

Испытуемый в течение 10 секунд видел одно из двух изображений (лицо/дом), после чего производилась запись ЭЭГ. В первый день эксперимента изображение оставалось на экране на всё время записи, эти данные образовали обучающую выборку. Во второй день изображение убиралось, вместо него испытуемый видел небольшой круг на черном экране. Эти

энцефалограммы вошли в тестовую выборку. Каждая запись длилась 4 секунды.

Всего в обучающую выборку вошло по 100 ЭЭГ на каждое изображение, в тестовую – по 33.

Используется подход, основанный на предложенном в работе [3] (используется другое базовое признаковое пространство):

- динамические данные разбиваются на короткие интервалы (по полсекунды). Каждый интервал по очереди обрабатывается 7 операторами, не изменяющими его длину (сглаживание, детрендизация, etc). Для каждого варианта вычисляются 7 признаков (среднее, дисперсия, etc)

- эти 49 признаков формируют базовое признаковое пространство. Значения этих признаков на каждом из интервалов образуют микросостояние

- микросостояния объединяются в статические паттерны (методом кластеризации k -means или с привлечением генетических алгоритмов).

- Классификация производится на основе вектора статических паттернов и «индексов активности» коротких динамических паттернов (упорядоченных пар статических паттернов).

Отличительной особенностью такого подхода является то, что подавляющая часть вычислений производится на этапе предварительной обработки обучающей выборки, а в полученном признаковом пространстве любой классификатор быстро обучается и работает

Существенного улучшения удалось добиться, объединяя каналы в один более длинный одномерный сигнал. Это можно связать со значительным уменьшением размерности промежуточных задач и разрушением зависимостей, вызванных близким расположением электродов.

Полученные результаты

На доступных данных для каждого полученного признакового пространства определялось качество работы некоторого

«базового» классификатора. Точность для Задачи 1 соответствует результату работы 10-fold CV на обучающей выборке, задачи 2 – работы настроенного по обучению классификатора на тестовой выборке

Результаты применения kNN в разных признаковых пространствах

Признаковое пространство	Задача 1	Задача 2
СП формируются методом k -means	68%	54%
ДП на основе этих СП	59%	57%
СП формируются с помощью ГА	79%	58%
ДП на основе этих СП	74%	62%
Базовое признаковое пространство	67%	64%

Эти результаты очень близки к полученным в [2].

В соответствии с задачей, матрица пространственной зависимости R определяется по сигналу $S(t)$ и тем ограничениям, которые мы накладываем на активность $A(t)$. В работе предложены ряд подобных ограничений, а также методы контроля получаемых результатов. Что важно, эти правила не фиксированы в методе, поэтому каждый исследователь может самостоятельно выбирать требования к $A(t)$ в соответствии со своими задачами.

Выводы

Удалось проверить, что задача в принципе решается с некоторой точностью. Хотя подход с выделением состояний ведет к переобучению, более аккуратное разбиения пространства на статические паттерны улучшает результат работы классификатора. В то же время, рассмотренная задача (2 изображения) на сопоставимом уровне решается в базовом признаковом пространстве. С одной

стороны, это говорит о принципиальной разрешимости задачи даже не слишком сложными методами. С другой – о недостаточной информативности использованных динамических паттернов длины 2.

Обычно отбрасываемую информацию (высокие частоты сигнала) можно использовать для улучшения качества других частотных диапазонов. Возникают справедливые опасения, что помимо чисто пространственной зависимости будут учтены и некоторые особенности одновременности активации отдельных областей мозга. Это негативно скажется на переносимость полученного результата на существенно новые данные. С другой стороны, это приведет к более полному удалению избыточности в тех ЭЭГ, которые есть в наличии, что должно

улучшить работу классификатора на подобных данных. В зависимости от конкретной задачи, это явление можно считать как переобучением, так и более тонкой настройкой.

Список литературы

1. Федулова И.А. Разработка математических моделей для задач биомедицины / Дисс. На соискание уч. степ. канд. физ.-мат. наук по спец. «XXXX». 2007.
2. Bobrov P, Frolov A, Cantor C, Fedulova I, Bakhnyan M, et al. (2011) Brain-Computer Interface Based on Generation of Visual Images. PLoS ONE 6(6): e20674. doi:10.1371/journal.pone.0020674
3. Скругин В.И. Трофимов А.Г. Адаптивный классификатор многомерных нестационарных сигналов на основе анализа динамических паттернов // Наука и образование. Электронное научно-техническое издание, (8), август 2010.

ПОПЫТКА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ О КОМПОНЕНТАХ N1 И P300 ДЛЯ ПРЕДОБРАБОТКИ ЭЭГ В ИНТЕРФЕЙСЕ МОЗГ-КОМПЬЮТЕР «НА ВОЛНЕ P300»

А.С. Мигалев¹, С.Л. Шишкин^{2,3}, А.Е. Осадчий⁴, А.А. Николаев¹,
И.П. Ганин², А.А. Пупышев⁴, А.Я. Каплан^{2,3}

¹ Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

² Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

³ Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»

⁴ Санкт-Петербургский государственный университет

sergshishkin@mail.ru, <http://brain.bio.msu.ru>

A priori information about approximate spatiotemporal location of the N1 and P300 waves was applied in the context of the P300 BCI framework for constructing spatial filters using the Common Spatial Pattern (CSP) technique. Preliminary results of testing the CSP preprocessing in combination with Fisher Linear Discriminant (FLD) and Support Vector Machines with linear, sigmoid and RBF kernels are presented.

Интерфейс мозг-компьютер «на волне P300» (P300-based BCI; далее ИМК-P300), в отличие от других неинвазивных ИМК, позволяет подавляющему большинству людей эффективно работать с ним даже без тренировки [1]. Уже существуют примеры его долговременного использования парализованными больными для коммуникации [2]. Скорость передачи информации в ИМК-P300 одна из самых высоких. Однако даже этот ИМК нуждается в значительном улучшении его точностно-скоростных характеристик.

Основные усилия исследователей и разработчиков по развитию технологии ИМК-P300 направлены на совершенствование вычислительных операций: предобработки и классификации ЭЭГ-откликов на стимулы [3, 4]. Однако лучшие результаты при этом регулярно достигались с использованием простых способов предобработки и простых классификаторов. В качестве методик предобработки данных и выделения признаков эффективными оказались частотная фильтрация и децимация. В числе лучших классификаторов оказался линейный дискриминантный анализ, особенно эффективный в сочетании с регуляризацией [4].

ИМК-P300, как видно из его названия, нацелен на использование позитивной волны P300. Она имеет высокую амплитуду в ответах на целевые стимулы и низкую (или вообще отсутствует) в ответах на нецелевые стимулы. В последние годы было установлено, что не меньшее значение для классификации в этом ИМК у людей с сохраненной способностью управления взглядом имеет негативная волна N1 с иной пространственной локализацией и более ранней латентностью - приблизительно 200 мс [5, 6]. Однако до недавнего времени авторы работ по оптимизации анализа ЭЭГ в ИМК-P300 исходили из необходимости выделения лишь P300. Неудивительно, что «слепые» подходы к предобработке и классификации брали верх над специализированными методами, ориентированными на работу лишь с P300. По-видимому, они выигрывали за счет возможности использовать также и волну N1.

В лаборатории А.Я. Каплана недавно было показано, что ИМК-P300 допускает предъявление зрительных стимулов на движущихся объектах [7, 8]. Как следствие, существенно расширяется круг потенциальных приложений этого интерфейса в области робототехники и игр, в т.ч. игр-тренажеров. Большинство пользователей таких приложений будут составлять люди без нарушений управления взглядом, и для них анализ ЭЭГ в ИМК-P300 должен ориентироваться на N1 наравне с P300.

По-видимому, использование априорной информации об обоих компонентах может позволить существенно улучшить точностно-скоростные

показатели ИМК-Р300 [9]. Априорно известны полярность и приблизительная пространственно-временная локализация информативных компонентов ЭЭГ-реакций на стимулы, и эту информацию можно попытаться использовать в предобработке, раздельной для N1 и Р300. В предобработке могут использоваться хорошо зарекомендовавшие себя в выделении компонентов ЭЭГ-сигнала линейные операции, обеспечивающие снижение размерности данных. Тем самым будут созданы условия для более эффективного применения классификаторов, особенно нелинейных. «Слепой» подход к классификации требует использования особенно большого числа признаков, но для обучения классификатора ИМК обычно доступен лишь небольшой объем данных. В этих условиях возможно переобучение, к которому более чувствительны нелинейные классификаторы. Однако нельзя исключить возможность нелинейной связи между некоторыми признаками, в частности, между амплитудами N1 и Р300. В этом случае при достаточном снижении размерности данных нелинейный классификатор мог бы эффективнее интегрировать информацию о свойствах обоих компонентов.

В этой работе мы тестируем один из возможных подходов к использованию априорной информации о приблизительной пространственно-временной локализации N1 и Р300 для оптимизации предобработки и выделения признаков при использовании линейных и нелинейных классификаторов.

Методика

В работе использовалась 14-канальная ЭЭГ, на которой производилось обучение классификатора действующего макета ИМК-Р300 в работе [5]. По каждому из 11 испытуемых имелись 4 записи, каждая из которых включала реакции на 100 целевых и 500 нецелевых стимулов (далее – целевые и нецелевые эпохи). Для обучения фишеровского дискриминанта (вариант линейного дискриминантного анализа; в настоящей работе использовалась его реализация в сочетании с тихоновской

регуляризацией) брался полный набор реакций, а для обучения машин опорных векторов, которое было бы неэффективно при дисбалансе выборок, случайным образом отбиралось 100 реакций на нецелевые стимулы. При работе со всеми классификаторами одна или три записи использовались для индивидуальной настройки предобработки (получения информации о позиции пиков N1 и Р300 и настройки пространственных фильтров) и обучения классификатора, а на еще одной проводилась оценка точности определения вводимой буквы. Оценки точности усреднялись по всем разбиениям на обучающую(ие) и тестовую записи.

Стандартная предобработка состояла лишь из фильтрации в полосе 0,5-13,0 Гц. При работе с пространственной фильтрацией после нее также выполнялись следующие операции (раздельно для N1 и Р300):

1. Определение интервалов для анализа: (а) сигнал усреднялся по набору каналов (PO7, PO8, O1, O2 для N1 и C3, Cz, C4, P3, Pz, P4 для Р300) и по всем целевым эпохам; (б) латентности пиков оценивались как положение минимума в интервале 115-350 мс после начала стимула (N1) и максимума в интервале 265-600 мс (Р300); (в) границами интервалов стали ближайшие к пику моменты времени, где абсолютное значение составило 70% значения на пике.

2. Применение метода общих пространственных паттернов (CSP) к интервалам, определенным на предыдущем шаге, но к полному набору каналов. При этом отсчеты амплитуды во времени объединялись по всем эпохам. (Метод общих пространственных паттернов уже использовался другими авторами [10, 11] для предобработки в рамках ИМК-Р300, однако не позволил улучшить результаты – возможно, в связи с тем, что предобработка ориентировалась только на выделение Р300.)

3. Сортировка компонент сигнала, полученных с помощью CSP, в соответствии с максимальным (по времени относительно стимула) значением коэффициента детерминации R^2 , который рассчитывался на основе значений

амплитуд компоненты в целевых и нецелевых эпохах. Отбиралось заданное число компонентов (1, 3 или 7) с наибольшим R^2 .

При формировании вектора признаков эпоха разделялась на 16 интервалов длительностью по 39 мс, в каждом из них значения сигнала усреднялись по времени, а полученные значения объединялись встык по всем каналам. В случае стандартной предобработки вектор признаков состоял из 224 значений. В случае использования пространственных фильтров длина вектора признаков зависела от числа отобранных компонент. Например, если использовалась одна компонента, длина вектора признаков равнялась $1 \times 16 \times 2 = 32$, а если семь компонент – $7 \times 16 \times 2 = 224$ (16 – число усредненных значений по каждой компоненте, 2 соответствует двум наборам значений – для N1 и P300).

При обучении классификатора класс эпохи задавался как целевой/нецелевой. При тестировании оценивалась точность распознавания буквы, на которую обращено внимание испытуемого. Буква определялась на пересечении стимула-строки и стимула-столбца с наиболее высокими значениями на выходе классификатора после усреднения по заданному числу циклов стимуляции.

Результаты

При использовании трех записей для обучения наиболее высокая точность была у фишеровского дискриминанта в сочетании со стандартной предобработкой вне зависимости от значений параметров. Ниже рассматриваются лишь результаты, полученные при настройке предобработки и обучении классификаторов на одной записи.

На рис. 1-4 представлены усредненные по группе ($n=11$) данные по точности определения заданной целевой буквы из 36 возможных букв (уровень точности при случайном выборе – $1/36$). Предобработка с использованием отбора пространственных компонент не улучшила точность классификации при использовании фишеровского дискриминанта (рис. 1) и

машин опорных векторов с линейной функцией (рис. 2).

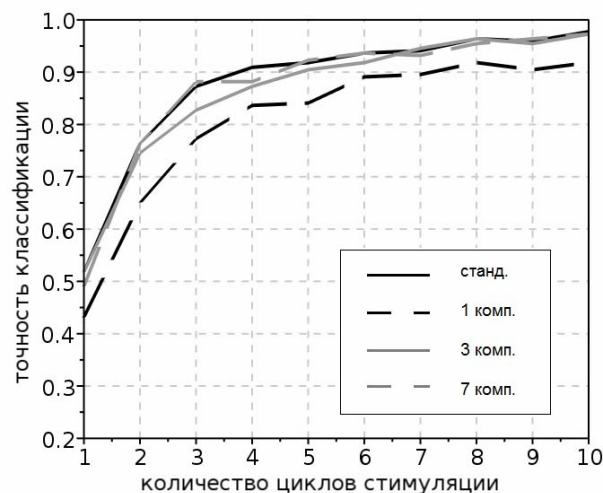


Рис. 1. Точность определения целевой буквы при использовании в качестве классификатора *фишеровского дискриминанта*. Линии соответствуют вариантам предобработки (стандартная; с использованием 1, 3, 7 пространственных компонент).

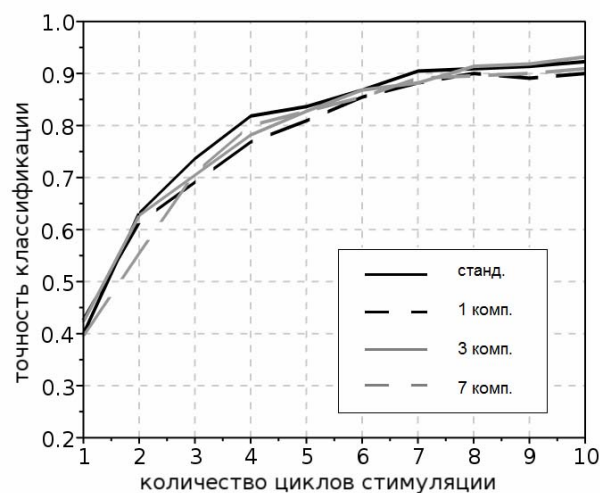


Рис. 2. Точность определения целевой буквы при использовании в качестве классификатора *машин опорных векторов с линейной функцией*. Линии соответствуют вариантам предобработки (стандартная; с использованием 1, 3, 7 пространственных компонент).

При использовании в качестве ядра сигмоидной функции (рис. 3) и радиальной базисной функции (рис. 4) небольшое улучшение наблюдалось лишь при отборе 7 пространственных компонент (серый пунктир). Однако и в этом случае результаты не превысили тех, которые наблюдались при сочетании стандартной

предобработки и использовании фишеровского дискриминанта (сплошная черная линия на рис. 1).

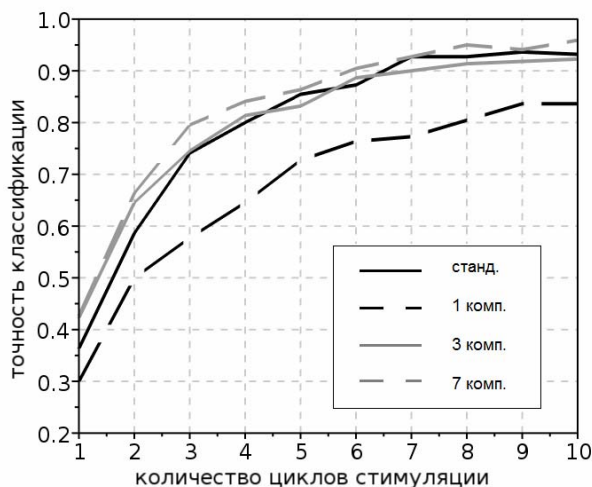


Рис. 3. Точность определения целевой буквы при использовании в качестве классификатора машин опорных векторов с сигмоидной функцией. Линии соответствуют вариантам предобработки (стандартная; с использованием 1, 3, 7 пространственных компонент).

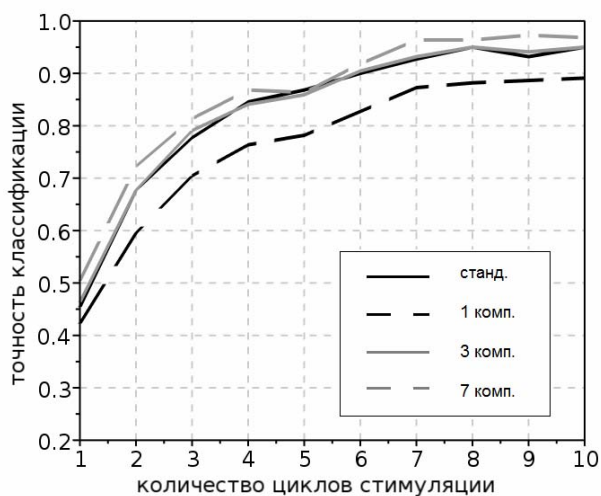


Рис. 4. Точность определения целевой буквы при использовании в качестве классификатора машин опорных векторов с радиальной базисной функцией. Линии соответствуют вариантам предобработки (стандартная; с использованием 1, 3, 7 пространственных компонент).

Заключение

В данной работе мы провели тестирование процедур предобработки и выделения признаков, нацеленных на улучшение определения вводимых

пользователем команд в интерфейсе мозг-компьютер «на волне P300», в особенности при использовании нелинейных классификаторов. При этом использовалась априорная информация как о волне P300, так и о компоненте N1. Точность классификации при использовании этого алгоритма на данной стадии его реализации не превысила, однако, ту, которая наблюдается при стандартной предобработке. Не исключено, что это связано с недостаточной оптимизацией составных частей алгоритма. Такая оптимизация планируется нами на следующем этапе работы.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке фонда «Сколково» (грант 1110034) и ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 годы (ГК П1087). Авторы благодарят Н.В. Маньякова за ценные замечания.

Список литературы

- Guger C, Daban S, Sellers E et al. Neurosci. Lett. 2009;462(1):94-98.
- Sellers EW, Vaughan TM, Wolpaw JR. Amyotroph. Lateral Scler. 2010;11(5):449-455.
- Mak JN, Arbel Y, Minett JW et al. J. Neural Eng. 2011;8(2):025003.
- Blankertz B, Lemm S, Treder M, Haufe S, Müller KR. Neuroimage. 2011;56(2):814-825.
- Шишкин СЛ, Ганин ИП, Басюл ИА, Каплан АЯ. XV Междунар. конф. по нейрокибернетике (23-25 сентября 2009 г.) Т. 2. Симпозиум "Интерфейс мозг-компьютер". С. 30-33.
- Treder MS, Blankertz B. Behav. Brain Funct. 2010;6:28.
- Shishkin SL, Ganin IP, Kaplan AY. Neuroscience Letters. 2011;496(2):95-99.
- Ganin IP, Shishkin SL, Kaplan AY. 5th Int. BCI Conf. 2011. (Sept. 22-24, 2011) P. 308-311.
- Шишкин СЛ, Ганин ИП, Николаев АА, Каплан АЯ. Всерос. конф. «Нейроинформатика-2011» (МИФИ, 24-28 января 2011 г.). С. 192-201.
- Krusienski DJ, Sellers EW, Vaughan TM. 3rd Int. IEEE/EMBS Conf. on Neural Engin, 2007. P. 421-424.
- Combaz A, Manyakov NV, Chumerin N, Suykens JAK, Van Hulle MM. IEEE Int. Conf. on Mach. Learning and Appl. 2009. P. 386-391.

МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ДИСКРЕТНЫХ СОСТОЯНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧ НЕЙРООБРАТНОЙ СВЯЗИ

А. Пупышев¹, А. Осадчий^{1,3}, К. Довганюк¹, Е. Журин¹, М. Лисицина¹, О. Ветровой¹,
А. Александров¹, Ю. Кропотов², А. Фрадков^{1,3}

¹Санкт-Петербургский Государственный Университет, ²Институт Мозга Человека РАН,

³Институт Проблем Машиноведения РАН

alex2-92@mail.ru, ossadtchi@gmail.com

In this work in order to increase the neurofeedback training efficacy we propose to use a discrete state probabilistic model (a.k.a. Markov Model). Each state of such model is characterized by a certain mean vector of EEG parameters and matrix of transition probabilities can be estimated. First, we hypothesize that the states vary based on the probability of transition to the subset of states with desired value of the optimized criterion. Secondly, for each instance in time we can generate the feedback signal based on the proprietary measure approximating the likelihood of achieving the desired states from the current one. Our results demonstrate that the states defined based on the EEG characteristics indeed can be characterized by highly non-uniform distribution of interstate transition probabilities and also it demonstrates the increasing efficacy of the proposed model based neurofeedback paradigm as opposed to the non-model based approach.

Введение

В стандартной парадигме нейрообратной связи (НОС) генерация сигнала ОС основана на характеристиках ЭЭГ-измерений в сравнении с желаемыми величинами параметров. С точки зрения теории управления мы видим, что в данном подходе для генерации ОС реализуется, в простой форме, пропорциональное управление. Типичными задачами испытуемого являются "запоминание" состояний, для которых он получил положительное подкрепление, и попытки достижения таких состояний в дальнейшем. На начальных этапах НОС-тренинга возникновение состояний с положительным подкреплением происходит очень редко, что обуславливает его низкую эффективность. Мы предложили новый метод генерации сигнала НОС и анализа полученных результатов, на основе модели дискретных состояний (DSM).

Описание метода

В модели дискретных состояний взята за основу информация о вероятностях

переходов между различными состояниями, так называемая Марковская цепь первого порядка. Каждое состояние в данной модели характеризуется некоторым вектором ЭЭГ параметров, а матрица вероятностей переходов может быть оценена как матрица частот переходов в ЭЭГ-записи. Во-первых, мы предполагаем, что состояния различаются в зависимости от вероятности перехода к подмножеству состояний с оптимальными значениями ЭЭГ-параметров. Во-вторых, в каждый момент времени мы сможем генерировать сигнал НОС в соответствии с текущими величинами ЭЭГ-параметров и вероятностью достижения состояний с оптимальными значениями параметров из текущего состояния.

Мы экспериментировали с управлением мощностью бета-ритма, где испытуемому было дано задание либо увеличивать, либо уменьшать отношение мощностей бета/альфа-ритмов. Использовалась зрительная модальность для сигнала (столбик на экране). Сигнал для НОС генерировался с электрода в Fz-положении в сравнении с ушными референтами. Затем мы оперативно определяли текущее состояние на основе отношения мощностей бета-/альфа-ритмов, которые рассчитывались с помощью преобразования Гилберта с указанием частотных диапазонов ритмов. Проводилось сравнение стандартного метода генерации НОС-сигнала и метода на основе модели дискретных состояний. Мы оценивали матрицу Маркова по одноканальным ЭЭГ-данным, после ранжировали состояния в соответствии со значением оптимизационного параметра (бета/альфа - отношение). Затем, на основе вероятностной динамики, генерировалось положительное подкрепление за высокую

вероятность перехода в состояние с высоким значением отношения из текущего состояния.

Результаты

Используя рандомизационные, тесты мы показали, что состояния определенные

на основе ЭЭГ-данных характеризуются высокой степенью неравномерности распределения вероятностей переходов ($p < 0.01$). После серии пилотных экспериментов нами показано повышение эффективности управления НОС в сравнении со стандартной парадигмой.

СРАВНЕНИЕ КОМПОНЕНТОВ ЗРИТЕЛЬНЫХ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ СИМВОЛЬНОЙ И БУКВЕННОЙ СТИМУЛИРУЮЩИХ МАТРИЦ В ПАРАДИГМЕ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОГО ИНТЕРФЕЙСА

К.А. Салтыков, Е.Д. Барк, С.А. Кожухов, М.А. Куликов

Лаборатория физиологии сенсорных систем Учреждение Российской академии наук институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, Москва

K_Saltykov@mail.ru

Brain-computer interface (BCI) systems normally have alphabetic matrices as a rule. However, we believe that a matrix consisting of symbols might increase the BCI's efficiency. In this page we compare the topography of the difference visual event related potential (vERP) in response to stimulation of the symbolic and alphabetic (Cyrillic) matrices. Using independent paired T-test, we compared the amplitude and latent period of vERP.

символы (пиктограммы), в целом соответствуют обнаруженным в НКИ при использовании буквенной матрицы [1]. Мы провели количественное сравнение характеристик компонентов ЗВП при стимуляции символьной и буквенной матрицами в рамках ФД-парадигмы.

Введение

Нейрокомпьютерные интерфейсы (НКИ) или Brain-Computer-Interface (BCI в англоязычной литературе) используют биоэлектрические потенциалы мозга для управления техническими или программными устройствами.

Одним из наиболее разработанных и высокорезультативных систем является НКИ, построенный на основе анализа волны P300 зрительного вызванного потенциала (ЗВП), впервые реализованный Фаруэллом и Дончиным (ФД -парадигма) [1]. Классическим для ФД-парадигмы является использование стимулирующих матриц, в которые группируются буквы для набора текстов [1, 2]. В основу идентификации положено увеличение амплитуды волны P300 в ответ на значимую (задуманную испытуемым или заданную экспериментатором) букву. Однако использование в матрице символов (пиктограмм), обозначающих определенное понятие или действие могло бы сделать НКИ более удобным для пациентов и операторов, а также повысило бы быстродействие и эффективность такого НКИ.

Ранее мы выявили, что основные закономерности реагирования волн ЗВП на

Методика

Эксперименты проводили на 9 взрослых здоровых человек (4 мужчин и 5 женщин) с нормальным зрением от 23 до 37 лет, все правши с правым ведущим глазом.

Использовались соразмерные стимуляционные матрицы двух типов 6x6 знаков. В буквенной матрице были сгруппированы буквы кириллического алфавита (рис. 1, А), а в символьной матрице располагались символы (пиктограммы) (рис 1, Б). Геометрические размеры элементов, яркость подсветки и параметры стимуляции в обеих матрицах не различались. Серии с символьной и буквенной матрицами чередовались в рамках одного эксперимента.

Эксперимент был построен в «odd-ball» парадигме, с двумя стимулами (частым незначимым и редким значимым). Значимым считался символ, назначаемый экспериментатором, испытуемый вел счет появления значимых стимулов.

Регистрацию ЭЭГ проводили непрерывно и монополярно с 28 электродов, расположенных по схеме 10-10%, индифферентным служил правый ушной электрод (система «Neocortex-Pro», фирма Neurobotics, Россия).



Рис. 1. Стимуляционные матрицы. А. Буквенная матрица на основе кириллического алфавита. Б. Символьная матрица.

Методика анализа различий между ответами на буквенную и символьную матрицы. Мы вычисляли разницу между средними значениями амплитуды и латентности при стимуляции буквами и символами для различных компонентов ЗВП. Принимались во внимание те сдвиги в одну сторону относительно нуля, которые были характерны для 7 и более испытуемых, что являлось достоверным по критерию знаков для девяти испытуемых.

Для поиска областей максимально реагирующих на стимуляцию был проведен анализ топографии различий между разными типами стимулов с помощью парного t-критерия для независимых выборок. Сравнивались амплитуды разных компонентов ЗВП между ответом на значимый стимул в символьной и буквенной матрицах. Затем, по каждому отведению суммировались модули значений t-критерия для всех девяти испытуемых. Значения суммировались по модулю для учета всех типов реакций. Таким образом, полученное значение суммарного t-критерия отражает разностную чувствительность данного отведения по всей выборке. По полученным данным строились двумерные карты, (Рис 2) где уровень серого соответствует значению суммарного t-критерия.

Результаты и обсуждение

Амплитуда N1 ЗВП при стимуляции символьной матрицей превышает величину аналогичных показателей на буквы в затылочной области, распространяясь и на левую височную область (достоверно по критерию знаков). Максимумы различий по t-критерию при стимуляции символами и буквами (рис 2а, светлая зона), оказываются

в той же области максимальные значения соответствуют двум отведениям T5 и O1. Латентные периоды компонента N1 ЗВП больше при ответе на букву, чем на символ, кроме правой височной и правой фронтальной областей.

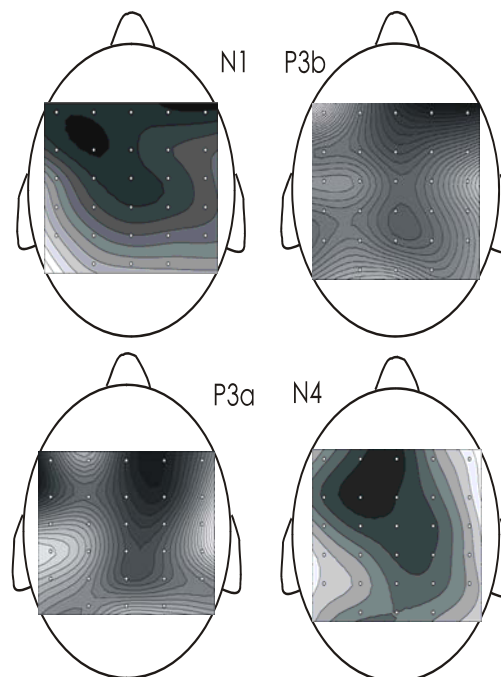


Рис. 2. Карты суммы модулей парного t-критерия по всем испытуемым для разных компонентов ЗВП. Максимальные значения суммарного t-критерия обозначены белым цветом.

Имеющиеся в литературе данные исследования свойств компонента N1 при предъявлении одиночных изображений подтверждают, что она отражает процессы раннего распознавания буквенных и псевдобуквенных изображений. Таким образом, использование этой волны в работе НКИ устройств, может сократить время распознавания команды. [3, 4].

Наиболее важным для обработки сигнала ЗВП в рамках ФД-парадигмы считается P3 комплекс. Как было показано, комплекс P3 содержит два субкомпонента - P3a и P3b, которые являются отражением независимых процессов [5]. P3a (более ранний компонент) отражает процессы внимания к редким стимулам, независимо от их значимости. Амплитуда P3a больше на символ, чем на букву в центро-фронтальной области. Максимумы

различий при стимуляции символами и буквами по суммарному t-критерию для P3a занимают 4 достаточно обособленные компактные области – правая и левая височная и теменно-височная области (справа несколько сдвинутая ростральнее, а слева – центральнее), затылочная область, а также область под отведением F3. При этом латентные периоды реакций короче для символов, чем для букв в затылочно-теменных областях с распространением на висок слева.

Компонент P3b (более поздний) возникает в ответ на заданный значимый стимул и отражает процессы, связанные с обновлением памяти [4]. Амплитуда P3b больше на символ, во фронтальной области и лобно-центральной области справа. Максимумы различий при стимуляции символами и буквами для P3b располагаются в схожих с P3a областях, однако являются более делокализованными. Латентные периоды этой волны короче для букв, чем для символов в правой лобно-височной области. Волна P3b продемонстрировала большую индивидуальную изменчивость в ответ на стимуляцию символьной матрицей [3].

В задачах, требующих от испытуемого семантического анализа стимула, часто анализируется более поздний компонент N400. Амплитуда N4 больше на символ, чем на букву в центрально-фронтальной области. Максимумы различий при стимуляции символами и буквами для N4 располагаются в двух областях – в левой теменно-височной и правой лобно-височной областях. Латентные периоды реакций короче для букв, чем для символов в правой лобно-височной области.

Топография максимальной выраженности различных компонентов ЗВП для символьной матрицы оказалась существенно отличной от буквенной матрицы. Для символьной матрицы было

выявлено гораздо большее влияние индивидуальных отличий, что может являться следствием новизны знаков. Кроме того, компоненты P3a, P3b и N4 демонстрировали сложноорганизованную топографию различий по t-критерию. При этом суммарные значения модуля t-критерия весьма высоки, что заставляет отнестись с доверием к полученным результатам.

Выводы

1. Топография максимальной выраженности различных компонентов ЗВП отличается при стимуляции символьной и буквенной матрицами.

2. НКИ на основе символьной матрицы должен иметь отличающиеся алгоритмы классификации сигналов и более гибкие механизмы обучения вследствие более вариабельной чувствительности к символам.

Список литературы

1. L.A. Farwell, E. Donchin. Talking off the top of your head: towards a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroenceph. and clin. Neurophysiol.* 1988; V. 70, P. 510-523.
2. Е. С. Михайлова, В. А. Чичеров, Е. А. Птушенко, И. А. Шевелев. Пространственный градиент волны P300 зрительного вызванного потенциала мозга человека в модели нейрокомпьютерного интерфейса // *Журн. высш. нерв. деят.* 2008. Т 58. № 3. С 302-308.
3. Е.Д. Барк, К.А. Салтыков, С.А. Кожухов, М.А. Куликов. Использование символьной матрицы в парадигму нейроинтерфейса, построенного на основе анализа компонентов зрительного вызванного потенциала. // *Нейрокомпьютеры*, 2011, №12, с.25-32.
4. S.L. Shishkin, I.P. Ganin, A. Y. Kaplan. Event-related potentials in a moving matrix modification of the P300 brain-computer interface paradigm. *Neuroscience Letters* 496 (2011) P. 95–99.
5. J. Polich. Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b. *Clinical Neurophysiology* 118 (2007) P. 2128–2148.

ОБНАРУЖЕНИЕ СПЕЦИФИЧЕСКИХ ПАТТЕРНОВ ЭЭГ ПРИ ВЫПОЛНЕНИИ РЕАЛЬНЫХ И МЫСЛЕННЫХ ДВИЖЕНИЙ

Ю.А. Украинский, Б.Б. Олехнович, Б.М. Владимирский
НИИ НК им.А.Б.Когана ЮФУ,
bmv@sfedu.ru

Previously, event-oriented EEG analysis based on the notion of the intrinsic time of physiological processes was introduced. Within this paradigm, EEG extremum-related events permit the binary vector representation of multielectrode EEG recordings. To analyze such vectors in the context of the identification of EEG patterns specific to certain real and imagined movements, algorithms and software have been developed. These algorithms and software have been successfully validated and applied in an extensive series of experiments.

Суммарная биоэлектрическая активность мозга человека в виде электроэнцефалограммы (ЭЭГ) последние годы широко используется при создании интерфейсов «мозг-компьютер», предназначенных для реализации тех или иных мысленных команд, используемых, в свою очередь, при управлении разнообразными внешними устройствами. Успешность функционирования этих интерфейсов зависит от того, насколько однозначно используемые в них алгоритмы могут вычлнять из регистрируемой ЭЭГ специфические паттерны, характерные для той или иной мысленной команды.

Известно, что прошлое сохраняется в двух различных формах: в форме двигательных механизмов и в виде независимых воспоминаний. Отсюда следует, что и узнавание должно осуществляться двумя способами: автоматическим включением соответствующего моторного механизма, когда мы производим движение, или мысленным представлением того действия, которое узнается. И если это так, то при отражении этих двух способов в ЭЭГ-активности должны иметь место два различных паттерна. Для обнаружения этих паттернов нами разработаны специальные алгоритмы и программное обеспечение для реализации ранее предложенного событийно-ориентированного анализа ЭЭГ.

Обычно при анализе ЭЭГ регистрируемая активность квантуется через равные промежутки астрономического времени, которое считается независимой переменной. Мы полагаем, что в суммарную биоэлектрическую активность следует рассматривать как последовательность событий - квантов элементарных физиологических процессов, реализуемых мозгом. Каждый из этих квантов, заканчиваясь определенным результатом и являясь функционально одним и тем же, может иметь разную длительность в обычно используемой шкале времени. Таким образом, естественные элементы физиологических и поведенческих процессов, регистрируемые в виде ЭЭГ от отдельных отведений, не эквивалентны общепринятым метрическим единицам времени, а задают разнородный поток событий, определяющих собственные времена тех или иных процессов, протекающих в отдельных нервных центрах.

При анализе ЭЭГ в качестве натуральной меры времени мы используем единицу исчисления последовательностей локальных максимумов и локальных минимумов, отражающую происходящие процессы синхронизации и десинхронизации медленных биоэлектрических потенциалов. При этом события - максимумы или минимумы - считаются «одинаковыми», независимо от значения амплитуды конкретных локальных максимумов или минимумов.

В используемой нами модели времени, если два или более последовательных события одинаковы (различия в амплитудах не превышают 5%), т.е. когда в состоянии процесса фактически отсутствуют изменения, его собственное

время останавливается, прекращает свой ход.

Исходным материалом для использования в алгоритмах идентификации мысленных команд являются ряды экстремумов ЭЭГ от множества отведений (они же моменты собственного времени), определенные в соответствии с вышесказанным. Если исходить из представлений о том, что всякое движение абсолютно неделимо, то это будет значить, что определяющими являются сами факты появления экстремумов, безотносительно к их величине и знаку. Поэтому для каждого момента астрономического времени, задаваемого таймером устройства регистрации ЭЭГ-сигналов, существует бинарный – состоящий из нулей и единиц – вектор, размерность которого определяется числом пунктов съема ЭЭГ-сигналов, а единицы соответствуют тем отведениям, для которых в данный момент имеет место экстремум.

Кроме того, для того, чтобы одновременно учитывать и пространственные и временные особенности ЭЭГ во время воспроизведения реальных и мысленных движений, каждый из таких векторов включал в себя три последовательных момента наличия максимумов в отдельных отведениях ЭЭГ. Полученные таким образом вектора использовались в дальнейшем анализе.

Для этого разработано оригинальное программное обеспечение LETTER, позволяющее отыскивать уникальные вектора экстремумов ЭЭГ, регистрируемой от множества отведений, а затем ставить эти вектора в соответствие конкретным реальным или мысленным движениям. Весь программный код написан на языке программирования C# в среде разработки Visual Studio 2008.

Поиск уникальных векторов ЭЭГ осуществлялся следующим образом.

Первый шаг – LETTER в автоматическом режиме преобразует исходные данные в бинарные, осуществляя поиск экстремумов ЭЭГ по отведениям (наличие экстремума обозначается – 1,

отсутствие – 0). Срезы, в которых максимумы отсутствуют, удаляются.

Второй шаг – в режиме «поиск последовательностей векторов» осуществляется поиск векторов экстремумов (максимумов и/или минимумов), соответствующих только определенному состоянию, т.е. являющихся уникальными для одного конкретного движения – реального или мысленного. Программа позволяет осуществлять выбор нужных отведений и выбор критерия уникальности векторов, т.е. учета количества появлений вектора в нескольких фрагментах одного движения. В результате получается массив уникальных векторов, который используется для классификации.

Третий шаг – полученный массив уникальных векторов загружается в качестве настроек LETTER для осуществления процесса классификации. На вход подаются новые массивы бинарных данных, не использованные для процесса обучения. LETTER производит сравнение новых векторов с уникальными и, в случае полного совпадения, относит неизвестный вектор к одному из классов. Для каждого фрагмента накапливаются найденные уникальные вектора, и по процентному соотношению принимается решение об отнесении данного фрагмента к одному из классов.

Четвертый шаг – на выходе LETTER мы получаем файл с результатами классификации, в котором указаны, с каким процентом каждый фрагмент отнесен к определенному классу, и перечислены найденные в нем уникальные вектора.

Разработанное алгоритмическое и программное обеспечение было протестировано на экспериментальном материале, полученном в ходе специально организованного обследования. Это обследование было проведено на здоровых испытуемых в возрасте от 18 до 25 лет. Во время эксперимента испытуемым предлагалось выполнить ряд простых реальных и мысленных движений, связанных с пальцами рук и ног. Каждое движение выполнялось 10-20 раз с регистрацией ЭМГ- и ЭЭГ- активности.

ЭМГ использовалась в качестве метки, для определения момента начала выполнения реального движения. По результатам экспериментов были сформированы массивы данных, пригодные для дальнейшей обработки. Оказалось, что эти массивы пригодны также и для использования в качестве входных векторов при использовании в обучаемой нейронной сети.

Полученные результаты прежде всего показали, что принятая гипотеза о двух способах отражения в ЭЭГ реальных и мысленных команд, вероятно, является

справедливой. Уникальные вектора, используемые для идентификации реальных и мысленных движений существенно различаются. Применение предложенного способа представления ЭЭГ и разработанных алгоритмов позволяют правильно идентифицировать реальные и мысленные движения с точностью от 80 до 95 %.

В настоящее время разрабатываются модификации предложенных алгоритмов с целью их использования для решения задач идентификации в реальном масштабе времени.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ КОМИТЕТ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЭЭГ-ПАТТЕРНОВ МЫСЛЕННЫХ ДВИЖЕНИЙ

И.Е. Шепелев, Д.М. Лазуренко

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ, г. Ростов-на-Дону

shepelev@krinc.ru

In this paper a new neural network committee approach for spatiotemporal EEG patterns classification of motor imagery performed in asynchronous mode is proposed. The base of a classifier are radial-basis function (RBF) neural networks and a temporal sequence interpreter of neural network outputs. The classifier consists of two neural networks for two classes being analyzed and one neural network for separation background EEG and motor imagery related EEG.

Введение

В последние годы задача идентификации паттернов ЭЭГ часто рассматривается в контексте создания систем «интерфейс мозг-компьютер» [1]. Целью создания таких систем является сопряжение активности мозга человека с внешними устройствами, минуя любые нервно-мышечные каналы. Предполагается, что человек способен произвольно изменять электрическую активность своего мозга, генерируя паттерны, которыми можно управлять внешними устройствами. Обнаружение соответствующих признаков пользователя с тем, чтобы реализовать последующую трансляцию регистрируемой мозговой активности в сообщения или команды для внешнего устройства. В качестве наиболее перспективного с точки зрения емкости (числа генерируемых команд) и скорости передачи управляющих команд рассматривается класс интерфейсов, функционирующих на основе ЭЭГ-паттернов, соответствующих мысленно выполняемым движениям [2]. Актуальным для практического применения является разработка асинхронного мозгового интерфейса, классифицирующего мысленные движения, выполняемые в произвольном темпе [3]. Одновременно это представляется наиболее сложным для реализации с помощью существующих классифицирующих

алгоритмов, так как требует классификации ограниченного числа классов ЭЭГ-паттернов мысленных движений на фоне многообразия других паттернов электрической активности мозга [4].

Настоящая работа является продолжением выполняемых авторами исследований по разработке нейросетевого классификатора для интерфейса мозг-компьютер на основе мысленных движений [5,6]. Предлагается новое нейросетевое решение для классификации пространственно-временных паттернов мозговой активности, связанных с мысленным выполнением движений руками на фоне естественной электрической активности мозга. Особенностью модели классификатора является: 1) использование комитета нейронных сетей для вывода о результатах классификации, 2) реализация в каждой нейронной сети положительных ответов о принадлежности только к ограниченному числу классов, в то время как для большого многообразия примеров других классов нейронная сеть не дает никакого ответа и 3) наличие интерпретатора ответов нейросети для учета временной структуры распознаваемых паттернов, в то время как традиционное решение основано на расширении количества входов нейросети для получения предыдущих значений временного ряда.

Экспериментальные данные

Источником данных для анализа служили ЭЭГ сигналы, зарегистрированные у двух обследуемых. Каждый из них участвовал в 1 обучающем и 2 тестовых обследованиях. 14 активных электродов были установлены в соответствии с международной системой «10-20» в точках F7, F8, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, T3,

T4, T5 и T6 (рис.1). Референтными служили электроды, расположенные на мочках ушей (референт объединенный).

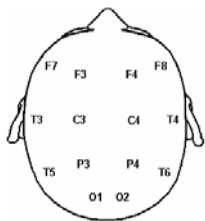


Рис. 1. Схема расположения регистрирующих электродов.

Запись ЭЭГ осуществлялась монополярно с частотой дискретизации 256 отсчетов в секунду по каждому каналу. ЭЭГ-сигналы подвергались предварительной обработке полосовым фильтром с полосой пропускания 1-70 Гц и режекторным фильтром 50 Гц. Дополнительно регистрировали электромиограмму мышц обеих рук и электроокулограмму (горизонтальную и вертикальную) для удаления артефактов, связанных с движением глаз и морганием.

В процессе обследования испытуемому предлагалось выполнять движения левой и правой рукой в произвольном режиме, а затем повторить его мысленно. Пауза между реальными движениями составляла не менее 6 секунд. Движение заключалось в поднятии предплечья в вертикальной плоскости, при этом локоть оставался покоящимся на подлокотнике кресла. В процессе работы обследуемые выполняли реальное движение, затем в течение 2 секунд – мысленное. Всего выполнялось 70 таких циклов (реальное + мысленное движение) каждой рукой. Для последующей классификации отбирались записи ЭЭГ, не содержащие артефактов.

Далее осуществлялась подготовка данных для обучения и тестирования классификатора. Определение временных окон, пригодных для классификации реальных и мысленных движений, выполнялось процедурой суперпозиции и обратного усреднения сигналов относительно меток инициации движений. Метки устанавливались offline после фильтрации каналов миограммы

полосовым фильтром (0,1-4 Гц) с условным порогом 10 мкВ, который соответствовал началу реального движения. Из ЭЭГ каждого цикла вырезались обучающие и тестовые 14-компонентные временные ряды. Обучающими данными служили отрезки ЭЭГ перед реальными движениями длительностью 150-200 мс, соответствующие позднему компоненту потенциала готовности (ПГ), во временном окне $-500 \div -150$ мс до метки инициации движения. Дополнительно для обучающего отрезка указывалось значение класса – левая или правая рука. Для тестирования использовалось два типа данных – ЭЭГ-паттерны мысленных движений и ЭЭГ покоя. Тестовые отрезки ЭЭГ-паттернов мысленных движений, так же, как и обучающие отрезки, имели длительность до 200 мс и соответствовали латерализованному негативному компоненту. Их отбор производился методом пространственного картирования мгновенных значений амплитуд во временном окне $+2500 \div +3800$ мс от метки реального движения. Для тестовых отрезков также указывалось значение класса – левая или правая рука. Обучающая и тестовая выборки содержали 2 набора по 30 отрезков ЭЭГ для каждой руки от каждого обследуемого. Другая тестовая выборка формировалась из двух состояний – покой с закрытыми глазами (ГЗ) и покой с открытыми глазами (ГО). Длительность каждой функциональной пробы составляла 240 с.

Модель классификатора

Классификатор паттернов ЭЭГ, соответствующих мысленным движениям, состоял из двух нейронных сетей, применяемых для классификации каждого из типов мысленных движений – движений левой и правой рукой, и одной нейронной сети для разделения ЭЭГ движений и фоновой ЭЭГ. Для учета временной структуры паттернов электроэнцефалограммы был использован интерпретатор последовательности ответов нейронных сетей.

Нейронная сеть. Основу модели классификатора составляют сети радиально-базисных функций, обучаемые

оригинальным соревновательно-градиентным алгоритмом настройки параметров сети. Радиально-базисная сеть состоит из двух слоев нейронов с настраиваемыми параметрами. Первый (скрытый) слой осуществляет нелинейное преобразование входного сигнала посредством активационных функций своих узлов, представляющих собой функцию Гаусса:

$$y_j = \exp\left(-\frac{\sum(I_i - c_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2}\right),$$

где y_j – выход j -го узла, I_i – компоненты входного вектора сети, c_{ji} – компоненты вектора координат центра j -го узла сети, σ_{ji} – компоненты ширины j -го узла сети. Узлы второго (выходного) слоя выполняют скалярное произведение вектора выходов узлов первого слоя y с вектором собственных весовых коэффициентов w , формируя выход сети O :

$$O_k = \sum(w_{kj} y_j),$$

где O_k – выход k -го узла, w_{kj} – весовой коэффициент связи j -го узла первого слоя с k -м узлом выходного слоя, y_j – выход j -го узла первого слоя.

Алгоритм настройки параметров сети – центров c и ширин σ и весов w – состоит в следующем. Традиционное решение настройки параметров заключается в последовательном применении соревновательного алгоритма для настройки центров c узлов скрытого слоя сети, а затем градиентного алгоритма для настройки весов связей w узлов выходного слоя. Ширины σ узлов скрытого слоя устанавливаются заранее или рассчитываются однажды и в последующем итерационном процессе не изменяются [7]. Данная схема была модифицирована таким образом, что соревновательный и градиентный режимы работают параллельно. Кроме того, ширины σ узлов скрытого слоя включены в градиентную настройку, причем настройка производится для каждой из компонент вектора ширины узла сети.

Входной слой каждой из трех нейросетей состоит из 14 входов,

соответствующих числу отведений ЭЭГ, выходной слой содержит 1 выход для кодирования одного класса. Первая сеть служила для распознавания движений левой рукой, вторая – правой рукой и третья – для распознавания движений левой или правой рукой. Третья сеть дискриминировала ЭЭГ движений от ЭЭГ фона. Необходимость наличия первых двух сетей отдельно для каждого движения обусловлена перекрытием кластеров каждого из движений в признаковом пространстве, что при решении в рамках одной нейросети вызывает заведомую ошибку классификации.

Входным сигналом для первых двух сетей служили непосредственно амплитуды ЭЭГ, а для третьей – разности двух последующих значений амплитуд ЭЭГ. Признаковые пространства для каждой из трех нейросетей были сформированы так, что для решения задачи нейросети достаточно было иметь фиксированный размер скрытого слоя, состоящий из единичного узла. Это было возможно благодаря используемому параллельному соревновательно-градиентному алгоритму с полностью настраиваемой радиально-базисной функцией.

Интерпретатор. Кодирование классов для нейросетей производится таким образом, что заключение о принадлежности входного вектора к искомому классу делается при превышении активности выходного нейрона пороговой величины $thresh1$, выходная активность выходного нейрона ниже пороговой величины интерпретируется как нулевая:

$$O_k = \begin{cases} 1, & \text{если } O_k \geq thresh1 \\ 0, & \text{если } O_k < thresh1 \end{cases}$$

В качестве порогового уровня $thresh1$ была выбрана величина 0.5 при линейной нормировке выходных значений сети в диапазон $[0,1]$. Поскольку на вход нейронной сети не подаются предыдущие значения временного ряда, временная структура паттернов полностью учитывается при интерпретации ее ответов. Окончательное решение классификатора о наличии в ЭЭГ паттерна, связанного с выполнением движения, формируется

следующим образом. Последовательность ответов нейросети $o(t)$ интерпретируется как выполнение движения определенного класса, если эта последовательность составлена из ответов о принадлежности к одному классу и имеет непрерывную длину не менее $thresh2$. Определение величины $thresh2$ производилось по обучающей выборке и соответствовало максимальному значению точности работы классификатора.

Результаты вычислений

В вычислительных экспериментах исследовалась работа классификатора на двух наборах экспериментальных данных для каждого обследуемого. На первом этапе производилось обучение нейросети на ЭЭГ-паттернах реальных движений. При обучении интерпретатор ответов не принимал участия, поэтому требуемая точность обучения формулировалась на уровне классификации отдельных экземпляров данных и составляла не менее 90%. После обучения трех нейросетей до 90%-го уровня точности на обучающих примерах производилось определение наилучшего порога длины паттернов интерпретатора. Порог длины составил 21 (84 мс) для всех анализируемых случаев. Анализ паттернов производился для двух последовательностей, формируемых как конъюнкция ответов первой и третьей сети, и второй и третьей сети. По первой последовательности детектировались движения левой рукой, по второй – правой. Окончательное решение комитета о наличии паттернов движения в ЭЭГ принимается при обнаружении паттерна искомой длины в одной из последовательностей. С включенным в работу интерпретатором и установленным порогом на длину непрерывной последовательности ответов нейросети точность работы классификатора составила не менее 93% на тестовой выборке мысленных движений.

Далее тестировалась работа классификатора на записях ЭЭГ для двух состояний покоя – с открытыми и закрытыми глазами. Во всех случаях для

ЭЭГ состояния покоя классификатор не выявил присутствие паттернов движений.

Заключение

В работе предложен новый нейросетевой подход для классификации пространственно-временных паттернов ЭЭГ произвольно выполняемых мысленных движений. В основе классификатора лежит комитет нейросетей радиально-базисных функций и интерпретатор их ответов. Особенностью нейросетей является реализация ими положительных ответов о принадлежности только к одному классу, тогда как для большого многообразия примеров других классов нейронная сеть не дает никакого ответа. Другой особенностью модели классификатора явилось наличие интерпретатора последовательности ответов нейросетей для учета временной структуры распознаваемых паттернов, тогда как традиционное решение основано на расширении количества входов нейросети для учета предыдущих значений временного ряда. Классификатор продемонстрировал высокую точность распознавания ЭЭГ-паттернов мысленных движений (не менее 93%) и уменьшил ошибку, связанную с ложным детектированием движений в состоянии покоя.

Список литературы

1. Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G., Vaughan T.M. Clin. Neurophysiol. 2002, 113, pp.767–791.
2. Morash V, Bai O, Furlani S, Lin P, Hallett M. Classifying. Clin. Neurophysiol. 2008 Nov;119(11), pp.2570-2578
3. Bashashati A, Ward RK, Birch GE. Comput Intell Neurosci. 2007
4. Blankertz B, Müller KR, Krusienski DJ, Schalk G, Wolpaw JR, Schlögl A, Pfurtscheller G, Millán Jdel R, Schröder M, Birbaumer N. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2006 Jun;14(2):153-9.
5. Шепелев И.Е., Владимирский Б.М. Нейрокомпьютеры: разработка, применение, 2010, №2. с. 4-10.
6. Шепелев И.Е., Лазуренко Д.М. XIV "Нейроинформатика-2012": Ч.3. М.: НИЯУ МИФИ, 2012. с.238-245
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс = Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2-е. М.: «Вильямс», 2006. 1104 с.

«ОДНОСТИМУЛЬНЫЙ» ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР: ОФФЛАЙН-ТЕСТ

С.Л. Шишкин^{1,2}, А.А. Николаев³, Ю.О. Нуждин⁴, И.П. Ганин¹, А.Я. Каплан^{1,2}

¹ Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

² Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»

³ Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

⁴ ООО «Инновационные технологии»

sergshishkin@mail.ru, <http://brain.bio.msu.ru>

We propose a single-stimulus modification of the P300 BCI paradigm for using in BCI switches. Although this modification made the user's task much simpler, offline classification results did not differ between the new and the standard paradigms.

Управление интерфейсами мозг-компьютер «на волне P300» (ИМК-P300) доступно подавляющему большинству людей и не требует специальной тренировки [1]. Популярность этого интерфейса постоянно растет, и ему все чаще находят новые области применения.

ИМК-P300 был разработан для выбора команд из большого числа одновременно доступных (прежде всего, команд печатания букв алфавита). Однако во многих случаях требуется использовать единственную «кнопку» (ключ), например, включающую или выключающую устройство или его отдельную функцию. Для этих целей предлагалось использовать и ИМК-P300 [2], однако его элементы, связанные с уже не используемыми командами, продолжали создавать нагрузку для пользователя.

Мы предлагаем использовать для ввода единственной команды «одностимульную» модификацию ИМК-P300, управление которой значительно упрощено благодаря исключению нецелевых стимулов, избыточных при использовании ИМК в качестве ключа. Мы полагаем, что дальнейшая оптимизация этой модификации позволит достичь особенно высокой скорости отклика интерфейса, что исключительно важно при разработке робототехнических приложений. Кроме того, благодаря повышению «интуитивности» задачи пользователя и ее максимальному упрощению одностимульные ИМК могут

оказаться одними из наиболее перспективных при изучении адаптационных возможностей мозга в использовании его нового «выхода», предоставляемого ИМК-технологией [3].

Далее мы представим теоретическое обоснование возможности использования одностимульной парадигмы в ИМК, и затем опишем результаты ее оффлайн-тестирования с использованием реальной ЭЭГ из ИМК-эксперимента.

Психофизиологические основы одностимульного ИМК

Пользователю стандартного ИМК-P300 в разных позициях на экране предъявляются стимулы, соответствующие различным командам. Чтобы ввести нужную команду, пользователь концентрирует внимание на соответствующей ей позиции и мысленно отмечает предъявляемые в ней стимулы. При этом после «целевых стимулов» (тех, которые мысленно отмечает пользователь) в ЭЭГ регистрируется высокоамплитудная волна P300, а после «нецелевых» (предъявляемых в других позициях) ее нет или ее амплитуда значительно ниже.

ИМК-P300 обычно представляют как разновидность хорошо известной в психофизиологии «одбол-парадигмы», в которой частота целевых стимулов ниже, чем нецелевых. Однако в ней все стимулы предъявляются в одной позиции. Нами было показано, что в ИМК-P300 целевые и нецелевые стимулы хорошо различаются также по высокоамплитудной негативной волне с латентностью около 200 мс (N1) [4], обычно не наблюдаемой в стандартном зрительном «одболе». Она существенно

помогает в определении вводимой команды в ИМК-Р300 [4,5].

В литературе по ИМК-Р300 наличие нецелевых стимулов считается необходимым для генерации Р300 в ответ на целевые. Однако в психофизиологии известна «одностимульная парадигма» – модификация одбол-парадигмы, в которой нецелевые стимулы полностью отсутствуют [6]. В этой парадигме амплитуда Р300 оказалась лишь несколько ниже, чем в одбол-парадигме с тем же распределением интервалов между целевыми стимулами [6].

По нашим данным, одностимульная парадигма и ИМК-Р300 при одинаковом распределении интервалов между целевыми стимулами не имеют существенных различий по амплитуде как Р300, так и N1 [7].

В разработанном нами действующем игровом ИМК-Р300 одностимульная парадигма использовалась на завершающей стадии игры. Это не нарушало управляемость интерфейса, хотя обучение его классификатора проходило на данных, записанных в стандартной парадигме [8].

Наличие нецелевых стимулов неизбежно усложняет задачу пользователя. Они могут автоматически привлекать внимание, провоцируя неправильные срабатывания ИМК. Позициям, смежным с позицией целевого стимула, свойственна повышенная амплитуда Р300 [9] и повышенная частота ошибочного ввода [10]. Мы показали, что и после стимулов, предъявляемых в отдаленных позициях, в ИМК-Р300 иногда может наблюдаться повышенная амплитуда Р300 [11].

Для использования в ИМК-Р300 одностимульная парадигма была предложена в нашей работе [12], где на ее фоне регистрировали данные для обучения классификатора. Несмотря на существенное упрощение задачи пользователя на стадии обучения классификатора и ее значительное отличие от условий применения классификатора, нам удалось сохранить достаточно высокую точность классификации.

ЭЭГ, зарегистрированные в нашем эксперименте [12], позволяли провести моделирование работы ИМК на основе одностимульной парадигмы непосредственно при распознавании вводимой пользователем команды. Такой анализ мы и опишем далее.

Методика

В ходе эксперимента [12] сначала проводилось обучение классификаторов в одностимульной и в стандартной парадигме ИМК-Р300. Затем испытуемые, используя стандартный ИМК-Р300 и один из классификаторов, печатали заданную последовательность цифр (целевыми становились последовательно цифры от 1 до 9). Одностимульная парадигма отличалась от стандартной только отсутствием нецелевых стимулов. Таким образом, в ней не было стимулов во всех позициях и в те моменты времени, где в стандартной парадигме должны предъявляться нецелевые стимулы. В эти моменты времени в записи ЭЭГ ставились те же маркеры нецелевых стимулов с соответствующим кодом, как в стандартном режиме, где они реально предъявлялись. Стимулы в обеих парадигмах предъявлялись в таблице 3x3 без группировки в строки и столбцы. ЭЭГ регистрировалась в позициях Cz, Pz, PO7, PO8, O1 и O2.

Хотя онлайн-тестирование обоих классификаторов проводилось только в стандартной парадигме, в оффлайн-режиме классификатор мог быть протестирован и на записях, сделанных в эксперименте в одностимульной парадигме на стадии обучения классификатора.

В настоящей работе был применен классификатор на основе фишеровского дискриминанта в сочетании с тихоновской регуляризацией. Его обучение проводилось на ЭЭГ, записанных при обучении классификатора в эксперименте (72 целевых и 576 нецелевых эпох в каждом режиме). Вектор признаков формировался путем фильтрации ЭЭГ в полосе 1-12 Гц, децимации до частоты 50 Гц и объединения встык по всем каналам

отсчетов в интервале 50-550 мс относительно стимула. Тестирование проводилось на записях, полученных во всех режимах. При тестировании на тех же записях, в которых классификатор был обучен, использовалась кросс-валидация по методу leave-one-out. Целевой стимул «угадывался» по максимальному значению произведения весов классификатора и вектора признаков, усредненного по четырем предъявлениям, среди всех девяти стимулов.

Моделировалась ситуация, когда пользователь пытается ввести команду через ИМК-ключ. Если «угаданный» ИМК стимул оказывался целевым, считалось, что команда успешно введена, если же был «угадан» какой-либо другой стимул (реально предъявлявшийся в стандартной парадигме и не предъявлявшийся в одностимульной), засчитывалась ошибка. Такие ошибки можно было рассматривать как ошибки «пропуска цели».

Результаты

Основные результаты представлены в таблице. При обучении классификатора на данных, записанных в стандартной парадигме, и тестировании его на отдельной выборке из этих же данных медиана точности классификации составила 94% (случайный уровень – 11%). При аналогичном обучении и тестировании классификатора на данных, записанных в одностимульной парадигме, точность снизилась у двух испытуемых и повысилась еще у двух, оставшись у остальных без изменений, и в итоге медиана также оказалась равной 94%. Это достаточно высокий уровень, особенно с учетом малого объема данных, использовавшихся для обучения классификатора.

При применении классификатора к ЭЭГ, записанной в стандартной парадигме во время онлайн-работы с ИМК, точность классификации не зависела от того, на каких данных классификатор был обучен (медианы при обучении на стандартной и одностимульной парадигме –

соответственно 86% и 87%). Близкие значения (медиана 83%) были получены при применении классификатора, обученного в одностимульной парадигме, к данным, полученным в стандартной парадигме в процессе обучения классификатора. Это подтвердило результаты нашего предыдущего анализа тех же ЭЭГ с использованием более простого классификатора (в частности, медианы точности, рассчитанной по онлайн-данным, были равны соответственно 83% и 81% – [12]). Точность значимо снизилась ($p=0,03$, парный критерий Вилкоксона) в сравнении со стандартным обучением и тестированием лишь при сочетании выборок для обучения и тестирования, не имеющем практического значения – при обучении классификатора на записях стандартного режима и тестировании на ЭЭГ, записанной в одностимульном режиме (медиана – 72%).

Точность офлайн-классификации (в %).

Испытуемые	Парадигма	
	Стандартная	Одностимульная
1	94	67
2	94	94
3	83	94
4	94	100
5	83	83
6	94	94
7	93	89
Медиана	94	94
Среднее	91	89
Ст.откл.	5	11

Примечание. Обучение и тестирование (с кросс-валидацией) велось на данных, использовавшихся в [11] для обучения классификатора.

Обсуждение

Исключение из R300-ИМК нецелевых стимулов, существенно упростившее задачу пользователя, не снизило точность определения целевого стимула.

Необходимо отметить, что в данной работе выполнена лишь предварительная оценка эффективности ИМК-ключа, в основу которой было положено сравнение точности классификации целевого стимула в стандартной и в новой парадигме при сведении к минимуму различий между ними. Для полной оценки эффективности нового ИМК-ключа потребуется дополнить классификатор установкой порога срабатывания [2] и минимизировать вероятность ложной тревоги (в этой работе она фактически была равна вероятности случайного срабатывания интерфейса – 11%), а также провести онлайн-тесты. Снижение точности классификации при тестировании на данных, записанных в процессе онлайн-работы с интерфейсом (с 94% до 86% в стандартной парадигме), указывает на неполное воспроизведение в нашем моделировании условий онлайн-работы. В частности, при ней, в отличие от режима настройки классификатора, внимание пользователя может временами переключаться на результат срабатывания ИМК, и это может ухудшать результат. Тем не менее, полученные в настоящей работе первые результаты классификации сигнала, записанного в одностимульной парадигме говорят в пользу ее высокой эффективности в продуцировании легко различающихся паттернов ЭЭГ.

Новая ИМК-парадигма нами не оптимизировалась, и, по-видимому, результаты могут быть существенно улучшены. Так, часть испытуемых сообщила, что темп стимуляции в одностимульном режиме казался им очень медленным. В этих условиях было возможно снижение уровня бодрствования и внимания, что не могло не повлиять на ЭЭГ и ухудшить точность классификации. В исследовании [13] оптимальный темп стимуляции в ИМК-Р300 с присутствием нецелевых стимулов существенно варьировал между испытуемыми, в связи с чем было предложено индивидуально подбирать его для каждого пользователя ИМК. Такой же подход может оказаться эффективным и в случае использования одностимульной парадигмы.

Заключение

При вводе единственной команды точность оффлайн-классификации в ИМК-Р300 не зависела от наличия нецелевых стимулов во время записи ЭЭГ. Разработанная нами одностимульная модификация ИМК-Р300, в которой используются только целевые стимулы, может оказаться эффективной для использования в ИМК-ключах (выключателях), обеспечивающих ввод одной команды, в связи со значительным упрощением в ней задачи пользователя. Окончательная оценка практической ценности этой парадигмы будет возможна после оптимизации ее параметров.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке фонда «Сколково» (грант 1110034). Авторы благодарят А.Е. Осадчего за предоставление его программы-классификатора.

Список литературы

1. Guger C, Daban S, Sellers E (2009) Neurosci. Lett. 462: 94-98.
2. Rebsamen B, Guan C, Zhang H et al. (2010) IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 18: 590-598.
3. Kaplan AY, Lim JJ, Jin KS, Park BW, Byeon JG, Tarasova SU (2005) Int. J. Neurosci. 115: 781-802.
4. Shishkin SL, Ganin IP, Basyul IA, Zhigalov AY, Kaplan AY (2009) J. Integr. Neurosci. 8: 471-485.
5. Treder MS, Blankertz B (2010) Behav. Brain. Funct. 6: 28.
6. Polich J, Heine MRD (1996) Psychophysiology. 33: 747-752.
7. Ганин ИП (2010) XVII Междун. конф. студ., асп. и мол. уч. "Ломоносов", 219.
8. Kaplan AY, Shishkin SL, Ganin IP, Basyul IA, Zhigalov AY (submitted).
9. Михайлова ЕС, Чичеров ВА, Птушенко ЕА, Шевелев ИА (2008) Журн. высш. нервн. деят. 58: 302-308.
10. Fazel-Rezai R (2007) Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., 2516-2519.
11. Шишкин СЛ, Николаев АА и др. (2011) Отчет о выполнении 3 этапа ГК № П1087 от 31 мая 2010 г. 10-34.
12. Shishkin SL, Nikolaev AA, Nuzhdin YO, Zhigalov AY, Ganin IP, Kaplan AY (2011) Proc. 5th Int. BCI Conf., 256-259.
13. McFarland DJ, Sarnacki WA, Townsend G, Vaughan T, Wolpaw JR (2011) Clin Neurophysiol. 122: 731-737.

HOW FAR SHOULD WE GO IN AUGMENTED HUMANS? ETHICAL ASPECTS OF BCI

A.G. Kochetova, A.Ya. Kaplan

Neurophysiology and Neuro-Computer Interfaces Lab (NNCI), Faculty of Biology,
Moscow State University
agkochetova@yahoo.com

While the clinical benefits of BCI are thought to be significant for particular groups of patients, they nevertheless raise a lot of questions and concerns not only about safety, but about possible effects on personality and personhood, about responsibility, about enhancing human capabilities, and about how we secure beneficial uses whilst avoiding the dangers.

Introduction

Brain-Computer Interfacing, or a BCI, is a challenging and fast growing field of research, holding great promise for fundamental research and the development of a variety of applications, ranging from neurofeedback and neurostimulation to neurocontrol of actuators (e.g. for the purpose of communication and movement).

A BCI is a system that measures and analyses an individual's brain signals, and converts these into an output such as computer-based communication or control of a device, but without making use of the individual's own body. The ethical debate facilitates with common terminology concerning BCIs, which has proven highly problematic. The term BCI, for example, may be used for a gaming application for healthy users, but also as an assistive technology for a person in the locked-in state. Depending on functions and target users, different ethical issues will arise. Another issue consists of whether people consider BCIs an outward-directional (from the brain to the computer/machine) or an inward-directional (from the computer/machine to the brain) interface. Are BCIs systems that measure brain signals and "translate" this input into output signals? Or can a BCI also be a system that uses externally generated input, e.g. Deep Brain Stimulation (DBS), to modify brain activity?

Neuroethics (the term was coined by the Harvard physician Anneliese A. Pontius in

1973 [1]) is a field, that looks at emerging technologies and their relation to the brain. In Europe, the term has been used to refer to the clinical care of people with strokes and other neuropathologies. In the United States - "The field of neuroethics involves the analysis of, and remedial recommendations for, the ethical challenges posed by chemical, organic, and electro-mechanical interventions in the brain" [2]. The social and ethical implications of treating the human brain as a "wetware" that we can connect to other information technology systems are vast [3].

Uses BCI in medicine

In medicine, BCIs are being considered for individuals who have lost the ability (or have severely reduced abilities) to carry out basic actions such as speech or movement. An example of this is an individual who, in medical terms, is 'locked in'. This is when a person is unable to communicate or move due to the loss of all muscle function (except for, in many cases, the eyes). However, he is aware of his surroundings and what is going on around him. People who are paralyzed due to spinal injuries or those who have extreme difficulties moving and carrying out relatively simple tasks following e.g. a stroke could also benefit from a BCI. Finally, there are efforts to restore lost functions, such as vision or action, through BCIs which control prosthetic devices. Such devices could greatly improve patients' quality of life and enable them to participate more fully in family, work and social life.

The potential usefulness of BCI-enabled brain-to-computer communication was initially demonstrated in rehabilitation medicine: severely paralyzed patients, who cannot benefit from more conventional rehabilitation therapies, were able to recover

some communication and motor abilities by learning to use a BCI [4,5,6]. BCI actuated devices developed in research laboratories throughout the world include robotic manipulators, virtual computer keyboards, and robotic wheelchairs [7,8,9].

Uses BCI outside of medicine:

BCI research is now exploring a more comprehensive repertoire of communication and control applications for both disabled and healthy users. These applications include brain-controlled virtual simulation environments [10], computer games [11], cooperative brain-computer visual processing systems [12], and BCI-actuated robotic hands [13]— in addition to alertness detectors and neurofeedback devices that are based on BCI technologies.

Computer games today require increasing numbers of inputs by the user in order to interact with the game and this is associated with increased user effort. BCIs could be used so that an individual is able to express themselves directly in the game world, both in terms of mood and beyond what is physically possible in the ‘real world’ (e.g. flying). In addition, BCI use in gaming could make individuals more relaxed and focused and result in higher ‘gaming intelligence’.

Military applications are largely speculative at present, but could include BCIs for controlling prosthetic limbs, and BCIs for the modification and/or optimization of combat performance, such as ‘super-human’ strength through a BCI-skeleton that supports the human skeleton and augments muscle strength and movement. BCIs also aim to enhance perception and enable remote control of vehicles and machinery. Other approaches include BCI binoculars, which would be capable of responding quickly to a subconsciously detected threat or target. Finally, ‘telepresence’ is where a soldier, whilst physically present elsewhere, has the ability to sense and interact in a removed and real-world location, such as with a demolition robot or unmanned vehicle through a BCI connection. If brain-computer interfaces are used to control military aircraft or weapons

from far away, who takes ultimate responsibility for the actions?

Technology-related risks:

According to The Nuffield Council on Bioethics, like other new and promising developments in research areas, BCI provides cause for considering its potential philosophical, ethical and societal consequences.

Invasive BCIs require brain surgery and the integration of the technology into live brain matter. Apart from the general risks of surgery, this carries the risk of damaging healthy brain tissue. The electrodes could induce the growth of scar tissue in the brain that might lead to seizures or loss of function, and there are also concerns over the long-term stability of such invasive electrodes. Also – there more questions here: who will pay for the access to this technology to disabled people? Is it unfair to train one’s brain with this technology? Is a BCI expert to inform the locked-in patients about the risks and the benefits? Is a BCI, as assistive technology, a reason for a patient to change his or her end-of-life decisions? Are the risks of invasive BCIs still unknown?

BCIs which measure signals non-invasively make use of certain neural circuits repeatedly and in a repetitive fashion. Again, little information is so far available whether this could be hurtful to brain function; there may be a risk that this repetitive activation changes brain structure and functioning in unpredictable ways. There is also uncertainty over whether the techniques will be as effective in treating disease or aiding rehabilitation from brain injury as some claim they will be.

Many of these technologies are in the early stages of research, and patients who have high expectations of recovery or rehabilitation may sometimes be left disappointed and frustrated if the treatment doesn’t live up to expectations. Also, the impact on a person and on their mind has to be considered, for example, are there risks of unwanted changes in mood, behavior or personality being introduced into the brain?

Another aspect - BCI use could lead to accidents. For example, who is liable if a BCI mistakenly interprets a wheelchair or prosthesis command and causes a user to hit someone or damage something or cross a street against a red light [14, 15, 16]?

Through BCI technologies, we can begin not only to enhance ourselves, but also to connect ourselves to our environment in new ways. In other words, we are becoming cyborgs, not in the science fiction sense, but in a practical, real, obvious sense; our technology will be integrated into our bodies, and our bodies will be integrated into our technology in a seamless way. This may not turn us into “spiritual machines,” as Ray Kurzweil claims [17], but it will certainly turn us into spiritual man-machine hybrids.

Imagine a period in the near future where we have developed the interfaces between computer and brain to a degree where the information flows in both directions; the brain sends out information to the computer, and it also receives impulses from the computer, which learns and develops. Perhaps that computer is also connected to the Internet. Now we have the human brain hard-wired into the Internet, itself now a wetware node on that system. So not only will BCIs connect us through wires to external information technologies, the information technology itself may be integrated into our neural tissue. For the first time, fundamental neural processes in the central nervous system will be part organic, part synthetic.

A whole field of cyborgology has developed to try to understand the social, political and ethical implications of our becoming cyborgs, part organic and part synthetic, human/machine hybrids. The very nature of our relationships with each other, as well as with social institutions, will change as we integrate technologies into our physiology and as we integrate our physiologies into our environments [10]. Clearly, BCIs will pose challenges for privacy, as machines are able to tap into our private brain processes. They will challenge personal autonomy, as experiments with other animals show how the brain can be conditioned or even disrupted with implanted technologies. And they will challenge our conceptions of selfhood, when computers are

part of the very functioning of our thought processes.

Psychiatry will have to develop new ways of understanding the cyborgian mind. A new breed of medical technologist will have to monitor, repair and fine-tune the complicated devices that are interacting with the human brain, and that may include an unprecedented amount of control over people's "minds". Psychopharmaceuticals are being developed now to try to control cognitive and affective traits, and it is likely that BCIs will be able to have similar effects. We already see the beginning of that process with the use of deep brain stimulation for psychiatric disorders.

Conclusions:

The ethical questions that confronts us are: who will have control of these technologies, and who will determine their ethical nature? Who will protect our privacy? Who will ask the important questions about enhancement—when it is good, when it is bad, and who should or should not have it? Or will these products be put on the consumer market for consumer response? Especially when you consider that BCIs can work on the subconscious level [18].

The ability to access the brain, to understand its inner workings, to connect it to external devices, promises remarkable resources to aid the infirm as well as worrisome opportunities to cause harm. It is important to develop these technologies with a careful eye towards using them responsibly.

Tamburrini [19], Clausen [20], and Haselager et. al [21] assert that an ethical analysis of BCI use should follow the standards set forth by the Declaration of Helsinki, and include a risk-benefit analysis: only if the benefits of use outweigh the risks of use can usage of a BCI be considered ethical. Nevertheless, as Clausen states: while “the ethical concerns on possible enhancement applications of [BCIs] still remain to be answered...this is not a reason to abandon [BCI] research as a whole [20].”

References:

1. Pontius A. A. ,1973. Neuro-ethics of 'walking' in the newborn. *Percept Mot Skills* 37: 235–245.
2. Wolpe, P.R., 2004, Neurotechnology and brain-computer interfaces: Ethical and social implications in Emerging Technologies and Ethical Issues in Engineering, National Academy of Engineering, The National Academies Press, Washington, D.C.
3. Paul R. Wolpe, 2007, Brain-computer interface technology presents a number of ethical and social challenges for physicians. *Virtual mentor - American Medical Association Journal of Ethics*, February, 9(2), pp. 128-132
4. Birbaumer, N., N. Ghanayim, T. Hinterberger, B. Kotchoubey, A. Kuebler, J. Perelmouter, E. Taub, and H. Flor. 1999. A spelling device for the paralyzed. *Nature*, 398:297–298.
5. Hochberg, L.R., M.D. Serruya, G.M. Friehs, J.A. Mukand, M. Saleh, A.H. Caplan, A. Branner, D. Chen, R.D. Penn, and J.P. Donoghue. 2006. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*, 442:164–171.
6. Birbaumer, N. 2006a. Breaking the silence: Braincomputer interfaces for communication and motor control. *Psychophysiology*, 43:517–532.
7. Wolpaw, J.R., N. Birbaumer, D.J.McFarland, G. Purtscheller, and T.M. Vaughan. 2002. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113:767–791.
8. Millán, J. del R., F. Renkens, J. Mouriño, and W. Gerstner. 2004. Brain-actuated interaction. *Artificial Intelligence*, 159:241–259.
9. Galán, F., M. Nuttin, E. Lew, P.W. Ferrez, G. Vanacker, J. Philips, and J. del. R. Millán. 2008. A brain-actuated wheelchair: Asynchronous and non-invasive braincomputer interfaces for continuous control of robots. *Clinical Neurophysiology*, 119:2159–2169.
10. Friedman, D., R. Leeb, L. Dikovsky, M. Reiner, G. Pfurtscheller, and M. Slater. 2007. Controlling a virtual body by thought in a highly immersive virtual environment, GRAPP, Barcelona, Spain, 83–90.
11. Nijholt, A., D. Tan, A. Brendan, J. del R. Millán, B. Graimann. 2008. Brain-computer interfaces for HCI and games, in *Proceedings of CHI'08, ACM*, pp. 3225–3228.
12. Gerson, A.D., L.C. Parra, and P. Sajda. 2006. Cortically coupled computer vision for rapid image search. *IEEE, Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2):174–179.
13. Yahud, S., and N.A. Abu Osman. 2007. Prosthetic hand for the brain-computer interface system. *IFMBE Proceedings*, 15:643–646. Springer, Berlin.
14. Clausen, J. 2008. Moving minds: ethical aspects of neural motor prostheses. *Biotechnology Journal* 3(12): 1493–1501.
15. Tamburrini, G. 2009. Brain to computer communication: ethical perspectives on interaction models. *Neuroethics* 2 (3): 137–149.
16. van Est, R., D. Stemerding, I. van Keulen, I. Geesink, and M. Schuijff. 2010. Making perfect life – bioengineering (in) the 21st century, *Interim Study Monitoring report - Phase II*, ed. Legislative coordinations and conciliations: ETAG.
17. *The Age of Spiritual Machines* by Ray Kurzweil (Viking, 1999).
18. A.Ya.Kaplan, J.J.Lim, K.S.Jin, B.W.Park, J.G.Byeon, S.U.Tarasova.2005, Unconscious operant conditioning in the paradigm of brain-computer interface based on color perception. *Intern. J. Neuroscience*.115:781-802.
19. Tamburrini, G., 2009. Brain to Computer Communication: Ethical Perspectives on Interaction Models. [Editorial]. *Neuroethics*, 2, 137-149.
20. Clausen, J. 2009. Man, Machine, and in Between. [Editorial]. *Nature*, 457, 1080-1081.
21. Haselager, P., Vlek, R., Hill, J., & Nijboer, F. 2009. A note on ethical aspects of BCI. [Editorial]. *Neural Networks*, 22(9), 1352-1357.

4-Й МЕЖДУНАРОДНЫЙ СИМПОЗИУМ

«НЕЙРОИНФОРМАТИКА И НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ»

THE FOURTH INTERNATIONAL SYMPOSIUM

“NEUROINFORMATICS AND NEUROCOMPUTERS”

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ НЕЙРОНА С ВОСПРОИЗВЕДЕНИЕМ СТРУКТУРНО-ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ СВОЙСТВ МЕМБРАНЫ И ОРГАНИЗАЦИИ СИНАПТИЧЕСКОГО АППАРАТА

А.В. Бахшиев¹, С.П. Романов², Л.А. Станкевич³, А.А. Слизун³

¹ЦНИИ робототехники и технической кибернетики

²Институт физиологии им. И.П. Павлова РАН

³Санкт-Петербургский государственный политехнический университет

palexab@gmail.com

The most important is the development of a model neuron function and the set of reactions that will be determined by the structure of its dendritic and synaptic apparatus. The model does not require adjustment of internal parameters in the operation. Properties of the transformation of information a neuron are determined by a modification of the structural organization of the membrane and synaptic apparatus, and formed the current active connections in the network.

Введение

В настоящее время все больше внимания уделяется как проблемам крупномасштабного моделирования нервной системы животных и человека [1], так и построению новых когнитивных архитектур, моделирующих поведение и структурные свойства человеческого мозга [2]. Отдельным важным аспектом этих исследований может являться разработка новых функциональных элементов таких архитектур.

Нервная система живых организмов обладает двумя важными компонентами унификации передачи и преобразования сигналов – это аналоговая форма обработки, позволяющая нейрону одновременно суммировать по пространству и интегрировать по времени входные воздействия, и импульсная передача сигналов с задержкой их распространения в проводящих трактах, использование которой позволяет решать задачи быстрого действия и оптимальной регуляции функциями организма, анализируя изменения в окружающей среде.

Первыми основными разработками в области моделирования нейронных сетей стали работы МакКаллока и Питтса [3]. На

их основе возникла целая группа моделей искусственных нейронов – формальные нейроны. Модели формальных нейронов могут различаться по виду функции активации, по изменямости весов входов, и т.п., но все они существенно упрощают функции нейрона. Это позволяет им с определенной эффективностью решать задачи классификации объектов, кластеризации и пр., но делает их непригодными для изучения работы реальных нейронов и мозга и, как следствие, для разработки и исследования новых подходов в построении искусственных нейронных сетей, основывающихся на углубленном понимании принципов организации поведения живых организмов.

Также были созданы модели, учитывающие биологические свойства нейронов и их элементов и направленные на изучение их динамических свойств, включая аппаратные реализации нейронов.

Исследуя распространение импульса вдоль гигантского аксона Ходжкин и Хаксли предложили модель мембраны, учитывающую действие трех различных типов ионного тока на её возбудимость, а именно, натриевого, калиевого и тока утечки, представленного в основном ионами хлора [4]. Измерение токов и проводимостей показало их достаточно точное соответствие теоретическим вычислениям потенциала мембраны и формы генерируемого импульса. Основываясь на данных модели Ходжкина-Хаксли, а также свойствах синаптической передачи, изученной Дж. Экклсом [5], для исследования принципов передачи импульсных потоков в нейронных сетях

в) на дендритах осуществляется пространственная и временная суммация сигналов на значительных интервалах времени (малый вклад в возбуждение нейрона от каждого синапса), и накопление потенциала не зависит от разрядов нейрона.

Модели каждого синапса и ионного механизма, формирующие участок мембраны нейрона, описываются дифференциальными уравнениями. Таким образом полное число уравнений, описывающих модель нейрона, определяется структурой мембраны нейрона и может изменяться в процессе функционирования нейрона в составе сети.

Предложенная модель позволяет воспроизвести следующие свойства нейронов:

- пространственная и временная суммация входных сигналов;
- процессы возбуждения и торможения;
- зависимость временной суммации сигналов от длины дендрита;
- зависимость паттернов разрядов на выходе нейрона от его размера;
- моделирование синапса с химической и электрической передачей сигналов;
- эффект пресинаптического торможения;
- поведение пейсмекерных нейронов;
- нейрон с несколькими стабильными состояниями мембранного потенциала.

Эти эффекты воспроизводятся как индивидуально, так и комплексно.

Результаты

На рис. 2 представлена типичная реакция модели нейрона на возбуждающий импульс. На графике внутриклеточного потенциала (2) можно наблюдать типичную область деполяризации мембраны нейрона, предвещающую формирование потенциала действия, зону гиперполяризации после генерации импульса и остаточную деполяризацию мембраны по окончании генерируемого паттерна. Длительный период деполяризации, вызывающий разряд пачкой импульсов обусловлен, во-первых, временным процессом, моделирующим выделение и распад медиатора в синаптической щели, а во-

вторых, задержкой на распространение сигнала вдоль дендрита от синапса к низкопороговой зоне.

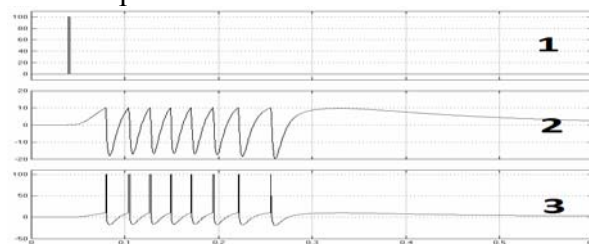


Рис. 2. Маленький нейрон с синапсом на дендрите. 1 – возбуждение входа; 2 – внутриклеточный потенциал в области генераторной зоны; 3 – ответ нейрона пачкой импульсов.

При этом, в зависимости от задачи, мы можем рассматривать выход нейрона и как дискретный сигнал, принимающий два значения: 0 в покое и отличную от нуля константу, характеризующую генерацию импульса. Также возможно рассматривать выход нейрона в его физиологическом понимании, а именно как величину потенциала действия. Во втором случае, линейным преобразованием мы масштабируем выходной сигнал в требуемый диапазон величин.

На рис. 3 представлена зависимость выходной частоты моделей нейронов от входной частоты при возбуждении по одному синапсу.

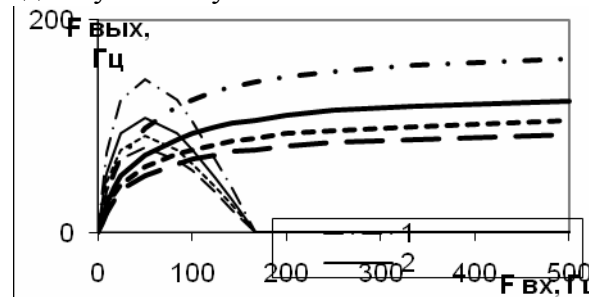


Рис. 3. ЧЧХ нейронов в зависимости от размера нейрона и наличия в модели эффекта пресинаптического (ПСТ) торможения.

Количество участков мембраны, сигналы с которых суммируются на входе генератора потенциала действия, изменялось от 1 до 4. Можно видеть, что в отсутствии пресинаптического торможения наблюдается нарастание выходной частоты нейрона до порога насыщения, определяемого размером нейрона. В случае наличия пресинаптического торможения, у модели существует оптимальная частота возбуждения, при превышении которой,

дальнейшая частота генерации падает до нуля.

Следует подчеркнуть, что при детерминированной структуре связей в нейронной сети преобразование потоков импульсов носит адаптивный характер, так как зависимость входы-выход каждого нейрона будет зависеть от количества возбуждаемых в каждый момент входов и от места их расположения на дендритах и соматических клетки. Модель нейрона предназначена для конструирования сети, функционирующей в замкнутом контуре управления оцувствленными робототехническими комплексами.

Заключение

В работе рассмотрены подходы к моделированию нейронов различного типа и механизмов их взаимодействия в составе сети как множества участков единой мембраны нервной ткани, на основе системы дифференциальных уравнений, описывающей процессы преобразования сигналов в естественном нейроне. Предложенное описание можно рассматривать в духе моделирования модульных нейронных сетей, имеющих выраженную морфологию совокупности нейронных модулей и связей [12].

Проведенные исследования показали, что разработанные модели нейронов адекватно представляют многие процессы преобразования информации, свойственные естественным прототипам.

Разработанные модели и программные средства могут иметь следующие перспективы применения:

- создание интерфейсов между техническими системами и нервной системой живых организмов;
- разработка адаптивных систем управления устойчивых к изменению характеристик объекта управления;
- разработка систем управления, воспроизводящих замкнутую цепь обработки информации от сенсоров к эффекторам через нейронную

структуру, присущую живым организмам.

Список литературы

1. Hugo de Garis, Chen Shuo, Ben Goertzel, Lian Ruiting. A world survey of artificial brain projects, Part I: Large-scale brain simulations. - Neurocomputing 74 (2010), p. 3–29.
2. Ben Goertzel, Ruiting Lian, Itamar Arel, Hugo de Garis, Shuo Chen. A world survey of artificial brain projects, Part II: Biologically inspired cognitive architectures. - Neurocomputing 74 (2010) p. 30–49.
3. Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // В сб.: «Автоматы» под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. – М.: ИЛ., 1956. – с. 363–384.
4. Hodgkin A.L., Huxley A.F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. – J. Physiology. 1952, 117, pp. 500-544.
5. Экклс Дж. Физиология синапсов. Москва: Мир. 1966. 395 с.
6. Романов С.П. Структурное обоснование функции нервной системы как автоматического регулятора. - Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2006, № 7, с. 54-63.
7. Романов С.П., Бахшиев А.В. Математическая модель биологического нейрона. - Моделирование неравновесных систем - 2000: Материалы III Всероссийского семинара, Красноярск, 20-22 октября 2000 г. - Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2000. 307нми с.
8. Бахшиев А.В. Компьютерное моделирование естественных нейронных сетей. - Материалы XIV научно-технической конференции “Экстремальная робототехника” СПб.: Астерион, 2004.
9. Романов С.П. Модель нейрона. - Некоторые проблемы биологической кибернетики. – Л.: Наука, 1972, с. 276-282.
10. Романов С.П. Моделирование свойств ионного канала и исследование его роли в формировании импульсной активности нейрона. – Нейрофизиология, 1989, Т. 21, №3, с. 379-389.
11. Бахшиев А. В., Романов С. П. Математическое моделирование процессов преобразования импульсных потоков в биологическом нейроне // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2009, №3, с. 71-80.
12. Дорогов А.Ю., Алексеев А.А. Категории ядерных нейронных сетей // Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика-99» г. Москва 20-22 января 1999 г. Сб. науч. тр. Часть 1.- М.: 1999.-С. 55-64.

МНОГОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН С ВАРИАТИВНЫМИ ПОТЕНЦИАЛАМИ АКТИВАЦИИ НЕЙРОНОВ

И.А. Борило¹, Е.Е. Слядников^{1,2}

¹Томский государственный университет;

²ТФ ИВТ СО РАН

boriloilya@yandex.ru

The basic idea is to calculate function activation only for part of activation potential in layer. By this modification, reduction of multilayer perceptron computational complexity can be expected. Learning of this modified multilayer perceptron is described. Finally, approximation ability of this modified multilayer perceptron is discussed.

Введение

В настоящее время искусственные нейронные сети (ИНС) находят широкое применение для решения задач обработки и анализа данных. Среди существующих моделей ИНС широкое распространение получил многослойный перцептрон (МП), обучаемый методом обратного распространения ошибки [1,2]. Данный вид нейронной сети применяется для решения задач классификации с учителем, регрессии, нелинейного сжатия данных [2]. Важное достоинство МП – возможность аппроксимировать с заданной точностью любую функцию многих переменных, заданную на компакте [3].

При этом МП обладает существенным недостатком – значительными вычислительными затратами на обучение МП. Для уменьшения вычислительных затрат существует множество способов: нормализация обучающей выборки [1,4], задание оптимальной структуры МП [1,2], начальная инициализация синоптических весов МП [5,6,7] и выбор эффективного режима обучения МП [7,8].

Важным элементом МП, с точки зрения уменьшения вычислительных затрат, является функция активации нейрона. Наиболее часто в роли функции активации нейрона выступает сигмоидальная функция и гиперболический тангенс [1,2]. При расчете значений данных функций необходимо проводить расчет значений экспоненты, поэтому большой интерес

представляет работа [10], в которой предложен алгоритм приближенного расчета экспоненты, который позволяет значительно уменьшить вычислительные затраты на ее расчет.

Цель данной работы – снижение вычислительных затрат на обучение МП. Для этого предложен подход, идея которого состоит в том, что в слое МП значения функций активации рассчитываются только для части потенциалов активации, выбранных по заданному критерию.

Вариативный потенциал активации нейрона

Распространение сигнала в МП происходит между слоями последовательно. На вход слоя поступает входной вектор x . Далее в соответствии с (1) рассчитывается вектор потенциалов активации v .

$$v_k = \sum_{j=0}^n w_{kj} x_j \quad (1)$$

где v_k – потенциал активации k -го нейрона; x_1, x_2, \dots, x_n – компоненты входного вектора; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$ – синоптические веса k -го нейрона; x_0 – постоянная компонента равная 1, соответствующая порогу k -го нейрона; w_{k0} – синоптический вес, определяющий величину порога k -го нейрона; n – размерность входного вектора. Затем производится расчет значений функций активации нейронов, формирующих выходной вектор слоя y , соответствующих каждому потенциалу активации, в соответствии с (2).

$$y_k = \varphi(v_k) = \varphi\left(\sum_{j=0}^n w_{kj} x_j\right) \quad (2)$$

где y_k - k -я компонента выходного вектора слоя; $\varphi()$ - функция активации нейрона. Аналогично расчет выходных векторов производится для всех слоев.

Для снижения вычислительных затрат на обучение был предложен следующий подход: потенциалы активации в одном слое объединены в группы, в каждой из которых находится m потенциалов активации. Каждая такая группа потенциалов активации соответствует одной компоненте выходного вектора слоя. В результате одному нейрону будут соответствовать несколько векторов синоптических весов. Такие вектора будем обозначать w_k^t , где t - номер вектора синоптических весов; k - номер нейрона слоя которому соответствует вектор синоптических весов.

Рассмотрим распространение сигнала в таком слое. На вход слоя поступает входной вектор x . Далее в соответствии с (3) рассчитывается матрица потенциалов активации v , строки которой соответствуют потенциалам активации одного нейрона.

$$v_k^t = \sum_{j=0}^n w_{kj}^t x_j \quad (3)$$

где v_k^t - t -й потенциал активации k -го нейрона; $w_{k1}^t, w_{k2}^t, \dots, w_{kn}^t$ - синоптические веса t -го вектора, соответствующего k -му нейрону; w_{k0} - синоптический вес, определяющий величину порога для t -го потенциала активации, соответствующего k -му нейрону. Расчет значений функций активации нейронов производится в соответствии с (4).

$$y_k = \varphi(\max U(v_k)) \quad (4)$$

где v_k - вектор потенциалов активации k -го нейрона; $\max U()$ - функция, возвращающая значение компоненты вектора аргумента, с наибольшим значением.

В результате значение функции активации рассчитывается только для одного потенциала активации в каждой

группе. Такой потенциал активации будем называть действующими потенциалом активации. Нейроны в таком слое будем называть нейронами с вариативным потенциалом активации (НВПА). Затраты на расчет значений функций активации для слоя, состоящего из НВПА, снижаются в m раз по сравнению со слоем, состоящего из обычных нейронов, если в каждом из слоев одинаковое количество синоптических весов.

Данный критерий выбора действующих потенциалов активации обладает двумя достоинствами:

1. При использовании слоев, состоящих из НВПА, МП остается непрерывной функцией.
2. Вычислительные затраты на выбор действующего потенциала активации незначительны.

Обучение

Для обучения МП используется алгоритм обратного распространения ошибки. При использовании алгоритма обратного распространения ошибки различают два прохода, выполняемых в процессе обучения: прямой и обратный проход. Во время прямого прохода рассчитываются выходные векторы слоев. Во время обратного прохода рассчитываются локальные градиенты нейронов. Локальный градиент и выходные векторы слоев используются для определения изменений синоптических весов [1,2].

Если в МП есть слои с НВПА, то при прямом проходе для таких слоев кроме выходных векторов слоев необходимо будет «отметить» потенциалы активации в группах, которые выбраны действующими потенциалами активации.

На сигнал ошибки выходных нейронов МП будут влиять только действующие потенциалы активации, поэтому остальные потенциалы активации в слоях с НВПА можно не учитывать. После выполнения прямого прохода при обратном проходе слои с НВПА можно рассматривать как слои из обычных нейронов, у которых потенциалами активации являются

действующие потенциалы активации данного слоя, в этом случае обратный проход происходит так, как в случае МП без НВПА.

Для случая online режима обучения МП после обратного прохода в слоях с НВПА будут корректироваться только синоптические веса действующих потенциалов активации.

В результате значения синоптических весов потенциалов активации в слое с НВПА будут определять не всей выборкой, а некоторым ее подмножеством, поэтому можно предположить, что данные потенциалы активации будут лучше учитывать особенности данного множества примеров по сравнению с МП без НВПА.

Аппроксимация функции

Для МП доказана теорема о возможности с помощью МП аппроксимировать с заданной точностью любую функцию многих переменных, заданную на компакте [3].

Рассмотрим аппроксимацию функции, заданной на компакте, с помощью МП с НВПА. Если рассмотреть одну группу потенциалов активации из слоя с НВПА, множество входных векторов данного слоя будет ограниченным множеством, т.к. МП аппроксимирует функцию, заданную на компакте. Поэтому значение синоптических весов могут быть такими, что действующим потенциалом активации будет только один потенциал активации из группы для всего множества входных векторов. Аналогично для всех остальных групп. В результате на компакте МП с НВПА будет эквивалентен МП без НВПА, а для него справедлива теорема об аппроксимации функции, т.е. МП с НВПА может аппроксимировать с заданной

точность любую функцию многих переменных, заданную на компакте.

Выводы

Для предложенной модели МП с НВПА показано:

1. Для обучения МП с НВПА можно использовать методы, используемые при обучении МП.
2. МП с НВПА можно использовать для аппроксимации любой функции многих переменных с заданной точностью на компакте.

Список литературы

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: ФиС, 2003. 344 с.
3. Kreinovich V.Y. Arbitrary nonlinearity is sufficient to represent all functions by neural networks: A theorem // *Neural Networks*, 1991, Vol.4. pp. 381-383.
4. LeCun Y. Efficient Learning and Second-order Methods // *A Tutorial at NIPS 93, Denver*, 1993.
5. Karayiannis N.B. Accelerating the training of feed-forward neural networks using generalized Hebbian rules for initializing the internal representations // *IEEE Proc. ICNN, Orlando*, 1994. pp. 1242-1247.
6. Thimm G., Fiesler E. Neural network initialization // *From Natural to Artificial Neural Computation* / Eds. N. Mira, J. Mira, F. Sandoval. – Malaga: IWANN, 1995. pp. 533-542.
7. Denoeux J., Lengalle R. Initializing back propagation networks with prototypes // *Neural Networks*, 1993, Vol. 6. pp. 351 - 363.
8. Царегородцев В.Г. Общая неэффективность использования суммарного градиента выборки при обучении нейронной сети // *Материалы XII Всеросс. семинара "Нейроинформатика и ее приложения"*, Красноярск, 2004. - 196с. - С.145-151.
9. Wilson D.R., Martinez T.R. The general inefficiency of batch training for gradient descent learning // *Neural Networks*. 2003, Vol.16. Issue 10. pp. 1429-1451.
10. Ahrendt T. Fast Computations of the Exponential Function // *Lecture Notes in Computer Science*, 1999, Vol. 1563. pp. 302-312

МЕТОД СИНТЕЗА НЕЙРОИДЕНТИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ УСТАНОВОК С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКИХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

В.М.Буянкин, С.К. Ковалева

МГТУ им. Н.Э.Баумана

Viktor-Buyankin@yandex.ru

In article the method of synthesis of neuropredicting identification with use of ensemble of hybrid neural networks with indistinct logic is considered at incomplete, inexact static and dynamic characteristics of difficult technological installations. For realization of this method the block diagram consisting of ensembles of recurrent neural networks and predicting hybrid neural networks with indistinct logic is offered. The first ensemble of neural networks identifies transitional characteristics of the difficult technological installation, the second ensemble of neural networks carries out neuroforecasting of transitional characteristics for some steps forward.

Аннотация

В статье рассматривается метод синтеза нейропрогнозирующей идентификации с использованием ансамбля гибридных нейронных сетей с нечеткой логикой при неполных, неточных статических и динамических характеристиках сложных технологических установок. Для реализации этого метода предлагается структурная схема, состоящая из ансамблей рекуррентных нейронных сетей и прогнозирующих гибридных нейронных сетей с нечеткой логикой. Первый ансамбль нейронных сетей идентифицирует переходные характеристики сложной технологической установки, второй ансамбль нейронных сетей проводит нейропрогнозирование переходных характеристик на несколько тактов вперед.

1. Введение

В последние годы резко повысился интерес к таким научным направлениям как нейроидентификация, нейропрогнозирование различных физических процессов в сложных технологических установках. Такой впечатляющий успех объясняется тем, что нейронные сети, являясь по своей

структуре биологической моделью нервной системы человека, позволяют получать довольно сложные законы управления. Традиционные методы идентификации: метод частотных характеристик, метод наименьших квадратов, метод статистических корреляционных функций часто сводятся к линеаризации дифференциальных уравнений, что приводит к приближенному описанию работы сложных технологических установок. При классической идентификации с использованием ЭВМ, имеющих архитектуру фон-Неймана, аппроксимируемую функцию представляют в виде последовательной суммы. При идентификации с использованием нейронных сетей используется параллельность вычислений с высокой гибкостью базовых функций, связанных с адаптацией входных данных и возможностью управления числом элементов суммирования, что позволяет достичь более высокой точности прогнозируемых нелинейных статических и динамических характеристик сложных технологических установок. Кроме того, предлагаемый метод нейроидентификации позволяет достичь более высокой точности прогнозируемых нелинейных статических и динамических характеристик сложных технологических установок с нечеткими параметрами.

2. Описание, постановка и методы решения задачи

Структурная схема метода синтеза нейропрогнозирующей идентификации с использованием ансамбля гибридных нейронных сетей при неполных неточных статических и динамических

текущего момента времени; $g_{i\eta}$ - активация i - слоя нейронов; g_{h_2} - активации во втором слое нейронов.

Веса нейронной сети в процессе обучения корректируются по следующей формуле:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - k \frac{d\Phi(n)}{dw_{i\eta}}, \quad (6)$$

где k - коэффициент скорости обучения.

В процессе обучения нейронной сети ошибка e_m интегрируется, умножается на коэффициент интегральной составляющей и коэффициент пропорциональной составляющей:

$$E_o = k_i \int \left(Y_T - \frac{2m}{\pi} \arctg \left(\sum_{i\eta=0}^N w_{h2i\eta} \left[\frac{2m}{\pi} \arctg \left(\sum_{i=0}^n w_{i\eta} x_i(n) \right) + m \right] + m \right) \right) + k_p \left(Y_T - \frac{2m}{\pi} \arctg \left(\sum_{i\eta=0}^N w_{h2i\eta} \left[\frac{2m}{\pi} \arctg \left(\sum_{i=0}^n w_{i\eta} x_i(n) \right) + m \right] + m \right) \right) \quad (7)$$

Сумма интегральной и пропорциональной составляющей E_0 поступает в блок обучения нейронной сети. Цифровая следящая система работает до тех пор, пока не будет достигнута заданная точность обучения нейронной сети. Цифровые регуляторы обеспечивают точность и устойчивость следящей системы. Когда $E(z)$ становится равна $E_{зад}(z)$, следящая система управления останавливает процесс обучения, отсекая поиск ненужных локальных минимумов.

Первый ансамбль нейронных сетей идентифицирует переходные характеристики сложной технологической установки, второй ансамбль гибридных нейронных сетей проводит нейропрогнозирование переходных характеристик на несколько шагов вперед.

Уравнения нечеткой гибридной нейронной сети для прогноза статических и динамических характеристик ионно-плазменной установки имеют вид:

$$net_i^1 = x_1^1;$$

$$y_i^1 = f_i^1(net_i^1) = net_i^1;$$

$$i = 1, 2$$

$$net_u^2 = \frac{(x_i^2 - m_u)^2}{(\sigma_u)^2};$$

$$y_u^2 = f_u^2(net_u^2) = \exp(net_u^2);$$

$$j = 1 \dots n$$

$$net_{ki}^3 = \prod_{j=1}^k x_j^3;$$

$$y_i^3 = f_k^3(net_k^3) = net_k^3;$$

$$k = 1 \dots l$$

$$net_0^4 = \sum \omega_{ko}^4 x_k^4;$$

$$y_i^4 = f_k^4(net_k^4) = net_k^4;$$

$$x_i = P_i(n); \quad (8)$$

$$y_i^4 = P_i(n+1),$$

где x_1^1 - первый сетевой ввод; y_1^1 -

первый сетевой вывод;

x_i^2 - второй сетевой ввод; y_u^2 - второй

сетевой вывод; m_{ij} и σ_{ij} соответственно,

среднее и стандартное отклонение функции; x_u^3 - третий сетевой ввод;

y_i^3 - третий сетевой вывод; x_i^4 - четвертый

сетевой ввод; y_i^4 - четвертый сетевой

вывод; n - общее количество

лингвистических переменных относительно

входных узлов.

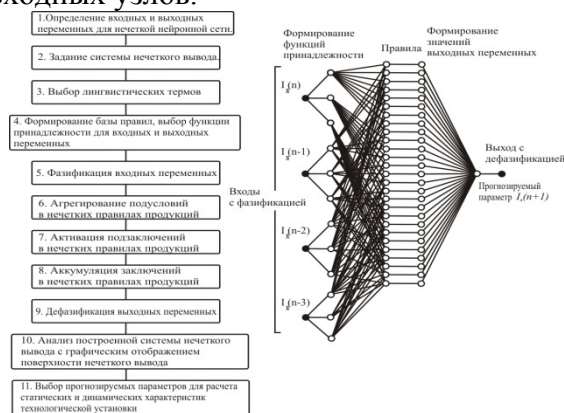


Рис. 2. Основные этапы метода нейропрогнозирующей идентификации с использованием ансамбля гибридных нейронных сетей с нечеткой логикой

При обучении этих нейронных сетей анализируется ошибка, если она превышает заданную точность, то нейронные сети дообучаются. После этого проводится анализ точности нейроидентификации с прогнозом и вычисляются статические и динамические характеристики сложной технологической установки.

Основные этапы методики представлены на рис. 2 и включают в себя:

1. Определение входных и выходных переменных для нечеткой нейронной сети.
2. Задание системы нечеткого вывода.
3. Выбор лингвистических термов.
4. Формирование базы правил, выбор функций принадлежности для входных и выходных переменных.
5. Фазификацию входных переменных.
6. Агрегирование дополнительных условий в нечетких правилах продукций,
7. Активацию дополнительных заключений в нечетких правилах продукций,
8. Аккумуляцию заключений нечетких правил продукций,
9. Дефазификацию выходных данных,
10. Анализ построения системы нечеткого вывода с графическим отображением поверхности нечеткого вывода,
11. Выбор прогнозируемых параметров для расчета статических и динамических характеристик технологической установки.

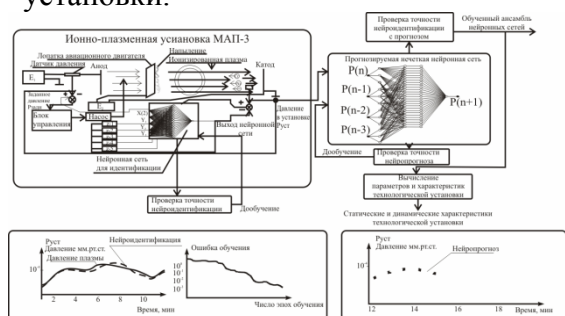


Рис. 3. Система нейропрогнозирующей идентификации при ионно-плазменном напылении лопаток авиационных двигателей

Предложенная методика была проверена при идентификации технологической установки с ионно-плазменным напылением лопаток

авиационного двигателя (рис. 3). Точность нейроидентификации давления ионизированной плазмы составила 0.001 мм ртутного столба.

3. Заключение

Таким образом благодаря нейроидентификации с прогнозированием статических и динамических характеристик удастся достичь более высокой точности и качества и управления сложными технологическими установками, что выгодно отличает системы нейроуправления от традиционных систем управления.

Литература

1. Буянкин В.М. Применение нейронных сетей для управления ” Нейросетевые методы повышения эффективности систем управления сложными элементами электротехнических установок” Издание LAMBERN Academic Publishing Germany, 2011г 265с.
2. Буянкин В.М. Нейроуправление роботами с параллельной кинематикой “ Применение нейронных сетей для управления роботами” Издание LAMBERN Academic Publishing Germany, 2011г 167 с.
3. Буянкин В.М., Гоменюк С.М., Карпенко А.П., Литун Т.О. Нейросетевая идентификация и управление некоторыми механизмами параллельной кинематики Приложение к журналу “Информационные технологии” №11/2011
- Буянкин В.М. Интегральный, пропорциональный, дифференциальный нейрорегулятор. “Вестник МГТУ им. Н.Э.Баумана”, серия фундаментальные науки 2006 г. N3(64)
3. Буянкин В.М. Нейроидентификация характеристик установки с ионно-плазменом напылением для нанесения жаростойких покрытий. 51-я научная конференция Московского физико-технического института «Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук». 2008 г.
4. Буянкин В.М. Нейроидентификация физических процессов при ионно-плазменном напылении”(Приложения информатики в медицине, технике, экономике, ив естественных и гуманитарных науках) конференция “ Научно-техническая конференция Неуринформатика-2009” МИФИ
5. Буянкин В.М. Нейроидентификация характеристик установки с ионно-плазменом напылением для нанесения жаростойких покрытий Всероссийская научно-техническая конференция «Машиностроительные технологии» 2008 г. МГТУ им. Н.Э.Баумана

НАВИГАЦИОННАЯ СИСТЕМА АВТОНОМНОГО КОЛЁСНОГО РОБОТА

Ю.В.Верменко, М.В.Петрушан

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ

vermenkoyura@mail.ru

Navigation system of autonomous mobile robot has been considered. This system consists of localization node, path planing node, motor and odometry node. Particle filters were used to localize robot in an environment. A search is used to find a path. Much of attention is given to the motor control prblem. Development of motor node of wheeled robot has been described.*

Введение

Навигационное планирование является обязательным компонентом автономного функционирования робота в реальной среде. Моделирование навигационных функций представляет как исследовательский интерес для изучения поведения животных в естественных условиях, так и прикладной интерес в рамках разработки программно-аппаратных компонентов роботов.

Навигационная система робота должна выполнять функции локализации, планирования траектории движения в условиях статических и динамических препятствий, управления моторными компонентами робота для движения по выбранной траектории. Наиболее используемыми методами локализации робота в среде являются алгоритмы, построенные на основе фильтров частиц [1,2]. Планирование маршрута формализуется в виде задачи поиска кратчайшего пути в графе возможных путей [3]. Наиболее аппаратно-специфичной задачей остаётся разработка алгоритма управления моторными компонентами робота, которой уделяется основное внимание в данной работе.

Рассматривается задача управления колёсным роботом, состоящим из двух сочленённых частей, каждая из которых имеет два независимых колеса, вращающихся только при подаче тока на двигатели. Алгоритмы согласованного

управления моторными компонентами мобильной платформы для движения по запланированному маршруту не представлены в открытом доступе для такой аппаратной архитектуры, поэтому задача их разработки актуальна и представляет исследовательский и прикладной интерес.

Модуль реализуется как узел Robot Operating System (www.ros.org), однако существует большое число программных платформ [4,5] и операционных систем для роботов (YARP, Player, OpenRAVE), в которые может быть интегрирован разрабатываемый модуль.

Описание платформы

В качестве колёсной платформы выбрана модель «Техновижн» МП-М2401, которая состоит из двух сочленённых частей, поворачивающихся друг относительно друга в точке сочленения, каждая из которых имеет два независимых колеса диаметром d (Рисунок 1).

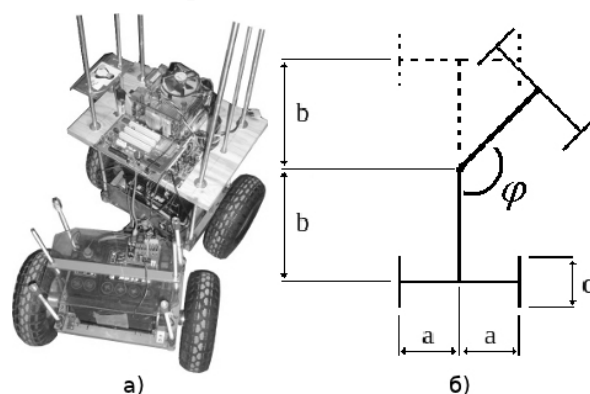


Рисунок 1. а) Внешний вид робота. б) Схематический вид платформы. φ – угол поворота между частями платформы; a – расстояние от оси сочленения до колеса; b – длина рычага сочленения; d – диаметр колеса.

Колёса поворачиваются двигателем, соединённым через редуктор, и не могут

свободно вращаться. Двигатели управляются ШИМ контроллером. На каждом колесе установлен инкрементный энкодер (одометр) – датчик, сообщающий о повороте колеса в ту или другую сторону. Установлен угловой энкодер – датчик, сообщающий угол поворота (изгиба) сочленения.

Навигационная система

Навигационная система робота состоит из трёх взаимосвязанных блоков: локализации, планирования движения и моторики. Соответственно, цикл навигационных действий робота представляет собой повторяющуюся последовательность: локализация (определение своего местоположения) – планирование траектории перемещения – движение по траектории (Рисунок 2).

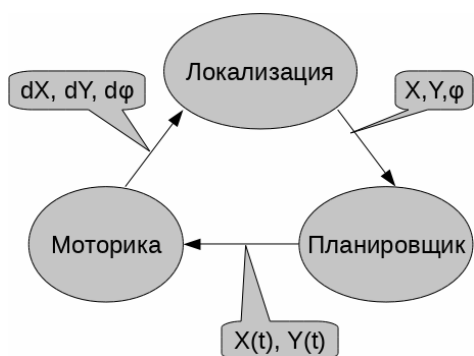


Рисунок 2. Общая схема взаимодействия модулей.

Модуль локализации определяет координаты робота и передает их модулю планирования маршрута. Модуль планирования строит маршрут движения и передает его блоку моторики. Блок моторики устанавливает необходимую мощность на двигатели для движения по заданной траектории. С помощью инкрементных одометрических датчиков и датчика поворота вычисляются изменения координат и угла поворота и передаются модулю локализации в качестве гипотезы о перемещении.

Локализация осуществляется с помощью фильтра частиц [2] с известной картой местности, заданной в виде двумерной матрицы (рисунок 3). Белый цвет на карте соответствует свободным участкам местности, черный цвет –

препятствиям. Разные этапы локализации представлены на Рисунке 3.

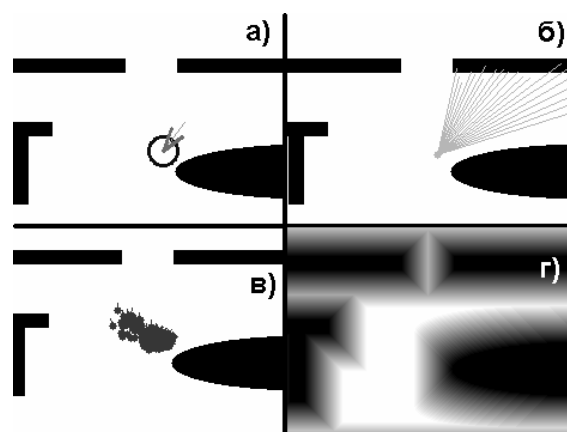


Рисунок 3. Этапы процессов локализации и планирования: а) вычисленное положение и ориентация робота, б) моделирование дальнометрии, в) гипотезы о локализации робота, составляющие фильтр частиц г) карта проходимости.

Планирование маршрута формализуется в виде задачи поиска пути в графе. Граф возможных перемещений робота строится из точки текущего положения робота. Каждый родительский узел графа имеет три дочерних узла, соответствующих прямолинейному перемещению робота на определенный шаг, перемещению с поворотом направо и перемещению с поворотом налево. Если одно из таких перемещений невозможно ввиду препятствий на пути робота, то вершина не добавляется в граф. Вес ребра графа от родительского узла до одного из дочерних вычисляется из соображений проходимости пути. Для этого используется карта проходимости (рисунок 3 г), вычисляемая из растровой карты препятствий. В каждой точке такой карты вычисляется величина расстояния до ближайшего препятствия. Для поиска пути в графе используется алгоритм A*[3]. Результат работы алгоритма представлен на Рисунке 4.

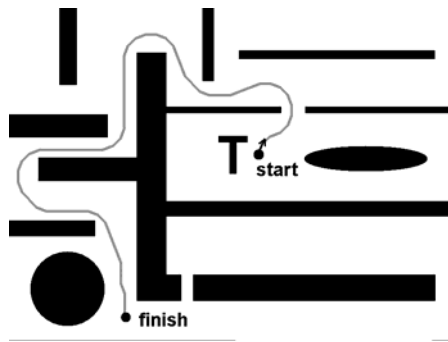


Рисунок 4. траектория движения робота.

Траектория, по которой должен двигаться робот, представляется в виде параметрической функции координат от времени, заданной в виде полинома, коэффициенты которого вычисляются модулем планирования траектории движения аппроксимацией кратчайшего пути в графе. Задача модуля моторики - как можно более точно следовать по заданному маршруту.

Управление роботом состоит в согласованной установке скоростей вращения всех колёс посредством подачи требуемой мощности на соответствующие двигатели. Для адаптивной установки мощности и устранения осцилляций используется пропорционально-интегрально-дифференциальный регулятор (ПИД).

Задача управления разбивается на две:

1. Управление передней частью платформы таким образом, чтобы она двигалась по заданной траектории.
2. Управление задней частью платформы, таким образом, чтобы не допускать нагрузок в точке сочленения.

Ведущей частью робота считается та, которая находится в голове движения, ведомая часть находится в хвосте. При изменении направления движения ведущая и ведомая части меняются ролями.

По заданной траектории движения рассчитывается средняя угловая и поступательная скорость за время dt . Из средней угловой и поступательной скорости передней части платформы рассчитывается необходимая скорость для левого и правого колеса.

Пусть требуемая траектория движения задана в параметрической форме в виде двух функций, зависящих от времени $x=X(t)$ и $y=Y(t)$.

Тогда ориентация робота:

$$F(t) = \arctg(\dot{Y}(t) / \dot{X}(t))$$

требуемая угловая и поступательная скорость на время dt :

$$W = (F(t + dt) - F(t)) / dt$$

$$V = \sqrt{\dot{Y}^2(t) + \dot{X}^2(t)}$$

скорости передних колёс:

$$VL = V + a * W$$

$$VR = V - a * W$$

Из соображений отсутствия напряжения в точке сочленения рассчитываются скорости колёс ведомой части:

$$VL = Vs * (\cos(\beta) + a/b * \sin(\beta))$$

$$VR = Vs * (\cos(\beta) - a/b * \sin(\beta))$$

$$\beta = \varphi + \arctg(W * b/V)$$

$$Vs = \sqrt{V^2 + (W * b)^2}$$

где:

β — угол вектора скорости точки сочленения относительно ведомой части;
 Vs — модуль скорости точки сочленения;
 φ — угол поворота между ведомой и ведущей частью.

Мощность, подаваемая на двигатель каждого колеса, регулируется ПИД-контроллером для удержания заданной скорости.

Оценка перемещения робота за прошедшее время dt и новые координаты платформы (Рисунок 5) рассчитываются следующим образом:

средняя угловая и поступательная скорость:

$$W = (VL - VR) / (2 * a)$$

$$V = (VL + VR) / 2$$

средний радиус кривизны траектории:

$$R = V / W$$

изменение ориентации:

$$d\varphi = W * dt$$

новая ориентация:

$$\varphi' = \varphi + d\varphi$$

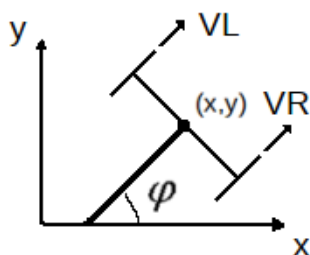


Рисунок 5. Координаты части платформы.

В зависимости от радиуса кривизны траектории может быть использован один из двух методов расчёта перемещения части платформы. В случае движения по окружности радиуса R предпочтительно использовать дуговую аппроксимацию траектории, а в случае, когда движение происходит по прямой, а радиус кривизны стремится к бесконечности, предпочтительным является линейная аппроксимация траектории.

Линейная аппроксимация траектории:

$$dX = V * dt * \cos \frac{\varphi' + \varphi}{2}$$

$$dY = V * dt * \sin \frac{\varphi' + \varphi}{2}$$

Дуговая аппроксимация траектории:

$$dX = R * (\sin \varphi' - \sin \varphi)$$

$$dY = R * (\cos \varphi' - \cos \varphi)$$

Рассчитанные dX , dY и $d\varphi$ отправляются в модуль локализации в качестве первичной оценки перемещения робота.

Описанная навигационная система опробована на виртуальном роботе в

модельной среде и на мобильной платформе МП-М2401 в реальной среде.

Заключение

Рассмотрена навигационная система мобильного колесного робота, состоящая из узла локализации, узла планирования траектории движения, узла моторики и одометрии. Локализация осуществляется с помощью фильтра частиц. Планирование маршрута формализовано в виде задачи поиска пути в графе, который строится на карте проходимости. Особое внимание уделено методу расчета скоростей ведомой и ведущей части платформы для гладкого движения по вычисленной траектории, который проверен в численном моделировании и на реальной платформе.

Список литературы

1. Austin Eliazar, Ronald Parr. "DP-SLAM: Fast, Robust Simultaneous Localization and Mapping Without Predetermined Landmarks", IJCAI, 2003.
2. Rekleitis, Ioannis, "A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization," International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2003.
3. Dechter, Rina; Judea Pearl "Generalized best-first search strategies and the optimality of A*". Journal of the ACM 32 (3), 1985, 505–536.
4. Arkin, R.C.; Balch, T. "AuRA: principles and practice in review" Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence 9 (2–3), 1997, 175–189.
5. Gat, E., "Integrating planning and reacting in a heterogeneous asynchronous architecture for mobile robots" in SIGART Bulletin 2, 1991, 70-74.

ФОРМАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОНА, ОБЕСПЕЧИВАЮЩАЯ НЕПРОТИВОРЕЧИВОСТЬ ПРЕДСКАЗАНИЙ

Витяев Е.Е.^{1,2}

¹⁾ Институт математики им. С.Л.Соболева СО РАН, vityaev@math.nsc.ru

²⁾ Новосибирский государственный университет

We formulate the formal model of neuron that provides consistent predictions. For the consistency of predictions we use maximal specific rules, that discovered by neuron.

Введение

Нами ранее была предложена формальная модель нейрона, основанная на семантическом вероятностном выводе [1-2]. Эта модель была использована для объяснения функциональных систем [1-2] и экспериментально апробирована путем создания аниматов [3].

В данной работе показывается, что эта модель позволяет решать проблему статистической двусмысленности и предсказывать без противоречий.

Проблема статистической двусмысленности состоит в том, что в процессе обучения (индуктивного вывода) мы можем получать вероятностные правила, из которых выводится противоречие. Эта проблема возникает для большинства методов машинного обучения. Пример: наблюдая людей, можно вывести два правила: если человек философ, то он не миллионер, а если он держатель приисков, то миллионер. Применяя эти два правила к известному философу П. Суппесу, мы получим, что, поскольку он философ, то он не миллионер, а, поскольку он держатель приисков, то миллионер. Получим противоречие.

Чтобы избавиться от противоречий Гемпель [4] ввел требование максимальной специфичности. В нашем примере максимально специфичными должны быть правила: если человек философ, но не держатель приисков, то он с ещё большей вероятностью не миллионер, а, если он

держатель приисков, но не философ, то он также с ещё большей вероятностью миллионер. Применение этих двух правил уже не приводит к противоречиям. Максимально специфические правила должны использовать всю доступную информацию.

Полученные результаты

Приведём описание формальной модели нейрона на описательном уровне, ссылаясь на точные определения, приведённые в следующем разделе.

Под *информацией* поступающей на «вход» мозга будем понимать всю воспринимаемую мозгом афферентацию: мотивационную, обстановочную, пусковую, обратную, санкционирующую, афферентацию о произведенных действиях, поступающую по коллатералям на «вход» и т. д. Из экологической теории восприятия Дж. Гибсона [5] следует, что под информацией можно понимать любую характеристику энергетического потока света, звука и т.д., поступающую на «вход» мозга.

Определим информацию, передаваемую по некоторому нервному волокну на синапсы нейрона, односторонними предикатами $P_j^i(\mathbf{a}) = (x_i(\mathbf{a}) = x_{ij})$, $j = 1, \dots, n_i$, где $x_i(\mathbf{a})$ – некоторая информация, x_{ij} – значение истинности в ситуации (на объекте) \mathbf{a} . Если информация передается на возбуждающий синапс, то она воспринимается нейроном как информация об истинности предиката $P_j^i(\mathbf{a})$, если на тормозной синапс, то как отрицание предиката $\neg P_j^i(\mathbf{a})$.

Возбуждение нейрона в ситуации (на объекте) \mathbf{a} и передачу этого возбуждения на аксон нейрона также определим односторонним предикатом $P_0(\mathbf{a})$. Если нейрон

Работа поддержана грантом РФФИ № 11-07-00560-а; интеграционными проектами СО РАН № 3, 87, 136, а также работа выполнена при финансовой поддержке Совета по грантам Президента РФ для государственной поддержки ведущих научных школ (проект НШ-276.2012.1)

тормозится в ситуации a , то определим эту ситуацию как прогнозирование отрицания предиката $\neg P_0(a)$.

Известно, что каждый нейрон имеет рецептивное поле, возбуждающее его безусловно.

Первоначальной (до всякого обучения) семантикой предиката P_0

является данное рецептивное поле. В процессе обучения эта информация обогащается и может дать достаточно специализированный нейрон типа «нейрон Билла Клинтона».

Мы предполагаем, что формирование условных правил (связей) на уровне нейрона происходит по правилу Хебба [5]. Нейрофизиологические подтверждения этого правила можно найти в работе [7].

В отличие от других формализаций, мы формализуем правило Хебба семантическим вероятностным выводом, приводимым далее.

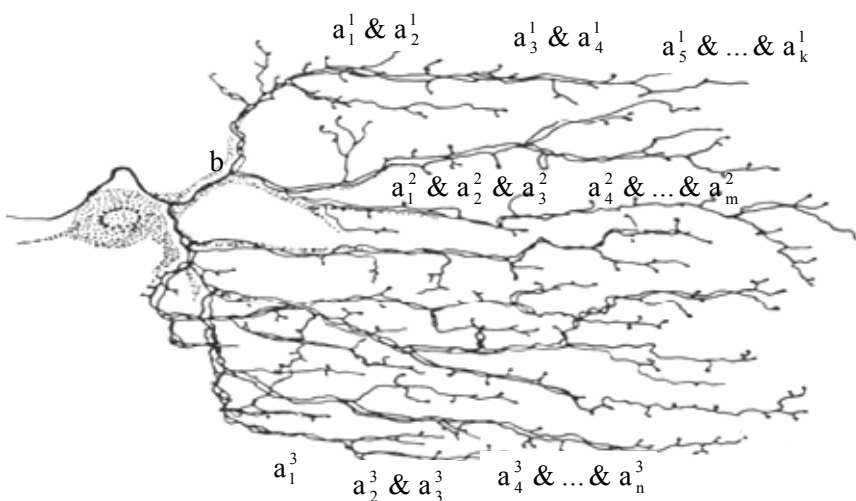
Предикаты $P_j^i(a)$, $P_0(a)$ и их отрицания $\neg P_j^i(a)$, $\neg P_0(a)$ являются литералами, которые обозначим как $a, b, c, \dots \in L$.

В процессе семантического вероятностного вывода нейрон обнаруживает множество правил $\{R\}$ (условных связей) вида:

$$R = (a_1 \& \dots \& a_k \Rightarrow b), \quad a_1, \dots, a_k, b \in L, \quad (1)$$

где a_1, \dots, a_k – возбуждающиеся (тормозные) предикаты (стимулы), приходящие на вход нейрона, а b – предикат $P_0(a)$ или $\neg P_0(a)$ аксона нейрона.

Определим способ вычисления условной вероятности правил $(a_1 \& \dots \& a_k \Rightarrow b)$. Подсчитаем число случаев $n(a_1, \dots, a_k, b)$, когда произошло событие $\langle a_1, \dots, a_k, b \rangle$ – одновременное возбуждение/торможение входов $\langle a_1, \dots, a_k \rangle$ нейрона и самого нейрона непосредственно перед действием подкрепления (которое может быть, как положительным, так и отрицательным и



осуществляться, как санкционирующей афферентацией так и эмоциями [1,3]).

Среди случаев $n(a_1, \dots, a_k, b)$ подсчитаем случаи $n^+(a_1, \dots, a_k, b)$, когда подкрепление было положительным, а также число случаев $n^-(a_1, \dots, a_k, b)$, когда подкрепление было отрицательным. Условную (эмпирическую) вероятность правила $(a_1 \& \dots \& a_k \Rightarrow b)$ определим следующим образом:

$$\mu(b / a_1, \dots, a_k) = \frac{n^+(a_1, \dots, a_k, b) - n^-(a_1, \dots, a_k, b)}{n(a_1, \dots, a_k, b)}$$

Если эта вероятность становится отрицательной, то это означает торможение нейрона с вероятностью, взятой с обратным знаком.

Формализация процесса замыкания условных связей на уровне нейрона (правило Хебба) осуществляется семантическим вероятностным выводом (определение 7), который:

1) при обнаружении стимулов, позволяющих предсказывать с некоторой вероятностью возбуждение нейрона, образует условную связь в виде правила (1).

2) при обнаружении новых стимулов, позволяющих предсказывать возбуждение нейрона с ещё большей вероятностью, по сравнению с имеющейся условной связью, присоединяет их к данной условной связи. Происходит дифференциация условной связи. Формально это определяется вероятностным выводом (определение 6).

3) в правила нейрона включаются только стимулы, которые являются

сигнальными, т.е. каждый стимул должен увеличивать вероятность предсказания возбуждения нейрона. Формально это определяется понятием вероятностного закона (определение 4).

4) возбуждение или торможение нейрона по совокупности правил $\{R\}$ осуществляется по максимально вероятным правилам. Это подтверждается тем, что в процессе выработки условных связей, а также при замыкании условных связей на уровне нейрона, скорость ответа нейрона на условный сигнал, тем выше, чем выше вероятность условной связи.

5) максимально вероятные правила одновременно являются максимально специфическими (определение 7), которые максимально учитывают имеющуюся информацию.

6) предсказание по максимально специфическим правилам, осуществляемое нейроном, в пределе непротиворечиво (см. теорему). Поэтому в процессе дифференциации условных связей нейрон обучается предсказывать без противоречий – срабатывают либо его возбуждающие максимально специфические правила, либо тормозные, но не одновременно.

7) на рис. 1 схематически показано несколько семантических вероятностных выводов, осуществляемых нейроном. Например, условная связь $(b \Leftarrow a_1^1 \& a_2^1)$ усиливается новыми стимулами $a_3^1 \& a_4^1$ до связи $(b \Leftarrow a_1^1 \& a_2^1 \& a_3^1 \& a_4^1)$, если стимулы $a_3^1 \& a_4^1$ увеличивают условную вероятность предсказания возбуждения нейрона b .

1. $(b \Leftarrow a_1^1 \& a_2^1) \mid (b \Leftarrow a_1^1 \& a_2^1 \& a_3^1 \& a_4^1) \mid$
 $\mid (b \Leftarrow a_1^1 \& a_2^1 \& a_3^1 \& a_4^1 \& a_5^1 \& \dots \& a_k^1);$
2. $(b \Leftarrow a_1^2 \& a_2^2 \& a_3^2) \mid$
 $(b \Leftarrow a_1^2 \& a_2^2 \& a_3^2 \& a_4^2 \& \dots \& a_m^2);$
3. $(b \Leftarrow a_1^3) \mid (b \Leftarrow a_1^3 \& a_2^3 \& a_3^3) \mid$
 $\mid (b \Leftarrow a_1^3 \& a_2^3 \& a_3^3 \& a_4^3 \& \dots \& a_n^3).$

Совокупность семантических вероятностных выводов, которые обнаруживает нейрон в процессе обучения, составляет его вероятностную закономерную модель (определение 5), предсказывающую

возбуждение/торможение $P_0(a)$ нейрона.

Методы

Приведем формальное описание модели.

Под данными обучения $Data$ будем понимать все случаи возбуждения или торможения нейрона, когда было подкрепление. Множество всех правил вида (1) обозначим через P_1 .

Правило $R_1 = (a_1^1 \& a_2^1 \& \dots \& a_{k_1}^1 \Rightarrow c)$ будем называть *более общим*, чем правило $R_2 = (b_1^2 \& b_2^2 \& \dots \& b_{k_2}^2 \Rightarrow c)$, обозначим это как $R_1 \succ R_2$, тогда и только тогда, когда $\{a_1^1, a_2^1, \dots, a_{k_1}^1\} \subset \{b_1^2, b_2^2, \dots, b_{k_2}^2\}$, $k_1 < k_2$ и *не менее общим* $R_1 \Leftarrow R_2$, если $k_1 \leq k_2$.

Нетрудно доказать, что $R_1 \Leftarrow R_2 \Rightarrow R_1 \checkmark R_2$ и $R_1 \succ R_2 \Rightarrow R_1 \checkmark R_2$, где \checkmark – доказуемость в исчислении высказываний.

Таким образом, не менее общие (и более общее) высказывания логически сильнее. Кроме того, более общие правила проще, так как содержит меньшее число литер в посылке правила, поэтому отношение \succ можно воспринимать как *отношение простоты* в смысле [8].

Определим множество предложений F , как множество высказываний, полученных из литер L замыканием относительно логических операций \wedge, \vee .

Вероятность на множестве предложений F определим как отображение $\mu: F \mapsto [0, 1]$, удовлетворяющее следующим условиям [9]:

1. Если $\text{т} \varphi$, то $\mu(\varphi) = 1$;
2. Если $\text{т} (\varphi \wedge \psi)$, то $\mu(\varphi \vee \psi) = \mu(\varphi) + \mu(\psi)$.

Определим условную вероятность правила $R = (a_1 \& \dots \& a_k \Rightarrow c)$ как

$$\mu(R) = \mu(c / a_1 \& \dots \& a_k) = \frac{\mu(a_1 \& \dots \& a_k \& c)}{\mu(a_1 \& \dots \& a_k)},$$

если $\mu(a_1 \& \dots \& a_k) > 0$. Предполагается, что эмпирическая вероятность, определённая выше, в пределе даёт вероятность μ . Множество всех правил из P_1 , для которых условная вероятность определена, обозначим через P_1^0 .

Вероятностным законом будем

называть такое правило $R \in Pr_0$, которое нельзя обобщить (логически усилить) не уменьшив его условную вероятность, т.е. для любого $R' \in Pr_0$, если $R' \succ R$, то $\mu(R') < \mu(R)$.

Вероятностные законы – это наиболее общие, простые и логически сильные правила, среди правил, имеющих не большую условную вероятность. Обозначим множество всех вероятностных законов через PL .

Формальную модель нейрона определим как множество всех вероятностных законов $\Phi = \{R\}$, $R \in PL$, которые обнаруживает нейрон.

Отношение *вероятностного вывода* $R_1 \text{ m } R_2$, $R_1, R_2 \in PL$ определим как одновременное выполнение двух неравенств $R_1 \text{ " } R_2$ и $\mu(R_1) \leq \mu(R_2)$. Если оба неравенства строгие, то отношение вероятностного вывода будем называть строгим *отношением вероятностного вывода*

$$R_1 \text{ | } R_2 \Leftrightarrow R_1 \text{ \# } R_2 \ \& \ \mu(R_1) < \mu(R_2).$$

Семантическим вероятностным выводом [10-12] будем называть максимальную (которую нельзя продолжить) последовательность вероятностных законов, находящихся в отношении строгого вероятностного вывода $R_1 \text{ | } R_2 \text{ | } \dots \text{ | } R_k$. Последний вероятностный закон R_k в этом выводе будем называть *максимально специфическим*.

Теорема [10,13]. Предсказание по максимально специфическим правилам непротиворечиво.

Нами разработана программная система Discovery, реализующая семантический вероятностный вывод, которая успешно применялась для решения ряда прикладных задач [13-14].

Заключение

Полученная формальная модель, с одной стороны, формализует правило Хебба, а с другой стороны, позволяет делать

непротиворечивые предсказания.

Список литературы

1. Витяев Е.Е., Принципы работы мозга, содержащиеся в теории функциональных систем П.К. Анохина и теории эмоций П.В. Симонова // Нейроинформатика, 2008, том 3, № 1, стр. 25-78
2. Витяев Е.Е. Формальная модель работы мозга, основанная на принципе предсказания // Модели Когнитивных Процессов. (Вычислительные системы, 164), Новосибирск, 1998, стр. 3-61
3. Демин А.В., Витяев Е.Е. Логическая модель адаптивной системы управления. Нейроинформатика, 2008, том 3, № 1, стр. 79-107
4. Hempel, C. G. 'Maximal Specificity and Lawlikeness in Probabilistic Explanation', Philosophy of Science 35, 1968. – P. 16–33.
5. Гибсон Дж. Экологический подход к зрительному восприятию. М.: Прогресс, 1988. С. 462.
6. Hebb D.O. The organization of behavior. A neurophysiological theory. NY, 1949. 335 p.
7. Русинова Е.В. Пластические перестройки нейронной активности сенсомоторной коры во время выработки клеточного аналога условного рефлекса // Журн. высш. нервн. деят. им. И.П. Павлова. 1977. Т. 27. С. 941–948.
8. Kovalerchuk B., Ya., Perlovsky L.I. Dynamic logic of phenomena and cognition // IJCNN, 2008, pp. 3530-3537.
9. Halpern J.Y. An analysis of first-order logics of probability // Artificial Intelligence, 46, 1990, pp. 311-350.
10. Vityaev E.E. The logic of prediction // Mathematical Logic in Asia 2005, Proceedings of the 9th Asian Logic Conference, eds. Goncharov S.S., Downey R. and Ono.H., August 16-19, Novosibirsk, Russia, World Scientific, 2006, pp. 263-276.
11. Vityaev E.E., Smerdov S.O. New definition of prediction without logical inference // Proceedings of the IASTED international conference on Computational Intelligence (CI 2009), ed. Kovalerchuk B., August 17–19, Honolulu, Hawaii, USA, pp. 48-54.
12. Смердов С.О., Витяев Е.Е. Синтез логики, вероятности и обучения: формализация предсказания // Сибирские Электронные Математические Известия. Т.6, Институт математики им.С.Л. Соболева СО РАН, 2009, стр. 340-365.
13. Витяев Е.Е. Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов. Новосибирский гос. ун-т. Новосибирск, 2006. 293 с.
14. Kovalerchuk B.Ya., Vityaev E.E. Data mining in finance: advances in relational and hybrid methods. Kluwer Academic Publisher, 2000, pp.308

ПОНЯТИЕ "МОДЕЛЬ" В НЕЙРОФИЗИОЛОГИЧЕСКОМ МОДЕЛЬНОМ ПОДХОДЕ

Г.С. Воронков

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

av13675@yandex.ru

In the work is described an understanding the notion of "model" in the neurophysiologic model approach. The determination of this notion is given, and analysis of the last is conducted to respect of six chosen aspects, the keywords for which are accordingly: anthropomorphism; isomorphism; correspondence to; mechanism of production of correspondence to and mechanism of realization of correspondence to; reflection; thinking.

Введение

Изучение нейронной активности мозга, показывает, что в отношении мозговых механизмов, реализующих высшие мозговые функции, наибольшей объяснительной и прогностической силой обладает модельный подход – взгляд на мозг, его сенсорную часть (сенсориум) как на нейронную модель сенсорного мира, или другими словам, что основные, иерархически организованные нейроны мозга, поставлены в соответствие объектам (в широком смысле) сенсорной среды. Об этом свидетельствуют, можно сказать без преувеличения, все получаемые как методом отведения активности от отдельных нейронов прямые данные, так и косвенные данные, получаемые более сильными в других отношениях методами (МЭГ, фМРТ, ЭЭГ) при изучении нейронной активности во время решения разного рода когнитивных задач.

Естественно, что этот, модельный подход требует всестороннего определения своего центрального понятия – "понятия модель" (ПМ), используемого в этом подходе в прямом, не переносном значении. Определение служит в любом теоретическом представлении (построении) "как поручень вверху", что позволяет использовать в равной мере как индуктивный, так и дедуктивный способы решения проблем. Кроме того, анализ литературы по нейрофизиологии, а также по таким формирующимся дисциплинам

как когнитивная наука, нейроинформатика и другим выявляет несколько аспектов в отношении наиболее общепринятого понимания ПМ, которые требуют согласования с тем пониманием ПМ, которое принимается и развивается в концепции модельного подхода.

В данной работе ставится задача описать в наиболее явном, по возможности, виде понимание ПМ с точки зрения модельного подхода, касаясь 6-ти таких аспектов, обозначаемых следующими ключевыми к ним словами: 1. Антропность, 2. Изоморфность, 3. Соответствие, 4. Механизмы постановки в соответствие (МПС) и механизмы реализации (осуществления) соответствия (МРС), 5. Отражение, 6. Мышление.

1. Антропность.

В наиболее общепринятом понимании, ПМ до сих пор остается антропным понятием. Это означает, что под моделями обычно понимаются объекты, создаваемые только человеком, и что объект может выступать в качестве модели только в человеческом сознании. О таком, наиболее общепринятом понимании ПМ свидетельствуют и научная литература, и большинство энциклопедий и словарей вплоть до последнего времени. Согласно же модельному подходу к мозгу, уже из определения этого подхода следует, что самой природе (независимо от сознания человека) свойственно создавать модели - ибо, сам мозг, как модель, создан природой (и существует в ней) в ходе прогрессивной эволюции живого. Другие примеры моделей из живой и неживой природы, будут названы ниже, после более полного прояснения других аспектов в поставленной выше задаче.

2. Изоморфность.

Так же, в наиболее общепринятом понимании, "модель" рассматривается как объект, сходный (изоморфный) в чем-то с оригиналом, обычно - как похожий на оригинал. Согласно же модельному подходу, модель не обязательно должна быть изоморфна оригиналу [1, 2, 3]. Действительно, например, ни нейронная модель запаха, ни само субъективное запаховое ощущение ни в качественном, ни в геометрическом/пространственном, ни во временном аспектах свойств не изоморфны молекулярной смеси веществ (запаховой пробе), избирательно активирующей определенные нейроны, с активностью которых коррелируют соответствующие ощущения. Эта неизоморфность ощущений в отношении объектов, их вызывающих (в отношении цвета, например), была отмечена уже Гельмгольцем.

В то же время, часть активированной нейронной модели мира является изоморфной в отношении него, в частности, в аспекте пространственных свойств зрительного мира. Например, нейронные проекции (модели) поля зрения в зрительном сенсорном пути являются в определенной степени топографическими моделями исходного оригинала, то есть сходными с ним в пространственном аспекте свойств.

Понятие "изоморфная модель", таким образом, есть частный случай более широкого понимания ПМ, принимаемого в модельном подходе.

В связи со сказанным выше о понятии "изоморфная модель", отметим, что именно это понятие (изоморфная в каком-либо аспекте свойств модель) в модельном подходе заменяет то, что в информационном подходе наиболее традиционно понимается под понятием "информация".

3. Соответствие

"Соответствие" есть понятие, через которое определяется ПМ. В модельном подходе определение ПМ очень простое: все, что

поставлено объекту (объекту в самом широком смысле) в соответствие, есть его модель [1, 2, 3]. В выше приведенных примерах объектам поставлены в соответствие нейроны (как разные данности) сенсориума. Термин "поставлен в соответствие" здесь означает, что между объектом-оригиналом (А) и его моделью (В) имеет место "связь соответствия"; смысл последней заключен, в частности, в следующих кратких выражениях: если А, то В (так можно определить рефлекс, в том числе условный рефлекс); латинское *qui pro quo* (одно вместо другого). Другими словами, - если актуализирован объект А, то (благодаря существующей между ними связи соответствия) актуализируется объект В.

Это понимание понятий модель и соответствие в модельном подходе наиболее близко к пониманию таковых в математике, в теории множеств: функция определена, задана, если элементам множества А поставлены в соответствие элементы множества В. В этом определении соответствие, функция выражает не только количественные отношения между оригиналом и моделью: соответствие может быть, в принципе, любым. К примеру, соответствие между оригиналом и моделью может быть зеркальным, как это имеет место, например, между некоторыми парами топографических проекций поля зрения в зрительном пути [4].

4. МПС и МРС.

В то же время, в математике "постановка в соответствие" это идеальный процесс, тогда как в нейрофизиологии, в модельном подходе под "постановкой в соответствие" понимаются реальные процессы (механизмы) – механизмы постановки в соответствие (МПС). Под МПС понимаются процессы реализации генетической программы в эбриогенезе, а также процессы обучения в филогенезе, в онтогенезе и у взрослой особи; это процессы формирования (или трансформирования) нейронной модели, сенсориума [5]. В результате этих

процессов создается (или трансформируется) нейронный механизм - сама архитектура иерархической нейросети части сенсориума, которая будет обеспечивать реализацию (осуществление или проявление) установленного соответствия нейронов сенсориума с сенсорной средой, механизм реализации соответствия (МРС). Термин "реализация соответствия" означает, что при актуализации (активации) оригинала (сенсорной среды) актуализируется (через посредство связи соответствия, МРС) и его модель. Так, благодаря МРС, нейроны, поставленные в соответствие объектам, избирательно активируются при действии объектов на рецепторные поля (например, при появлении их в поле зрения). Реальные нейробиологические МПС и МРС частью изучены и смоделированы [5], но в ряде аспектов еще только подлежат изучению.

Можно привести множество примеров МРС (и МПС) также и в неживой как естественной, так и искусственной (созданной человеком) среде. Примерами последних являются все механические устройства, например, рычажный механизм, соединяющий клавишу с литерой, а также искусственные нейросети. По аналогии, в естественной среде таким механизмом является, к примеру, любой способ соединения двух объектов, посредством которого изменение в одном объекте, оригинале вызывает изменение в другом, выступающем в качестве модели. При этом функция, описывающая (осуществляющая) это изменение может быть, в принципе, любой. МРС в неживой природе является, в принципе, любая причинно-следственная связь. Эта связь (МРС) объекта-модели с объектом-оригиналом в неживой естественной природе, как правило, утрачивается после реализации соответствия. Это отличает неживые объекты-модели от живых объектов-моделей: у последних эта связь (МРС) есть составная часть сенсорного мозга. Более того, МРС можно определить как атрибут для живого в принципе - если молекулярную организацию каскадов и генома одноклеточных рассматривать по

анalogии с нейронной организацией, с точки зрения модельного подхода.

5. Отражение

Вместе с термином "образ" термин "отражение" является ключевым в классической теории отражения. Под отражением в ней понимается один из типов взаимодействия материальных тел (сущностей) - взаимодействие по типу отражения, под «образом» понимается результат этого взаимодействия – изоморфное отображение (ощущение). Однако эта теория в своем исходном варианте сталкивается, с трудностью объяснить факт существования неизоморфных образов-ощущений [2]. Эта трудность в теории отражения преодолевается, как можно полагать, учитывая понимание ПМ и понятия "соответствие" в модельном подходе - ибо, понятие "модель" в модельном подходе охватывает понятие "образ", а понятие "соответствие" охватывает понятие "отражение". Таким образом, преодоление упомянутой выше трудности в теории отражения может состоять в замене понятия "отражение" на понятие "соответствие", а понятия "образ" - на понятие "модель". С наиболее общих позиций, суть этой замены заключается в расширении самой теории отражения – ибо, в таком случае заменяется на более широкий сам предмет её исследования, именно, взаимодействие материальных тел по типу отражения заменяется на взаимодействие по типу соответствия, которое охватывает и взаимодействие по типу отражения.

6. Мышление

В рамках развиваемого направления в модельном подходе, мышление рассматривается как решение задач [6]. Нерешенная задача это фрагментарная картина объекта (в широком его понимании) в каком-либо аспекте его свойств (например, пространственных, - его контур). Решенная задача (решение, конечная ситуация процесса решения) –

"полная" картина (узнаваемый контур, опознанная картина). Нейронные механизмы решения такого рода задач на опознание достаточно хорошо изучены в сенсорных системах; построены компьютерные эмуляторные модели этих механизмов. Предполагается [6], что в динамике протекающих в сенсориуме (и в эмуляторной модели) процессов конечная ситуация (решение) есть своего рода динамический аттрактор – устойчивая на некоторое время ритмическая активность основных нейронов, составляющих модель объекта, предъявленного фрагментарно, но теперь опознанного и представленного как целое; статично, конечная ситуация в сенсориуме, как следствие динамического аттрактора, выражается в повышенной доступности нейронной модели данной картины к последующему извлечению из памяти. Результаты моделирования и анализ показывают, что имеются принципиальные возможности для расширения круга решаемых задач в рамках такого подхода. Например, построена эмуляторная модель, (опирающаяся на представление о нейронной организации конкретных мозговых структур), способная запоминать предъявленный объект и опознавать его среди подобных [7]. В рамках названного подхода, в нейрофизиологических терминах также составлено модельное представление и построена эмуляторная модель механизмов постановки нейронов в соответствие (МПС) при сенсорном обучении [5]. По сути, при этом происходит выделение из среды нового объекта, формирование МРС и постановка в соответствие новому объекту нового нейрона с новой (благодаря новому МРС) селективностью; в принципе, это есть эмерджентный процесс - процесс формирования в сенсориуме нового "понятия". В рамках этого подхода видится возможным также решение задач по аналогии; это могло бы значительно расширить круг решаемых задач на опознание, так как мышление по аналогии составляет значительную (если не

основную) долю решаемых человеком задач.

Вместо заключения

Даже из неполного выше сделанного описания можно видеть, что с ПМ связан очень широкий круг вопросов, и что оно охватывает целый ряд других понятий, являющихся центральными понятиями (отражение, информация и другие). Это выводит понятие "модель" (и понятие "соответствие") на уровень фундаментальных понятий. Учитывая последнее, а также то, что мозг (сознание) до сих пор остается загадкой в принципе, эти понятия требуют дальнейшего осмысления и внимания.

Список литературы

1. Воронков Г.С. Понятия "модель" и "соответствие": нейрофизиологический и общий аспекты. //Тезисы докладов и выступлений IV Российского философского конгресса "Философия и будущее цивилизации". М., 2005, т. 1, с. 707-708.
2. Воронков Г.С. Обязательно ли ощущения являются изоморфными "образами" мира: анализ с нейрофизиологических позиций некоторых аспектов теории отражения. // Современные тетради. М.: 2009 – Материалы Международной конференции "Философия сознания: аналитическая традиция..."; <http://www.vfc.org.ru/rus/events/conferences/consciousness2009/theses/index.php> (стр. 1-7).
3. Воронков Г.С. Новое содержание в старых понятиях: к пониманию механизмов мышления и сознания. //XI-th Int. Conf. " KDS", Varna, 2005. Proceeding., vol. 1. Sofia, 2005, pp. 9-16.
4. Воронков Г.С. Инверсия сетчатки и перекресты зрительных волокон как механизмы зеркальных преобразований топографических проекций полей зрения. //Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2011, № 7, с. 58-73.
5. Воронков Г.С., Изотов В. А. Компьютерная модель формирования и функционирования нейронных элементов в обонятельной коре.// Нейрокомпьютеры: разработка и применение, 2006, № 4 -5, с. 49-58.
6. Механизмы решения задач в элементарном сенсориуме: нейронные механизмы опознания и сенсорного обучения. //Нейрокомпьютеры: разработка и применение, 2004, № 2-3, с. 92-100; <http://www.niisi.ru/iont/ni/NI07/WS07/Voronkov.pdf>
7. Воронков Г.С., Изотов В.А. Нейросеть, распознающая запомненный запах: механизм "ищейки".//Нейрокомпьютеры: разработка и применение, 2008, № 5-6, с. 29-33.

МЕТОДЫ ИЗМЕРЕНИЯ РАЗДЕЛЯЮЩЕЙ МОЩНОСТИ И ОБОБЩАЮЩЕЙ СПОСОБНОСТИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

А.Ю. Дорогов, В.С. Абатуров

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
vaksa2006@yandex.ru

In the paper the methods of measuring of separating capacity and generalization complexity of feed forward neural networks are suggested. Low boundary of amount of recognized patterns in general position from neural network freedom degrees is obtained. Procedures for measuring separating capacity and generalization complexity are represented. The experimental results are shown.

Введение

Зависимость ошибки распознавания от числа образов, как правило, имеет выраженный пороговый уровень. Число образов, соответствующее порогу называют разделяющей мощностью [1]. Для измерения разделяющей мощности необходимо выбрать математическую модель мира и подходящее множество тестовых образов в этом мире. Нейронные сети выполняют нелинейное отображение векторов из пространства образов в пространство признаков. Наиболее подходящей математической моделью мира для нейронных сетей является аффинное пространство. В аффинном пространстве учитывается только взаимное размещение точек фигур, и игнорируются абсолютные координаты их размещения.

Когда образы представлены точками аффинного пространства, то стандартно используют в качестве тестового набора образы в виде точек «общего положения». Одна из точек набора может быть выбрана как начало локальной системы координат. Вектора, связывающие начальную точку с остальными точками «общего положения» являются линейно-независимыми и образуют репер в аффинном пространстве.

Будем говорить, что система распознавания обладает разделяющей мощностью уровня k , если она способна распознать любой k -мерный репер. Факт распознавания k -мерного репера заключается в том, что в выходном

пространстве признаков ему можно однозначно сопоставить любой другой k -мерный репер.

Нередко приходится сталкиваться с тем обстоятельством, что нейронная сеть безошибочно распознает образы обучающей выборки, но ошибается на образах контрольной выборки. В этом случае говорят, что нейронная сеть имеет недостаточную обобщающую способность. Вопросы теоретической оценки обобщающей способности для задач распознавания образов исследовались в работах [2,3]. Полученные результаты оказались весьма приближенными и пригодными только для больших объемов выборок. В данной работе рассматриваются методы экспериментальной оценки разделяющей мощности и обобщающей способности нейронных сетей с использованием тестовых выборок малого объема.

Системная модель распознавания образов

Обобщенная модель системы распознавания образов [3] представлена на рис. 1. Элементам модели сопоставляются следующие смысловые понятия: U - множество распознаваемых образов (генеральная совокупность), D - множество

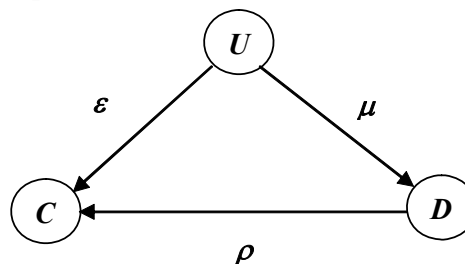


Рис. 1. Системная модель распознавания образов

информативных признаков, C - множество классов образов. Тогда отображение μ можно интерпретировать как систему измерения информативных признаков.

Отношение ρ - как решающее правило, а отношение ε - как экспертную классификацию образов.

В практических реализациях система распознавания обучается на конечном наборе образов $t \subset U$, который является некоторой выборкой из генеральной совокупности. В этом случае мнение экспертов определяется отношением $\varepsilon_t \subset \varepsilon$. Будем полагать, что система идеально обучается на выборке: т.е. $\varepsilon_t = \mu\rho_t$, где $\rho_t \subset \rho$. Когда обученной системе предъявляется образ, не вошедший в обучающую выборку, и система распознает этот образ согласно с глобальным мнением экспертов ε , то говорят, что обученная система обладает свойством обобщения. Максимальное обобщение достигается когда $\rho_t = \rho$.

Системная модель позволяет формализовать требования к полноте и достаточности схемы распознавания образов. Нотацию $\mu^\#, \rho^\#, \varepsilon^\#$ будем использовать для обозначения обратных отношений, а $1_U, 1_C, 1_D$ - для обозначения тождественных отношений. Предположим, что для генеральной совокупности образов экспертиза является идеальной (т.е. является полной проекцией $\varepsilon\varepsilon^\# \supset 1_U, \varepsilon^\#\varepsilon = 1_C$), а решающее правило - безошибочным: ($\varepsilon = \mu\rho$). Сделаем естественные предположения об однозначности измеряющего отображения ($\mu^\#\mu \subset 1_D$) и полноте использования признакового пространства решающим правилом ($\rho\rho^\# \supset 1_D$) при идеальной экспертизе получим:

$$1_U \subset \varepsilon\varepsilon^\# = \mu\rho\rho^\#\mu^\#, \Rightarrow \mu\mu^\# \supset 1_U,$$

$$1_C = \varepsilon^\#\varepsilon = \rho^\#\mu^\#\mu\rho, \Rightarrow \rho^\#\rho = 1_C.$$

Таким образом, при обучении на генеральной совокупности образов измеряющее отображение является функциональным, а решающее правило - полной проекцией. Такая схема распознавания называется невырожденной или типичной [4].

Аналитическая оценка разделяющей мощности

В процессе обучения набор синаптических весов нейронной сети можно рассматривать как текущее состояние её оператора. Класс операторов нейронной сети, порождаемый изменением её синаптических весов, образует многообразие в операторном пространстве. При обучении сети операторная точка дрейфует в пространстве операторов вдоль операторного многообразия. Количественной характеристикой многообразия является максимальная размерность ее касательного пространства. Эта величина напрямую соответствует известному из механики понятию «число степеней свободы» материальной точки.

При оценке разделяющей мощности обучающее множество представлено парой произвольных реперов аффинных пространств. Вектора репера часто интерпретируют как ребра объемной фигуры с плоскими гранями (симплекса). Размеры симплекса могут быть сколь угодно малыми, поэтому в пределе можно считать, что множество операторов нейронной сети локально представимо множеством линейных аффинных отображений:

$$f(x) - f(x_0) = (x - x_0)W,$$

где вектор x_0 определяет позицию репера во входном аффинном пространстве. При произвольном выборе k -мерных реперов на входе и выходе сети, множество линейных отображений W изоморфно тензорному произведению векторных пространств размерности k . Отсюда следует, что множество операторов нейронной сети с разделяющей мощностью k должно покрывать операторное пространство размерности k^2 и, следовательно, число степеней свободы нейронной сети должно удовлетворять неравенству $S_w \geq k^2$.

Очевидно, что если преобразование $w \in W$ отображает k -мерный репер в k -мерный репер, то $rank(w) \geq k$. Используя данные рассуждения, можно получить следующую аналитическую

оценку для разделяющей мощности нейронной сети:

$$k \leq \min(\sqrt{S_w}, \text{rank}(W)).$$

Полученная оценка не учитывает нелинейные свойства и поэтому определяет только нижнюю границу разделяющей мощности нейронной сети.

Методика измерений

Измерения проводятся на невырожденной системе распознавания состоящей из нейронной сети и решающего правила. Нейронная сеть выполняет функциональное преобразование образа в аффинное пространство признаков и соответствует отображению μ системной модели. Решающее правило ρ поддерживается метрической схемой классификацией, которая по минимальному расстоянию между паттерном признаков и точками выходного репера формирует результат распознавания.

Экспериментальная оценка разделяющей мощности получается проведением испытаний нейронной сети по распознаванию точек произвольного k -мерного репера пространства образов. Наиболее удобно использовать ортонормированные реперы. Условие ортогональности не является обязательным, но ускоряет процесс обучения сети.

Система измерения в аффинном пространстве признаков заключается в выборе начала координат, задании выходного репера и определении значений координат образов в выбранном репере. Нейронная сеть обучается на подмножестве точек общего положения пространства образов, таким образом, чтобы каждому эталону класса соответствовал один вектор выходного репера. В процессе проведения эксперимента строится зависимость ошибки обучения нейронной сети от размера обучающего множества. Позиция фронта резкого возрастания ошибки считается экспериментальной оценкой разделяющей мощности.

Для измерения обобщающей способности образуются классы, окружающие каждую точку общего положения сферическим облаком точек

(см. рис. 3). Радиус сферы выбирается таким образом, чтобы обеспечить экспертную разделяемость классов. При этом предполагается, что мнение эксперта определяется по минимальному расстоянию между образом генеральной совокупности и центрами классов. Система измерения преобразует образ генеральной совокупности в паттерн пространства признаков.

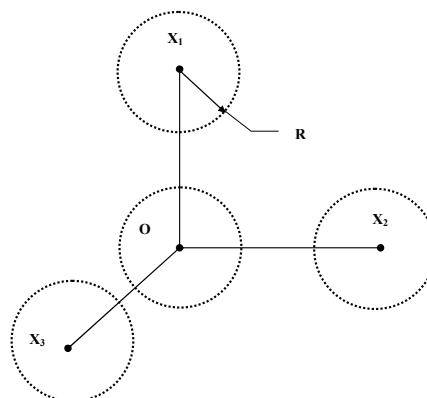


Рис. 3 Тестовое множество в пространстве образов

Обобщающая способность измеряется максимальным радиусом сферы безошибочного распознавания образов, нормированным к минимальному расстоянию между центрами классов.

Результаты экспериментов

Ниже представлены результаты экспериментального исследования для двухслойной нейронной сети типа «узкое горло» (см. рис. 2). Размерность сети по входу и выходу равнялась 8. Число нейронов в скрытом слое варьировалось от 1 до 9. В таблице приведен вариант тестового множества для испытания данной сети. Репер привязывался к началу

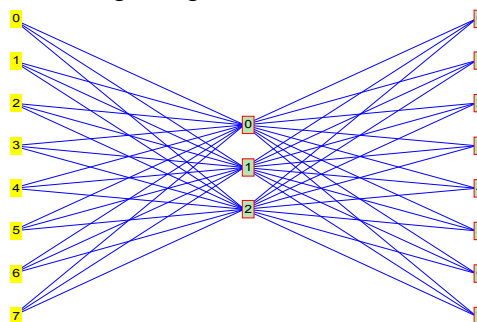


Рис. 2. Нейронная сеть «узкое горло»

координат. Нулевая точка использовалась в обучающем множестве как один из образов.

Таблица.

Входной вектор								Выходной вектор								
1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Каждая строка таблицы содержит входной и выходной вектор данных. Набор входных векторов образует ортогональный базис Адамара, а набор выходных векторов – ортогональный унитарный код. Начальные точки реперов соответствуют нулевым векторам и определяют дополнительный пример при обучении сети (последняя строчка таблицы). В процессе эксперимента для каждого значения D (числа нейронов в скрытом слое) - определялась позиция фронта резкого возрастания ошибки. Результаты эксперимента по измерению разделяющей мощности, представлены на рис. 4 и показывают хорошее согласие с аналитическими оценками [5].

Для измерения обобщающей способности формировались облака

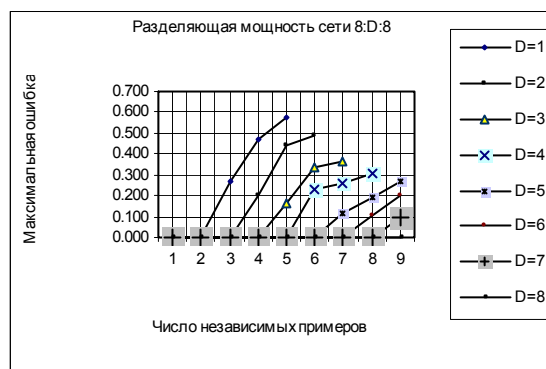


Рис. 4. Экспериментальная оценка разделяющей мощности двухслойной полносвязанной нейронной сети

классов случайным размещением 100 точек на сфере заданного радиуса. Относительный радиус сфер был одинаков для всех классов. В процессе проведения эксперимента радиус сфер уменьшался до

исчезновения ошибок распознавания при трехкратном повторении опыта на

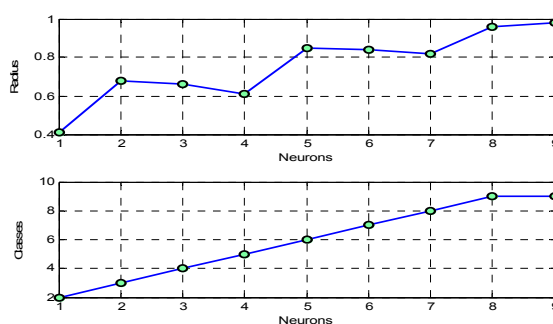


Рис. 5. Экспериментальные результаты оценки обобщающей способности и разделяющей мощности нейронной сети «узкое горло»

различных наборах точек. Число классов в экспериментах выбиралось равным разделяющей мощности нейронной сети. Для обучения нейронной сети использовался алгоритм PROBP [6]. Результаты экспериментов представлены на рис. 5.

Заключение

Предложенные методики измерения разделяющей мощности и обобщающей способности позволяют получить объективную оценку качественных показателей нейронной сети заданной структуры.

Список литературы

1. Гонсалес Р., Дж. Ту. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978.- 411с.
2. Вапник В. Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов. - М.: Наука, 1974.
3. Воронцов К. В. Лекции по теории обобщающей способности. 21 декабря 2007 г. <http://www.ccas.ru/voron/download/Generalization.pdf>.
4. Гисин В.Б., Цаленко М.Ш. Алгебраическая теория систем и ее приложения: Системные исследования. Методологические проблемы. Ежегодник 1984.- М.: Наука 1984.- С.130-151.
5. Дорогов А.Ю., Шестопалов М.Ю. Аналитические и экспериментальные методы оценки разделяющей мощности слабосвязанных модульных нейронных сетей. // «Нейрокомпьютеры: разработка и применение» № 10-11, 2005.- С.32-41.
6. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN), pages 586-591, San Francisco, 1993.

ОБУЧАЕМАЯ МУЛЬТИСЕНСОРНАЯ ЭЛЕКТРОХИМИЧЕСКАЯ СИСТЕМА «ЭЛЕКТРОННЫЙ ЯЗЫК» ДЛЯ КОНТРОЛЯ БИОЛОГИЧЕСКИХ СРЕД

Ю.Я. Кисляков, Л.П. Кислякова, А.Ю. Зайцева

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт аналитического приборостроения Российской академии наук

yukisl@rambler.ru

An electronic multisensory system based on cross-sensitive potentiometric chemical sensors (called "electronic tongue") was evaluated for the quality control of liquid biological environment. It was found that it is capable of the recognition of milk and breath condensate samples with high correctness

Введение

Здоровье и работоспособность человека во многом определяются процессами обмена веществ в различных органах и тканях, продукты которого распределены в различных внутренних биосредах организма (в клетках, крови, выдыхаемом воздухе, моче и др.) и являются индикаторами функционального состояния физиологических систем организма. Поэтому анализ химического состава биосред является ведущей технологией оценки степени отклонений в них диагностически значимых компонентов от нормы, используемых для диагностики, прогноза заболеваний и контроля эффективности лечения. Это требует высокоточных измерений содержания в биосредах определенных химических компонентов, которые ограничены уровнями селективности и чувствительности сенсоров к основному измеряемому компоненту и ряду сопутствующих, так называемых, мешающих веществ, что снижает достоверность диагностики. Поэтому планируемые исследования направлены на решение фундаментальной проблемы химического анализа сложных многокомпонентных биосред – идентификации их состояния на основе новых методов многопараметрического электрохимического анализа. Их особенности: 1) использование массива полиселективных сенсоров с высокой воспроизводимостью показаний и

перекрестной чувствительностью к различным группам значимых химических компонентов исследуемой среды, 2) оценка результатов измерений с применением методов распознавания образов, обработки больших массивов многомерной информации и математических моделей искусственных нейронных сетей. Подобные аналитические системы получили названия «электронный нос» [1], «электронный язык» [2], [3] и с успехом применяются для контроля жидких и газообразных сред организма и продуктов питания.

Цель настоящего исследования - разработка обучаемой мультисенсорной аналитической системы идентификации состояния высокоинформативной, неинвазивно контролируемой биосреды по ее функционально значимым показателям, полученным на основе анализа выходных сигналов массива полиселективных сенсоров с перекрестной чувствительностью и применения информационных методов распознавания образов и анализ ее работоспособности на примере исследования биопроб человека и продуктов питания - конденсата выдыхаемого воздуха, молока женщины и питьевого молока.

Описание системы

Система состоит из модуля пробоподготовки и 3-х функциональных модулей: сенсорный, микропроцессорный измерительный и модуль обучения и распознавания образов.

Модуль пробоподготовки состоит из двух блоков: 1) устройство для получения конденсата из потока выдыхаемого воздуха испытуемого, 2) устройство для установки сенсоров в

исследуемую пробу, поддержания в пробе оптимальных температурных условий для измерений ЭДС (выходного сигнала) электрохимических электродных систем и перемешивание исследуемой среды для обеспечения однородности ее состава вдали и у поверхности сенсоров.

Сенсорный модуль представляет собой массив (комплект) потенциометрических полиселективных электродов, каждый из которых генерирует относительно опорного потенциала электрода сравнения (хлоридсеребряный электрод второго рода, аналог ЭСЛ-1МЗ) выходной сигнал - ЭДС электродной ячейки. Принцип действия массива сенсоров заключается в изменениях ЭДС каждого сенсора в зависимости от его чувствительности к ряду присутствующих в исследуемой среде компонентов и их концентраций. Совокупность выходных сигналов от каждого из измерительных электродов в исследуемой среде позволяет сформировать ее «образ» в виде композиции электродных потенциалов. При этом каждый измерительный электрод имеет собственные индивидуальные воспроизводимые характеристики селективности и чувствительности к ряду компонентов жидкой среды, которые контролируются по соответствующим модельным растворам. В массиве сенсоров должны присутствовать датчики с перекрестной чувствительностью к разным группам рассматриваемых компонентов исследуемых жидких сред. Состав и количество применяемых измерительных электродов формируются в зависимости от контролируемого перечня диагностически значимых компонентов.

Микропроцессорный измерительный модуль обеспечивает для каждого используемого измерительного электрода высокоточные измерения ЭДС и передачу этой информации в модуль обучения и распознавания. Электронный измеритель должен иметь высокое входное сопротивление, не менее 10^{13} Ом, диапазон измерений ЭДС в пределах ± 4 В с допускаемой основной абсолютной погрешностью не более ± 0.05 мВ. Модуль реализует по командам оператора

управление процедурами автоматических калибровок и измерений с заданными требованиями к допускаемой погрешности показаний электродов, контроля температуры среды и автоматической термокомпенсации показаний сенсоров, сохранения в памяти результатов калибровок и измерений, задаваемых параметров и режимов выполняемых процедур (библиотека на 20 сенсоров), а также вывод и отображение в графической форме измеряемых и сохраненных в памяти прибора данных в персональный компьютер через USB-интерфейс.

Модуль обучения и распознавания представлен в виде математической модели, реализующей функции обучения системы и распознавания многомерных «образов», формируемых сенсорным модулем в виде массивов значений ЭДС. Интегральный результат статистически обрабатывается, отображается и запоминается в виде матрицы состояний «образа нормы» с допускаемыми отклонениями параметров, характеризующих «образ».

Результаты исследований

Типичные результаты исследований отдельных образцов молока с использованием шести полиселективных электродов с перекрестной чувствительностью представлены ниже в виде шестигранников с лучами, исходящими от центра к точкам пересечения граней. Длина луча в относительных единицах, нормированных для каждого электрода, соответствует суммарному выходному потенциалу (среднее значение для 7 образцов по 5 измерений) каждого полиселективного электрода. На рисунках каждый электрод обозначен основным измеряемым показателем электрода, заключенным в квадрат.

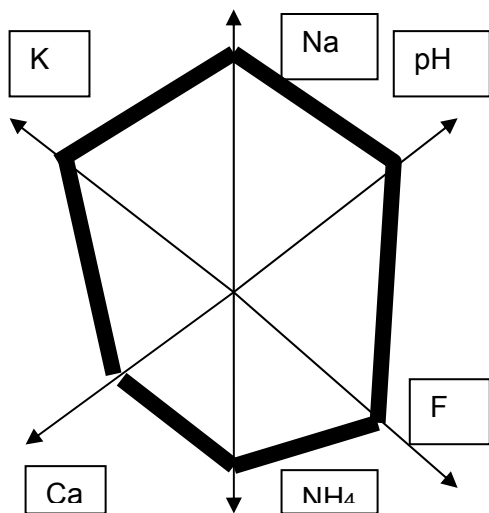


Рис.1 Финское молоко

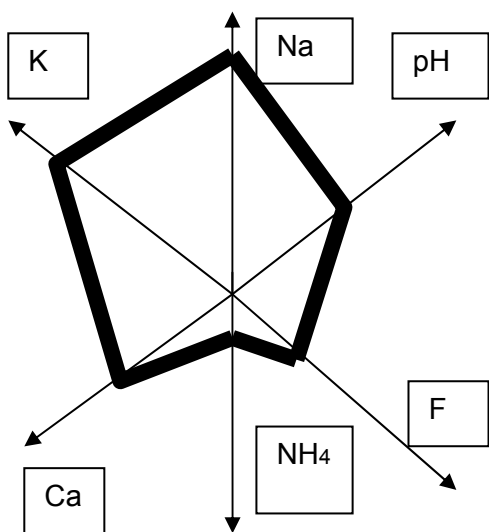


Рис.2 Молоко коровье

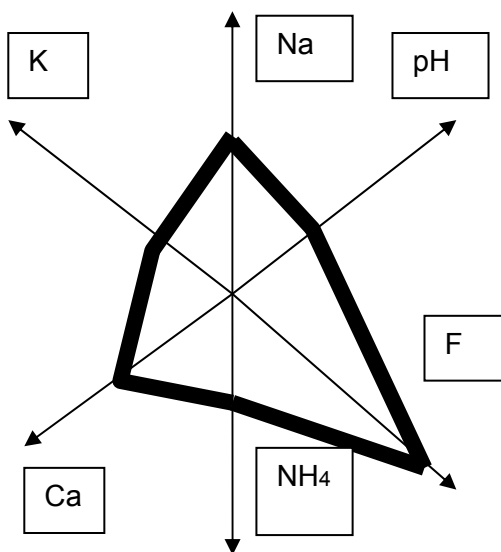


Рис.3 Молоко женское, 4-й месяц лактации

Из представленных данных видно, что каждый исследованный образец молока имеет свой «образ» и может быть

идентифицирован с использованием представленного набора полиселективных электродов.

Типичные результаты исследования образцов конденсата выдыхаемого воздуха с использованием восьми полиселективных электродов с перекрестной чувствительностью у испытуемого в трех состояниях (здоровый, 2- день после начала заболевания бронхитом, 3-й день после выздоровления) представлены ниже в виде восьмигранников с лучами, исходящими от центра к точкам пересечения граней. Длины лучей определялись аналогично предыдущему исследованию, выполненному на образцах молока.

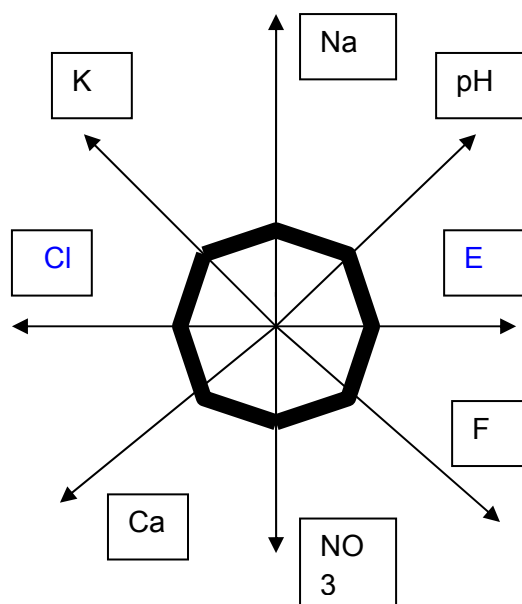


Рис.4 Конденсат здорового испытуемого

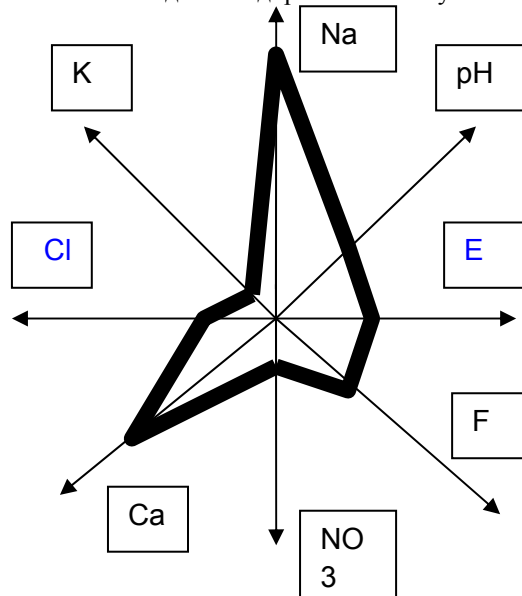


Рис.5 Конденсат испытуемого с бронхитом до начала лечения

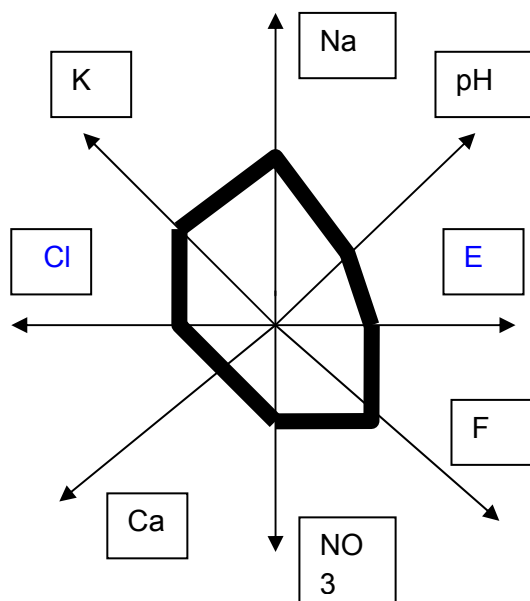


Рис.6 Конденсат испытуемого после выздоровления

Из представленных данных видно, что каждый исследованный образец конденсата имеет свой «образ» в зависимости от функционального

состояния испытуемого, которое может быть идентифицировано с использованием представленного набора полиселективных электродов.

Заключение

Приведенные данные свидетельствуют о возможности использования созданной системы для идентификации качества молока и оценки функционального состояния испытуемых по конденсату выдыхаемого воздуха.

Список литературы

1. Persaud K., Dodd G.N. Nature, 1982, v. 299, p. 352 – 355.
2. Власов Ю.Г., Легин А.В., Рудницкая А.М. Рос. хим. ж., 2008, т. LI, № 2, с.101-112.
3. Легин А.В., Рудницкая А.М., Власов Ю.Г. Проблемы аналитической химии, 2011, Т.14, с. 79-126.

ТРЕХМЕРНОЕ ВОСПРИЯТИЕ И НАВИГАЦИОННОЕ ПОВЕДЕНИЕ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ

И.В. Клочков¹, О.В. Мангутов², Л.А. Станкевич³

1. ЗАО «Интел», Санкт-Петербург

2. ЗАО «Сименс», Санкт-Петербург

3. Санкт-Петербургский государственный технический университет

Stankevich_lev@inbox.ru

The important problem of artificial intelligence and robotics is the implementation of 3D perception of the world for a mobile robot. This problem solving requires by usage of stereovision system. Other problem is organization of navigation behavior of the robot. In this work algorithms of solving these problems are presented and results of experiments with mobile sensory platform are described.

Введение

Важной задачей искусственного интеллекта и робототехники является реализация трехмерного восприятия окружения мобильного робота. Эта задача может быть решена с использованием стереопары как источника информации об окружающем мире и алгоритмов оценки расстояния до объектов среды, их классификации и восстановления трехмерного представления сцены.



Рис. 1 – Мобильная сенсорная платформа с установленной стереопарой

Результаты такого восприятия позволяют решать задачу организации навигационного поведения робота в условиях среды, т.е. локализации его по отношению к объектам среды и траекторного перемещения среди этих объектов. В данной работе представлены алгоритмы решения этих задач и описаны результаты экспериментов с мобильной сенсорной платформой (рис. 1) [1].

Трехмерное восприятие

Среди возможных вариантов установки камер в стереопаре была выбрана модель фронтальной параллельной установки, обладающая следующими свойствами:

- плоскости изображения компланарны, оптические оси точно параллельны;

- камеры удалены друг от друга на известное расстояние;

- камеры обладают равными фокальными расстояниями $f_l = f_r$;

- главные точки c_x^{left} и c_x^{right} откалиброваны и имеют одинаковые координаты на левой и правой матрице соответственно;

- некоторая точка P пространства отображается на плоскостях изображения в точках p_l и p_r и обладает горизонтальными координатами x_l и x_r соответственно.

Вид фронтальной параллельной установки приведен на рис. 2.

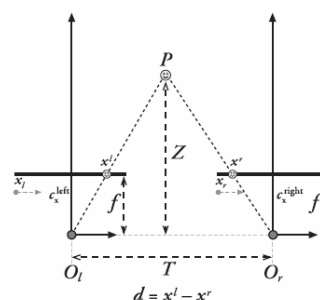


Рис. 2 – Фронтальная параллельная установка камер

Обладание координатами x_l и x_r позволяют оценить глубину изображения через рассогласование в изображениях, поступающих от левой и правой камеры, где разница вычисляется как $d = x_l - x_r$. На рис. 2 можно довольно просто вычислить

глубину изображения Z с использованием подобных треугольников: $Z = \frac{fT}{x' - x''}$.

В действительности параметры устройства отличаются от идеальных из-за искажений, вносимых линзой и матрицей каждой камеры, кроме того, осуществить точную сборку стереокамеры также затруднительно. Для приведения имеющейся стереокамеры к описанной выше модели необходима математическая корректировка изображений, получаемых с камеры. Для этого необходимо проведение операций калибровки, стереокалибровки и ректификации стереокамеры.

Процедура калибровки заключается в нахождении 9 параметров каждой камеры: 5 элементов вектора радиальных и тангенциальных искажений $[k_1, k_2, p_1, p_2, k_3]^T$ и 4 элемента матрицы внутренних характеристик камеры M . Вычисление данных параметров производится при решении системы линейных алгебраических уравнений, образованной при съемке с различных ракурсов объекта калибровки – плоскости с переменными расположенными черными и белыми квадратами, часто называемого “шахматной доской”.

После получения вектора искажений камеры можно произвести корректировку радиального:

$$x_{corrected} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6),$$

$$y_{corrected} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6)$$
 и тангенциального искажений:

$$x_{corrected} = x + [2p_1 y + p_2(r^2 + 2x^2)],$$

$$y_{corrected} = y + [p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 x].$$

Процедура стереокалибровки заключается в поиске вектора смещения T и матрицы вращения R между плоскостями изображения камер. Для стереокалибровки также требуется несколько снимков шахматной доски с различных ракурсов.

Вычисление искомым значений происходит из следующих соотношений: $P_l = R_l P + T_l$, $P_r = R_r P + T_r$, $P_l = R^T (P_r - T)$.

Следовательно: $R = R_r (R_l)^T$, $T = T_r - R T_l$.

Обладание вектором смещения T и матрицей вращения R позволяет произвести ректификацию изображений с камер

стереопары, то есть, осуществить их полинейное выравнивание и сделать компланарными плоскости изображений обеих камер. В нашем случае для предварительной калибровки камер, использован алгоритм Буге.

Для ректифицированных изображений от стереокамеры становится возможным эффективное использование алгоритма блокового соответствия для поиска соответствующих точек на двух снимках. Алгоритм обладает малым временем работы и может быть применен для мобильного робота. После определения соответствия вычисляется рассогласование между точками, что позволяет получить информацию о глубине снимаемой сцены. По данным о рассогласовании производится трехмерная реконструкция окружения.

В общих чертах алгоритм включает в себя 3 основных этапа:

1. Префильтрация для нормализации света на изображении и усиления текстуры.
2. Поиск соответствия вдоль горизонтальных эпиполярных линий с использованием SAD-окна.
3. Постфильтрация для исключения ложных соответствий.

Результатом работы данного алгоритма является информация о рассогласовании d для каждой точки из перекрывающихся зон обзора левой и правой камеры стереопары.

Реконструкция параметров окружающего пространства происходит при перемножении следующих матриц:

$$Q \begin{bmatrix} x \\ y \\ d \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix}, \text{ где}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -c_x \\ 0 & 1 & 0 & -c_y \\ 0 & 0 & 0 & f \\ 0 & 0 & -1/T_x & (c_x - c'_x)/T_x \end{bmatrix}.$$

Для реализации описанных алгоритмов были созданы программы с использованием библиотеки компьютерного зрения OpenCV [2].

Навигационное поведение

Визуальная локализация в пространстве [3] - оценка продвижения камеры или стереокамеры в пространстве на основе анализа соответствия характерных точек между последовательными изображениями. При этом не требуется ни априорное знание о снимаемом пространстве, ни о характере движения камеры. Для решения задачи локализации применяется метод разрежённой корректировки параметров (Sparse Bundle Adjustment - SBA).

Данный метод представляет собой итеративную минимизацию ошибки оценки параметров камеры и её положения в пространстве (корректировка). Термин “разреженная” здесь применяется из-за использования в методе матрицы Якоби с преимущественно нулевыми элементами, что даёт некоторые вычислительные преимущества. Метод нашёл применение в задачах корректировки параметров трифокального и N -фокального.

Оценка перемещения мобильного робота является одной из важнейших составляющих задачи SLAM- Simultaneous Localization and Mapping [4]. Основной алгоритм данной процедуры состоит из следующих этапов:

1. Определение характерных точек на изображениях. Здесь используются различные процедуры, выделяющие интересующие черты на изображениях, например, детекторы углов или границ, и дающие устойчивость и независимость от шума.

2. Поиск соответствующих характерных точек между левым и правым изображением стереокамеры и между двумя последовательными кадрами.

3. Определение движения камеры по анализу последовательности изображений, получаемых от неё. Используется метод разрежённой корректировки параметров.

Заключение

В результате работы определены алгоритмы трехмерного восприятия и создана действующая модель системы бинокулярного зрения, позволяющая получать объемный массив точек, содержащих информацию о дистанции до окружающих объектов и их размерах. Для стереопары была выбрана математическая модель, основанная на фронтальной параллельной установке камер. Для приведения стереокамеры к фронтальному параллельному виду использованы процедуры калибровки и ректификации. Это позволило использовать быстрый алгоритм для поиска соответствующих точек на изображениях и трехмерной реконструкции изображения. Полученные результаты использованы для организации навигационного поведения мобильного робота, перемещающегося в пространстве с препятствиями и составляющего навигационную карту окружения. Для визуальной локализации применен метод разреженной корректировки параметров, а для оценки перемещения робота решалась задача картирования, т.е. построения специального отображения окружения по характерным точкам, полученным при обработке изображений. Это позволило реализовать траекторные перемещения робота в среде с препятствиями.

Список литературы

1. Мангутов О.В., Станкевич Л.А. Навигация автономного робота со стереокамерой // XXXIX неделя науки СПбГПУ. Материалы межвузовской научно-практической конференции. Часть VIII. 6-11 декабря 2010 г. СПб.: Изд-во Политехнического университета. – 2010. С. 39-40.
2. Gary Bradski, Adrian Kaehler. Learning OpenCV. 2008. - Published by O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472.
3. Stefan Florczyk. Robot vision. - ISBN 3-527-40544-5.
4. Sebastian Thrun. Robotic Mapping: A Survey. - School of Computer Science Carnegie Mellon University Pittsburgh, PA 15213.

*Эту работу и всё последующее
развитие один из авторов посвящает
светлой памяти Мамы и ближайшего друга*
САВЕЛЬЕВОЙ-НОВОСЁЛОВОЙ НИНЕ АНДРЕЕВНЕ

3D-НЕЙРОКИБЕРНЕТИЧЕСКОЕ КОНСТРУИРОВАНИЕ ЗНАНИЙ ПОСРЕДСТВОМ ВИЗУАЛИЗАЦИИ НЕЙРОННОЙ БИОВОЗБУДИМОСТИ

В.В. Колушов¹, А.В. Савельев^{1,2}

¹Уфимский государственный авиационный технический университет, KVV@ufanet.ru,

²Редакция журнала «Нейрокомпьютеры: разработка, применение» издательства
«Радиотехника», Москва; gmkristo@rambler.ru

*In the paper the substantiation of the possibility and necessity of another order of information content in the recorded empirical data was making. This allows us apart from the traditional Data mining to produce not only the direct receipt of the findings from the data, extract knowledge, but along with it and produce their active construction of the initial data, one way or another, contained in the empirical data. Propose another alternative way to build (construction) of **non-analytic systems** using expert data received by full-scale facility as the primary and the continuation of their heuristic with obtaining a numerical and graphical-shaped new data with the prediction of the systems behavior. The description of the work developed by the authors of algorithms and programs for 3D-visualization and animation of axons is resulted.*

Введение

Визуализация [1] процессов функционирования нервной системы может иметь большое значение в проективной диагностике заболеваний, косвенно определяемой по ряду обычно регистрируемых параметров, содержащих значительное количество знаний, не извлекаемых известными методами из прямых измерений и последующей традиционной интерпретирующей обработки. Такие данные, как показано было в серии наших работ [1-2], содержат не только явную информацию об отклонениях от принятой нормы, что само собой также довольно проблематично подвержено распознаванию ввиду большого динамического диапазона индивидуальных вариаций нормы, подчас сопоставимых с вариациями патологических отклонений. Нами проведено обоснование [3] возможности и

необходимости содержания информации другого порядка в регистрируемых эмпирических данных. Это позволяет кроме традиционного Data mining [4] производить не только прямое получение выводов из данных, извлечения знаний, но наряду с этим и производить активное их конструирование по исходным данным, так или иначе, содержащимся в эмпирической информации [5].

Методы и результаты

Большинство же сложных и *сверхсложных* (по нашей терминологии [6]) систем, относящихся к реальной природе (живые биологические системы), а не техническим изделиям, не имеет аналитического описания и характеризуется обычно как кибернетический «чёрный ящик», либо как предписанная ему аппроксимирующая аналитическая структура, имеющая близкие вход-выходные характеристики в ограниченных сигнальных диапазонах функционирования, либо вообще в точках. В работе предлагается другой альтернативный путь сборки (конструирования) **неаналитических систем** [7] с использованием экспертных данных, полученных на натурном объекте как начальных и эвристического продолжения их с получением как численных, так и графически-образных новых данных с предсказанием поведения систем. Была построена активная 3D-точечная модель аксона нейрона по экспертным интегральным данным с

возможностью автоматического варьирования параметров отдельных точек в пределах интегрального диапазона их изменения. Взаимодействия точечных элементов организовано согласно КИСК-информационной технологии, разработанной авторами [7-9], основанной на коллективно-индивидуальном моделировании социоподобных взаимодействий и на основе простых правил взаимодействия позволяет воспроизводить сложное коллективное поведение, не поддающееся описанию аналитическими зависимостями. Необходимости суперкомпьютерной реализации удалось избежать благодаря применению разработанных ранее информационных технологий «окна просмотра», в которых активными на данный момент времени является небольшая часть объекта — «окно», которое можно перемещать по мере необходимости вручную или автоматически по всему пространству моделируемого объекта [7]. Также сокращению времени вычислений способствовал предложенный авторами «плавающий» алгоритм вычисления максимальной существенности влияния внутрискелетно-точечных взаимодействий разбиений объекта. Этот алгоритм [8-9] позволяет заменить решение

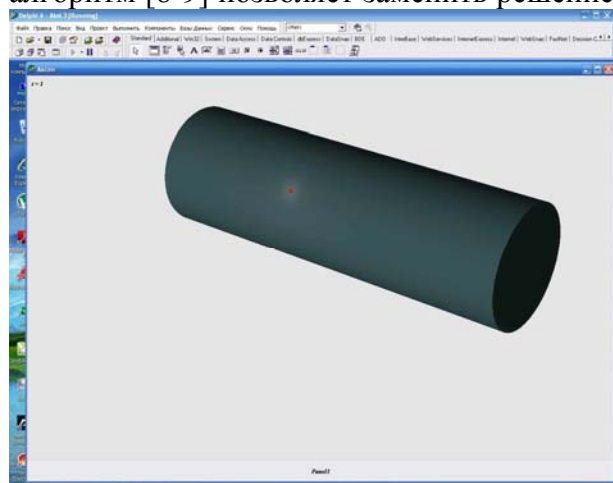


Рис.1. Сконструированная 3-D модель цилиндрического участка аксона.

обратной задачи вычисления локализации источников по пространственным параметрам распределения поля, решением значительно более простой задачи моделирования внешнего поля путём

сокращения размерности задачи и последующей «подгонки» выходных параметров результата работы модели к существующему распределению полевых характеристик электромагнитного поля вокруг объекта. Сокращение размерности производят с помощью перебора наиболее существенных по влиянию на параметры выходных сигналов точек, существенность которых определяется благодаря их пространственному положению, параметрам и особенностям интерточечных взаимодействий. Перебор производится по принципу отсечения наименее влияющих точек и функционального «укрупнения» наиболее влияющих.

На рис. 1 изображена конструируемая 3-D модель участка аксона выполненная в виде объёмного цилиндра из элементарных активных ячеек (точек), способных к возбуждению. Центр возбуждения обозначенный точкой и кольцевого распространения возбуждения от него обозначен белым, показан снимок, сделанный на 1 мс от начала возбуждения.

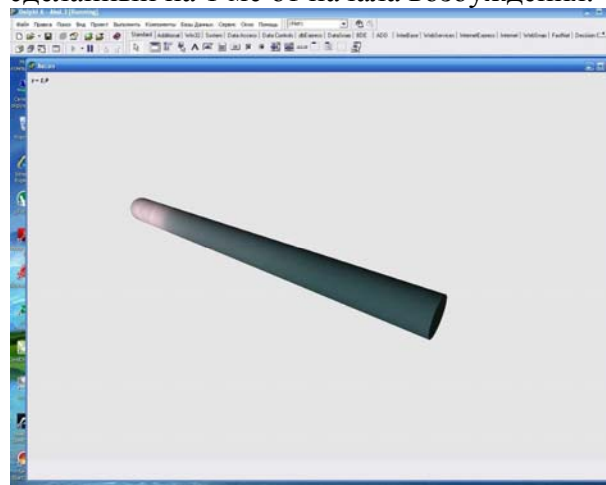


Рис. 2. Возникновение аксонного спайка в начале участка аксона на 1,9 мс от начала возбуждения.

На рис. 2 изображён начальный участок аксона в виде цилиндрической объёмной модели с началом распространения спайка через 1,9 мс от начала возбуждения.

Модели позволяют вводить экспертные данные в координаты точек разбиений аксонов, что даёт возможность учитывать параметрическую неоднородность реального морфологического строения биологического живого аксона. Возможно также геометрическое изменение

положения точек с отклонением от цилиндрической образующей.

Модель также позволяет визуализировать неоднородную структуру спайка [9-13] на начальном этапе его генерации, что обусловлено конечной скоростью движения ионных токов, детерминирующей их инерционность.

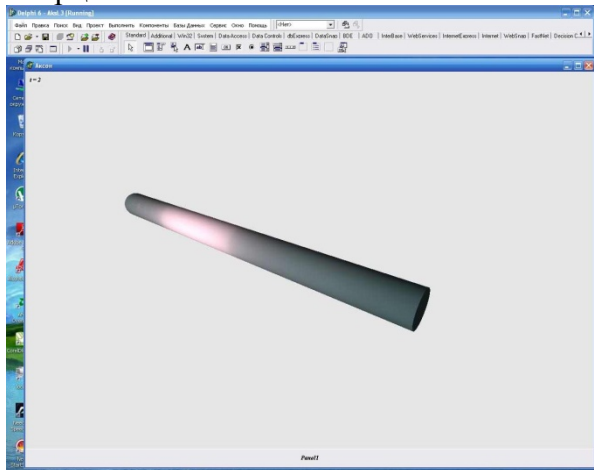


Рис. 3. Движение спайка и его конфигурация через 2,0 мс от начала возбуждения.

На рис. 3 видно сглаживание локальных компонентов спайка и изменение конфигурации возбуждённой области по мере её перемещения вдоль аксона, что не отражается в аналитических моделях распространения нервного импульса, описываемых системами дифференциальных уравнений [14, 15]. В отличие от известных солитонных моделей [16], видно, что на начальном этапе распространения спайка происходит его расширение, а не монотонное сужение, что с большей точностью отражает действительность.

Выводы

Методология, разработанная авторами, с учётом специфики **сверхсложности** моделируемо-конструируемого объекта, может быть достаточно общей для применения к любым биотканям [17]. Данная методология является концептуальной и может использоваться как общий подход [18-19] к моделированию сверхсложных систем в пространственно-временной-функциональной динамике, а также как

расширение парадигмальности понятия нейрокомпьютера.

Список литературы

1. *Колушов В.В.* Применение нейросетевых алгоритмов в реализации экспертной технологии моделирования кардиодинамики // В: Нейроинформатика-2004: Сборник докладов VI Всерос. НТК. М.: МИФИ, 2004. Т.2.
2. *Колушов В.В., Савельев А.В.* Методология индивидуально-коллективного моделирования нейронной биовозбудимости как новая нейрокомпьютерная парадигма // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2010. № 8. С.25-34, <http://www.ec-ai.ru/default.asp?article=3>.
3. *Колушов В.В., Савельев А.В.* 3d-информационные технологии в анимационном «оживлении» клеточной биоткани // В: Моделирование неравновесных систем. Красноярск: ИМВ СО РАН. 2011. С. 76-81.
4. *Петрунин Ю.Ю.* Информационные технологии анализа данных: Data analysis. М.: КДУ, 2010.
5. *Колушов В. В.* Алгоритм экспертного моделирования кардиодинамики / Свид. о регистрации программы для ЭВМ № 2002611831, 24.10.2002, по заявке № 2002611616. 2002.
6. *Колушов В.В., Савельев А.В.* Новые 3D-информационные технологии в анимационном «оживлении» клеточной биоткани на основе коммуникативной социо-имитационной методологии // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2012. № 8.
7. *Колушов В.В., Савельев А.В.* Социобиологическая методология коллективного моделирования функционирования нейронов как новая нейрокомпьютерная парадигма // В научной монографии «Нейрокомпьютерная парадигма и общество», М.: МГУ, 2012, с 217-232.
8. *Колушов В. В.* Алгоритм пространственного моделирования задач кардиодинамики — Свид. о регистрации программы для ЭВМ № 2002611830, 24.10.2002, по заявке № 2002611616 от 05.09.2002.
9. *Колушов В. В., Савельев А. В.* Нейросетевой алгоритм. Neural network algorithm. — Свид. о регистрации программы для ЭВМ № 2002612035, заявка 2002611769, 2002.
10. *Савельев А. В.* Нейрологические аспекты клеточной нейроматематики // журнал «Искусственный интеллект», НАН Украины, Донецк, 2007, № 3, С.345-357.
11. *Межецкая Т.А., Савельева-Новосёлова Н.А., Савельев А.В., Колесников А.А.* Устройство для моделирования нейрона Пуркинье // А.с. № 1306368, 1986.
12. *Савельева-Новосёлова Н.А., Савельев А.В.* Устройство для моделирования нейрона // А. с. № 1394975. — 1988.
13. *Жуков А.Г., Колесников А.А., Савельева-Новосёлова Н.А., Савельев А.В.* Устройство для

- моделирования нейрона // А. с. № 1585811, БИ № 30. — 1990.
14. *Hodgkin A.L.* The conduction of the nervous impulse. — Liverpool University Press, 1964.
15. McFadden J. Synchronous firing and its influence on the brain's electromagnetic field. // *J. of Consciousness Studies.* — 2002. — V. 9. — # 4.. — P. 23-50.
16. Максименко Е.В. Математическое моделирование электрического импульса в нервном волокне // Дисс. к.ф.-м.н., Ставрополь, СГУ, 2006.
17. www.patentt.narod.ru
18. Савельев А.В. Нейробиоуправление — новая парадигма вычислительных нейроисследований // 8 Международный Междисциплинарный Конгресс “Нейронаука для медицины и психологии”, Судак, Крым, Украина, 2012, с.347-348; <http://brainres.ru>.
19. Савельев А. В. На пути к общей теории нейросетей. К вопросу о сложности // Нейрокомпьютеры: разработка и применение, Радиотехника, Москва, 2006, №4-5, С. 4-14. <http://www.radiotec.ru/catalog.php?cat=jr7&art=3665>

СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТА ДИСТРАКТОРОВ ПРИ ОСМОТРЕ ПРОСТЫХ И СЛОЖНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ.

Т.И. Колтунова

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана ЮФУ

t.koltunova@gmail.com

In a short series of experiments, we examined the increase in saccade latency that is observed when target stimuli are presented in two different conditions: fading-in contour images and crosses. Circle distractors were presented around some fixation points during the fixation of target stimuli. We found that fixation duration was increased when distractors appeared at fixation on the crosses, as well as on the images. The increase in latency during fading-in contour images presentation was significantly less than during crosses presentation.

Введение

Известно, что длительность фиксаций взгляда зависит от многих факторов — от особенностей зрительной задачи до физических характеристик стимула и семантической нагрузки - и обусловлена механизмами зрительного восприятия различного уровня [1, 2, 5].

Одним из распространенных приемов, позволяющих определить вклад механизмов того или иного уровня, является применение дистракторов при решении текущей зрительной задачи [1, 2]. Несмотря на большое количество работ, посвященных изучению эффекта дистракторов на параметры глазных движений, влияние сложности зрительной задачи практически не изучено. Решение этой задачи представляет интерес для понимания механизмов, лежащих в основе процесса генерации саккад, а также для построения биологически обоснованной модели осмотра изображений [3, 5].

В данной работе рассмотрены результаты исследования зависимости длительности дистрактор-эффекта от характера предъявляемых стимулов, простых и сложных.

Методика

Испытуемым (n=3) на дисплее компьютера предъявлялись для распознавания черно-

белые изображения двух типов – простой стимул в форме перекрещенных линий и попиксельно проявляющиеся контурные изображения - различные предметы и объекты. Во время осмотра детектировались фиксации взгляда испытуемых, которые длились более 80 мс. Через 100 мс после начала некоторых из таких фиксаций, выбираемых случайным образом, вокруг точки фокусировки взгляда еще на 80 мс предъявлялся кольцевой дистрактор. Схема эксперимента представлена на **рисунке 1**.

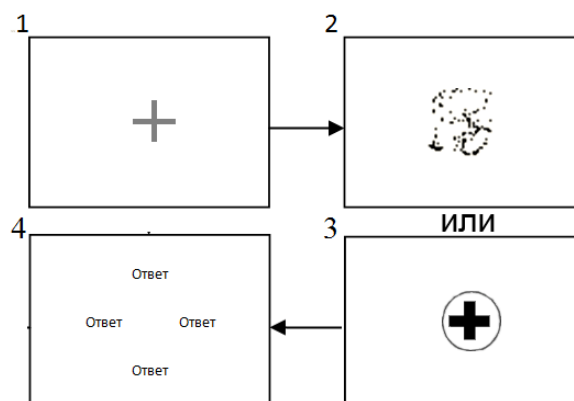


Рисунок 1. Схема теста. 1 – маскирующий стимул перед началом теста, 2 – проявляющееся изображение, 3 – простой стимул (перекрещенные линии) с дистрактором, 4 – выбор ответа о типе проявляющегося изображения.

Задачей испытуемых было распознавание проявляющихся изображений (**Рисунок 1, 2**). Когда испытуемый распознавал такое изображение, он нажимал клавишу на клавиатуре, запускающую процесс выбора ответа. После выбора одного из вариантов, представленных на мониторе, демонстрировался маскирующий стимул, после него – новое проявляющееся изображение. В случайно выбранных пробах вместо проявляющихся изображений предъявлялись

перекрещенные линии (см. **Рисунок 1, 3**). В этом случае испытуемые были проинструктированы делать то же самое, что и в случае с изображениями – нажимать клавишу для перехода к выбору ответа и следующему триалу.

Испытуемым было сказано, что тесты направлены на изучение скорости и точности распознавания изображений, однако, оценка точности использовалась лишь для того, чтобы определить, был ли испытуемый достаточно сосредоточен на задании, и можно ли включать полученные данные в обработку. Всего предъявлялось 88 изображений, 31 раз в течение теста вместо изображения могла быть показана контрольная проба с перекрещенными линиями.

Движения глаз записывались с помощью системы SMI iView X Hi-Speed с частотой 1250 Гц. Расстояние до монитора составило 0,5 м, угловые размеры – от 20 до 26 угловых градусов. Изображения для распознавания имели диаметр около 2 угловых градусов. Порог детектирования саккад по скорости составил 40°/с. Презентация стимулов проводилась в программе EventIDE (okazolab.com). Полный тест проходил в течение 15-25 минут.

Результаты

Для оценки и сравнения были выбраны фиксации, происходящие в самом начале каждой пробы – 7-11 первых фиксаций. Таким образом, в обработку не попали фиксации, совершенные уже после распознавания предъявляемых изображений. Количество фиксаций, использованных для количественного анализа у каждого испытуемого при каждом виде целевого стимула, было ограничено до 7. Это было сделано, чтобы уравнивать выборки при осмотре простых и сложных изображений, поскольку сложные осматривались испытуемыми до решения задачи распознавания (то есть, намного дольше – 11-13 с. в среднем).

В случае предъявления «простых» стимулов испытуемые видели

перекрещенные линии в центре экрана (**Рисунок 1, 3**). При предъявлении «сложных» стимулов на мониторе появлялись черные точки, расположенные хаотично в пределах площади изображения. С каждым фреймом обновления монитора к предыдущим проявившимся точкам добавлялось от 6 до 18 новых. Таким образом, сначала испытуемые видели хаотично расположенный изменяющийся набор точек, который затем приобретал форму, все более близкую к какому-нибудь объекту или предмету. В итоге, «сложные» изображения изменялись с течением времени, случайным образом могли объединяться в линии с произвольным углом наклона, при этом, оставаясь бессмысленными в пределах периода, выбранного для анализа длительности фиксации (3-5 с).

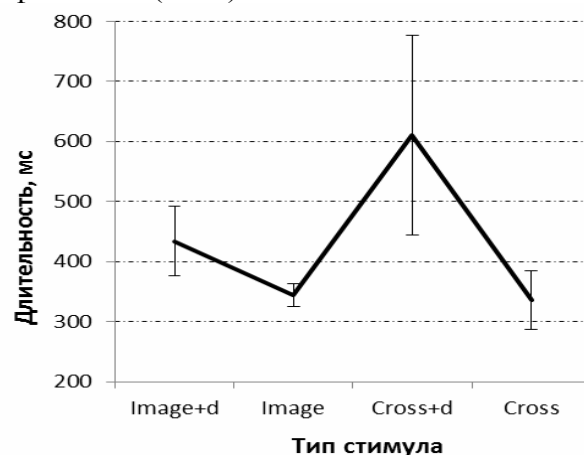


Рисунок 2. Медиана длительности фиксации взгляда при просмотре различных стимулов.

На **рисунке 2** представлена медиана длительности фиксации при просмотре изолированных проявляющихся изображений, которая составила 344 мс, с доверительным интервалом (ДИ) 18 мс. Длительность фиксации на этих же изображениях с предъявлением дистракторов имеет медиану 434 мс (ДИ=57 мс). При предъявлении изолированных перекрещенных линий медиана составляет 336 мс (ДИ=48 мс), а при добавлении дистрактора она увеличивается до 610 мс (ДИ=166 мс). При применении критерия Вилкоксона с уровнем достоверности 99% значимыми оказались различия между группами фиксации при предъявлении сложных

изображений – с дистрактором и без него, и между группами фиксации на перекрещенных линиях – также с дистрактором и без.

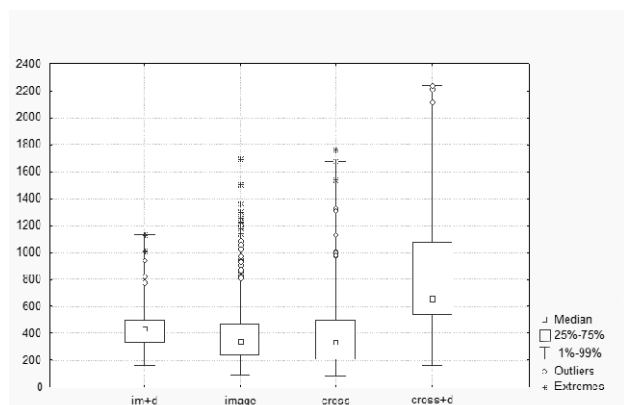


Рисунок 3. Вариабельность значений длительностей фиксации при просмотре сложных изображений с дистрактором, изолированных сложных изображений, изолированных перекрещенных линий и линий с дистрактором.

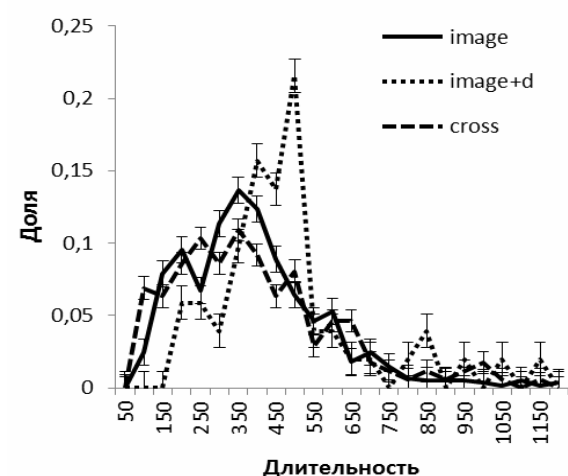


Рисунок 4. Распределение длительности фиксации при просмотре сложных изображений без и с дистрактором и простого объекта (перекрещенных линий).

При сравнении групп фиксации во время осмотра изолированных изображений и перекрещенных линий различия лежали в зоне неопределенности. При сравнении фиксации с дистракторами на изображении и на перекрещенных линиях различия были статистически значимы только при выборе 97% доверительного интервала (вероятно, из-за небольшого количества данных о длительности фиксации с дистракторами при предъявлении перекрещенных линий).

На рисунке 3 показаны диаграммы разброса значений с медианами и квантилями.

На рисунке 4 представлено распределение длительностей фиксации при просмотре изображений, изображений с дистракторами и перекрещенных линий. Видно, что дистрактор удлиняет короткие фиксации, и что на изображениях и перекрещенных линиях длительность фиксации распределена сходным образом.

Обсуждение

Представленные результаты свидетельствуют о том, что длительность фиксации взгляда при просмотре двух видов стимулов («простых» и «сложных») при их изолированном предъявлении значимо не различается (медианы 344 и 336 мс, соответственно). Исходя из этих данных, можно было бы полагать, что зрительные задачи, решаемые при просмотре простых стимулов (перекрещенных линий) и сложных изображений (проявляющиеся изображения различного типа) до этапа распознавания, сопоставимы.

Вместе с тем, ситуация существенно изменяется при предъявлении дистракторов в сочетании с этими же изображениями. При каждом из стимулов сочетанное применение дистракторов приводит к увеличению длительности фиксации, что соответствует многочисленным сведениям из литературы. Это эффект, как правило, объясняется тем, что появление дистрактора вызывает прерывание процесса подготовки саккады и необходимость программирования нового движения глаз [2, 5]. На графиках, представленных на рисунке 5, видно, что характер распределения длительности фиксации при совместном предъявлении целевых стимулов и дистракторов различен в случае проявляющихся изображений и перекрещенных линий. В целом, фиксации с дистрактором на перекрещенных линиях более длительные (медианы 610 и 434 мс, соответственно), чем при просмотре проявляющихся изображений, и распределение имеет более плавный

характер. Эти данные свидетельствуют о зависимости перепрограммирования саккад от типа целевого стимула, а не только от дистрактора.

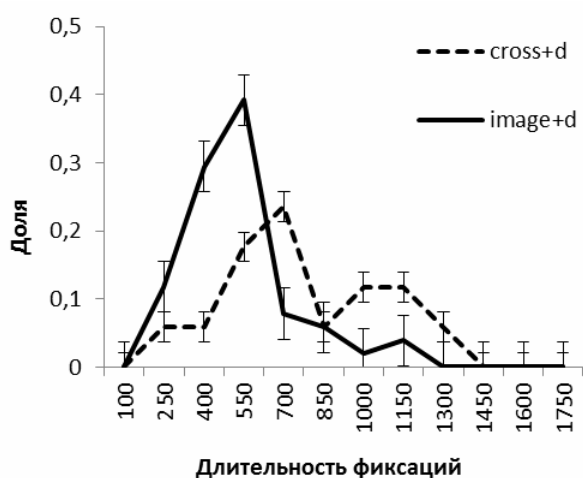


Рисунок 5. Распределение длительности фиксации при предъявлении дистракторов во время осмотра сложных и простых стимулов.

В двух типах триалов задание для испытуемых было общим: они должны были нажать на кнопку после распознавания проявляющихся изображений, либо после распознавания неизменных перекрещенных линий. Соответственно, в первом случае распознавание происходило ближе к концу триалов, после совершения двух-трех десятков фиксации, во втором случае - перекрещенные линии распознавались в начале триала, и дальше задачей испытуемого было лишь нажать на кнопку. Поскольку для анализа были выбраны данные, полученные до распознавания изображений, полученные результаты позволяют предположить, что самые ранние этапы программирования саккад контролируются, в том числе, сенсорными механизмами.

Заключение

Проведенное исследование показало наличие значительных различий между эффектом, вызываемым дистракторами во время осмотра стимулов разного типа, при

отсутствии различий в длительности фиксации при просмотре изолированных простых и сложных стимулов. Были получены данные о величине задержки саккадических движений при использовании простых и сложных стимулов (разница составила около 90 мс в случае предъявления сложных стимулов, и около 280 мс – простых). Очевидно, детальное исследование обнаруженного феномена изменения эффекта дистракторов при различной зрительной нагрузке даст возможность оценить параметры зрительных стимулов, имеющих влияние на процесс программирования движений глаз.

Работа выполнена при поддержке грантов РГНФ N 11-06-00704а и РФФИ N 11-01-00750а и гранта им. А.Б. Когана НИИ нейрокибернетики ЮФУ..

Литература

1. Velichkovsky, B.M., Joos, M., Helmert, J.R., & Pannasch, S. (2005). Two visual systems and their eye movements: evidence from static and dynamic scene perception. *CogSci 2005: Proceedings of the XXVII Conference of the Cognitive Science Society*, pp. 2283-2288.
2. Walker, R., Deubel, H., Schneider, W. X., & Findlay, J. M. (1997). Effect of remote distractors on saccade programming: Evidence for an extended fixation zone. *Journal of Neurophysiology*, 78, 1108-1119.
3. Podladchikova L.N., Shaposhnikov D.G., Tikidgji-Hamburyan A.V., Koltunova T.I., Tikidgji-Hamburyan R.A., Gusakova V.I., Golovan A.V. Model-based approach to study the mechanisms of complex image viewing. // *J. Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. – 2009. - v.18. – 2. – p.114-121.
4. C. Tandonnet, D. Massendari, F. Vitu. When larger visual distractors become less disruptive: Behavioral evidence for lateral inhibition in saccade generation. *J Vis April 3, 2012 12(4): 2*
5. Осин В.А., Шапошников Д.Г., Колтунова Т.И., Подладчикова Л.Н. Динамика пространственных характеристик осмотра изображений при вариации параметров входного окна модели // *Сборник научных трудов XIV Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2012»*. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – Т.2. – С. 154-161.

ПЕРЕДАЧА СИГНАЛОВ ИЛИ МЕТАБОЛИТОВ? МОДЕЛЬ МЕТАБОЛИЧЕСКОЙ РОЛИ МЕДИАТОРОВ ДЛЯ НЕЙРОНА

А.К. Крылов

Институт психологии РАН

neuru@mail.ru

Transmitting signals or metabolites? The metabolic role of a neuromediator for a neuron.

Krylov A.K.

The mediators glutamate and GABA can be converted to an intermediates of the tricarboxylic acid cycle thus increasing energy generation by the neuron and then they can be spent as a substrate for the biosynthesis. The proposed model shows cyclic behavior of energy generation and biosynthesis going one after another.

Представления о нейроне в парадигме реактивности

В моделировании работы нейрона широко распространены представления о нейроне как о проводнике электрических импульсов. Такие представления сформировались в результате характерной для парадигмы реактивности аналогии между живым и неживым.

В XVII в., вследствие развития механики, появилась механистическая метафора работы мозга – Декарт предположил наличие сходства между функционированием фонтана (движение воды по трубам) и нервной системы человека (движение «животных духов» по нервам). В дальнейшем на основе этих общепhilософских материалистических представлений была развита теория рефлекса [1]. В ней представления Декарта были выражены постулатом о детерминации внешним стимулом последующего поведения (называемого «реакцией»). В основе реакции лежит проведение возбуждения по рефлекторной дуге: от рецепторов через центральные структуры к исполнительным органам. Нейрон при этом оказывается элементом, входящим в рефлекторную дугу, а его функция — обеспечением проведения возбуждения.

В XX в. на смену рассматривавшимся до этого аналогиям между мозгом и гидравлической машиной, а затем и

телефонным коммутатором, пришла новая метафора, полагающая мозг аналогом компьютера. Функцией нейрона, как и мозга в целом, в соответствии с «вычислительной метафорой», оказалось перекодирование входного сигнала в выходной.

Критика этих представлений осуществляется в парадигме активности и основанной на ней системной психофизиологии [2, 3, 4]. Мы считаем [5], что для понимания ограниченности рефлекторных представлений полезно обнаружить суть парадигмы реактивности, и ее можно выразить следующим образом: индивид, в своем действии и состоянии, объективно отражает предшествующий внешний сигнал. Это утверждение представимо следующей формулой:

$$Y(t + \tau) = f(S(t)), \tau > 0 \quad (1)$$

где $S(t)$ – внешний сигнал воспринимаемый индивидом; $Y(t)$ – действие индивида в момент t ; f – некоторая функция.

Именно так работу нейрона описывают классические модели Neural Networks [6] основанные на модели МакКаллока и Питтса [7]: модельный нейрон суммирует приходящие на вход сигналы, к этой сумме применяет нелинейное преобразование и с задержкой в один такт выдает результат такого вычисления на выход (рис. 1, слева). Мозг при этом представляется модельерам сетью таких нейронов-вычислителей, а передаваемые сигналы – электрическими импульсами.

Представления о нейроне в парадигме активности

Известно, что нейроны передают друг другу не «возбуждение», не электричество, не сигналы, а химические вещества –

медиаторы (глутамат, ГАМК и другие) (рис. 1, справа). И хотя эти вещества являются метаболитами, т.е. играют важную роль в метаболизме клетки, классические модели нейрона [6, 7, 8] рассматривают только электрические феномены, которые могут возникать при контакте нейрона с этими медиаторами (рис. 1, слева). Например, глутамат считается возбуждающим медиатором, а ГАМК – тормозным.

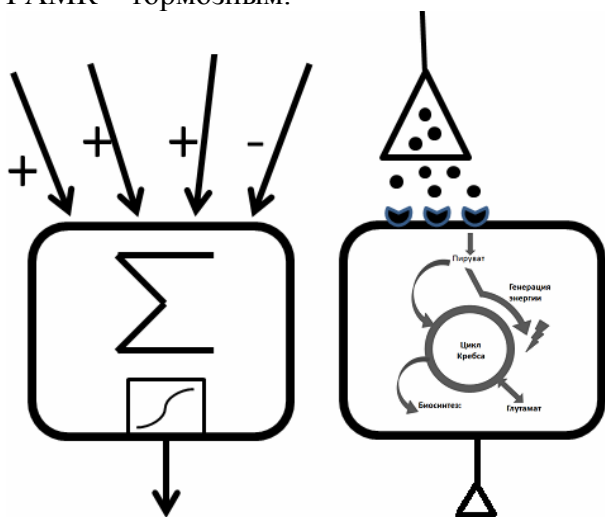


Рисунок 1. Слева – модель нейрона-сумматора из Neural Networks [6], реализующая рефлекторные представления: на входы нейрона приходят электрические сигналы («+» - возбуждающие, «-» - тормозные), которые суммируются и результат вычисления выдается на «выход» (внизу). Справа – пресинаптический нейрон выделяет молекулы медиатора, которые связываются рецепторами постсинаптического нейрона и оказывают влияние на метаболизм постсинаптического нейрона.

П.К.Анохин, подверг аргументированной критике [2] эту общепринятую, как он ее назвал, «проведенческую концепцию» нейрона для которой центральной является идея об электрической суммации потенциалов на мембране нейрона: в соответствии с ней предполагается, что возбуждающие и тормозные постсинаптические потенциалы, возникают на мембране постсинаптического нейрона получающего возбуждающие (глутамат) и тормозные (ГАМК) медиаторы под действием пресинаптической импульсации, затем эти электрические потенциалы на мембране суммируются и могут генерировать электрический импульс (спайк) уже на постсинаптическом нейроне. Такие модельные представления о

работе нейрона вызваны неправомерным переносом модели работы аксона сформулированной Ходжкиным и Хаксли [8] на весь нейрон. П.К.Анохин назвал парадоксальным перенос с нервного волокна (аксона) на весь нейрон представления о проведении возбуждения как главной деятельности нейрона. Если задача состоит лишь в том, чтобы передать возбуждение от одного нейрона к другому, то не ясно для чего между входным и выходным импульсами "вставлены" сложные промежуточные этапы: выделение медиатора, его воздействие на рецепторы постсинаптического нейрона и дальнейшие химические превращения в нем (рис. 1, справа). "Неужели для того, чтобы, начав с электрического потенциала терминали, сформировать в конце концов тот же спайковый потенциал, весьма сходный по своим физическим параметрам с потенциалом, пришедшим по аксонной терминали?" - спрашивал он (см. в [2]).

В качестве альтернативы П.К.Анохин предложил концепцию интегративной деятельности нейрона, в которой медиаторы рассматриваются как метаболиты, а спайковая активность нейронов как средство для обмена метаболитами (рис. 1, справа). Дальнейшее развитие этих представлений было сделано В.Б.Швырковым, предположившим, что нейрон, как и любая живая клетка многоклеточного организма, нуждается в метаболитах, поступающих к нему от других клеток [4], в т.ч. в медиаторах, которые он получает от пресинаптических нейронов, т.е. на свои т.н. «входы». В таком понимании нейрон на свои «входы» получает не сигналы, а метаболиты, и передает другим нейронам не сигналы, а метаболиты (рис. 1, справа).

Медиаторы - метаболиты

Для нейрона метаболическая роль медиаторов весьма существенна [9]: глутамат может преобразовываться в альфа-кетоглутарат и входить в цикл Кребса; аналогично и ГАМК, преобразуясь в сукцинат, становится компонентом цикла Кребса (рис.2, реакция 4). А чем больше

вещества в цикле Кребса, тем мощнее идет процесс генерации энергии (рис.2, реакция 1). Поэтому глутамат, поступая в митохондрии, может усиливать генерацию энергии в клетке. С другой стороны, промежуточные вещества цикла Кребса (альфа-кетоглутарат, сукцинат и др.) могут выходить из цикла (рис.2, реакция 3), чтобы быть использованы для биосинтеза – для синтеза аминокислот, а в дальнейшем для синтеза белков. Поэтому, глутамат, войдя в цикл Кребса в форме альфа-кетоглутарата может сначала усилить генерацию энергии в клетке, а затем быть использован как субстрат для биосинтеза.

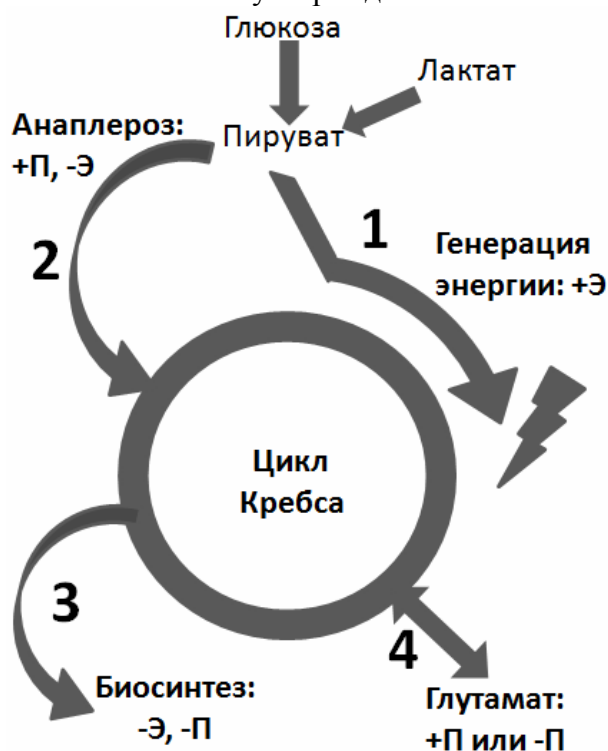


Рисунок 2. Взаимосвязь процессов генерации энергии (Э) в цикле Кребса (1), генерации промежуточных веществ (П) цикла (2), их обмена с глутаматом (4) и их затратами на биосинтез (3). Энергия (Э) генерируется в реакции (1) и затрачивается в реакциях (2) и (3). Промежуточные вещества цикла (П), усиливающие реакцию (1), генерируются в реакции (2) и затрачиваются в (3).

Это означает, что медиаторы, которыми обмениваются нейроны, являются веществами, которые могут использоваться клеткой и для генерации энергии, и как субстрат для синтеза белков.

Хотя неизвестно, проникает ли медиатор глутамат в постсинаптический нейрон напрямую, но он может поступать в

форме глутамина, в который глутамат преобразуется астроцитами [9].

Модель метаболической роли медиаторов

Взаимосвязь между процессами генерации энергии (Э) в цикле Кребса, генерации промежуточных веществ цикла Кребса (П), и затратами на биосинтез (Б), может быть записана следующим образом:

$$dЭ/dt = П * f1(Э) - f2(Э,П) - f3(Э,П)$$

$$dП/dt = f2(Э,П) - f3(Э,П) + f4$$

$$dB/dt = f3(Э,П)$$

Номера функций соответствуют номерам реакций на рис 2. В такой версии модели считаем, что приток субстрата (глюкоза, лактат, пируват) – достаточный.

Отметим, что скорость генерации энергии в реакции 1 пропорциональна количеству промежуточных веществ (П) цикла Кребса, в которые могут трансформироваться медиаторы (рис. 2, реакция 4), поэтому роль медиаторов (глутамата или ГАМК) соответствует роли промежуточных переменных («П»).

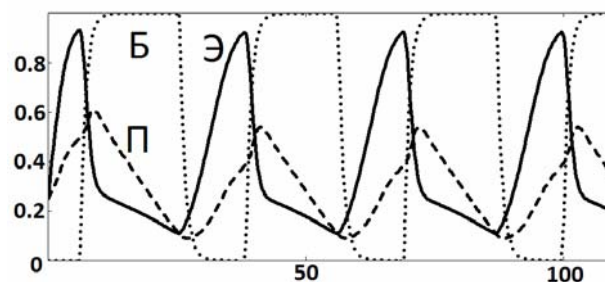


Рисунок 3. Пример работы модели. Видна циклическая смена процессов генерации энергии (Э) и биосинтеза (Б). По горизонтали – время в усл.ед.

В этой модели мы получили колебательный характер процессов генерации энергии и биосинтеза (рис. 3), причем эти два процесса идут в противофазе – для старта биосинтеза необходимо накопление достаточного количества энергии «Э» и промежуточных веществ «П», которые расходуются в процессе биосинтеза «Б» и затем цикл повторяется (рис. 3, 4).

Реализуемая моделью взаимосвязь колебательных процессов генерации энергии и биосинтеза соответствуют биологическим данным [10].

В этой модели мы рассмотрели один из возможных вариантов участия медиаторов в метаболизме нейрона – прямом их участии в качестве субстрата в цикле Кребса. Известен и другой путь [9]: медиаторы, выделяемые пресинаптическим нейроном, выходя из синаптической щели, захватываются астроцитами (глиальными клетками), в которых они активируют энергетику по сходному с нейронами принципу, и затем астроциты выделяют лактат, который служит субстратом для метаболизма нейронов (рис. 2). Оба пути показывают, что роль медиаторов отнюдь не сводится к электрическому воздействию на нейрон. При моделировании работы целостного нейрона, в отличие от аксона, необходимо учитывать метаболическую роль медиаторов.

Исследование выполнено при поддержке гранта РГНФ № 11-06-00482а и гранта Президента РФ для поддержки ведущих научных школ НШ-3010.2012.6.

Список литературы

1. Павлов И.П. Избранные произведения. М.: Изд. АН СССР, 1949.
2. Анохин П. К. Системный анализ интегративной деятельности нейрона / Очерки по физиологии функциональных систем. М. 1975.
3. Александров Ю.И. Активный нейрон // Нейрон: обработка сигналов, пластичность, моделирование: фундаментальное руководство / Под ред. Е.Н. Соколова, В.А. Филиппова, А.М. Черноризова. Тюмень, 2008. Гл. 2. С. 33—58.
4. Швырков В. Б. Введение в объективную психологию. Нейрональные основы психики. М., 1995.
5. Александров Ю.И., Крылов А.К. Системная методология в психофизиологии: от нейронов до сознания // Идея системности в современной психологии. Под ред. В.А. Барабанщикова. М.:ИПРАН, 2005. С.119-157.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. Изд-во «Мир», 1992.
7. McCulloch W.S., Pitts W.H. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics 5: 115-33.
8. Hodgkin A.L., Huxley A.F. 1952. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. Journal of Physiology. 116, 500-544.
9. Riera J.J., Schousboe A., Waagepetersen H.S., Howarth C., Hyder F. 2008. The micro-architecture of the cerebral cortex: Functional neuroimaging models and metabolism. Neuroimage. 40:1436-1459.
10. Загускин С.Л. Ритмы клетки и здоровье человека. Ростов-на-Дону, Изд-во ЮФУ, 2010.-296с.

РАСПОЗНОВАНИЕ ДЕЙСТВИЙ ОБЪЕКТА НА ВИДЕОПОТОКЕ. АЛГОРИТМ

А.О. Кутергин

Санкт-Петербургский Государственный Политехнический Университет
tezqatlipoca@gmail.com

This article devoted to the problem of object activities recognition. The article presents a recognition algorithm using the methods of optical flow detection and classification by neogonitron.

Введение

Исследования в области распознавания действий объектов на современном этапе развития компьютерного зрения остаются актуальным направлением, так как существующие методы и алгоритмы решают узкоспециализированный класс прикладных задач и используют вспомогательные методики такие, как цветовые маркеры на точках интереса, выделение ключевых точек исходя из особенностей объекта, а так же большая часть алгоритмов разрабатывалась для распознавания жестов [1]. Представленный в данной работе алгоритм классификации действий объекта по данным видеопотока при помощи неоконитрона позволяет решать более широкий класс подобных задач, независим от формы и класса объекта и не требует ручного определения точек интереса. Решение данной проблемы связано с выделением пространственно-временных характеристик действий объекта и классификация действий по данным характеристикам.

Данную задачу можно разделить на три логических этапа:

1. Получение пространственно-временных характеристик перемещений наблюдаемого объекта
2. Приведение полученных характеристик к виду удовлетворяющему требованиям к входным данным неоконитрона
3. Классификация преобразованных входных данных при помощи неоконитрона

Получение пространственно-временных характеристик перемещений наблюдаемого объекта

Пусть существует некоторая область пространства, в данном пространстве существуют объекты, совершающие перемещения в пространстве. Некоторую конечную последовательность данных перемещений, будем называть действием объекта.

Кадром будем называть проекцию анализируемой сцены на фокальную плоскость регистрирующего прибора (видеокамеры) в момент времени t . Видеопотоком будем называть последовательность кадров, зарегистрированных через равные промежутки времени Δt . На данной плоскости определена непрерывная функция интенсивности для каждой точки с координатами x, y , которая определяет значение интенсивности светового потока в данной точке:

$$I = I(x, y) \quad (1)$$

Для вычисления пространственно-временных характеристик перемещений объекта будем использовать оптический поток [2]. Оптический поток есть векторное поле двумерных векторов, соответствующее смещению пикселей изображений объектов, вызванное сменой кадра, т.е. характеризует траекторию и скорость движения пикселей при смене кадров. На текущий момент разработано большое количество методов вычисления оптического потока, но исходя из [3] наиболее подходящим для решения поставленной задачи является метод Лукаса-Канада [4], т.к. он обладает рядом преимуществ относительно других: малая вычислительная сложность, устойчивость к шумам на входном изображении.

Уравнение оптического потока по Лукасу-Канада имеет следующий вид:

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i I_x(q_i)^2 & \sum_{i=1}^n w_i I_x(q_i) I_y(q_i) \\ \sum_{i=1}^n w_i I_x(q_i) I_y(q_i) & \sum_{i=1}^n w_i I_y(q_i)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^n w_i I_x(q_i) I_z(q_i) \\ -\sum_{i=1}^n w_i I_y(q_i) I_z(q_i) \end{bmatrix} \quad (2)$$

где, (V_x, V_y) - вектор оптического потока в точке p , q_1, q_2, \dots, q_n - пиксели окрестности точки p , $I_x(q_i), I_y(q_i), I_z(q_i)$ - частные производные изображения I по координатам x, y и времени t , вычисленные в точке q_i , w_i - веса, которые будут присвоены пикселям q_i окрестности точки p , в качестве весов w_i будем использовать нормальное Гауссовское распределение расстояния между q_i и p .

Графическое представление оптического потока для данных двух кадров приведено на рисунке 1. Для данного примера решением уравнения оптического потока будет являться совокупность векторов смещения наблюдаемого объекта V_1, V_2, V_3, V_4 .

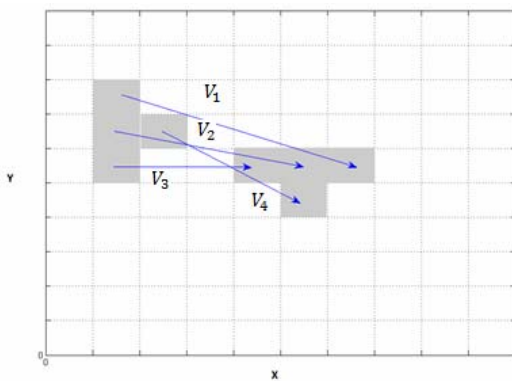


Рис. 1

Движение по своей природе имеет следующие характеристики, которые однозначно позволяют классифицировать данное движение: скорость, траектория, ускорение, угловая скорость. Так как полученные поля векторов есть множество векторов смещения точек наблюдаемого объекта в моменты времени $t_0, \dots, t_n, \Delta t$ - для

стандартного видеопотока есть величина постоянная, то полученное векторное поле характеризует скорость и ускорение перемещения объекта. Усредненная интегральная кривая совокупного поля векторов смещения $V(x, y, t)$ описывает траекторию движения объекта. Ротор полученного поля $rot V$ есть вихревая характеристика совокупного поля векторов смещения, то есть, по сути, является угловой скоростью объекта. Как известно из кинематики твёрдого тела: для задания движения твердого тела нужно определить положение только трех его точек, не лежащих на одной прямой, а кинематической моделью твердого тела будет треугольник, построенный по трем этим точкам. Следовательно, для точного описания движения тела для каждого момента времени t_n достаточно трёх векторов из поля $V(x, y, t)$, где $|V(x, y, t_n)| > 0$ и начала векторов не лежат на одной прямой. Т.е. для кадров, полученных в момент времени $t_n > t_1$, требуется решать уравнение оптического потока не для всех пикселей кадра, а только для выбранных на предыдущей итерации трёх, что существенно понижает вычислительную сложность представленного алгоритма.

Приведение полученных характеристик к виду удовлетворяющему требованиям к входным данным неоконгитрона

Как уже было отмечено, для полной характеристики движения твёрдого тела достаточно всего трёх его точек. Выберем три точки $P_0 = (x_1, y_1), P_1 = (x_2, y_2), P_2 = (x_3, y_3)$ такие, что для момента времени t_n :

$$\begin{cases} |P_0 P_1| = \max(\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}) \\ |P_1 P_2| = \max(\sqrt{(x_2 - x_3)^2 + (y_2 - y_3)^2}) \\ |P_2 P_0| = \max(\sqrt{(x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2}) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} |V(x_1, y_1, t_n)| > 0 \\ |V(x_2, y_2, t_n)| > 0 \\ |V(x_3, y_3, t_n)| > 0 \end{cases}$$

т.е. выбранные точки являются максимально удалёнными друг от друга (рис. 2).

Из кинематики твёрдого тела известно, что точкой характеризующей движение системы частиц как целого является центр масс. Найдём центр масс P_c системы P_0, P_1, P_2 :

$$P_c = \left(\frac{x_1 + x_2 + x_3}{3}, \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3} \right) \quad (4)$$

Вычислим вектор скорости V_c для найденного центра масс P_c :

$$V_{P_c} = \left(\frac{V_{x1} + V_{x2} + V_{x3}}{3}, \frac{V_{y1} + V_{y2} + V_{y3}}{3} \right) \quad (5)$$

Так как в общем случае движение объекта характеризуется двумя составляющими, а именно поступательным и вращательным движением требуется учитывать вращательную характеристику. Введём вращательную характеристику. Рассмотрим движение центра масс как вращение относительно точки P_0 . Воспользуемся уравнением Эйлера для связи скоростей двух точек. Скорость вращения центра масс относительно точки P_0 находится следующим образом:

$$V_{P_c, P_0} = V_{P_c} - V_{P_0} \quad (6)$$

V_{P_c} известно, так как входит в найденное векторное поле смещений точек объекта, V_{P_0} вычисляется по соотношению (5). Вектор угловой скорости $\vec{\omega}$ равен для всех точек объекта. Отсюда следует, что зная значения вектора скорости центра масс V_{P_c} и вектора скорости вращения центра масс относительно какой-либо точки объекта V_{P_c, P_0} можно найти вектора скоростей для любой точки объекта. Т.е. движение объекта однозначно характеризуется двумя вектор-функциями $V_{P_c}(t)$ и $V_{P_c, P_0}(t)$.

Функция F входных данных неоконитрона должна однозначно характеризовать движения объекта в целом, следовательно, значения функции F должны зависеть от положения точки центра масс P_c , вектора скорости точки центра масс V_{P_c} и вектора скорости вращения точки центра масс относительно любой другой точки V_{P_c, P_0} .

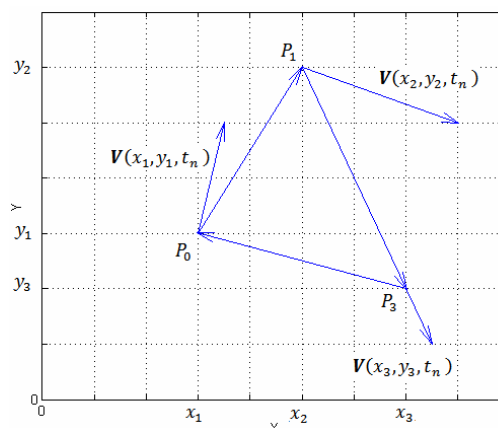


Рис. 2

Возьмём точки K_0, K_1, K_2 такие, что координатами точки K_0 являются координаты точки центра масс объекта, координатами точки K_1 являются координаты конца вектора скорости вращения центра масс относительно точки P_0 , а координатами точки K_2 являются координаты конца вектора скорости точки центра масс. Найдём кривую Безье для данных трёх точек:

$$B(z) = (1 - z)^2 K_0 + 2z(1 - z) K_1 + z^2 K_2, z \in [0, 1] \quad (7)$$

На рисунке 3 приведено графическое представление данного преобразования:

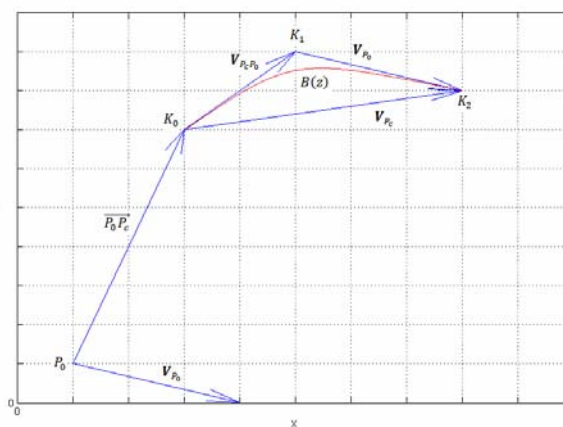


Рис. 3

Как видно из графика вектора V_{P_c, P_0} и $V_{P_c} - V_{P_0}$ являются касательными к кривой Безье. Очевидно, что по полученной кривой можно восстановить значения векторов скоростей V_{P_0} и V_{P_c, P_0} , в то же время исходя из (6) можно восстановить вектор скорости для любой точки данного тела.

Для каждой пары кадров t_n и t_{n+1} находится кривая Безье $B_n(z)$, множество найденных точек всех кривых Безье $B_1(z) \dots B_n(z)$ за промежуток времени $[t_0, t_{n+1}]$ будет являться областью определения функции F входных данных неокогнитрона. Для учёта направления движения требуется ввести временную составляющую, тогда пусть значение F растёт с течением времени, т.е. производная функции F по x и y будет являться характеристикой направления движения. Тогда функция F принимает следующий вид:

$$F(B_n(z)) = n + z, \quad z \in [0,1] \quad (8)$$

Следовательно, область определения функции F , матрица M входных значений для подачи на сетчатку неокогнитрона, будет такой что:

$$\begin{cases} m_{ij} = n + z \\ t = B_{n_x}(z) \\ j = B_{n_y}(z) \\ z \in [0,1] \end{cases} \quad (9)$$

Для рассмотренного выше на рисунке 3 примера графическое представление функции F будет выглядеть следующим образом:

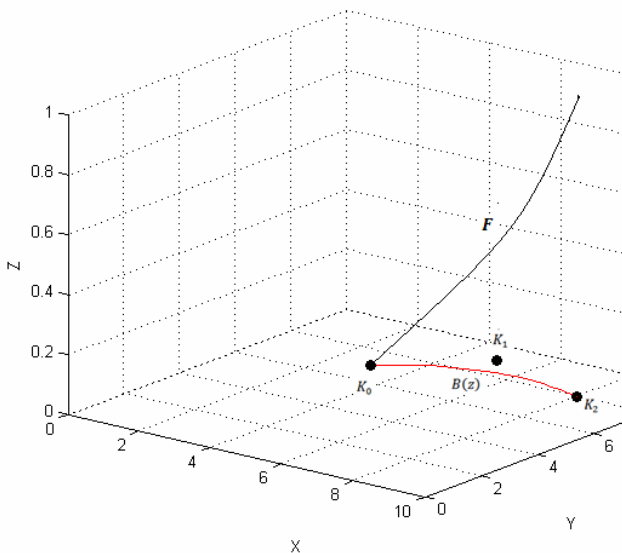


Рис.4

Классификация преобразованных входных данных при помощи неокогнитрона

Классификацию действий объекта по полученным характеристикам будем

производить при помощи нейронной сети типа «неокогнитрон» [5]. Использование нейронной сети данного типа обусловлено тем, что согласно [5] данный тип нейронной сети при распознавании образов обладает следующими преимуществами:

- инвариантность к позиционным сдвигам,
- инвариантность к аффинным преобразованиям,
- инвариантность к масштабированию,
- инвариантность к частичному перекрытию и потерям изображения.

Так как входом неокогнитрона является двумерная плоскость нейронов, так же называемая сетчаткой, то требуется преобразовать полученное векторное поле смещений пикселей объекта в вид функции определённой на конечном дискретном пространстве размерности 2 для подачи на вход неокогнитрона, причём при данном преобразовании не должны происходить потери информации о характере движения объекта.

Полученная функция F полностью удовлетворяет предъявленным требованиям. Область определения данной функции уточняется после каждого обработанного кадра. В случае успешной классификации действия объекта область определения функции обнуляется, в обратном случае расширяется на $B_n(z)$.

Заключение

Ввиду использования для классификации нейронной сети типа «неокогнитрон», данный алгоритм обладает высокой устойчивостью к шумам на входном видеопотоке, ориентации объекта в пространстве, частичному перекрытию наблюдаемого объекта другими объектами сцены в процессе совершения объектом действий. Так же данный алгоритм обладает небольшой вычислительной сложностью, так как для вычисления пространственно-временных характеристик движения наблюдаемого объекта используются только три точки данного объекта, т.е. скорость выполнения алгоритма не зависит от разрешения входного видеопотока и может выполняться в реальном времени.

Список литературы

1. Linda G. Shapiro; George C. Stockman, Computer Vision, Prentice Hall, 2006
2. Prazdny, K. The information in optical flows. Computer Science Department. University of Essex, Colcheste, 1980
3. J. L. Barron, S. S. Beauchemin The computation of optical flow // ACM Computing Surveys. 1995. №27. С. 433 - 466.
4. B. D. Lucas, T. Kanade An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proceedings of Imaging Understanding Workshop. 1981. С. 121-130.
5. Fukushima K., Miyake S., Takayuki I. Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics SMC-13(5):826-34. — 1983”.

МУРАВЬИНАЯ СИСТЕМА ОПТИМИЗАЦИИ ЗАДАЧ, ПРЕДСТАВЛЯЕМЫХ ДРЕВОВИДНЫМИ СТРУКТУРАМИ ДАННЫХ

Б.К.Лебедев, О.Б.Лебедев

Технологический институт Южного федерального университета

lbk@tsure.ru

The new paradigm of combinatorial optimization trees ant colony optimization (T-ACO), based on ideas of an ant colony and first of all on idea of an indirect exchange - stigmergy is offered, allowing to carry out tree synthesis. Such approach is effective way of search of rational decisions for the problems of optimization supposing graph interpretation in the form of trees.

Введение

Идея муравьиного алгоритма моделирование поведения муравьёв, связанного с их способностью быстро находить кратчайший путь от муравейника к источнику пищи [1]. Особенности являются наличие непрямого обмена, который и используется в муравьиных алгоритмах. Непрямой обмен – стигмержи (stigmergy), представляет собой разнесённое во времени взаимодействие, при котором одна особь изменяет некоторую область окружающей среды, а другие используют эту информацию позже, когда в неё попадают. При своём движении муравей метит путь феромоном, и эта информация используется другими муравьями для выбора пути.

В основе муравьиного алгоритма лежит моделирование передвижения муравьёв по графу решений [1,2]. Такой подход является эффективным способом поиска рациональных решений для задач оптимизации, допускающих графовую интерпретацию. Процесс поиска решений муравьиным алгоритмом итерационный.

Решение представляет комбинацию уникальных компонент (вершин и ребер графа поиска решений), выбираемых из, как правило, конечного набора конкурирующих между собой компонент. Целью является поиск оптимальной комбинации компонент.

Основные модификации АСО

В литературе было предложено несколько метаэвристических моделей

АСО. Первым методом был метод муравьиных систем (Ant System – AS) [1,2]. Позже были разработаны расширения метода муравьиных систем. К ним относятся: метод муравьиных систем, основанный на элитной стратегии (Elitist Ant System); метод муравьиных систем, основанный на ранжировании (ASrank) [1,2]; метод системы муравьиных колоний (Ant colony system (ACS)) [1,2]; максимальный метод муравьиных систем (MAX-MIN AS – MMAS) [1,2].

В работе [3] предлагается при поиске решений *использование шаблонов*, что позволяет снизить вычислительную сложность и использовать накопленный опыт. Выполняется коррекция отдельных участков маршрута.

В отличие от канонической парадигмы муравьиного алгоритма в задаче разбиения [4] муравьем на графе поиска решений $R(X,E)$ строится не маршрут, а формируется подграф $R_{I_k} \subset R$. Агент на графе решений $R(X,E)$ совершает перемещение не от вершины к вершине, а от группы вершин к вершине. Для усиления сходимости выполняется двойное отложение феромона. Предложены способы декомпозиции структуры данных, используемой в процессах формирования подграфа.

Отличительной особенностью муравьиного алгоритма покрытия [5] является то, что поиск решений осуществляется на n графах поиска решений, имеющих многостадийную структуру связей. С другой стороны муравьиная колония разбита на кластеры и поиск конкретного решения задачи покрытия осуществляется коллективом кластеров муравьёв.

В работах [6,7] построение минимального дерева Штейнера (МДШ) осуществляется группой муравьёв. Коллектив решает задачу, которая не может быть решена одним агентом. Впервые

используется двухканальная система непрямого обмена информации. Каждый муравей имеет свой цвет. При своём движении муравей метит путь и феромоном и своим цветом, и эта информация используется другими муравьями для выбора пути.

Новая парадигма комбинаторной оптимизации *trees ant colony optimization* (Т-АСО)

Основной особенностью алгоритмов генетического программирования (ГП), которые направлены на решение задач автоматического синтеза программ на основе входных обучающих данных путем индуктивного вывода, являются древовидные структуры данных, используемые для представления генотипа. Деревья в ГП составлены из узлов двух типов, узлов функций и узлов терминалов. Терминалы – листья дерева, соответствуют либо переменной данной области задачи, либо постоянной. Например, выражение $x^2 + z$ может быть представлено деревом (рис.1).

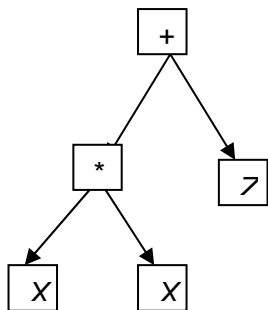


Рис.1. Представление выражения деревом

Типичной задачей ГП является задача символического регресса. Символический регресс заключается в построении математического выражения F , задаваемого примерами пар $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, где x_i и y_i – входные и выходные записи. Обозначим как y_i^* значение выходной записи, получаемой с помощью выражения F . Для оценки математического выражения F используется критерий

$$D = \sum |y_i - y_i^*|.$$

Примером использования древовидных структур является формирование плана чипа путем рекурсивного разрезания прямоугольников на две части задаваемого

деревом “гильотинного разреза”. Дерево разрезов формируется из двух типов вершин (рис.2).

Множество вершин первого типа $M = \{m_i | i=1, 2, \dots, n_m\}$, являющихся листьями дерева D , соответствуют модулям. Множество вершин второго типа $C = \{c_i | i=1, 2, \dots, n_c\}$, соответствуют разрезам (H или V). Для бинарного дерева разрезов всегда выполняется равенство $n_m = n_c + 1$.

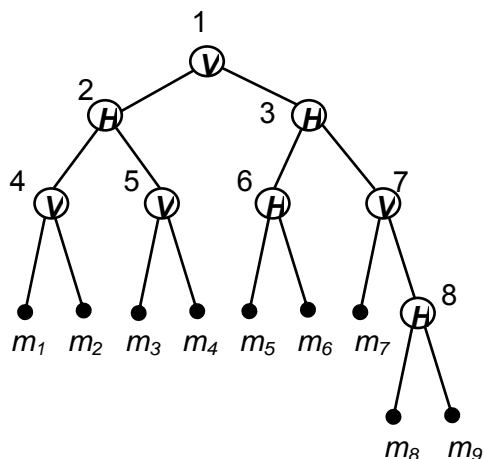


Рис.2. Дерево разрезов

Предлагается новая парадигма комбинаторной оптимизации *trees ant colony optimization* (Т-АСО), основанная на идеях муравьиной колонии и в первую очередь на идее непрямого обмена - *стигмержи* (stigniergy), позволяющая осуществлять синтез дерева. Такой подход является эффективным способом поиска рациональных решений для задач оптимизации, допускающих графовую интерпретацию в виде деревьев.

Представление оптимизационной задачи в виде парадигмы Т-АСО опирается на два ключевых момента: формирование графа поиска решений (ГПР) и построения допустимых альтернативных решений (деревьев) на графе поиска решений.

Граф поиска решений $G=(M \cup C, U)$, строится следующим способом. Пусть $n_c=4$, а $n_m=5$. В начале, на вершинах множества C формируется полный граф (рис.3). Ребра неориентированные.

Вводится стартовая вершина S , которая дугами связывается с каждой вершиной множества C (рис.4).

Каждая вершина $c_i \in C$ связывается дугами со всеми n_m вершинами множества M (рис.5).

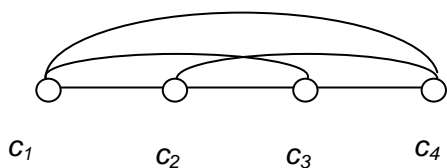


Рис.3. Первый этап построения ГПР

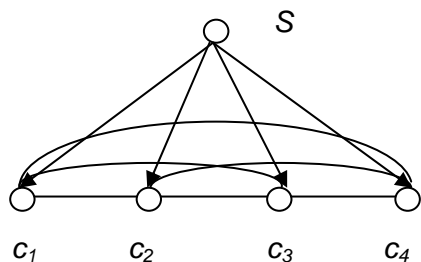


Рис.4. Второй этап построения ГПР

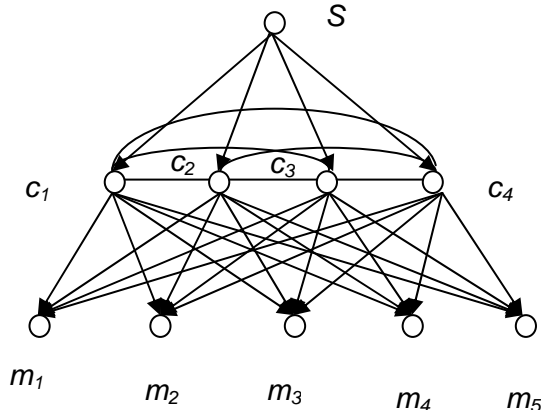


Рис.5. Третий этап построения ГПР

После построения ГПР на всех его ребрах откладывается начальное количество феромона Q/v , где $v=|U|$. В общем случае поиск решения задачи осуществляется коллективом муравьев $Z=\{z_k | k=1, 2, \dots, n_k\}$. Вначале муравьи размещаются в стартовой вершине S . Процесс поиска решений итерационный. На каждой итерации муравьиного алгоритма каждый муравей z_k строит свое конкретное решение задачи. Решением является бинарное дерево в графе $G=(M \cup C, U)$. Каждая итерация l включает три этапа. На первом этапе муравей находит решение, на втором этапе откладывает феромон, на третьем этапе осуществляется испарение феромона. На первом этапе каждой итерации каждый k -й муравей формирует свое собственное

бинарное дерево D_k . Бинарное дерево формируется на базе ГПР последовательно от корня до листьев

Пошаговый процесс построения дерева на базе ГПР начинается со стартовой вершины S . В результате осуществляется выбор корневой вершины $c^0 \in C$. На каждом шаге выбирается одна из еще не связанных вершин, которая связывается ребром с одной из уже ранее выбранных и связанных вершин. На вершины ГПР накладываются следующие ограничения. Вершины множества M могут быть в строящемся дереве только дочерними (листьями), в каждую вершину $m_j \in M$ входит только одно ребро ГПР. Вершины множества C должны быть связаны с двумя дочерними вершинами из множества $C \cup M$ и сами в свою очередь являются дочерними для некоторых вершин множества C . Изначально каждая вершина $c_i \in C$ обладает двумя вакансиями для связи с двумя дочерними вершинами. В процессе построения дерева вакансии вершин $c_i \in C$ последовательно заполняются. Процесс завершается после заполнения всех вакансий.

Состояние процесса построения дерева на шаге t описывается следующими параметрами.

Подмножества $C_1(t) \subset C$ и $M_1(t) \subset M$ включают вершины уже вошедшие в состав строящегося дерева на $t-1$ предыдущих шагах. Подмножества $C_2(t) \subset C$ и $M_2(t) \subset M$ включают вершины, которые еще не вошли в состав строящегося дерева. $C_1(t) \cup C_2(t) = C$, $M_1(t) \cup M_2(t) = M$. Причем, если $C_2(t) \cup M_2(t) \neq \emptyset$, то вершины множества $C_1(t)$ должны обладать, хотя бы одной вакансией.

Процедура включения на шаге t вершины в состав строящегося дерева производится с соблюдением условия *достаточности вакансий*, суть которого заключается в том, что если число вершин еще не вошедших в состав строящегося дерева больше единицы (т.е. $|C_2(t) \cup M_2(t)| > 1$), то после включения одной из таких вершин в множество $C_1(t) \cup M_1(t)$ вновь образованное множество $C_1(t+1)$ должно обладать хотя бы одной вакансией.

Для каждой вершины $x_j \in X_2(t) = C_2(t) \cup M_2(t)$, определяется набор ребер $U_{jk}(t)$, связывающих x_j с вершинами множества $X_1(t) = C_1(t) \cup M_1(t)$, каждое из которых с соблюдением перечисленных выше ограничений и условия достаточности, может войти в состав строящегося бинарного дерева. Для каждого ребра $u_i \in (\cup U_{jk}(t))$ определяется параметр f_{ik} - суммарный уровень феромона на этом ребре.

Вероятность P_{ik} включения ребра u_i в формируемое дерево $D_k(t)$ определяется следующим соотношением

$$P_{ik} = f_{ik} / \sum_i f_{ik}$$

На втором этапе итерации, каждый муравей откладывает феромон на ребрах построенного маршрута.

Количество феромона $\Delta\tau_k(l)$, откладываемое муравьем z_k на каждом ребре построенного дерева D_k , определяется следующим образом

$$\Delta\tau_k(l) = Q / F_k(l),$$

где l -номер итерации, Q - общее количество феромона, откладываемое муравьем на ребрах маршрута D_k , $F_k(l)$ - целевая функция для решения, полученного муравьем z_k на l -ой итерации. Чем меньше $F_k(l)$, тем больше феромона откладывается на ребрах построенного дерева и, следовательно, тем больше вероятность выбора этих ребер при построении деревьев на следующей итерации.

После того, как каждый агент сформировал решение и отложил феромон, на третьем этапе происходит общее испарение феромона на ребрах графа G в соответствии с формулой

$$f_{ik} = f_{ik}(1 - \rho),$$

где ρ - коэффициент обновления. После выполнения всех действий на итерации находится агент с лучшим решением, которое запоминается. Далее

осуществляется переход на следующую итерацию.

Заключение

Предлагается новая парадигма комбинаторной оптимизации *trees ant colony optimization* (T-ACO), основанная на идеях муравьиной колонии и в первую очередь на идее непрямого обмена - *стигмержи* (stigniergy), позволяющая осуществлять синтез дерева. Такой подход является эффективным способом поиска рациональных решений для задач оптимизации, допускающих графовую интерпретацию в виде деревьев.

Список литературы

1. M. Dorigo and T. Stützle. Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, MA, 2004.
2. M. Dorigo, M. Birattari, T. Stützle, Ant Colony Optimization-- Artificial Ants as a Computational Intelligence Technique, IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006.
3. Курейчик В.М., Кажаров А.А., О некоторых модификациях муравьиного алгоритма. // Известия ЮФУ. Изд-во ТТИ ЮФУ, 2008, №4(81). С. 5-11.
4. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Разбиение на основе моделирования адаптивного поведения биологических систем. Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2010. №2. С. 28-34.
5. Лебедев О.Б. Покрытие методом муравьиной колонии // Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2010. Труды конференции. Т. 2. М.: Физматлит, 2010. С. 423-431.
6. Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Построение кратчайших связывающих сетей на основе метода муравьиной колонии // Нечеткие системы и мягкие вычисления: сб.ст. Третьей Всероссийской научной конференции: В 2т. Т. II / Волгоградский гос. техн. Университет. - Волгоград, 2009. С. 42-50
7. Лебедев О.Б. Трассировка в канале методом муравьиной колонии // Известия ЮФУ. Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009, №4. С. 46-52.

РЕШЕНИЕ КОМБИНАТОРНЫХ ЗАДАЧ НА ГРАФАХ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ПЧЕЛИНОЙ КОЛОНИИ

В.Б. Лебедев

Технологический институт Южного федерального университета

lbk@tsure.ru

In work the modified paradigm of a beer colony for the decision of combinatorial problems on graphs is considered. On the basis of the analysis of behavioural model of self-organizing of a colony of bees, methods and mechanisms of formation of corresponding representations of decisions of considered combinatorial problems on graphs are developed. In comparison with existing algorithms improvement of results is reached.

Введение

Среди набора комбинаторно-логических задач на графах важное место занимает задачи определения паросочетания, выделения в графе независимого подмножества вершин, выделения в графе клик, раскраски графа. Задачи такого типа относятся к переборным задачам с экспоненциальной временной сложностью. В этой связи разрабатывают различные эвристики для построения алгоритмов с полиномиальной временной сложностью. Существуют алгоритмы решения таких задач, основанные на использовании потоков в сетях и имитационного моделирования [1], генетического поиска [2] и других эвристиках, которые обеспечивают приемлемые результаты при решении задач малой и средней сложности. Часто эти процедуры используются в итерационных структурах. Это предъявляет повышенные требования к качеству и времени решения рассматриваемых задач. Побудительным мотивом исследований и разработок новых эффективных алгоритмов являются возникшие потребности в решении задач большой и очень большой размерности. Анализ литературы показывает, что наиболее успешными в этих условиях являются математические методы, в которых заложены принципы природных механизмов принятия решений [3,4]. К таким методам можно отнести, прежде всего, метод эволюционного моделирования [5,6], генетические

алгоритмы [2], алгоритмы роевого интеллекта [7,8]. Одна из последних разработок в области роевого интеллекта - алгоритм пчел довольно успешно используется для нахождения глобальных экстремумов сложных многомерных функций [3,4,8].

В работе излагаются методика решения родственных задач выделения в графе независимого подмножества вершин, нахождения максимального паросочетания в графе, раскраски графа, выделения клик в графе, основанная на моделировании адаптивного поведения пчелиной колонии.

Постановка комбинаторных задач на графах

Паросочетанием графа $G=(X,U)$ называется подмножество таких рёбер $U^* \subset U$, что любые два ребра $u_k, u_l \in U^*$ не имеют общих вершин, т.е. не смежны. Паросочетание максимальной мощности определяется как паросочетание, включающее максимальное число рёбер, $|U^*| = \max$. [1]

Построим двойственный для графа G граф $G_d=(U,V)$. Вершины графа G_d соответствуют рёбрам графа G . Пара вершин (u_i, u_j) в графе G_d связаны ребром v_k в том и только в том случае, если в графе G соответствующая пара рёбер (u_i, u_j) смежны, т.е. инциденты одной вершине.

Множество $X_0 \subset X$ вершин графа $G=(X,U)$ называется внутренне устойчивым, если любые две вершины $x_i \in X_0$ и $x_j \in X_0$ не являются смежными. Максимальное число вершин во внутренне устойчивом множестве графа G называется числом внутренней устойчивости и обозначается как $\alpha(G)$.

Таким образом, паросочетанию в графе G соответствует внутренне – устойчивое подмножество двойственного графа G_d .

Максимальному по мощности паросочетанию в графе G соответствует предельное внутренне – устойчивое подмножество (содержащее наибольшее число вершин) двойственного графа G_d .

Раскраской графа называется такое приписывание цветов его вершинам, что никакие две смежные вершины не получают одинакового цвета. Если в графе G выделить s непересекающихся друг с другом внутренне - устойчивых подмножеств вершин, то граф можно раскрасить в s цветов. Другими словами, задача раскраски графа сводится к задаче формирования в графе G непересекающихся внутренне - устойчивых подмножеств вершин.

Кликкой графа G называется максимальное по включению множество X_0 вершин графа, любые две из которых являются смежными. Пусть $G_n=(X, U_n)$ полный граф, построенный на множестве вершин X . Граф $G_k=(X, U_k)$ является дополнением графа $G=(X, U)$, если $U_k = U_n \setminus U$, т.е. $U_n=U_k \cup U$. Нетрудно видеть, что при переходе от графа G к его дополнению G_k каждая клика в G переходит в независимое множество в G_k . Отсюда следует, что задача выделения клики в графе G сводится к задаче выделения независимого множества вершин в графе G_k , являющегося дополнением графа G .

Представления решений на основе пчелиной колонии

Основная идея парадигмы пчелиной колонии заключается в использовании двухуровневой стратегии поиска. На первом уровне с помощью пчел разведчиков формируется множество перспективных областей (источников), на втором уровне с помощью пчел фуражиров осуществляется исследование окрестностей данных областей (источников). Цель пчелиной колонии найти источник, содержащий максимальное количество нектара. В алгоритмах рассматриваемых задач каждое решение представляется в виде точки (позиции) в пространстве поиска. Найденное количество нектара представляет собой значение целевой

функции в этой точке. Решение представляет комбинацию уникальных компонент (вершин и ребер графа поиска решений), выбираемых, как правило, из конечного набора конкурирующих между собой компонент. Значения целевой функции F определяется комбинациями, выбранными агентами. Целью является поиск оптимальной комбинации компонент.

Разработка поведенческой модели самоорганизации колонии пчёл, заключаются в разработке методов и механизмов:

- формирования пространства поиска,
- формирования количественного состава роя агентов разведчиков и роя агентов фуражиров,
- поиска агентами разведчиками перспективных позиций,
- выбора базовых позиций среди перспективных для исследования их окрестностей,
- выбора агентами фуражирами базовых позиций,
- формирования окрестностей базовых позиций,
- выбора агентами фуражирами позиций в окрестностях базовых позиций,
- общей структуры оптимизационного процесса.

Первая задача при разработке алгоритма на основе парадигмы пчелиной колонии заключается в формировании пространства поиска. Позиция a_s пространства поиска представляется в виде упорядоченного списка $E_s = \{e_{si} \mid i=1, 2, \dots, n\}$ номеров вершин графа G , где n – количество вершин графа. Список E_s фактически является кодом решения. Формирование соответствующего списку E_s решения - внутренне - устойчивого множества X_s осуществляется пошагово путем последовательного просмотра элементов списка E_s , начиная с первого. На каждом шаге i просмотра рассматривается очередная вершина e_{si} , есть список вершин, уже включенных в формируемое множество $X_s(i)$, $X_s(1) = \emptyset$. Если среди вершин множества $X_s(i)$ нет ни одной вершины смежной вершине e_{si} , то e_{si} включается в $X_s(i)$. В результате выполнения этой процедуры формируются

внутренне - устойчивое множества X_s и список оставшихся вершин E_{os} , сформированный путем удаления из E_s вершин множества X_s . Назовем упорядоченный список E_{os} остатком.

Оценкой позиции a_s является оценка множества X_s . Будем называть тройку параметров E_s, X_s, E_{os} параметрами позиции a_s .

Ключевой операцией пчелиного алгоритма является исследование перспективных позиций и их окрестностей в пространстве поиска. В работе предлагается метод формирования окрестностей решений с регулируемой степенью подобия и близости между ними.

Рассмотрим принципы формирования позиции a_z , расположенной в окрестности базовой позиции a_s^{δ} . Случайным образом из сформированного множества X_s удаляется λ элементов. Образуется множество $X_s(\lambda)$. Затем с помощью вышеописанной процедуры формирования множества X_s предпринимается попытка дополнить множество $X_s(\lambda)$ вершинами из остатка E_{os} . В результате этих действий будет сформировано внутренне - устойчивое множество $X_s(\lambda)$ очень близкое по своему содержанию внутренне - устойчивому множеству X_s . Степень различия регулируется управляющим параметром λ - пороговое значение размера окрестности. Удаленные из X_s вершины заносятся в конец остатка E_{os} .

Организация поисковых процедур на основе моделирования адаптивного поведения пчелиной колонии

В начале процесса поиска все агенты расположены в улье, т.е. вне пространства поиска.

На первой итерации ($l=1$) агенты-разведчики в количестве n_r случайным образом размещаются в пространстве поиска. Эта операция заключается в генерации случайным образом множества отличающихся друг от друга списков $E = \{E_s | s=1, 2, \dots, n_r\}$, которым соответствует множество позиций $A = \{a_s | s=1, 2, \dots, n_r\}$. Для каждого списка E_s формируется внутренне - устойчивое множество X_s с

остатком E_{os} , и вычисляется значение целевой функции F_s . Выбирается n_{δ} базовых (лучших) решений $X^{\delta} = \{X_{1s}\}$. Формируется множество базовых (лучших) позиций $A^{\delta} = \{a_s^{\delta} | s=1, 2, \dots, n_{\delta}\}$, соответствующих множеству базовых (лучших) решений X^{δ} .

Предлагаются три подхода к определению числа агентов фуражиров, направляемых в окрестности каждой базовой позиции. При первом подходе агенты фуражиры распределяются по базовым позициям равномерно. При втором подходе агенты фуражиры распределяются по базовым позициям пропорционально значению целевой функции позиции. При третьем подходе реализуется вероятностный выбор. Вероятность $P(a_s^{\delta})$ выбора агентом фуражиром базовой позиции $a_s^{\delta} \in A^{\delta}$ пропорциональна значению целевой функции F_s^{δ} в этой позиции и определяется как

$$P(a_s^{\delta}) = F_s^{\delta} / \sum_s (F_s^{\delta}).$$

После выбора агентом фуражиром b_z базовой позиции $a_s^{\delta} \in A^{\delta}$, реализуется вероятностный выбор позиции a_z , расположенной в окрестности базовой позиции a_s^{δ} . Вероятностный выбор позиции a_z и формирование соответствующего ей решения осуществляется в соответствии с процедурой, изложенной выше. При этом предварительно случайным образом определяется число удаляемых вершин λ_z , лежащее в границах $1 \leq \lambda_z \leq \lambda$.

Обозначим множество позиций, выбранных агентами фуражирами в окрестности позиции a_s^{δ} как O_s^{δ} . Назовем множество позиций $O_s^{\delta} \cup a_s^{\delta}$ областью D_s^{δ} . В каждой области D_s^{δ} выбирается лучшая позиция a_s^* с лучшей оценкой F_s^* . Назовем F_s^* оценкой области D_s^{δ} . Среди F_s^* выбирается лучшая оценка F^* и соответствующее ей решение, найденное на данной итерации совместно роением разведчиков и роением фуражиров. Лучшее решение с оценкой F^* сохраняется, а затем происходит переход к следующей итерации.

На второй и последующих итерациях множество базовых позиций $A^{\delta}(l)$ ($l=2, 3, \dots, L$), формируется из двух частей $A^{\delta 1}(l)$ и $A^{\delta 2}(l)$, $A^{\delta 1}(l) \cup A^{\delta 2}(l) = A^{\delta}(l)$. В первую

часть $A^{\delta 1}(l)$ включаются $n_{\delta 1}$ лучших позиций a_s , найденных агентами в каждой из областей, сформированных на предыдущей итерации. Вторая часть $A^{\delta 2}(l)$ формируется пчелами разведчиками также как и на первой итерации. Отличие заключается в числе n_{r1} агентов разведчиков, выбирающих случайным способом новые позиции. $n_{r1} < n_r$. В множество $A^{\delta 2}(l)$ включается $n_{\delta 2}$ лучших позиций из n_{r1} новых позиций, найденных агентами разведчиками на l -ой итерации. $n_{\delta 1} + n_{\delta 2} = n_{\delta}$. Далее выполняются действия, аналогичные действиям, рассмотренным на первой итерации. Рассчитывается число агентов фуражиров, направляемых в окрестности каждой базовой позиции. Каждым агентом фуражиром b_z выбирается базовая позиция $a_s(l)$ и позиция $a_z(l)$, расположенная в окрестности этой базовой позиции. В каждой области $D^{\delta}_s(l)$ выбирается лучшая позиция $a^*_s(l)$ с лучшей оценкой решения $F^*_s(l)$. Среди оценок $F^*_s(l)$ выбирается лучшая $F^*(l)$. Если $F^*(l)$ лучше $F^*(l-1)$, то сохраняется решение с этой оценкой, а затем происходит переход к следующей итерации.

Временная сложность этого алгоритма зависит от времени жизни колонии l (число итераций), количества позиций s и числа агентов m , и определяется как $O(l * c^2 * m)$.

Заключение

Рассмотрена модифицированная парадигма пчелиной колонии для решения комбинаторных задач на графах: выделения в графе независимого подмножества вершин, нахождения максимального паросочетания в графе, раскраски графа, выделения клик в графе. На основе анализа поведенческой модели самоорганизации колонии пчёл, разработаны методы и механизмы

формирования соответствующих представлений решений рассматриваемых задач. Предложен метод формирования окрестностей решений с регулируемой степенью подобия и близости между ними. По сравнению с существующими алгоритмами достигнуто улучшение результатов. Рассматриваемая парадигма имеет универсальный характер и является эффективным способом поиска рациональных решений для задач оптимизации, допускающих интерпретацию в виде упорядоченных списков

Список литературы

- 1.Андерсон Д. Дискретная математика и комбинаторика. М.: Вильямс, 2003.
- 2.Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетический алгоритм определения паросочетаний графа//Труды 10-ой международной конференции “Knowledge-dialogue-solution”, Варна, Болгария, 2003, с.246-251.
- 3.A.P.Engelbrecht. Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. John Wiley & Sons, Chichester, UK, 2005.
- 4.Курейчик В.В., Курейчик В.М., Гладков Л.А., Сороколетов П.В. Бионспирированные методы в оптимизации.- М.: Физмалит, 2009.
- 5.Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Эволюционный алгоритм нахождения максимального паросочетания //3-й Международный НТС “Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте”. М: Изд-во Физматлит, 2005. С.274-280.
- 6.Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Эволюционный алгоритм раскраски графов. //Известия ТРТУ. Интеллектуальные САПР. Таганрог. Изд-во ТРТУ, 2005. - №3. - С.202-204.
- 7.Лебедев О.Б. Решения комбинаторных задач на графах на основе метода муравьиной колонии //Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «AIS– IT’09». Научное издание в 4-х томах. – М.: Физматлит, 2009, Т.1. – С. 51-58.
- 8.Курейчик В.М., Кажаров А.А. Применение пчелиного алгоритма для раскраски графов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 12. – С. 30-36.

О ВОЗМОЖНОЙ РОЛИ ЭФФЕКТОВ АНТИСИПАЦИИ В НЕЙРОФИЗИОЛОГИИ И МЫШЛЕНИИ (КОРОТКИЕ ТЕЗИСЫ)

А.С. Макаренко

Институт прикладного системного анализа Национального технического университета
Украины «КПИ»
makalex@i.com.ua

It is considered the phenomena of strong anticipation in context of neuro - physiological processes. The definition of strong anticipatory systems by D. Dubois is described. On the base of numerical investigation of Hopfield model with strong anticipation some new aspects of consciousness phenomena had been proposed. The main peculiarity is presumable multi-valuedness of corresponding states of the system.

Введение

В последнее время исследования процессов в мозгу и объясняющих их концепций и моделей в силу различных причин привлекают все большее внимание. При этом список достижений впечатляет: модели отдельного нейрона, теория нейросетей, нейроинформатика, когнитивные науки, мозг - компьютер интерфейс и много других.

Однако все еще далеки от окончательного решения (и даже от существования общепринятой парадигмы) многие проблемы. Одной из ключевых является проблема объяснения взаимосвязей таких сущностей как мозг – ум – сознание.

Ввиду такой неопределенности представляется уместным рассмотрение различных факторов и явлений, в том числе и пока еще не вполне распознанных. Естественно, существует большое число таких факторов. Однако одним из самых перспективных представляется учет проявления свойства предвидения (или более узко антасипации в смысле указанном ниже).

В связи с этим в предложенном докладе описываются некоторые уже установленные факты относительно антисипации, в живых системах, свойства нейросетей с антисипацией и, особенно, возможные следствия для рассмотрения проблемы сознания.

Свойство антисипации (предвидения) в теории и природе

Существует много вариантов описания антисипации. Пожалуй, для интуитивного понимания наиболее близко следующее: «Антисипация (от лат. *anticipatio* – предвосхищаю) — представление о результате того или иного процесса, возникающее до его реального достижения и служащее средством обратной связи при построении действия.» [1]. Это понятие встречалось, правда, без формализации и измерения, много раз в контексте философии, экономики, психологии, медицины. Относительно недавно (вероятно в последние 30-40 лет) в исследовании антисипации появились как экспериментальные исследования, так и новые теоретические представления. В нейронауках самыми известными являются исследования В.Libet [2] и многочисленные последующие исследования (см. для обзора, например [3] и многие другие).

В теоретическом плане в области биологии и моделирования в явном виде системы и модели с антисипацией были описаны R. Rosen (см. [4] и др.). Существенное развитие и формализация понятия антисипации было введено в работах D. Dubois [5, 6].

Начиная с начала 90-го в работах D.Dubois – см. [5, 6], идея сильной антисипацией была введена: “Определение дискретной системы с сильной антисипацией : это система , которая вычисляет текущее состояние во время t , как функцию состояний в прошедшие времена $\dots, t-3, t-2, t-1$, настоящее время, t , и состояния в будущие моменты времени $t+1, t+2, t+3, \dots$ ”

$$\begin{aligned} x(t+1) = A(\dots, x(t-2), x(t-1), \\ x(t), x(t+1), x(t+2), \dots, p) \end{aligned} \quad (1)$$

где переменная x в будущие времена $t+1, t+2, t+3, \dots$ вычисляется непосредственно из уравнения.

Определение дискретной системы со слабой антисипацией: это дискретная система - система, которая вычисляет текущее состояние во время t , как функцию состояния в прошлые времена $\dots, t-3, t-2, t-1$, настоящее время, t , и предсказанные (вычисленные) состояния в будущие моменты времени $t+1, t+2, t+3, \dots$

$$\begin{aligned} x(t+1) = A(\dots, x(t-2), x(t-1) \\ , x(t), x^*(t+1), x^*(t+2), \dots, p) \end{aligned} \quad (2)$$

где переменная x^* в будущие моменты времени $t+1, t+2, t+3, \dots$ вычислены с использованием предсказывающей модели системы" [6], (Dubois, 2001, p. 447).

Поэтому, дальнейшие исследования в рассмотренной сфере должны быть проведены в системе с сильной антисипацией.

Особенности поведения решений систем с антисипацией

Очень важный объект предложенного типа (с антисипацией и дискретным динамичным временем) - нервные сети с антисипацией. Мы уже исследовали ранее такие модели [7, 8]. Здесь мы предлагаем для понимания возможного поведения только очень короткое описание вычислений. Один из самых простых вариантов таких моделей с антисипацией имеет форму аналога нервных сетей Хопфилда:

$$\begin{aligned} x_j(n+1) = \\ = f\left((1-\alpha) \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i(n) + \alpha \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i(n+1) \right), \end{aligned} \quad (3)$$

где α есть параметр ожидания. Случай $\alpha = 0$ соответствует отсутствию антисипации.

Ниже на рисунке мы приводим для иллюстрации пример возможного

поведения решения модели (3) в различные моменты времени.



Поведение многозначного решения.

Номера в правой стороне фигуры соответствуют дискретным моментам времени. Сеть имела 6 элементов. Виден негомогенный характер решения.

К возможной роли сильной антисипации в процессах мышления

В предыдущем разделе были очень кратко проиллюстрированы результаты исследования нейросетевых моделей с учетом сильной антисипации. Основной новой особенностью такого поведения по сравнению с другими моделями есть многозначность решения в смысле существования одновременно нескольких виртуальных состояний элементов. Естественно, результаты моделирования указывают на необходимость дальнейший поиск аналогов и проявления подобных эффектов в реальных экспериментах. Однако даже существующие результаты указывают на возможную полезность применения концепции сильной антисипации. Поэтому тут приведем некоторые возможные следствия, вытекающие из принятия существования эффектов типа сильной антисипации.

Среди первых обсудим проблему сознания. В настоящее время существует много как психологических, биологических, философских так и физических концепций сознания (К сожалению, невозможно дать ссылки в

столь коротком сообщении). Опишем, как может выглядеть явление сознания с учетом сильной антисипации. Физически элементы мозга, причем разных уровней – от нейронов до микротрубочек и клеток по Хаммероффу), принимаются имеющими много виртуальных значений состояний. (Иллюстрации того, как это выглядит, можно найти в работе [9] по клеточным автоматам – игра «жизнь» с учетом сильной антисипации). Тогда элемент акта сознания заключается в реализации одного из множества виртуальных состояний. Между прочим, это сильно напоминает квантовую механику в комплекте с процессом измерения (особенно в интерпретации Эверетта). При принятии такой интерпретации можно получить и более удобные для реальных приложений результаты. Так, при учете данной концепции, например, может быть рассмотрена проблема шизофрении. Тогда шизофрения может быть связана с расстройством механизма выбора данной «обычной» личности из множества виртуальных личностей. Также виртуальное множество состояний может коррелировать с неопределенностью путей в ходе психических процессов. Также антисипация в экспериментах В. Libet может соответствовать медленному

неосознанному оцениванию виртуальных возможностей, которое затем сопровождается осознанной реакцией.

Список литературы

1. www.psi.webzone.ru/st/008100.htm
2. Libet B. The timing of mental events: Libet's experimental findings and their implications. *Conscious and Cognition*, 11, 291-299 (2002)
3. Планируя время будущего. Основанная на времени проспективная память. / Под. Ред. Д. Гликсона, М. Мыслободского. Киев: Центр учебной литературы. 2011. 244 с.
4. Rosen R. Anticipatory systems. 1985.
5. Dubois D. Generation of fractals from incursive automata, digital diffusion and wave equation systems. *BioSystems*, vol. 43, 1997. pp. 97-114.
6. Dubois D., Incursive and hyperincursive systems, fractal machine and anticipatory logic. *Computing Anticipatory Systems: CASYS 2000 – Fourth International Conference*. Published by the American Institute of Physics, AIP Conference Proceedings 573, 2001. pp. 437 – 451.
7. Makarenko A., Biluga V., Neuronal networks with non-uniqueness of states. *Neuroneys Technologies (Russia)*, 2010. №.2 , pp. 35-39. [In Russian].
8. Yatcuk Yu., Makarenko A., Systems of neuronet types with anticipation accounting. *System Research (Ukraine)*, vol 4(69) , 2010. pp. 45-50. [in Ukrainian].
9. Makarenko A., Goldengorin B., Krushinsky D., Game 'Life' with Anticipatory Property. *Proceed. Int. Conf. ACRI'08*, Eds. Umeo, H. et al, LNCS 5191, 2008. pp. 77-82.

НЕЙРОН КАК ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ СИСТЕМА, БАЗОВЫЙ ЭЛЕМЕНТ КОГНИТИВНОСТИ

И.А. Малахин, Т.А. Запара, А.С. Ратушняк

Конструкторско-технологический Институт вычислительной техники СО РАН,
(Новосибирск)

Ratushniak.Alex@gmail.com

In this paper, on the base of generalization of the theoretical and experimental data an attempt was made to create a schema version of neuron as a functional system containing the elements of cognition.

Введение

Реализация программы анализа и моделирования когнитивных систем требует проведения теоретико-экспериментальных исследований их биологических прототипов. Такие исследования имеют, как теоретический, так и значительный практический интерес. Полученные знания используются для создания технических комплексов, обладающих элементами когнитивности и для коррекции функциональных нарушений в нейронных системах.

Базовым элементом когнитивных систем является нейрон. Исследование работы когнитивных систем осложнено не столько недостатком данных об этих системах, сколько непониманием основных принципов их функционирования, отсутствием концептуальных моделей, объединяющих эти данные в знания. Когнитивные реакции, состоящие в комплексных способностях к восприятию, переработке информации, обучению, формированию на основе блока мотиваций текущих целей, предсказанию и управлению базируются на функциональных реакциях отдельных нервных клеток. Выявление свойств нервных клеток и простых нейронных систем, лежащих в основе когнитивности, является актуальной задачей комплекса нейронаук.

В последнее десятилетие происходит стремительное расширение фронта нейробиологических исследований, сопровождающееся накоплением огромных объемов экспериментальных данных по структуре, функции, эволюции мозга и нервной системы на различных уровнях их иерархической организации. Эти данные привели к тому, что представление о

нейроне как о простом передатчике сигналов не стало казаться убедительным. Сформировался взгляд на нервные клетки как на сложные молекулярные информационные машины, обладающие множеством свойств лежащих в основе когнитивности.

Однако при несомненных успехах нейробиологии осталось неясным, на каком уровне организации возникает главное свойство нейронных систем – когнитивность. Осознание этой проблемы привело к тому, что магистральным направлением работ по анализу функционирования мозга стал междисциплинарный интеграционный подход, нашедший отражение в термине нейронаука (neuroscience), объединяющий методические возможности таких научных дисциплин как неврология, нейроанатомия, нейрофизиология, молекулярная биология и генетика, химия, физика, математика, информатика, психология, психофизиология, лингвистика и многих других.

Теоретико-экспериментальному анализу когнитивных свойств нервных клеток, основанному на интеграции структурно-функциональных свойств молекулярных систем, попытке приблизиться к построению схемы нейрона как функциональной системы, посвящена данная работа.

Результаты и обсуждение

В проведенных ранее биофизических исследованиях (методы которых описаны [1-3]), показано, что нейроны *in vitro* способны к осуществлению достаточно сложного когнитивноподобного “поведения”- запоминанию и распознаванию образов сигналов, предсказанию возможных изменений внешних условий и выбору реакции предотвращающей последствия неблагоприятных воздействий [1-4]. Однако эти результаты не привели к пониманию концептуальных принципов

работы базового элемента когнитивных систем – нейрона. Нервная клетка в составе нейронной сети и при культивировании вне организма проявляет свойства подобные свойствам, как многоклеточных биологических систем, так и одноклеточных. При этом в организме ее “поведение”, в достаточной степени, автономно и организм для нейрона выступает в качестве внешней среды. Подстройка “поведения” нейрона под свойства этой среды осуществляется, как под действием генетических программ, так и в результате обучения в процессе жизнедеятельности. При этом главной, генетически предопределенной программой является поддержание функционального состояния клетки, ее гомеостаза. Реализация этой программы нейрона, как и аналогичных программ других организмов, осуществляется на основе мотивационных подпрограмм. У нейрона основными подпрограммами могут являться: оценка энерго-материальных ресурсов (пищевая); избегание неблагоприятных условий, сигналов (оборонительная); сохранения, восстановления целостности, репарация повреждений; создание новых информационных входов, создание алгоритмов реакций на основе ассоциаций сигналов и предсказание будущих сигналов (познавательная). Сравнение сигналов формируемых такой внутриклеточной молекулярной машиной с данными из памяти (разноуровневой, распределенной в каждой из этих систем и в геноме) с сигналами, поступающими из внешней (для клетки) среды приводят к классификации, определению степени новизны этих сигналов. В случае опознания сигнала подключается система предсказания последствий и реагирования на основе генетически предопределенных или возникших при обучении алгоритмах. При отсутствии в многомерном векторе внешнего сигнала отдельных компонент может реализовываться дополнение образа до полного вектора прототипа. То есть такая система, в основе которой, вероятно, лежит внутриклеточные молекулярные ансамбли, цитоскелет, может действовать как ассоциативная память. Если в памяти

системы хранятся прототипы образов, а системе предъявляется образ, описываемый начальным вектором, то происходит превращение начального образа в ближайший к нему прототип. Показано что дипольная система цитоскелета [5] может осуществлять распознавание образов и на основе этого может реализовываться управление эффекторами. Осуществляется такое опознание, вероятно, может благодаря определяемой матрицей динамике распространения волны распространения сигнала от одного к другому структурно-функциональному элементу клетки. Активизация в результате распознавания вектора включенных в него эффекторных элементов клетки может приводить к формированию ответа, позволяющего избежать или минимизировать внешние воздействия, как за счет изменения внутриклеточных систем, так и за счет изменения внешней среды, вызванные нейрональной реакцией. Рост отростков образование и актуализация межклеточных связей для конкретного нейрона в нейрональной сети так же меняет его внешнюю среду.

Заключение

Изучение клетки с точки зрения системной биологии предполагает возникновение в системе многокомпонентных межмолекулярных взаимодействий новых интегративных качеств, не свойственных отдельным компонентам, производных, так называемых эмерджентных - системных качеств и функций. Рассмотрение клетки как молекулярной машины, элементы которой взаимодействуют в широком временном и пространственном диапазоне, дает представление о системных процессах, возникновении интегративных качеств ассоциированных с понятиями когнитивности.

Для интеграции данных о комплексе внутриклеточных межмолекулярных связей в нейроне с помощью технологий GeneNet ведется построение интерактома клетки [6].

Для приближения к созданию функциональной схемы когнитивных систем представляется целесообразным интегрировать предпринимавшиеся ранее

попытки создания подобных схем. Наиболее интересные и близкие к существующим экспериментальным данным на наш взгляд системы предлагались при создании функциональных систем [7, 8], когнитивного модуля [9-14] и др.



На основе таких теоретико-экспериментальных работ, включая наши, предпринята попытка создания схемы нейрона как функциональной системы обладающей элементами когнитивности. Один из вариантов такой схемы представлен на рисунке. Использование концептуальной модели нейрона, учитывающей его основные свойства, при разработке имитационных систем, возможно, позволит приблизить функциональные возможности таких систем к их биологическим прототипам, а с другой стороны создаст возможность целенаправленно решать задачи медицинской коррекции патологических состояний при когнитивных расстройствах.

Высказанные предположения, естественно, нуждаются в дальнейшем теоретико-экспериментальном анализе и требуют развития концептуальных моделей биологических информационных систем.

Работа выполнена при финансовой поддержке базового проекта фундаментальных исследований РАН VI.53.1.3, РФФИ 12-01-00639-а и междисциплинарного проекта президиума СО РАН №136

Список литературы

1. Ратушняк А.С. и др. О следовых электрических реакциях нейронов гиппокампа в культуре ткани // Докл. АН СССР. 1976. Т. 228. С. 1479-1481.
2. Ратушняк А.С. и др. Перестройка реакции нейрона при локальной модификации мембраны // Докл. АН СССР. 1989. Т. 309. С. 1012-1014
3. Запара Т.А. и др. Влияние динамического состояния цитоскелета на нейрональную пластичность // Рос. физиол. журн. им. Сеченова. 1999. Т. 85. С. 128-138.
4. Ratushnyak A.S. et al. Principles and cellular-molecular mechanisms underlying neuron functions // J. Integr. Neurosci. 2009. V. 8. P. 453-469.
5. Слядников Е.Е. Физическая модель и ассоциативная память информационной биомакромолекулы // Ж. Тех. Физ. 2007. Т.32. С.52-59.
6. Ananko E.A. et al. GeneNet in 2005 // Nucleic Acids Res. 2005. 33. P. 425-427
7. Анохин П.К. Функциональная система и ее роль в формировании поведения нейрона. В кн. Вопросы кибернетики. От нейрофизиологии к нейрокибернетике: (Проблемы нейрокибернетики). М., 1976. С.180
8. Анохин П.К. Системный анализ интегративной деятельности нейрона //П.К. Анохин. Очерки по физиологии функциональных систем. М.: Мед., 1975. 444 с.
9. Яхно В.Г. Проблемы на пути конструирования симулятора живых систем // Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях - 2011: труды конференции Вып. 2 под ред. И.А. Кокорина, Н.Н. Кралина. Н. Новгород: Изд-во «Института прикладной физики РАН», 2011. С. 246-249.
10. Yakhno V.G. Dynamics of autowave processes in neuron-like systems and CNN technology // Proceedings of the 6th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications (CNNA 2000), Catania, Italy, 2000, P. 33-38.
11. Редько В.Г. Зачем и как моделировать когнитивную эволюцию // Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях - 2011: труды конференции Вып. 2 под ред. И.А. Кокорина, Н.Н. Кралина. Н. Новгород: Изд-во «Института прикладной физики РАН», 2011. С. 164-167.
12. Александров Ю.А. Научение и память: традиционный и системный подходы // Журн. высш. нерв. деят. 2005. 55, с. 842-860.
13. Tsitolovsky L. E. Protection from neuronal damage evoked by a motivational excitation is a driving force of intentional actions // Brain Res. Rev. 2005. 49. P 566-594
14. Витязев Е.Е. Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Моделирование когнитивных процессов. Новосибирск, НГУ, 2006. 293 с.29.

УСТОЙЧИВОСТЬ ПЕРИОДИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ СИСТЕМЫ УРАВНЕНИЙ ХОДЖКИНА-ХАКСЛИ

А.В. Милованов

Воронежский госуниверситет

milovanov_av@econ.vsu.ru

The models of neural activity in large time scale are considered. A nonlinear function is associated with the instant frequency of neuronal spikes. The purpose of this work is to calculate the stability of the Hodgkin-Huxley system periodic solutions. The algorithm of calculation of the area boundary of limit cycle study is considered.

Система уравнений Ходжкина-Хаксли, моделирующая процессы в нервной клетке, состоит из четырёх обыкновенных дифференциальных уравнений (см. [1], формула 3.18, [2]):

$$C \frac{dV}{dt} = -\bar{g}_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - \bar{g}_K n^4 (V - V_K) - g_L (V - V_L) + I_m,$$

$$n' = \alpha_n(V) \cdot (1 - n) - \beta_n(V) \cdot n,$$

$$m' = \alpha_m(V) \cdot (1 - m) - \beta_m(V) \cdot m,$$

$$h' = \alpha_h(V) \cdot (1 - h) - \beta_h(V) \cdot h.$$

Система характеризует изменение мембранного потенциала во времени $v = v(t)$ – это главная переменная, m , h , n – фазовые переменные. Управляющий сигнал полагаем постоянным и двумерным, зависящим от двух параметров: s , u . Параметр s играет роль чистого торможения, u – чистого возбуждения; $s > 0$, u – может быть и отрицательным. Система может иметь устойчивое стационарное решение, либо устойчивый предельный цикл [2]. Граница области точек со стационарными решениями имеет форму языка или напоминает петлю гистерезиса. Внутри области стационарные состояния неустойчивы. На границе области и за её пределами, но в непосредственной близости от неё наблюдается срыв колебаний.

Точные границы «непосредственной близости» можно вычислить. Для этого разработан алгоритм, суть которого заключается в переборе всевозможных пар значений (s, u) , но не хаотическим

образом, а в определённом порядке, который будет рассмотрен ниже. Вид основной области опубликован в 1985 г. (Покровский А.Н., [3]).

Предварительные вычисления

1. Производится линеаризация системы дифференциальных уравнений около стационарного состояния.
2. Вычисляется якобиан системы.
3. Осуществляются стандартные вычисления вещественной части собственных чисел характеристического уравнения линеаризованной системы. Граница этой области – это линия нулевой вещественной части собственных чисел. Вне данной области стационарное решение устойчиво. Внутри области – неустойчиво. Появляется устойчивый предельный цикл (см. [2]).

Граница устойчивости предельных циклов в общем случае не совпадает с границей области устойчивости постоянного решения системы уравнений Ходжкина-Хаксли. Вид этой границы не исследовался. Публикаций по расчётам и виду этой границы нет (можно сослаться на некоторые публикации автора и соавторов, где процесс этих исследований только начат [4]). Известно, что правая часть границы соответствует режиму мягких колебаний, а в левой части – возбуждение колебаний жёсткое, и границы эти не совпадают.

Алгоритм вычисления границы области устойчивости предельных циклов

1. Задаются значения управляющих параметров (s, u) , расположенных в области устойчивых циклов.

2. С этими значениями ведётся интегрирование системы Ходжкина-Хаксли внутри области D , границы

которой рассчитаны по специальной программе (см. Приложение), до тех пор, пока траектория решения не выйдет на устойчивый предельный цикл.

3. Проверка достижения цикла осуществляется вычислением периода T с заданной точностью (о вычислении периода T см. [5-7]).

4. После достижения периодичности с заданной точностью значения управляющих параметров s , u и фазовых переменных запоминаются.

5. Значения управляющих параметров изменяются.

6. Позиция фазового пространства и процедура численного интегрирования повторяются, начиная с запомненной точки в фазовом пространстве.

7. Последующий этап вычисления цикла выглядит, как описано, но с начальными данными в запомненной точке фазового пространства.

8. Данный этап повторяется до тех пор, пока решение системы не перейдет к устойчивому стационарному решению. Найденная точка (s, u) лежит в области гарантированного отсутствия устойчивого цикла.

9. Возврат к последнему запомненному значению фазовой переменной u и запомненной точке фазового пространства.

10. Уменьшение величины шага по u вдвое.

11. Уменьшение u на величину нового шага.

12. Проверка на существование устойчивого цикла.

13. Если устойчивый цикл отсутствует, производится возврат к запомненным значениям и уменьшению шага вдвое.

14. Если цикл устойчивый, уменьшение шага вдвое.

15. Продолжение уменьшение переменной u .

16. Описанный итерационный процесс ведём до достижения заданной точности, которая определяется величиной шага по u .

17. Определяется точка искомой границы.

18. Возврат на несколько шагов назад, в область гарантированного существования устойчивых циклов.

19. Увеличение значения фазовой переменной s . При новом значении s находим новое значение u , лежащее на границе устойчивости циклов.

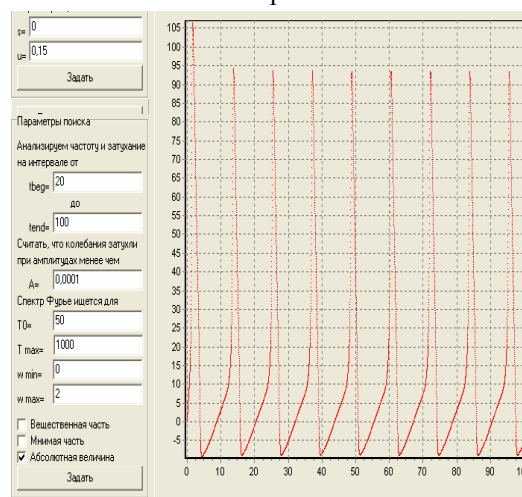
20. Продолжаем процесс точка за точкой. С некоторой заданной точностью находим границу существования устойчивых циклов.

Аналогичный алгоритм можно использовать и по переменному управляющему процессу, где s зависит от времени.

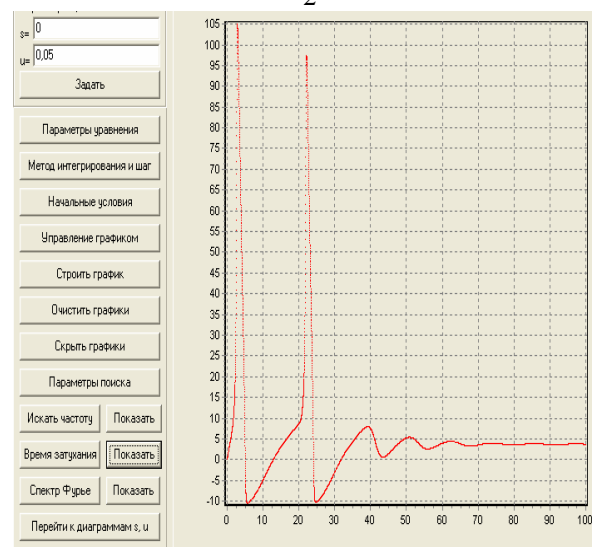
Для реализации алгоритма разработана программа численного моделирования. Некоторые результаты моделирования по этой программе представлены в Приложении.

Приложение

1



2



Комментарий

Изображены изменения графика зависимости мембранного потенциала от времени: $v = v(t)$ при изменении одной из управляющих переменных – в данном случае переменной u при фиксированном значении s .

С помощью инструмента «Параметры поиска» задаются необходимые интервалы времени согласно вышеприведённому алгоритму.

Список литературы

1. А. Н. Покровский. Процессы управления в нервных клетках. – Л., Изд-во ЛГУ, 1987.
2. Б. Хэссард, Н. Казаринов, И. Вэн. Теория и приложения бифуркации рождения цикла. – М., Мир, 1985. С.109 – 114.
3. А. Н. Покровский. Синаптическое управление состоянием возбудимой мембраны. // Биофизика, 1985. Т. 30. Вып. 2. С. 356-357.
4. Б.Н. Воронков, А.Н.Покровский, А.В. Милованов. Анализ динамического режима возбудимой мембраны. // Проблемы нейрокибернетики. Матер. XIV международной конференции по нейрокибернетике. 27-30 сентября 2005 г. Т. 2. - г. Ростов-на-Дону, 2005. НИИ нейрокибернетики, ЮФУ. С.84 - 85.
5. А. В. Милованов, А. Н. Покровский. Новый класс моделей реалистических нейронных сетей. // Нейроинформатика и ее приложения: Тезисы докладов VIII Всероссийского семинара. — Красноярск, 2001. — с. 148 - 149.
6. А. В. Милованов, А. Н. Покровский. О связи синаптической проводимости с частотой нервных импульсов в системе Ходжкина-Хаксли. // Нейроинформатика и ее приложения: Тезисы докладов VIII Всероссийского семинара. — Красноярск, 2000. — с. 117-118.
7. A.V. Milovanov, A.N. Pokrovsky. The Nonlinearity In Averaged Model Of Neural Activity. // Mechanisms Of Adaptive Behavior: International Symposium. – St. Petersburg, December, 7-9, 1999. Russian Academy Of Sciences. P. 128-129.

О МОДЕЛИРОВАНИИ ТОПОЛОГИИ НЕЙРОСЕТЕЙ

Ю.В. Никонов

ФГБУЗ МСЧ № 59 ФМБА России

nikyuv@yandex.ru

*ABOUT MODELLING
NEURAL NETWORKS TOPOLOGY*

Yu. Nikonov

FGBUZ MSCH №59 FMBA

It is assumed that the concept of bipartite networks and model of space-time of anti-de - Sittera from a negative cosmological constant can be applied to the modeling of neural networks.

Key words: hemispheric asymmetries, bipartite networks, neural networks, amnesia

Введение

В последнее время появились выдвинутые и обоснованные специалистами по сложным сетям гипотезы, которые могут оказаться полезными для моделирования динамики пространственно-временных свойств мозга человека. Это методики моделирования двухчастичных (ДЧ) сетей и формализма пространства – времени де-Ситтера в развивающихся сложных сетях [1,2]. Нами предполагается, что некоторые свойства межполушарной асимметрии и пластичности головного мозга у правой и левой могут моделироваться с помощью формализма ДЧ сетей и пространства – времени де-Ситтера и анти-де-Ситтера на базе искусственных нейронных сетей (ИНС) [3].

ДЧ сети состоят из двух частей (англ. *bipartite*) [1,4], причем узлы внутри каждой части такой сети между собой не взаимодействуют (заметим, что так как для осуществления высших когнитивных функций требуются сложные механизмы межполушарного взаимодействия, то «узлам» модели могут соответствовать достаточно сложные структуры головного мозга) [5]. Предполагается, что некоторые свойства ДЧ сетей идентичны свойствам нейронных сетей головного мозга в контексте их межполушарного взаимодействия. Проявлением таких свойств могут оказаться особенности амнезий, развивающихся в динамике органических заболеваний головного мозга

различного генеза [5,6,7,8]. И реальные нейронные сети и ИНС относятся к сложным сетям (таким как Интернет, генные регуляторные сети, сети метаболических реакций и т.д.) [1] и имеют характерные для этих сетей свойства. Состоящий из двух полушарий мозг (из, условно, доминантного – ЛП и субдоминантного – ПП у правой) можно моделировать как систему ИНС, состоящую из двух сетей-подсистем с различными свойствами. В ДЧ сетях «узлы» внутри каждой части сети, то есть в случае головного мозга – внутри каждого полушария не должны взаимодействовать или этим взаимодействием можно пренебречь. Это условие ограничивает использование ДЧ сетей в качестве модели межполушарного взаимодействия, хотя имеется множество происходящих в головном мозге процессов взаимодействия нервных «узлов» полушарий, которые идут по схеме: ЛП – ПП – ЛП или ПП – ЛП – ПП. Особо интересно «устройство» головного мозга левой [5]. Примеры сложных, ДЧ сетей включают в себя сети рекомендаций, сети сотрудничества, генные регуляторные сети, сети метаболических реакций, пиринговые сети Интернета и другие [1,4]. Авторы концепции ДЧ сетей (Дмитрий Крюков и Максим Кицак, Калифорнийский университет в Сан-Диего) [1,4] пишут, что в настоящее время значительно меньше известно об организационных принципах, определяющие структуру и развитие ДЧ сетей по сравнению с «обычными» сетями. В ДЧ сетях возможно подключение двух узлов одного типа к одному узлу иного типа (примером может быть система ссылок в интернете). В неврологии этому может соответствовать, например, локализация двух узлов в ЛП и одного, с которым и происходит взаимодействие, – в ПП. Узлы в режиме работы реальной ДЧ

сети часто имеют целый ряд собственных атрибутов. Например, в сетях рекомендаций Интернета, состоящих из узлов потребителей и узлов, предназначенной к продаже продукции, потребители могут характеризоваться возрастом, полом, доходами, и т. д., а товары – ценой, качеством, уникальностью, и другими свойствами. Потребители обычно не покупают товары в случайном порядке. Подготавливая решение о покупке, они неявно тестируют соответствие своих атрибутов с атрибутами продаваемой продукции. Аналогичные соображения применимы и к образованию связей между исследователями и научными проектами, молекулами и химическими реакциями, в которых они участвуют и т. п. [1]. Концепция скрытых переменных у ДЧ сетей [1] основана на формализме, развитом ранее для «обычных» сложных сетей (а значит, в том числе для нейронных сетей головного мозга и ИНС) [2]. Каждый узел каждого типа в ДЧ сети имеет ряд скрытых переменных. Установлено [1], что в ДЧ сетях узлы обоих типов можно рассматривать как находящиеся в скрытом метрическом пространстве. Расстояние между двумя узлами в этом пространстве определяется вероятностью их связи. Именно наличие скрытого метрического пространства позволяет моделировать геометрию сложных сетей и качество прохождения по ней информации (в случае головного мозга, условно говоря – нервных импульсов). Модель [1,2,4] позволяет рассчитывать аналитические выражения для многих важных топологических свойств нейронных сетей, таких как кластеризация и вероятность связи «узлов» сети (это верно и для обычных – «однчастичных» сетей). Например, если два узла одного типа имеют, по крайней мере, один общий связанный узел другого типа, то можно вычислить вероятность их связи. Если два узла не имеют связи, то эта вероятность равна нулю. Существенно, что ДЧ сети имеют свойство самоподобия, то есть при изменении масштаба, шкалы рассмотрения, корреляционная структура ДЧ сетей может оставаться неизменной. В ДЧ сетях иначе, чем в сетях «обычных»

(так как соседние узлы в таких сетях никогда не взаимодействуют) вычисляется коэффициент кластеризации. Узлы в таких сетях, как правило, более сильно кластеризованы, чем в сетях с рандомизированными узлами [1]. Дмитрий Крюков с соавторами [2] использовали разработанный ранее причинный подход к квантовой гравитации для моделирования сложных сетей, где основополагающую роль играет причинная квантовая сеть, которая лежит в основе «ткани» пространства-времени. В 2009 – 2012 годах ими была опубликована серия статей, таких как «Кривизна и температура сложных сетей», «Гиперболическая геометрия сложных сетей» [9,10], статья-обобщение: «Космологическая сеть» [2], где рассматривались растущие сложные сети – (в том числе и головного мозга). Были найдены соответствия между кривизной и температурой физического пространства-времени де-Ситтера и, основанными на гиперболической геометрии свойствами сложных сетей мозга и Интернета. Узлы причинной сети (на планковских масштабах пространства-времени), согласно концепции, представляют собой кванты пространства-времени. Два таких кванта могут быть связаны причинно-следственной связью. Отмечено [2], что причинная структура этих сетей в пространстве-времени де-Ситтера, таком, как наша ускоряющаяся Вселенная, удивительно похожа на структуру сложных сетей – головного мозга и Интернета. В частности, распределение причинных множеств в пространстве-времени де-Ситтера описывается степенным законом с показателем 2, как и во многих сложных сетях. В настоящее время существует количественная разница между причинной структурой множества в пространстве-времени де-Ситтера и в реальном мире. Закономерности роста сложных сетей и причинного множества де-Ситтера в нашей Вселенной совпадают асимптотически. Нетривиально, что крупномасштабная структура и динамика таких сложных систем, как головной мозг, Интернет и Вселенная описываются идентичными математическими моделями на основе

гиперболической геометрии [2]. Моделью де-Ситтера принято называть класс космологических моделей, решения уравнений общей теории относительности (ОТО) с космологической постоянной. В этих моделях динамика Вселенной определяется знаком космологической постоянной. В настоящее время считается, что реальная Вселенная описывалась моделью де-Ситтера на очень ранних стадиях своего расширения. По современным представлениям, в будущем вновь произойдет переход к де-ситтеровскому режиму расширения [2,11,12]. Если развивающиеся сложные сети (в том числе и нейронные сети) математически могут быть идентичны модели де-Ситтера, то напрашивается вопрос, – не будет ли пространству анти-де-Ситтера (с отрицательной космологической постоянной) соответствовать убывающая – уменьшающаяся в определенном темпе нейронная сеть. (Эту ситуацию Д. Крюков с соавторами не рассматривали и не моделировали). Существенно, что при определенных условиях модель де-Ситтера – анти-де-Ситтера может иметь замкнутые времениподобные мировые линии (ЗВЛ), существование которых противоречит классической причинности. В моделях ОТО ЗВЛ «появляются» в случаях с космологической постоянной меньше нуля (пространство-время анти-де-Ситтера), когда происходит «сжатие» Вселенной [11,12]. Математически описан и так называемый полностью развернутый вариант пространства-времени анти-де-Ситтера, в котором времениподобные линии бесконечно развертываются и нарушения причинности не происходит. Впрочем, напомним, что реальная структура нашей Вселенной ни сейчас, ни в будущем не может быть анти-де-ситтеровской. А вот насчет нейронных сетей головного мозга человека в динамике онтогенеза и при патологии это может быть неверным. Возможно, что нарушение памяти при ряде тяжелых органических заболеваний головного мозга различного генеза, которые сопровождаются обратимыми и необратимыми процессами

инактивации нейронов (нарушением синаптических связей и поражением самих нейронов), процессы атрофии коры головного мозга (например, болезнь Альцгеймера), можно моделировать с помощью ИНС со свойствами пространства-времени анти-де-Ситтера. В том числе – с помощью моделей с ЗВЛ. (эта же модель может быть актуальной на конечном этапе онтогенеза человека) [5,6,7,8].

Реальные нейронные сети не будут выполнять свои функции, если носители информации – нервные импульсы не будут проходить по оптимальным маршрутам по сетям полушарий головного мозга и до соответствующих органов и мышц в теле. Между тем, нейроны, образно говоря, «не имеют полного представления» о глобальных связях нервной системы. Маршрутизация информации [13] – универсальное явление, существующее в естественных и искусственных сложных сетях. Механизм маршрутизации информации опирается на наличие в сетях скрытого метрического пространства (в том числе со свойствами ДЧ сети). Использование основанное на существовании метрического пространства формализма для маршрутизации возможно в сетях Интернета, сетях геномной и нервной регуляции [1,2,13]. Существенно, что оптимальный путь передачи информации в пространстве де-Ситтера, согласно модели Крюкова с соавторами – геодезические линии [9,10]. А ЗВЛ в этом контексте – замкнутая геодезическая линия. Реальная топология нейронных сетей мозга в модели может совпадать с топологией гиперболической [2,9,10]. Моделирование маршрутизации информации в патологически изменяющемся мозге с помощью ИНС может оказаться плодотворным методом исследования. При некоторых патологических процессах головного мозга инактивация нейронов может идти от более «молодых» узлов к более «старым». Возможно, инактивация нейронов ИНС – уменьшение в определенном темпе действующей нейронной сети головного мозга может стать моделью регрессии памяти при

прогрессирующей амнезии [7,8], при которой вначале ослабляется память на недавние события, затем ухудшается репродукция информации из все более отдаленного прошлого. Постепенно амнезия охватывает всю декларативную память. Последней исчезает память на автоматизированные двигательные акты («закон Рибо» в психиатрии).

Обсуждение

Появились новые методики междисциплинарных исследований – компьютерного моделирования сложных сетей на основе а) концепции двухчастичных (ДЧ) сетей б) формализма пространства – времени де-Ситтера и в) формализма пространства – времени анти-де-Ситтера, г) формализма пространства – времени анти-де-Ситтера с замкнутыми времениподобными линиями (ЗВЛ). ДЧ сети обладают метрическими свойствами, отражающими вероятностную связь между узлами сложных сетей. Динамически изменяющиеся «обычные» ИНС и ДЧ ИНС могут быть полезны для моделирования некоторых аспектов взаимодействия полушарий головного мозга у правшей, левшей, людей с различными профилями функциональной асимметрии головного мозга. Представляется возможным рекомендовать использование формализма пространства – времени анти-де-Ситтера с ЗВЛ для моделирования динамики межполушарных взаимоотношений на поздних этапах онтогенеза, патологии памяти при развитии атрофических процессов коры головного мозга, органических заболеваний головного мозга с формирующейся деменцией, сопровождающихся фиксационной и прогрессирующей амнезией с помощью ИНС. Возможно отслеживание динамики «стирания» информации в сети в компьютерных моделях ИНС с использованием пространства анти-де-Ситтера, поиск аналогов движения информации по ЗВЛ. Изложенные в статье концепции имеют статус гипотез и могут

быть доказаны или опровергнуты в ходе междисциплинарных исследований.

Выводы.

На основе данных литературы можно сделать вывод о перспективности использования нового метода междисциплинарных исследований – компьютерного моделирования (с применением ИНС) динамики нейронных сетей головного мозга, некоторых аспектов межполушарных взаимоотношений на основе концепции ДЧ сложных сетей с метрическими свойствами и формализма пространства – времени де-Ситтера и анти-де-Ситтера.

Список литературы

1. Kitsak M., Krioukov D. Hidden Variables in Bipartite Networks. *Phys. Rev. E* 84. – 2011. P. – 026114.
2. Krioukov D. et al. Network Cosmology. – 2012. ArXiv:1203.2109v1
3. Ежов А.А., Шумский С. «Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе». – 1998.
4. Serrano M., Boguna M., Sagues F. Uncovering the hidden geometry behind metabolic networks// *Molecular BioSystems*. – 2012. 8. P. – 843 – 850.
5. Брагина Н.Н., Доброхотова Т.А. Функциональные асимметрии человека. М. Медицина. – 1988.
6. Доброхотова Т.А., Брагина Н.Н. Функциональная асимметрия и психопатология очаговых поражений мозга. – М.: Медицина. – 1977.
7. Клиническая психиатрия: пер. с англ. доп. Гл. ред. Т. Б. Дмитриева – М.: ГЭОТАР МЕДИЦИНА. – 1998.
8. Никонов Ю.В. Об амнезии Корсакова (возможная интерпретация) // *Хронос и Темпус (Природное и социальное время: философский, теоретический и практические аспекты): Сб. научных трудов/под ред. В.С. Чуракова. Новочеркасск. Изд-во «НОЛ».* – 2009. – С.286 – 296.
9. Krioukov D., Papadopoulos F., Vahdat A., Boguna M. Curvature and temperature of complex networks. – 2009. *Phys. Rev. E* 80. P. – 035101(R).
10. Krioukov D., Papadopoulos F., Kitsak M., Vahdat A. and Boguna M. Hyperbolic Geometry of Complex Networks. *Phys Rev E* 82. – 2010. P. – 36106.
11. Гуц А.К. Элементы теории времени. Омск: Изд-во Наследие. Диалог-Сибирь. – 2004.
12. Пенроуз Р. Путь к реальности, или законы, управляющие Вселенной. Полный путеводитель. Издательство РХД. – 2007.
13. Boguna M., D. Krioukov, kc claffy, Navigability of complex networks, *Nature Physics* 5. – 2009. – P. 74 – 80. Published online: 16 November 2008

постоянно нерешённой проблеме соотношения структуры и функции.

Известные подходы

В лучшем случае, что было сделано в максимально близком на сегодняшний день направлении — получение чётких прижизненных снимков фоторецепторов глаза человека (рис. 3), осуществлённое с разрешением в 2 мкм ученым из университета Рочестера, университета Маркетт и Медицинского колледжа штата Висконсин в июне 2011 г. [1].

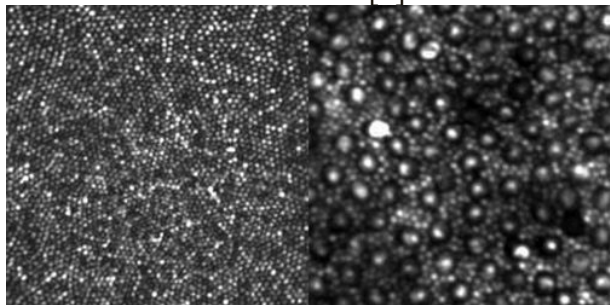


Рис. 3. Фотография фоторецепторов сетчатки глаза.

Однако, необходимо отметить, что, во-первых, на фотографии совсем не прослеживаются аксоны фоторецепторов, что создаёт неполную картину глазного дна, поскольку фоторецепторы — колбочки (большого диаметра) и палочки (меньшего диаметра, явно прослеживаемые на фотографии (вид сверху), расположены с внутренней стороны сетчатки за аксонными выходами, ганглиозными и биполярными клетками.

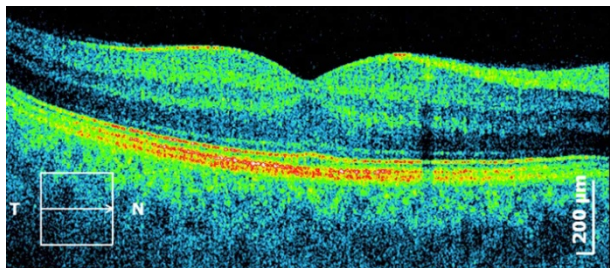


Рис.4. Макулярная область в нормальном к поверхности сетчатки разрезе.

Вместе с тем влияние сетки аксонных выводов, расположенных перед фоторецепторами на восприятие изображения может быть велико, что доказывает, к примеру, предельный случай схождения всех аксонов в зрительный нерв в т. н. слепом пятне, расположенным рядом с макулярной зоной.

Связь с необходимостью подавления избыточной зрительной стимуляции [2], на наш взгляд, является не обоснованной,

поскольку это сжимало бы динамический диапазон не только в области высоких интенсивностей, но и загроуляя восприятие низких интенсивностей, в то время как чувствительность глаза в области низких интенсивностей чрезвычайно высока.

Состояние вопроса о структуре и функции в биологии

Вопросы, связанные с соотношением биологической структуры и функции являются чрезвычайно важными, положения по ним в научном смысле применительно к химии и биологии впервые были исследованы на высочайшем уровне Д.И. Менделеевым [3-4]. Многочисленные советские школы И.П. Павлова, П.К. Анохина, Т.Д. Лысенко, Д.С. Саркисова, Е.А. Югая, А.Н. Северцова, Ю.Г. Антомонова и др. детально разработали эти и сопутствующие им проблемы [5]. Уместно даже привести блестящие слова В.Х. Василенко: «Функция без структуры немыслима, а структура без функции бессмысленна» [5]. Структурно-функциональные вопросы с остротой уклонения в ту или иную сторону периодически поднимались и в донаучной мифологической истории, в частности, применительно к нервной системе и мозгу в виде френологии. Собственно говоря, до настоящего времени, ввиду отсутствия третьей альтернативы, нет-нет, да и происходят попытки возвращения, в том числе и радикального, к одной из сторон этого дуализма. Так А. Дитрих [6] на основании проанализированных многочисленных нейрофизиологических данных исследования изменённых состояний сознания пытается навести порядок в структурно-функциональной организации мозговых процессов с целью внести упорядоченность в них по принципу структурной организации. Им показана возможность неоднородности новой коры и лишь частичная связь высших функций сознания с лобной зоной. Доказывается, что в понимании мозга существует влияние локализационизма не в явном виде (функция следует из структуры), а в более расплывчатом, однако, определенном — чем пространственно выше расположена зона коры, тем за более интегративную

функцию сознания она ответственна. Таким образом, утверждается, что лобная часть коры связана с высшими когнитивными функциями, сознательным опытом и морально-запретительными установками, в то время как, вершина коры определяет самосознание, саморефлексию, социальную функцию и социальный опыт. Работа, таким образом, способствует укреплению позиций структурализма. Определяющая роль качественного различия мыслительных, но всё же структур (!), которые соответствуют различным типам социальной организации, предполагается также в идеях Н. Да Косты [7] и С. Френча. Новейшее направление нейроплатонизма В. В. Кристана и П. Катца [8] обозначает определение функции через форму как *архитектурную биофилософию*. Переход к изучению кольцевых нервных путей и соответственно циркулирующих потоков информации от И. П. Павлова, Н. А. Бернштейна и П. К. Анохина до современных парадигм антиципаторного поведения [9] и кольцевых информационных процессов возбуждения нейронных структур, нейроанатомически [10] связанных с субъективными переживаниями (А. М. Иваницкий, В. Я. Сергин, Дж. Эдельман, А. Арбиб, Г. Ризолатти и др.) требует разработки новой методологии. Мы отразили это в приоритетном новом направлении, заданном в изданных и планируемых к изданию с продолжением спецвыпусках **«Нейрокомпьютеры и общество»** журнала **«Нейрокомпьютеры: разработка и применение»** [11].

Методы и результаты

С учётом соотношения структурно-функциональных свойств нами были промоделированы геометрические характеристики оптического восприятия на клеточном уровне с учётом реальной топологии внутреннего строения глазного дна. Можно заметить большое подобие анатомического строения сетчатки глаза и неокортекса мозга, рис. 5.

Исходя из этого, согласно нейроанатомическим представлениям о связи структуры и функции, учитывая архитектурную биофилософию, можно

предположить сходность механизмов функционирования, в частности, механизмов обработки афферентных сигналов.

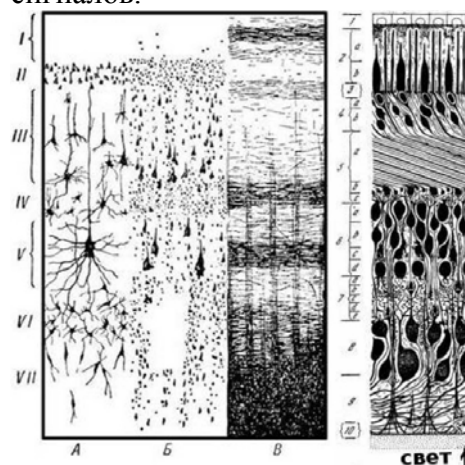


Рис. 5. Послойное строение неокортекса (А, Б, В) и сетчатки глаза (справа). Показано направление падения светового раздражителя с внутренней стороны сетчатки.

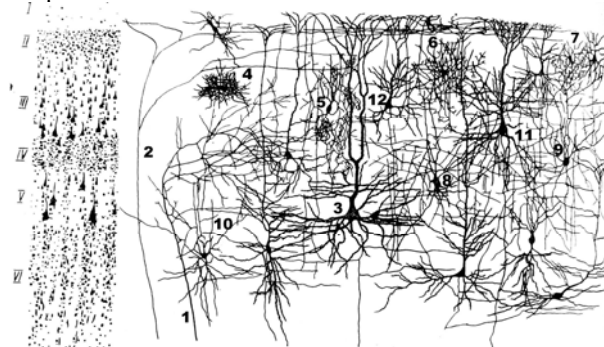


Рис. 6. Цитоархитектонические слои неокортекса (по Г.И. Полякову), 1 — афферентные волокна из подкорковых образований, 2 — афферентные ассоциативные волокна, 3 — пирамидные нейроны с проекционными эфферентными волокнами, 4-10 — звёздчатые клетки, 11,12 — пирамидные нейроны с ассоциативными эфферентными волокнами,

На рис. 6 видно, что афферентные волокна, проходящие сквозь кору фактически эквивалентны свету в сетчатке глаза, проходящему через все слои сетчатки, прежде чем попасть на чувствительные элементы палочек и колбочек, а эфферентные выходы пирамидных клеток — эквивалентны эфферентным волокнам ганглиозных клеток сетчатки, собирающихся в зрительный нерв в слепом пятне.

На основе теоретических выводов была получена концепция оптимального построения перфорационной оптики как моделирующей внутреннюю топологию, структуру и цвет глазного дна.

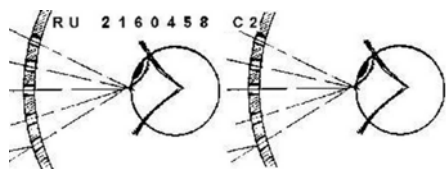


Рис. 7. Схема перфорационной оптики с ходом лучей при повороте глаза и реальном конечном поле зрения.

С использованием предложенной концепции нами были разработана и запатентована всемирно известная **перфорационная оптика** или «дырчатые очки» [12], рис. 8, очень успешно продающиеся во всём мире с 1999 года по настоящее время.



Рис. 8. Перфорационные очки по патенту **РФ № 2160458 [12]**, разработанные на основе проведённых нами исследований.

Правда, как держатели патента должны заметить, что вопреки широко рекламируемой «тренировки» зрения и «излечения таким образом катаракты и глаукомы» — ничего подобного, конечно же не происходит, поскольку очки изначально предназначены лишь для **корригирования** любых отклонений зрения (близорукость, дальнозоркость, астигматизм и т.д.) без необходимости индивидуального подбора, в отличие от линзовой оптики. Единственное, что можно было пожелать производителям — обратиться к патентообладателям, тогда очки были бы гораздо эффективнее, чем находящиеся в продаже, поскольку они до сих пор воспроизводятся в виде одной самой упрощённой модификации, взятой на соответствующей стадии опытного образца.

Выводы

1. Таким образом можно утверждать онтогенетическую природу парадоксального строения сетчатки глаза, благодаря единым механизмам генезиса мозга и глаз в онтогенезе.
2. Кроме того, сеть «проводов» — аксонов, лежащих поверх чувствительного слоя и расположенных под ними слоями ганглионарных и биполярных клеток, а также их синаптические слои, могут

выполнять роль перфорационной оптической корригирующей диафрагмы предварительной обработки со стохастизированным распределением просветов [13].

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (гранты № 07-06-11003, 08-06-11002).

Список литературы

1. <http://www.kurzweilai.net/historic-first-images-of-rod-photoreceptors-in-the-living-human-eye>
2. http://ru.wikipedia.org/wiki/%D1%EB%E5%EF%EE%E5_%EF%FF%F2%ED%EE
3. Менделеев Д.И. Основы химии. Спб., 1906, Изд. 8.
4. Менделеев Д.И., Сочинения. Т. 24, Л. - М., Изд. АН СССР, 1949 г.
5. Новиков В.Д., Антонов А.Р. О соотношении структуры и функции в общей патологии, СНО ГОУ ВПО НГМУ Росздрава <http://www.estheticlife.ru/doks/00000022.html>
6. Dietrich A. Functional neuroanatomy of altered states of consciousness: The transient hypofrontality hypothesis // *Consciousness and Cognition*, V. 12, #2, 2003, P. 231-256. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053810002000466>
7. da Costa N.C.A. and French, S.R.D. Partial Truth: a unitary approach to models and scientific reasoning. Oxford University Press, 2003.
8. Kristan B. W., Katz P. Form and function in systems neuroscience // *Current Biology*, V. 16, # 19, 2006, P. R828-R831.
9. Butz M. V. Anticipatory Learning Classifier Systems. Foundations, Theories, and Systems Book Series Lecture Notes in Computer Science (LNCS). Springer Berlin / Heidelberg, 2002. http://www.google.ru/books?hl=ru&lr=&id=BA8kvh7jgFEC&oi=fnd&pg=PP1&ots=JNCNv_85wN&sig=CYXGywJQK1qu9C9QRbdXlgrMcE&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
10. Köbbert C., Apps R., Bechmann I., Lanciego J. L., Mey J., Thanos S. Current concepts in neuroanatomical tracing // *Progress in Neurobiology*, V. 62, # 4, 2000, P. 327-351.
11. «Нейрокомпьютеры и общество» // «Нейрокомпьютеры: разработка, применение» (2010, № 8, 2011, № 1).
12. Савельев А.В. и др. Устройство для коррекции зрения. Патент РФ № 2160458, приоритет от 7.10.1996 г., опубликован 10.12.2000, <http://www.fips.ru/cdfi/Fips2009.dll/CurrDoc?SessionKey=P83BCSZ1Q95N4UOQENKA&GotoDoc=3&Query=1> ; В каталоге Espace: http://worldwide.espacenet.com/searchResults?NUM=r_u2160458&DB=EPODOC&locale=en_EP&ST=number&compact=false
13. Савельева-Новосёлова Н. А., Савельев А. В. Принципы офтальмонейроинформатики // *Нейроинформатика, её приложения и анализ данных*, Красноярск, 2009, С. 113-116.

АДАПТИВНЫЙ СИМУЛЯТОР: КОМПЬЮТЕРНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ДЛЯ РЕКОНСТРУКЦИИ ОРИЕНТАЦИОННЫХ МОДУЛЕЙ ЗРИТЕЛЬНОЙ КОРЫ ЧЕЛОВЕКА

И.В.Нуйдель, В.А.Антонец, С.А.Полевая

Институт прикладной физики РАН

nuidel@appl.sci-nnov.ru, vostokov@appl.sci-nnov.ru

Today is a very urgent task of developing simulations of biological systems in order to understand qualitatively and quantitatively the dynamics of processes information processing, for example, the processes of information processing in the visual system. The work is a logical extension continuation of research orientation signal recognition algorithm.

1. Нейрофизиологические данные об ориентационной селективности

По современным представлениям [1-4], обработка визуальной информации, необходимой для ориентации во внешней среде, осуществляется нейросетевыми модулями зрительной коры головного мозга. В экспериментах на животных детально исследована функциональная организация ориентационных колонок стриарной коры [1]. В каждой колонке сосредоточены нейроны, рецептивные поля которых имеют одинаковую ориентационную селективность, но разные пространственные масштабы.

Данные нейрофизиологических экспериментов свидетельствуют, что настройка этих модулей на решение конкретных ориентационных задач осуществляется благодаря модуляции тормозных и возбуждающих синаптических связей и, соответственно, порогов возбуждения нейронов [2,3].

2. Психофизический эксперимент: моторное управление углом отрезка

Свойства ориентационных нейросетевых модулей зрительной коры человека исследовались на основе психофизических данных о динамических ошибках моторного управления углами наклона линий [5,6]. Выявлены режимы управления углом отрезка (рис.3а), визуализировано субъективное ориентационное пространство (рис.3б), определена ширина ориентационной настройки зрительной системы для базовых

направлений. На рис. 3б приведены средняя для группы ориентационная диаграмма в полярных координатах.

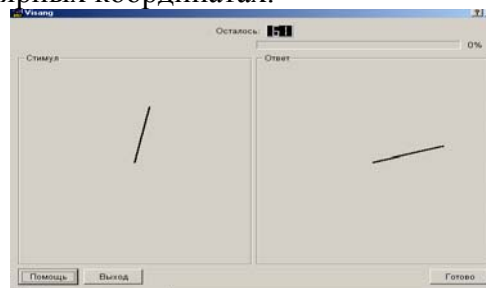


Рис. 1. Управление зрительным стимулом – отрезком линии под определенным углом в соответствии с заданным эталоном (слева).

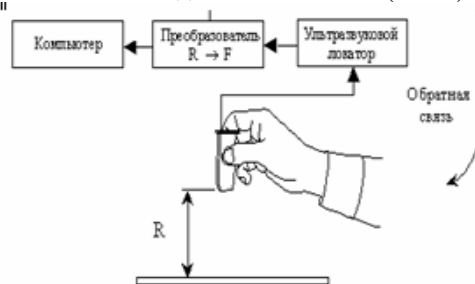


Рис. 2. Схема психофизического эксперимента: моторное управление углом отрезка.

Мы установили, что существуют предпочтительные направления (0° - горизонтально, 90° - вертикально, $45, 135^\circ$), в которых ориентационная чувствительность максимальна, и средняя ошибка может составлять десятые доли градуса.

3. Модель

Для теоретического рассмотрения селективных свойств коры по отношению к различным стимулам оказывается достаточно эффективным использование теоретической модели ее участков как двумерных плоских слоев, состоящих из большого количества нейроноподобных однотипных активных пороговых элементов, взаимодействующих между собой через возбуждающие и тормозные

связи [7,8]. Эта модель использовалась для интерпретации полученных данных.

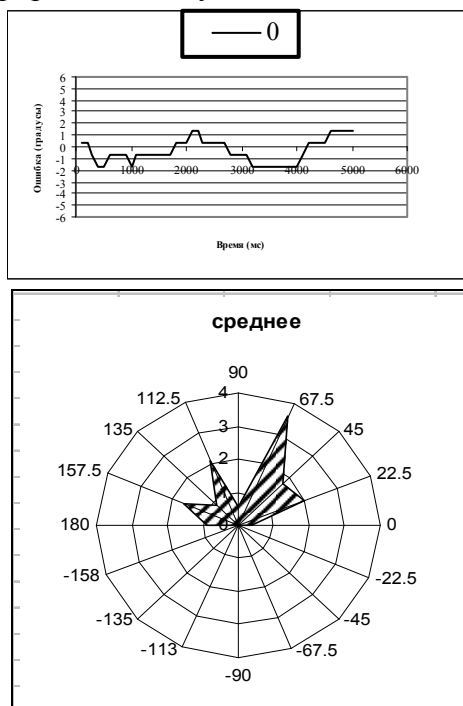


Рис. 3. а – Один из режимов управления углом отрезка - динамическая ошибка при удержании в течение 5 секунд горизонтальной линии. По оси абсцисс – время в миллисекундах, по оси ординат – ошибка отклонения от горизонтального направления в градусах; б – ориентационное пространство, усредненное по данным пяти испытуемых.

В приближении однородности рассматриваемых участков такая модель описывается интегро-дифференциальным уравнением (1).

$$\tau_u \frac{\partial u}{\partial t} = -u + F[-T + \alpha \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{\pi}(\xi - \bar{r}) \cdot u(\xi, t) \cdot d\xi + u_{ex}(\bar{r}, t)] \quad (1)$$

$$0, Z < f_0$$

$$F[Z] = Z, f_0 \leq Z \leq f_1$$

$$1, Z > f_1$$

$u(r, t)$ - распределение возбуждения в двумерной нейроподобной системе, являющееся аналогом числа импульсов, генерируемых в момент времени t реальным нейроном, расположенном в точке с координатами $r = (x, y)$; F - пороговая функция; f_0 - порог возникновения отклика, f_1 - параметр, характеризующий возбуждение элемента (порог возникновения максимального отклика в системе, порог генерации выходного сигнала); T - порог возбуждения

(параметр, связанный с внутрикортикальным торможением); τ_u - постоянная времени затухания начального возмущения при $F = 0$; $\Phi_{\pi}(r)$ - функция пространственной связи между нейроподобными элементами слоя, вид которой определяет настройку данного нейронного слоя на операцию по выявлению определенного признака π изучаемого стимула; α - нормировочная константа; u_{ex} - начальное возбуждение ансамбля нейронов в слое, являющееся проекцией доставленного по нервным путям возбуждения соответствующего рецептивного поля сенсоров, возникшего вследствие воздействия стимула.

Задачей исследования было выявить параметр модели, с помощью которого можно управлять откликом на стимул. В нашем исследовании для демонстрации такой возможности из всей совокупности зрительных стимулов был выбран стимул «угловая ориентация прямолинейного отрезка на плоскости».

4. Согласование модели с данными экспериментов

В качестве исходного стимула в систему подавалось полутонное изображение сплошной линии толщиной 1 пиксель яркости 65 при максимальной яркости 255 под углом в интервале углов от 0° до 90° с интервалом в 1° . Параметры системы были настроены на выделение горизонтальных линий. Расчеты можно обобщить на выделение линий любого направления, которое определяется только анизотропией функции пространственной связи в каком-либо направлении.

Было проведено четыре серии расчетов для однородных распределенных нейроподобных сред с анизотропными функциями связи типа латерального торможения (с положительным центром и отрицательными флангами) разного диаметра $7*7$, $9*9$, $11*11$ пикселей и $23*23$ пикселя, чтобы показать, что на наличие линии определенного направления реагирует сразу несколько нейронно-сетевых слоев с близкой настройкой.

Показано, что, меняя порог f_1 возникновения максимального отклика,

можно регулировать ширину ориентационной характеристики системы.

Была рассчитана вызываемая конечной селективностью погрешность определения угла - ширина ориентационной характеристики - в зависимости от величины порога возбуждения T при постоянном f_1 , соответствующей чувствительности нейрона.

В численном эксперименте на модели была рассчитана зависимость ширины ориентационной характеристики (показатель, обратный остроте ориентационной настройки) от порога возникновения максимального возбуждения f_1 при постоянном для данного расчета пороге возбуждения T , при котором выделение стимула происходит (рис. 4).

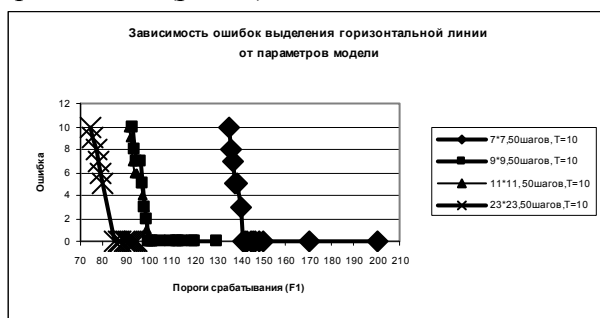


Рис. 4. Зависимость ширины ориентационной характеристики от порога f_1 (в условных единицах).

По оси y отложены ошибки выделения горизонтальных линий, а именно углы линий-стимулов, которые выделяются как горизонтальные и чья яркость на временном шаге $n = 50$ составляет не менее 66% [5] от максимальной яркости выделенной горизонтальной линии (рис.4).

Как показали расчеты, острота селекции в основном определяется величиной параметра пороговой функции f_1 , соответствующей чувствительности нейрона, и зависит от структуры межнейронных связей, определяющей вид признака стимула π , на селекцию которого настроен слой. На рис.5 показано, что меняя параметр f_1 для выделения линий разных направлений, можно «реконструировать» «индивидуальное»

пространство ошибок ориентационных детекторов.



Рис. 5. Пространство ошибок ориентационных детекторов.

Эти результаты совпадают с имеющимися в нейрофизиологии представлениями [1-3]. На наличие некоторого признака в начальном стимуле реагирует сразу несколько нейронно-сетевых слоев с близкой настройкой [1]. Вероятно, в ходе ориентационной настройки они начинают работать в параллельном режиме, а оптимальное выделение происходит в отдельных элементах модуля. Из вычислительного эксперимента следует, что среда с функцией связи $11*11$ пикселей отслеживает больший диапазон ошибок, чем $7*7$ или $23*23$ пикселя, следовательно, является оптимальной для выделения линии толщиной в 1 пиксель.

Показано, что, меняя порог f_1 возникновения максимального отклика, можно регулировать ширину ориентационной характеристики системы. Эта возможность калибровки может быть полезна при интерпретации данных психофизических экспериментов по ориентационной настройке зрительной системы человека.

Из психофизических экспериментов получено, что точность выделения линии заданного направления имеет значение десятых долей градуса (рис.6а). Электрофизиологические данные, полученные при наблюдении активности отдельных ориентационных нейронов из зоны V1, показывают, что точность выделения линии при использовании

только одного из выбранных фильтров (либо с постоянным, либо с периодически меняющимся порогом) не может быть лучше 10- 20 градусов [4].

Точность выделения линии при использовании только одного из выбранных фильтров модели не может быть лучше нескольких градусов (рис.6б). Следовательно, к уменьшению ошибок определения направления приводит согласованная работа колонок.

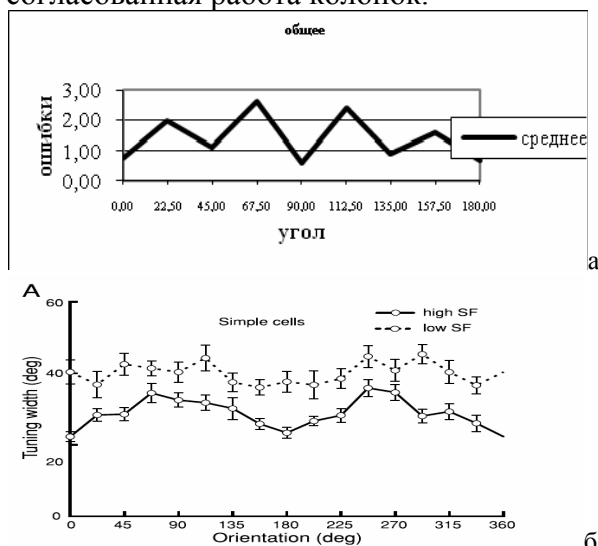


Рис.6. Точность ориентационной настройки в психофизическом (а) и нейрофизиологическом эксперименте (б).

Выводы

Однородные распределенные нейроноподобные системы воспроизводят динамику ориентационно-селективных рецептивных полей нейронов зрительной коры. В численном эксперименте показано, что эффективным параметром для управления шириной ориентационной настройки является порог генерации выходного сигнала f_1 , тогда как порог для входного сигнала T обеспечивает грубую настройку. Важнейшим результатом численного эксперимента стало доказательство способности интегральной системы обеспечить чувствительность, в десятки раз превышающую чувствительность каждого отдельного элемента.

Совмещение в одной технологии сравнительно простого компьютерного метода объективного измерения выходных параметров системы человек-компьютер с адаптивной нейросетевой моделью позволяет осуществить функциональное картирование ориентационных модулей зрительной системы человека. Это открывает новые возможности для исследования онтогенетических и патофизиологических аспектов первичных когнитивных функций.

Работа выполнена при частичной поддержке грантов РФФИ № 11-07-12027-офи-м-2011 и № 11-08-00930-а.

Список литературы

1. Николлс Дж.Г., Мартин А.Р., Валлас Б.Дж., Фукс П.А. От нейрона к мозгу. – М. «УРСС». 2003. 672 с.
2. Салтыков К.А., Шевелёв И.А. Модельное исследование внутрикоркового торможения в формировании чувствительности к крестообразным фигурам. // Журн. высш. нервн. деят. 2004. Т. 54. № 6. С. 767-775.
3. Worgotter F., Koch Ch., A Detailed Model of the Primary Visual Pathway in the Cat: Comparison of Afferent Excitatory and Intracortical Inhibitory Connection Schemes for Orientation Selectivity. // The journal of Neuroscience, July 1991, 11(7): 1959-1979.
4. Baowang Li, Matthew R. Peterson, and Ralph D. Freeman Obliquе Effect: A Neural Basis in the Visual Cortex // J. Neurophysiol 90: 204-217, 2003.
5. В.А.Антонец, С.А.Полевая, В.В.Казаков, Hand-Tracking: Исследование первичных когнитивных функций человека по их моторным проявлениям. // Современная экспериментальная психология: В 2т./ под ред. В.А.Барабанщикова.-М.: Изд-во «Институт психологии РАН», 2011. – т.2, с.39-55.
6. С.А. Полевая, И.В.Нуйдель, В.В.Казаков, Е.В.Еремин, В.А.Антонец, В.Г.Яхно Исследование ориентационной чувствительности зрительной системы человека // Труды VII конференции «Нейроинформатика-2005», Ч. 2, М.: МИФИ, 2005. С. 93-99.
7. Кудряшов А.В., Яхно В.Г. Распространение областей повышенной импульсной активности в нейронной сети. // В сб.: Динамика биологических систем. 1978. Вып.2. С. 45-59.
8. Яхно В.Г., Нуйдель И.В., Иванов А.Е. Модельные нейроноподобные системы. Примеры динамических процессов // В кн.: Нелинейные волны'2004 (отв. ред. А.В. Гапонов-Грехов, В.И. Некоркин). Н.Новгород: ИПФ РАН, 2005. С.362–375.

РАЗЛИЧНЫЕ ТИПЫ «ОБЛАСТЕЙ ИНТЕРЕСА» В МОДЕЛИ ФОРМИРОВАНИЯ ТРАЕКТОРИИ ОСМОТРА СЛОЖНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.А. Осин, Д.Г. Шапошников

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана Южного федерального университета
(Россия, Ростов-на-Дону)

vlad_os@list.ru

Three types of areas of interest estimated by means of fixations distribution, fixations duration, and image external context have been described. An algorithms to detect these types of areas in the model of trajectory formation of images survey have been considered. In computer simulation, a contribution of an extrinsic context of the images has been studied.

Введение

Одной из ключевых проблем в области психофизиологии зрения человека является понимание механизмов выбора точек фиксации взгляда и зрительного поиска при просмотре изображений.

Хорошо известно, что на выбор точек фиксации взгляда и на формирование траекторий осмотра сложных изображений и сцен оказывает влияние множество факторов, взаимодействующих между собой [1]. Факторы, определяющие притяжение взгляда к тому или иному фрагменту изображения, включают перцептуальные и когнитивные механизмы. Первые в значительной мере обусловлены принципами организации зрительной сенсорной системы и более прямо, чем когнитивные механизмы, связаны с физическими свойствами изображений.

Принимая во внимание противоречивость известных фактов и гипотез о механизмах перевода взгляда, математические модели, имитирующие нейробиологические феномены, рассматриваются как один из важнейших инструментов при исследовании механизмов фиксации взгляда в процессе осмотра изображений

Ранее в наших исследованиях [2] в рамках комплексного нейроинформационного подхода,

основанного на тесном взаимодействии психофизического эксперимента и моделирования, была разработана исследовательская математическая модель такого рода.

Используя данные психофизических тестов по свободному осмотру изображений, с помощью модели предполагается формализовать множество влияющих на перевод взгляда факторов, связанных со свойствами изображения, структурой поля зрения и с когнитивными процессами (преднастройка, предыдущий опыт, познавательные стратегии и др.). В частности, в качестве одного из основных факторов при определении параметров модели будет использовано распределение областей интереса.

В данной работе рассматриваются три типа областей интереса, формируемых по различным параметрам, а именно, по пространственному распределению точек фиксации входного окна модели, по их длительности и по внешнему контексту фрагментов изображений.

Алгоритмы и методы

Разработанная ранее модель формирования траектории осмотра включает пространственно-неоднородное входное окно, эмулирующее изменение разрешающей способности в поле зрения человека [2], и функцию притяжения, определяющую координаты следующей точки фиксации (1):

$$F(x, y, h) = V(Q(x, y), r_F(x, y), r_P(x, y)) + \sum_{i=1}^n k_i f_i(x, y) + C \cdot Fix(x, y, h) + AOI(x, y) \quad (1)$$

В общем виде функция притяжения (1) включает в себя компоненты, которые

могут влиять на перевод взгляда при осмотре изображений. А именно:

1. Особенности структуры поля зрения ($V(Q, r_F, r_P)$), определяемые по данным психофизических тестов для конкретного испытуемого, такие как размер и конфигурация фoveальной ($r_F(x, y)$) и периферической частей ($r_P(x, y)$) поля зрения, распределение остроты сенсорной настройки ($Q(x, y)$), включающее локальную пространственную неоднородность [3].

2. Набор карт признаков ($f_i(x, y)$), выделенных на разных уровнях и с разной степенью значимости (k_i). Механизмы зрительного внимания, на основе которых могут быть построены карты признаков, можно разделить на восходящие (“bottom-up”), обрабатывающие первичные признаки изображения, такие как цвет, его интенсивность или ориентация цветовых перепадов, и нисходящие (“top-down”), связанные с когнитивными процессами.

3. Компонент, который учитывает характер текущей зрительной задачи (C) и результаты обработки фрагментов при предыдущих фиксациях входного окна ($Fix(x, y, h)$).

4. Данные о распределении областей интереса, выделенных по результатам психофизических тестов ($AOI(x, y)$).

Ранее были проведены вычислительные эксперименты по определению параметров функции, связанных с размером и структурой поля зрения [2]. В результате этих экспериментов была определена оптимальная структура пространственно-неоднородного входного окна.

Области интереса

Следующим этапом исследования является обобщение данных о формировании областей интереса и формализация параметра $AOI(x, y)$ в функции притяжения (1). При анализе данных проведенных психофизических тестов, можно выявить 3 типа областей интереса:

Области интереса, выделяемые на основе пространственного расположения точек фиксации взгляда.

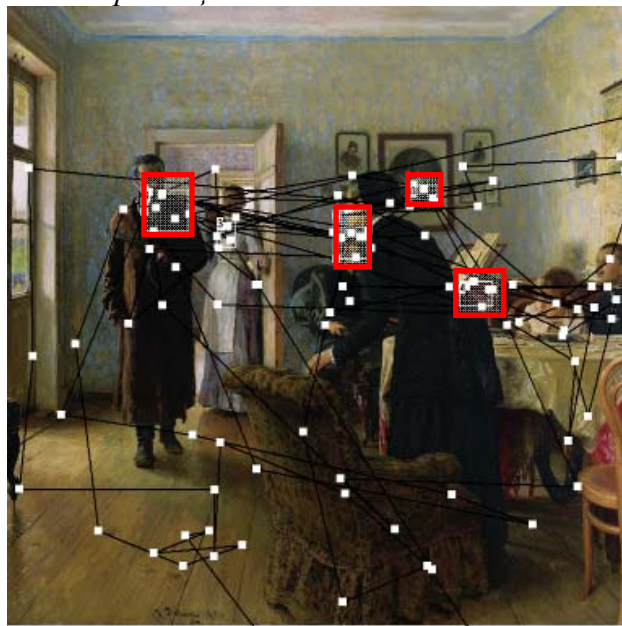


Рис.1. Пример областей интереса (прямоугольники) выделенных по пространственному расположению точек фиксации (белые точки).

Формирование областей интереса по пространственному расположению точек фиксации взгляда проводилось с помощью метода «ближайшего соседа» с шагом два угловых градуса и порогом 5 точек фиксации в выделенной области.

Области интереса, выделяемые по длительности фиксации.

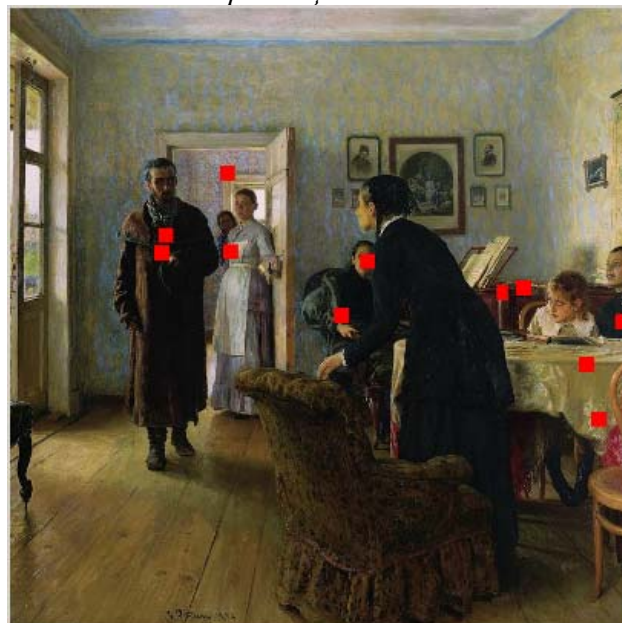


Рис. 2. Распределение центров областей интереса по длительности фиксации.

Для определения областей интереса данного типа использовался следующий алгоритм. По данным психофизических тестов каждая точка фиксации взгляда в траектории осмотра характеризуется дисперсией микро смещений глаза в пределах данной точки. Будем рассматривать область вокруг точки траектории, площадь которой пропорциональна дисперсии. Пикселям, попавшим в данную область, присваивается значение длительности фиксации соответствующей точки траектории осмотра. В случае, если области различных точек траектории перекрываются, то в зонах пересечения значения времени фиксации складываются. Таким образом строится карта распределения длительности фиксации по всему изображению. После исключения из этой карты элементов, в которых значение длительности было меньше среднего, формировались области интереса по методу «ближайшего соседа» с шагом 1 и порогом 20 точек. Анализ малой выборки экспериментальных данных ($n=15$) показал, что в 70 % случаях области интереса по времени и по пространству перекрываются.

Области интереса, выделяемые по внешнему контексту фрагментов изображений.

Большинство известных моделей осмотра изображений, вслед за работой Ульмана и Коха [6], основано на обработке первичных признаков изображений. Имеются лишь единичные работы, в которых рассматриваются возможные подходы к моделированию и оценке когнитивных механизмов. В частности, в совместной работе исследователей университета Бостона и подразделения “Google Research” [7] представлен алгоритм для выделения наиболее значимых объектов изображения, основанный на оценке внешнего контекста в последовательности изображений. Карта признаков, получаемая в результате этого алгоритма, является нормализованной средней абсолютной разницей между анализируемым изображением и k_{im}

наиболее схожими с ним изображениями, выбранными из базы. Таким образом, объекты сравниваются не с другими элементами того же изображения (внутренний контекст), а с объектами других изображений (внешний контекст). Этим эмулируется влияние предшествовавшего осмотру опыта: элементы, отличающиеся от аналогичных элементов сходных объектов, привлекают больше внимания (рис. 3).

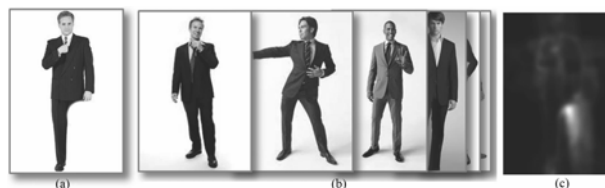


Рис. 3. Область выделенности на основе оценки внешнего контекста (цитировано по [7]): (a) анализируемое изображение, (b) наиболее схожие изображения из базы, (c) результат работы алгоритма.

Результаты вычислительного эксперимента

В проведенных нами вычислительных экспериментах была проверена возможность идентификации третьего типа областей интереса с помощью алгоритма оценки фактора внешнего контекста изображения по методу, описанному выше. Предполагалось, что в случае успешного применения этого алгоритма он может быть включен в модель формирования траектории осмотра в качестве фактора притяжения взгляда для количественной оценки величины зрительного внимания.

Полученные карты признаков сравнивались с результатами психофизических экспериментов из общедоступной базы Массачусетского технологического института (<http://people.csail.mit.edu/tjudd/WherePeopleLook/>). В тестах использовались 30 изображений для, каждого из которых выбиралась группа похожих ($n=20$) с помощью сервиса “Google Image Search by Image” (<http://images.google.com/>).

На Рис.4 представлены примеры выделения областей интереса по внешнему

контексту в сопоставлении с данными психофизических тестов.

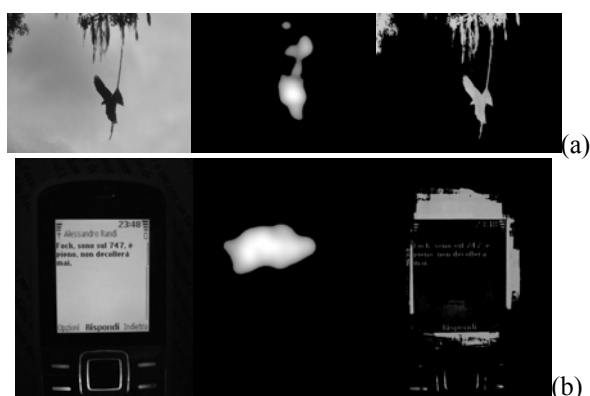


Рис. 4. Примеры работы алгоритма. Исходные изображения, результаты психофизических экспериментов и вычисленные карты признаков: успешное выделение областей интереса (а) и неуспешное (б).

Для анализа результатов были вычислены чувствительность (sensitivity, true positive rate, TPR) и частота выпадения (fall-out, false positive rate, FPR) алгоритма и их отношения для каждого эксперимента:

$$TPR = \frac{N \text{ of True Positive}}{N \text{ of True Positive} + N \text{ of False Negative}}$$

$$FPR = \frac{N \text{ of False Positive}}{N \text{ of False Positive} + N \text{ of True Negative}}$$

Значения отношения TPR / FPR

Лучшее рис. 4(а)	Худшее рис. 4(б)	Среднее	Ср.кв. откл.
7,2	0,5	2,6	2,4

Полученные в результате тестирования алгоритма анализа внешнего контекста изображения карты признаков хорошо соотносятся с данными психофизических экспериментов: только в 17% случаев отношение TPR / FPR было меньше 1. Карты признаков плохо соотносились с экспериментальными данными при наличии на изображениях нескольких лиц или текста, что приводит к необходимости предварительной разметки или же дополнительного автоматического детектирования этих элементов изображения.

Заключение

В работе показано наличие трех типов областей интереса, которые могут иметь различное происхождение. Первый тип может быть представлен в модели как область группирования специфических локальных признаков изображения [8]. Во втором случае области будут формироваться по количеству микросмещений входного окна около точки фиксации. Для областей третьего типа будет использоваться накопленные данные из протестированных изображений.

Работа поддержана грантами РФФИ № 11-01-00750а, РГНФ № 11-06-00704а и грантом им. А.Б. Когана НИИ нейрокибернетики ЮФУ.

Список литературы

1. Ярбус А.Л. Роль движений глаз в процессе зрения. - М.: Наука, 1965.
2. Осин В.А., Шапошников Д.Г., Колтунова Т.И., Подладчикова Л.Н. Динамика пространственно-временных характеристик осмотра изображений: модель и эксперимент // Электронный рецензируемый журнал «Нейроинформатика». – 2012. – Том 6, № 1. – <http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V6/N1/>
3. Navalpakkam V., Itti L. Modeling the influence of task on attention // Vision Research 45, 205-231 (2005).
4. Privitera C.M., Stark L. Scanpath theory, attention and image processing algorithms for prediction of human eye fixations // Neurobiology of Attention. Elsevier, Academic, 296-299 (2005).
5. Hafed Z.M., Clark J.J. Microsaccades as an overt measure of covert attention shifts // Vision research. 2002. Vol. 42(22). P.2533-2545.
6. C. Koch and S. Ullman. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry. Human Neurobiology, 4:219–227, 1985.
7. Meng Wang, Janusz Konrad, Prakash Ishwar, Kevin Jing, Henry A. Rowley: Image saliency: From intrinsic to extrinsic context. CVPR 2011: 417-424.
8. Шапошников Д.Г., Головань А.В., Подладчикова Л.Н., Шевцова Н.А., Гао К., Гусакова В.И., Гизатдинова Ю.Ф.. Применение поведенческой модели зрения для инвариантного распознавания лиц и дорожных знаков. // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. – 2002. – 7-8. с.21-332.

ЭНДОГЕННАЯ ОPIOИДНАЯ СИСТЕМА: НОВЫЙ ВЗГЛЯД НА СИСТЕМНЫЕ МЕХАНИЗМЫ БОЛИ, СТРЕССА И ШОКА

С.Б.Парин^{1,2,3}, С.А.Полевая^{2,1,3}, М.А.Чернова¹, А.В.Бахчина¹

¹Нижегородский государственный университет им. Н.И.Лобачевского,

²НИИ прикладной и фундаментальной медицины Нижегородской медицинской академии

³Институт прикладной физики РАН (Нижний Новгород, Россия)

parins@mail.ru

A critical review of current concepts about system mechanisms of pain, stress and shock. Based on the authors' own experimental data and the literature offers a fundamentally new solution, which includes consideration of the endogenous opioid system as an inhibitor of the signals of the mismatch between expected and actual signals in the information systems of the body.

Появление новейших методов измерения функций организма привело к накоплению множества фактов, не укладывающихся в традиционные схемы и модели. Формируются новые научные концепции, некоторые из которых используют прежние парадигмы в качестве частных случаев более общих теорий, а некоторые являются откровенно альтернативными ранее общепринятым. В частности, эта закономерность относится к пересмотру традиционных представлений о боли, стрессе и шоке. Объясняется это тем, что в современной нейробиологии произошёл решительный переход от традиционной картезианской парадигмы реактивности («рефлекторная теория»), со свойственным ей редуционизмом, к активностной концепции [1-3]. Получены многочисленные доказательства опережающего (а не отражающего) способа взаимодействия субъекта с окружающим миром. Этот прогностический механизм, основанный на переносе детерминанты текущего поведения в будущее время, формируется с помощью опережающих связей (feed-forward) в нейронных сетях, в противоположность отрицательным обратным связям (feed-back), обеспечивающим поддержание гомеостаза в относительно стабильных условиях. В противоположность feed-back-связям, оптимизированным под текущее состояние (по результату), feed-forward-циклы

опираются на прогноз динамики событий. Таким образом, если в схеме с отрицательными обратными связями стимулом к действию является рассогласование между параметрами желаемого и уже полученного результата действия [1], в прогностических циклах принятие решения основывается на выборе программы действий, оптимизированной по предсказанному соотношению эффективности психических и физиологических затрат.

Формируемое благодаря этим механизмам поведение принято считать специализированным, адаптивным и, следовательно, оптимальным. Но ведь хорошо известны ситуации, когда и поведенческий репертуар, и вариативность физиологических функций существенно редуцируются. Типичным примером такого рода редукиции является стресс [4-6]. Вопреки классическому определению стресса как общего адаптационного синдрома [7,8], стресс, по крайней мере, на физиологическом уровне, является сугубо антиадаптивным процессом. Эта неспецифическая защитная системная стадийная реакция на прогнозируемое или уже состоявшееся повреждение является образцом чрезвычайно архаизированного психофизиологического процесса, направленного не на адаптацию к повреждению (достаточно естественное, надо признать, предположение), а на противостояние ему, то есть защите. Поэтому в ответ на сформировавшуюся на базе предыдущего опыта оценку прогноза ситуации как значимо угрожающей формируется типовой стереотипный ответ, последовательно затрагивающий и эмоциональную, и вегетативную, и моторную, и когнитивную сферы. Наши

многолетние эксперименты [4,5,9-18] и литературные данные [19-21] указывают на чрезвычайную стандартизацию психофизиологических параметров в условиях стресса и шока, что проявляется, в частности, в уменьшении дисперсии показателей автономных функций и значительном повышении дифференциальных порогов на текущие сенсорные сигналы.

Хорошо известны различные системные механизмы, способные обеспечить такое снижения реактивности на обстановочную и пусковую афферентацию (по: [1]). Это, например, афферентное реципрокное торможение, эфферентное торможение, формирование эфферентной копии по Хольсту и т.д. [22]. Мы считаем, что одной из возможных причин регистрируемого в экспериментах угнетения ответов на внешние стимулы может являться прерывание сигналов о рассогласовании между прогнозируемой и текущей информацией на стадии принятия решения о выборе программы действий - в ситуации уже состоявшегося выбора. В своём предположении мы опираемся на многолетний опыт изучения одной из базовых регуляторных систем организма – эндогенной опиоидной системы (ЭОС).

За ЭОС, открытой в середине 70-х годов прошлого века [23-27], прочно утвердилась репутация главной антиноцицептивной системы в организме. На бытовом уровне эндорфинам, энкефалинам, динорфинам и другим опиоидным пептидам (их сегодня известно более 40) приписывается функция «гормонов счастья». Между тем, роль данного эволюционно древнего нейроэндокринного аппарата существенно сложнее [4,5,12,28]: это, прежде всего, формирование гипобиотических, минимизирующих энергозатраты, глубоко редуцированных состояний. В ряду таких состояний и гибернация, и летаргия, и стресс (особенно на его завершающей стадии – истощения), и шок, представляющий крайнюю степень выраженности стресса [8]. Значителен вклад ЭОС в формирование зависимостей (прежде всего наркотической),

функционирование «центров удовольствия» [29,30], и т.д.

Закономерен вопрос: какие существуют основания для характеристики ЭОС как эффективного прерывателя сигналов о рассогласовании на стадии принятия решения?

– Во-первых, это хорошо известные нейроморфологические факты [31-33]: нейроны, продуцирующие опиоидные пептиды или несущие на своей мембране опиатные рецепторы, сконцентрированы, в основном, в структурах лимбической системы (гиппокамп, миндаля, цингулярная кора, паравентрикулярные ядра гипоталамуса и др.). Таким образом, ошибочными являются распространенные представления об ЭОС как модуляторе сенсорных потоков, и базовая функция ЭОС относится к мотивационно-эмоциональной, а не к сенсорной сфере.

- Во-вторых, современные нейрофизиологические знания о механизмах боли, не позволяющие отнести боль к сенсорной модальности в традиционном понимании [22]. Сегодня стало очевидным отсутствие специфических болевых рецепторов («ноцицепторов»), равно как и рецепторов тепла или холода [34-39]. Боль нельзя подавить периферическими анестетиками, не блокируя все остальные тактильные входы; зато центральные анальгетики эффективно справляются с этой задачей. Боль может возникать при отсутствии повреждения (фантомные боли, например) и не возникать при его наличии (при стрессе – [40,41]). Боль невозможна без эмоционального и когнитивного компонентов, что совершенно необязательно для «классической» сенсорики. Наконец, не существует такой физической реальности, как боль (в отличие от света, звука, запаха и т.д.). Тогда что же такое боль? – По нашему мнению, боль является императивным сигналом о чрезмерном рассогласовании между прогнозируемой моделью тела и текущими «болевыми» (ноцицептивными) сигналами о реальном или предсказанном повреждении какой-то части этого тела. В таком случае, роль ЭОС здесь заключается

в прерывании сигнала о наличии рассогласования, что и наблюдается во время стресса, при действии наркотических анальгетиков и у лиц, страдающих наркотической зависимостью [17,42].

- В-третьих, при стрессе и шоке активация двух чрезвычайно энергозатратных катаболических систем: симпато-адреналовой (САС) и гипоталамо-гипофизарно-адреналовой (ГГАС) - происходит на фоне колеблющейся активности ЭОС: на стадии тревоги, когда неспецифическая и, соответственно, малоэффективная программа стресса уже запущена на исполнение, это приводит к повышению всех сенсорных порогов и подавлению когнитивной сферы; на стадии резистентности совместное функционирование ГГАС и ЭОС способствует закреплению в памяти ресурсных особенностей экстремального состояния [43]; а на стадии истощения ЭОС становится монополярной «хозяйкой положения», переводя организм в энергосберегающий гипобиотический режим [5,42].

Таким образом, понимание роли эндогенной опиоидной системы как специализированного нейрхимического «прерывателя» сигналов о рассогласовании в нейронных сетях позволяет с новых позиций рассматривать системные информационные механизмы боли, стресса и шока. Кроме того, открываются новые возможности для модификации распространённых нейроподобных моделей с учётом экспериментально доказанного нейрхимического механизма размыкания регуляторных циклов, особенно при редуцированных состояниях [17,42].

Работа выполнена при частичной поддержке грантов РФФИ 11-08-00930-а и 11-07-12027-офи-м-2011 и гранта РГНФ 12-36-01039.

Список литературы

1. Анохин П.К. Биология и нейрофизиология условного рефлекса. М.: Наука, - 1968, - 546 с.
2. Александров Ю.И. Введение в системную психофизиологию. – Психология XXI века/Под ред. В.Н.Дружинина. М.: ПерСе, - 2004, - С. 39-85.
3. Александров Ю.И. Научение и память: традиционный и системный подходы. – Ж. ВНД им. И.П.Павлова, - 2005, - Т.55, - Вып.6, - С.842-860.
4. Парин С.Б. Нейрохимические и психофизиологические механизмы стресса и шока. – Вестн. ННГУ им. Н.И.Лобачевского/Нижний Новгород, Изд-во ННГУ, - 2001, - С. 20-28.
5. Парин С.Б. Люди и животные в экстремальных ситуациях: нейрхимические механизмы, эволюционный аспект. – Вестн. НГУ, – 2008, – Т.2, – Вып.2, – С.118-135.
6. Александров Ю.И. Системная дифференциация. Экспериментальный и теоретический анализ. – Когнитивные исследования: Сб. научн. тр., Вып.4/Под ред. Ю.И.Александрова, В.Д.Соловьёва. М.: Изд-во «Институт психологии РАН», - 2010, - Вып.4, - С.239-259.
7. Selye H. A syndrome produced by diverse noxious agents. – Nature, - 1936, - V.138,- P.32.
8. Selye H. The general adaptation syndrome and the diseases of adaptation. – J. Clin. Endocrinol. Metab. – 1946, - V.6, - P.117-230.
9. Голанов Е.В., Яснецов В.В., Парин С.Б., Калужный Л.В. Влияние разрушения паравентрикулярных и медиобазальных отделов гипоталамуса на течение болевого шока у кроликов. - Бюлл. экспер. биол. мед. – 1982, - Т.94, - №8, - С.13-15.
10. Голанов Е.В., Парин С.Б., Сучков В.В. Влияние различных доз налоксона на течение геморрагического шока у крыс. - Бюлл. экспер. биол. мед. – 1983, - Т.96, - №10, - С.70-73.
11. Голанов Е.В., Фуфачева А.А., Парин С.Б. Бета-эндорфиноподобная иммунореактивность плазмы крови павианов гамадрилов и ее изменения. - Бюлл. экспер. биол. мед. – 1985, - Т.100, - №12, - С.677-679.
12. Голанов Е.В., Фуфачева А.А., Черкович Г.М., Парин С.Б. Влияние лигандов опиатных рецепторов на эмоциогенные реакции сердечно-сосудистой системы у низших приматов. - Бюлл. экспер. биол. мед. – 1987, - Т.103, - №4, - С.424-427.
13. Тиняков Р.Л., Парин С.Б., Соколова Н.А., Ашмарин И.П. Неопиоидная природа прессорного эффекта FMRF-амида. - Бюлл. экспер. биол. мед. – 1997, - Т.124, - №11, - С.513-514.
14. Тиняков Р.Л., Парин С.Б., Беспалова Ж.Д., Крушинская Я.В., Соколова Н.А. FMRFa и FMRFамид-подобные пептиды (FaRPs) в патогенезе шока. - Успехи физиол. наук. – 1998, - Т.29, - №3, - С.56-65.
15. Tiniakov R.L., Parin S.B., Vazina I.R. FMRFamide-related peptides provoke pulmonary edema in rats via adrenergic mechanisms. – Amer. J. Respir. Critic. Care Med. – 2001, - V.163, - N5 (Part 2), - P.A620.
16. Стромкова Е.Г., Парин С.Б., Полевая С.А. Влияние стрессовой ситуации на дифференциальные пороги восприятия цвета. – Вестн. ННГУ им. Н.И.Лобачевского / Нижний Новгород, Изд-во ННГУ, - 2004, - С.46-56.
17. Парин С.Б., Яхно В.Г., Цверов А.В., Полевая С.А. Психофизиологические и нейрхимические

- механизмы стресса и шока: эксперимент и модель. - Вестн. ННГУ им. Н.И.Лобачевского / Нижний Новгород, Изд-во ННГУ, - 2007, №4, - С.190-196.
18. Polevaya S.A., Kovalshuk A.V., Parin S.B., Yachno V.G. Relations between endogenous state of physiological system and conscious perception. - *Internat. J. Psychophysiol.* - 2010. - Vol.77. - N3. - P.284-285.
19. Oliverio A., Castellano C., Pavone F. Transfer of conditioning in stress-induced analgesia. - *Pharmacol. Biochem., Behav.*, - 1986, - V.25, - P.181-183.
20. Olson G.A., Olson R.D., Vaccarino A.L., Kastin A.J. Endogenous opiates: 1997. - *Peptides*, - 1998, - V.19, - №10, - P.1791-1843.
21. Bodnar R.J., Klein G.E. Endogenous opiates and behavior: 2005. - *Peptides*, - 2006, - V.27, - №12, - P.3391-3478.
22. Schmidt R.F., Thews G. *Physiologie des Menschen*. - Berlin, Heidelberg, New York, London, Tokyo: Springer, - 1987, - 884 S.
23. Pert C.B., Snyder S.H. Opiate receptor: Demonstration in nervous tissue. - *Science*, - 1973, - V.179, - P.1011-1014.
24. Terenius L. Stereospecific interaction between narcotic analgesics and synaptic plasma membrane fraction of rat cerebral cortex. - *Acts Pharmacol. Toxicol.*, - 1973, - V.32, - P.217.
25. Terenius L., Wahlstrom A. Morphine-like ligand for opiate receptors in human CSF. - *Life Sci.* - 1975, - V.16, - P.1759-1764.
26. Hughes J., Smith T.W., Kosterlitz H.W., Fothergill U.A., Morgan B.A., Morris H.R. Identification of two related pentapeptides from the brain with potent opiate agonist activity. - *Nature*, - 1975, - V.258, - P.577-579.
27. Teschemacher H., Opheim K.E., Cox B.M., Goldstein A. A peptide-like substance from pituitary that acts like morphine. - *Life Sci.*, - 1975, - V.16, - P.1771-1776.
28. Голанов Е.В. Современное состояние проблемы эндогенных морфиноподобных веществ. - *Медицина и здравоохранение / М.: ВНИИМИ*, - 1986, - 76 с.
29. Olds J., Milner P. Positive reinforcement produced by electrical stimulation of septal area and other regions of rat brain. - *J. Comparat., Physiol. Psychol.*, - 1954, - V.47, - P.419-427.
30. Kringelbach M.L. The hedonic brain: A functional neuroanatomy of human pleasure. - *Pleasures of the Brain / Eds. M. L. Kringelbach, K. C. Berridge*. - UK, Oxford: Oxford University Press, - 2010, - P.202-221.
31. Bloom F., Battenberg E., Rossier I. et al. Neurons containing beta-endorphin in rat brain exist separately from those containing enkephalin: immunocytochemical studies. - *Proc. nat. Acad. Sci. (USA)*, - 1978, - V.75, - P.1591-1595.
32. Vaccarino A.L., Kastin A.J. Endogenous opiates: 2000. - *Peptides*, - 2001, - V.22, - №12, - P.2257-2328.
33. Narita M, Kaneko C, Miyoshi K, Nagumo Y, Kuzumaki N, Nakajima M, Nanjo K, Matsuzawa K, Yamazaki M, Suzuki T. Chronic pain induces anxiety with concomitant changes in opioidergic function in the amygdala. - *Neuropsychopharmacol.* - 2006, - V.31, - N4, - P.739-50.
34. Зевеке А.В., Хаютин В.М. Определение частот афферентных импульсов в целом нервном стволе. - *Физиол. ж. СССР*, - 1966, - Т.52, - №3, - С.258-260.
35. Зевеке А.В. О теории кожной чувствительности. - *Сенс. сист.*, - 2004, - Т.18, - №1, - С.21-30.
36. Гаврилов Л.Р., Цирульников Е.М. Фокусированный ультразвук в физиологии и медицине. - Л.: Наука, - 1980, - 179 с.
37. Полевая С.А., Ерёмин Е.В., Зевеке А.В. Алгоритм формирования температурных ощущений. - *Сенс. сист.*, - 2001, - Т.15, - №3, - С.229-231.
38. Полевая С.А. Интегративные принципы кодирования и распознавания сенсорной информации. - *Вестн. НГУ*, - 2008, - Т.2, - С.106-133.
39. Зевеке А.В., Полевая С.А. Очувствленная кожа: Специфичность динамики пространственно-временных паттернов активности механорецепторов вместо «меченных линий». - *Известия вузов: Прикладная нелинейная динамика*. - 2011, - Т.19, - №6, - С.51-64.
40. Bodnar R.J., Kelly D., Spivuccia A., Ehrenberg C., Glusman M. Dose-dependent reductions by naloxone of analgesia induced by cold-water stress. - *Pharmacol. Biochem., Behav.*, - 1978, - V.8, - №6, - P.661-672.
41. Zurita A., Martijena I., Cuadra G., Brandao M.L., Molina V. Early exposure to chronic variable stress facilitates the occurrence of anhedonia and enhanced emotional reactions to novel stressors: reversal by naltrexone pretreatment. - *Behav. Brain Res.*, - 2000, - V.117, - №1-2, - P.163-171.
42. Парин С.Б., Чернова М.А., Полевая С.А. Адаптивное управление сигналами о рассогласовании в когнитивных процессах: роль эндогенной опиоидной системы. - *Известия вузов: Прикладная нелинейная динамика*. - 2011, - Т.19, - №6, - С.65-73.
43. Антонова С.В., Ахалая М.А., Байжуманов Я.В., Шестакова С.В., Гончаренко Е.Н., Крушинская Я.В., Орлов А.В., Соколова Н.А., Каменский А.А., Парин С.Б., Ашмарин И.П. Функциональные и биохимические корреляты гипоксического шока: кооперативное влияние регуляторных пептидов. - *Бюлл. экспер. биол. мед.* - 1997, - Т.124, - №10, - С.400-402.

УТОЧНЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ В СЛОЕ ПАРАЛЛЕЛЬНЫХ ДЕНДРИТОВ

А.Н. Покровский
СПбГУ, факультет ПМ-ПУ
anpokrovski@gmail.com

The dendrites are approximated by cones, which are randomly distributed over the cortex plane and are oriented orthogonally to the plane. Positions of synapses and their conductivities are the same for each dendrite. The operator of transformation of synaptic currents to extra-cellular potential is found. A simple model of synaptic current is used for the selection of quasi-solutions.

Введение

Апикальные дендриты заменяются случайно расположенными одинаковыми конусами. Вычисляется оператор преобразования токов синапсов (как функций координаты по глубине коры) в распределение потенциала. Расположение синапсов каждого типа предполагается идентичным для всех дендритов, и изменение их проводимостей – тоже. Затем оценивается обратный оператор для восстановления токов синапсов по измеренным вызванным потенциалам.

Внеклеточные потенциалы коры (ВП) возникают в результате увеличения проводимостей синапсов $g_m(t)$, $g_m(t) \geq 0$, типов m , $m=1, \dots, M$ (с потенциалами реверсии V_m). Потенциалы обычно регистрируются на нескольких уровнях z_j , $j=1, \dots, N$, по глубине коры. Токи синапсов каждого типа различным образом распределены по глубине коры. Требуется по результатам регистрации потенциалов оценить токи синапсов каждого типа после стимуляции и восстановить распределение токов синапсов каждого типа по глубине коры.

В докладе [8] эта задача решалась при допущении, что апикальные дендриты пирамидных клеток имеют форму цилиндров (остальные дендриты и нейроны игнорировались). Однако известно, что радиус апикального дендрита уменьшается по мере удаления от тела нейрона. Поэтому рассмотрим более точную модель в этой

же задаче, взяв в качестве геометрической модели апикальных дендритов конусы.

Модель параллельных дендритов

Перечислим положения и допущения, использованные при моделировании внеклеточных потенциалов коры, так как ими определяется погрешности и степень адекватности модели. Во-первых, известно, что основной вклад в ВП составляют внеклеточные потенциалы больших апикальных (направленных поперёк коры) дендритов пирамидных нейронов. В данной модели все остальные источники ВП игнорируются. Во-вторых, апикальные дендриты заменяются одинаковыми случайно расположенными конусами с вершинами на поверхности коры и основаниями на одинаковом уровне в нижних слоях коры. Поверхность коры считается плоскостью, дендриты на этой плоскости распределены равномерно с плотностью p . Предположим также, что расположение синапсов по оси z и изменение их проводимостей во времени идентично для всех дендритов.

В этих предположениях математическое ожидание внеклеточного потенциала $\varphi(z, t)$ как функция глубины коры z и времени t пропорционально внутриклеточному потенциалу $V(z, t)$ ([1], [2], [9]):

$$\varphi(z, t) = -A(z)V(z, t); \quad A(z) \ll 1. \quad (1)$$

Токи нескольких систем синапсов различного происхождения и с разными потенциалами реверсии - это тысячи функций времени и координаты z по глубине коры. Внеклеточные сигналы отводятся сейчас не более чем с 20 уровней по глубине коры. Ясно, что невозможно определить 1000 функций времени, имея всего 20 измеренных функций. Необходима

ещё одна редукция модели. Редукция выглядит как "перенос" всех близлежащих синапсов на те уровни, с которых отводятся внеклеточные сигналы. Погрешность редукции можно оценить, используя введённую ранее метрику векторных мер [3]. Ясно, что чем чаще по глубине расположены отводящие электроды, тем меньше погрешность редукции. Итак, предполагаем, что токи и проводимости каждого типа синапсов сосредоточены на N уровнях по глубине коры z_j , $j=1, \dots, N$, и на тех же глубинах z_j измеряется внеклеточный потенциал $\varphi_j(t)=\varphi(z_j, t)$. Распределение токов синапсов M типов можно задать матрицей a коэффициентов $a_{j,m} \geq 0$. Векторы-столбцы a_m матрицы a линейно независимы и нормированы, $|a_m|=1$. На тех уровнях z_j , где синапсы типа m отсутствуют, полагаем $a_{j,m}=0$.

Цилиндрический дендрит

Внутриклеточный потенциал $V(z, t)$ отсчитывается от потенциала равновесия той же мембраны дендрита без синапсов.

Введём обозначения, такие же, как в [9], гл. 3, стр. 58: $\rho(z)$ – радиус дендрита; R_m – удельное сопротивление мембраны дендрита ($\text{Ом}\cdot\text{м}^2$); R_i ($\text{Ом}\cdot\text{м}$) – удельное сопротивление протоплазмы; C_m – удельная ёмкость мембраны ($\text{Ф}/\text{м}^2$); $T = C_m R_m$ – характеристическое время мембраны (сек). Обозначим $I(z, V, t)$ сумму токов проводимости и синапсов через боковую поверхность. В этих обозначениях уравнение из [8] для внутриклеточного потенциала апикального цилиндрического дендрита принимает вид:

$$(\rho/2 R_i) * (\partial^2 V / \partial z^2) = C_m (\partial V / \partial t) + I(z, V, t). \quad (2)$$

Примечание. После нормировки [8] функций и переменных получаем из (2) уравнение

$$(\partial/\partial t - \partial^2/\partial z^2 + 1)u(z, t) = -I(z, t)$$

и его решение: при $t \leq 0$ $u(z, t) \equiv 0$; при $t = 0$, $z \in R$ $u(z, 0) = 0$ (начальное условие); при $t > 0$ решение имеет вид:

$$u(z, t) = - \int_0^t d\tau \int K(z - \zeta, t - \tau) I(\zeta, \tau) d\zeta; \quad (3)$$

где $K(z, t)$ – функция Грина оператора L :

$$K(z, t) = (1/2\sqrt{\pi t}) \cdot \exp(-t - z^2/4t). \quad (4)$$

Конический дендрит

Предполагаем, что вершина конуса (дендрита) находится на поверхности коры, а ось конуса z направлена вниз, к основанию коры. Тогда радиус конуса $\rho(z)$ и величина его производной по z равны:

$$\rho(z) = z * \text{tg} \alpha; \quad \rho'(z) = \text{tg} \alpha, \quad (5)$$

где угол α достаточно мал. Уравнение для внутриклеточного потенциала апикального конического дендрита имеет вид:

$$[\sin(\alpha)/2R_i] * z^{-1} * \partial(z^2 \partial V / \partial z) / \partial z = C_m (\partial V / \partial t) + I(z, V, t). \quad (6)$$

Уравнения (2) и (6) отличаются только видом левых частей. Уравнение (6) можно ещё представить в таком виде:

$$[\sin(\alpha)/2R_i] * \{z * \partial^2 V / \partial z^2 + 2 * \partial V / \partial z\} = C_m (\partial V / \partial t) + I(z, V, t). \quad (7)$$

Уравнения (6) или (7) решаются при тех же начальных условиях, что и (2). Однако если ввести ограничение на плотность числа синапсов на поверхности дендрита, то между этими вариантами модели будут видны существенные различия.

Компоненты вызванного потенциала

На каждом уровне z_j в коре ток I_j является суммой, вообще говоря, M типов токов $I_{j,m}$ через синапсы разных типов:

$$I_j(t) = I_{j,1}(t) + I_{j,2}(t) + \dots + I_{j,M}(t). \quad (8)$$

Известная зависимость [6] токов через синапсы каждого типа от проводимостей $g_m(t)$ этих типов в наших обозначениях имеет вид:

$$I_{j,m}(t) = a_{j,m} \cdot g_m(t) [u(z_j, t) - V_m]. \quad (9)$$

Уравнения (7), (8), (9) задают преобразование проводимостей $g_m(t)$ во внутриклеточный потенциал $V(z, t)$, а уравнение (1) – взаимно однозначное

соответствие внутриклеточного $V(z,t)$ и внеклеточного $\varphi(z,t)$ потенциалов.

Поэтому можно рассмотреть задачу разделения вызванных потенциалов $\varphi(z,t)$ на компоненты различного происхождения. При различии латентных периодов этих компонентов задача разделения ВП на компоненты становится практически разрешимой, хотя и очень трудоёмкой.

Аппроксимация синаптических токов

Будем предполагать, что токи синапсов имеют одинаковую форму как функции времени, но токи разных компонентов имеют разные латентные периоды и разное распределение амплитуд по глубине коры. Форму токов заимствуем из [7] или ([6], Фиг. 17 и Фиг. 61). Используем кусочно-линейную аппроксимацию кривых. Нужно определить набор латентных периодов компонентов, и матрицу амплитуд всех компонентов на всех уровнях отведения потенциалов.

Метод подбора квазирешений

Обоснование этого метода имеется, например, в монографии [5]. В нашей задаче после всех упрощений остаётся подобрать всего $(N+1) \cdot M$ чисел. Главной трудностью будет являться наличие помех в составе вызванных потенциалов, например, потенциалов залпов импульсов аксонов, приходящих во время развития вызванного потенциала.

При современном состоянии методов и аппаратуры вычислений объём вычислений представляется вполне приемлемым, и можно надеяться, что быстрое развитие вычислительной техники вскоре вообще снимет эти проблемы трудоёмких

вычислений и неточных математических моделей.

Заключение

В заключение следует отметить, что даже частичное решение этой обратной задачи анализа вызванных потенциалов приведёт к некоторому прогрессу в понимании механизмов работы коры мозга. Уточнение математических моделей может быть существенным моментом в разработке новых вычислительных процедур.

Работа поддержана РФФИ, проект 12-01-00154-а.

Список литературы

1. Покровский А.Н. К вопросу о механизме возникновения электрических потенциалов в нервной ткани // Биофизика, 1970. Т. 15. Вып. 5. С. 881-887.
2. Покровский А.Н., Прохоренко Ю.П. Вычисление элементарных составляющих вызванных потенциалов//Биофизика, 1975. Т. 20. Вып. 1. С. 113-117.
3. Покровский А.Н. Векторные меры на дереве//Современные методы теории краевых задач. Материалы Воронежской весенней математической школы "Понтрягинские чтения XV". Изд. ВГУ, Воронеж, 2004. С. 175-176.
4. Покровский А.Н. Обратная задача моделирования внеклеточных потенциалов коры мозга.//Системы управления и информационные технологии. № 1(23), 2006. С. 94-98.
5. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М.: «Наука», 1974. 224 с.
6. Экклс Дж. Физиология синапсов. М.: Мир, 1966. 395 с.
7. Araki T., Terzuolo C.A., Membrane currents in spinal motoneurons associated with the action potential and synaptic activity.//J. Neurophysiol., **25**, 772-789 (1962).
8. Покровский А.Н. Выделение компонентов вызванного потенциала методом подбора квазирешений модельной задачи //Материалы XV Международной конференции по нейрокибернетике Ростов-на-Дону, 2009. Том 2. С. 142-144.
9. Покровский А.Н. Процессы управления в нервных клетках. Учебное пособие. Изд. ЛГУ, Ленинград, 1987. 85 с.

ПАРАДИГМА ПРЕДЕЛЬНЫХ ОБОБЩЕНИЙ: ОТ НЕЙРОНОВ К КОГНИТИВНОМУ МИРУ

Ю. А. Прокопчук

Институт технической механики НАНУ и НКАУ, Днепрпетровск

itk3@ukr.net

This paper overviews the results of studies presented in the author's book "Principle of Limiting Generalizations: Methodology, Problems, and Applications." Emphasis is on the neural network implementation of cognitive-behavioral functional system hierarchy. The implementation of the syndromic principle of weak-formalized system and process control is discussed too.

Введение и постановка задач

Как отмечают Веккер Л.М. [1] и Дубровский Д.И. [2] одним из насущных вопросов психофизиологии и философии познания остается разработка феноменологии и систематики явлений субъективной реальности (СР). Петренко В.Ф. [3] указывает на то, что психосемантика в методическом плане нуждается в дальнейшем развитии математического инструментария по построению семантических пространств. Анохин К.В. [4] отмечает, что основная проблема, стоящая на пути понимания когнитивных функций мозга и их реалистичного моделирования, заключается в отсутствии развернутой теории, объясняющей процессы самоорганизации.

Основной задачей настоящего исследования является разработка *синтетической телесно – феноменологической онтологии*, которая позволила бы выдвинуть гипотезы и сформулировать содержательно-формальные утверждения относительно: координатной системы феноменологического пространства (ФП); категориальной структуры ФП; принципов перехода от физической реальности к ФП; принципов зарождения, созревания, кооперативного взаимодействия и разрушения когнитивно - поведенческих структур и функциональных систем;

процессов когнитивной самоорганизующейся критичности.

Разные аспекты предлагаемой онтологии рассмотрены в монографии [5].

Важной частью исследования является разработка приложений, демонстрирующих особенности тех или иных структур и процессов [5, 6, 7].

Базовые положения развиваемой когнитивной парадигмы

При изучении ФП наблюдателя базовым предположением является предположение о существовании единого *универсального принципа структурирования информации* (этот принцип закладывался в "устройство" мышления с эволюционным возникновением самого мышления). Именно благодаря этому общему принципу происходит сопряжение (непосредственное или опосредованное) любой мыслительной структуры с любой другой, и любого уровня информационной масштабности.

Следствием универсального принципа структурирования информации являются модели двух взаимосвязанных информационных объектов: *орграфа набросков* (образов, моделей, ситуаций) и *динамического системопаттерна* (или сокращенно – *системопаттерна*). Разновидностью орграфа набросков является орграф доменов элементарного теста (домен – множество значений теста со связями наследования). Формальная модель системопаттерна представима в виде:

$$f/\mu: k^1 \rightarrow k^2, \quad (1)$$

где f/μ – некоторое отображение (морфизм), в котором μ – механизм реализации отображения; k^1 – исходные данные или состояние; k^2 – требуемые

данные или состояние (цели и критерии). Исходные и требуемые данные выражаются через элементарные тесты [5]. Механизм μ отвечает за системность, так как он привлекает все виды ресурсов для реализации отображения, включая поиск необходимых исходных данных (при необходимости).

С помощью системопаттернов можно описать любые преобразования, движения информации, материи или энергии. Другими словами, любые реальные или предполагаемые изменения действительности, включая субъективные переживания.

Авторский подход к моделированию когнитивных функций вообще и управления в частности заключается в развитии «Принципа предельных обобщений» (ППО) [5]. Основная гипотеза состоит в том, что ППО олицетворяет «встроенную» *оптимальность мышления*. Эволюционная обоснованность гипотезы заключается в стремлении когнитивной системы к глобальному энергетическому минимуму.

В качестве модели СР (когнитивного мира) рассматривается феноменологическая модель *Виртуальной сплошной среды* [5].

Синтетическая телесно-феноменологическая онтология

Предполагается, что произвольную ситуацию действительности (прецедент, систему, процесс) можно описать с помощью множества элементарных тестов, представимых в виде «тест = значение». Результаты любого теста τ могут выбираться из разных доменов T (множеств значений), которые образуют оргграф доменов $G(\tau) = \{T \rightarrow T\}_\tau$. В совокупности оргграфы образуют *Банк тестов*. Различные комбинации доменов для всех тестов определяют различные уровни общности описания ситуаций действительности. Банк тестов обеспечивает переход от физической к феноменологической реальности и может служить системой координат ФП (с учетом квантово-семантических эффектов). Оргграфы $G(\tau)$ наиболее просто

реализуются на основе НС.

Для решения той или иной когнитивной задачи (Z -задачи) формируется множество прецедентов с известными исходами $\Omega = \{\alpha(\{\underline{t}/T\}, \underline{z}/Z)\}$, где $Z = \{1, \dots, N\}$ – множество заключений; $\{\underline{t}/T\}$ – множество значений тестов. К числу важных категориальных структур, формирующихся в результате самоорганизации, относятся формальные синдромы, вероятностные закономерности, (предельные) синдромные и вероятностные модели знаний.

Под *формальным синдромом* понимается неизбыточная совокупность значений тестов, позволяющая однозначно установить заключение:

$$S = (\{\underline{t}/T\} \rightarrow \underline{z}/Z). \quad (2)$$

С каждым синдромом S связано «облако» предельных синдромов $\{S^*\}$, которое получается путем всех допустимых обобщений в рамках $\{G(\tau)\}$. *Предельный синдром* S^* является предельным в трех смыслах: его нельзя усилить, т.е. повысить ранг; его нельзя редуцировать и его нельзя обобщить ни по одному входящему тесту.

Совокупность синдромов $\{S\}$ образует *синдромную модель знаний*, если она позволяет определить заключение, как минимум, для любой ситуации действительности из $\Omega(\{\tau/T_0\})$ – априорного описания. Синдромная модель знаний *минимальна*, если из нее нельзя удалить ни один синдром без потери полноты охвата прецедентов из $\Omega(\{\tau/T_0\})$. Для любой синдромной модели знаний $\{S\}$ можно построить *сопряженную предельную модель* $\{S^*\}$. Можно также найти все предельные синдромы на всех уровнях общности для каждой ситуации $\alpha \in \Omega$. Их объединение представляет собой *полную предельную синдромную модель знаний* на $\langle \Omega, \{G(\tau)\} \rangle$, которую обозначим $\{S^*\}_{Full}$. На основе $\{S^*\}_{Full}$ могут быть построены (*абсолютно*) *минимальные предельные синдромные модели знаний* $\{S^*\}_{Min}$. Модель $\{S^*\}_{Full}$ доминирует все другие модели. Можно найти все $\{S^*\}_{Min}$, которые эквивалентны $\{S^*\}_{Full}$.

Помимо синдромов речь также может идти о вероятностных закономерностях $\{R\}$ и сопряженных предельных вероятностных

закономерностях $\{R^*\}$, которые являются ранними предвестниками событий.

Важнейшими категориальными структурами являются *орграфы набросков* образов, ситуаций, текстов $G_S(W)$. Они формируются автоматически для любой совокупности значений тестов $W = \{\underline{t}/T\}$. В процессе самоорганизации на основе $G_S(W)$ формируются *экстремальные пограничные слои набросков*, обладающие предельными характеристиками: они однозначно решают целевую задачу и требуют при этом минимум памяти. Орграфы набросков также позволяют сформировать сенсорно-перцептивные модели знаний [5].

В [5] на основе Банка тестов и синдромных моделей знаний рассматриваются вопросы когнитивной бикластеризации, которая приводит к понятиям *базового уровня* [1].

Любые трансформации физической или феноменологической реальности описываются с помощью среды системопаттернов

$$\{f/\mu: \{J_b b/B\} \rightarrow \{J_a a/A\}, \mu \in \{\mu\}_{f\} \cup P_k, (3)$$

где f/μ - системопаттерны; $\{b/B\}$, $\{a/A\}$ – элементарные тесты; J - оператор оценки истинности значения теста; P_k - правила композиции системопаттернов.

Телесность онтологии обеспечивают иерархические среды радикалов (функциональные системы), которые реализуют (предельные) модели знаний. В рамках настоящего исследования среды радикалов реализуются с помощью нейроморфных сетей [5].

Некоторые предельные синдромы можно рассматривать в качестве *параметров порядка* развития сложных ситуаций. Смена одного (предельного) синдрома другим может привести к качественному изменению поведения системы или ситуации. Наличие разных синдромов предопределяет конкуренцию параметров порядка. Факт возможности смены качественного поведения системы путем целенаправленного изменения текущих синдромов лежит в основе *синдромного принципа управления*. Само управление можно представить в виде:

$$U = \cup_S \{\underline{t}'/T \rightarrow \underline{t}/T\}_S \vee \cup_R \{\underline{t}''/T \rightarrow \underline{t}/T\}_R, (4)$$

$$S \in \{S\}_U, R \in \{R\}_U,$$

где $\{S\}_U$ – множество целевых синдромов, а $\{R\}_U$ – множество целевых вероятностных закономерностей (предвестников). Синдромное управление существенным образом опирается на синергетический принцип подчинения.

Для каждой модели знаний автоматически создается среда S-радикалов и R-радикалов: каждому синдрому и каждой закономерности соответствует свой радикал. Любой радикал может быть либо активным, либо пассивным [8]. В совокупности активные радикалы образуют текущий системоквант. В общем случае среда радикалов реализует произвольную среду системопаттернов (3). Среда радикалов может обучаться, первоначально активизируя наиболее результативные в прошлом радикалы.

Связка «Модель знаний – среда радикалов» представляет собой функциональную систему (ФС) когнитивно-поведенческого уровня. Иерархия задач выбора (принятия решения) приводит к иерархии ФС [5].

Среда радикалов может использоваться в двух режимах: 1) режим диагностики; 2) режим управления. В режиме диагностики каждый активный радикал осуществляет поиск значений необходимых тестов. В режиме управления задаются целевые синдромы/предвестники, которые запускают радикалы-цели. Каждый радикал-цель активен до тех пор, пока активен соответствующий целевой синдром/предвестник. Радикалы-цели можно рассматривать как *центры активации «потребностей»* системы до момента удовлетворения потребностей. Рассогласование текущих значений тестов и целевых значений, которые активируются радикалами-целями, создает *отрицательные «эмоции»*. Последние являются движущей силой преобразований (целенаправленного поведения). Все остальные радикалы работают в режиме диагностики состояния.

Среда радикалов может быть преобразована в среду когнитивных

агентов, реализующих среду системопаттернов.

Некоторые аналогии с нейрофизиологическими представлениями

Модельные нейроны отражают в своей активности процесс формирования полноценных ФС «организменного» уровня. Другими словами, нейроны обладают ярко выраженным свойством *системоспецифичности* [9]. Общий принцип формирования каждой интеграции (на уровне системопаттерна или на уровне ФС) определяется как принцип избирательного взаимодействия всех ее составляющих и коллективной саморегуляции на получение «полезного для системы приспособительного результата», например решения определенной Z-задачи. Модельные нейроны способны радикальным образом менять тип своей функциональной специализации в зависимости от Z-задачи.

Базовый феномен системопаттерна и ФС – феномен *квантово-семантического запутывания* – проявляется в форме возникновения у большого числа дистантно расположенных нейронов характерных фазных активаций [5].

Радикал (в интерпретации автора) является простейшим системным нейронным образованием (интеграцией), проявляющим целенаправленное поведение. Среда радикалов реализует *голографический принцип*: каждый элемент среды отражает в своей активности состояние ее конечного результата.

Среда радикалов (системопаттернов) демонстрирует огромное разнообразие активностей при решении одной и той же задачи (высокую *пластичность*). В силу большой избыточности имеет место высокая стабильность ФС в ситуации свободного выбора, в сочетании со способностью к быстрой реорганизации в условиях любого воздействия, затрудняющего достижение результата.

Учитывая наличие в среде радикалов директивной зоны и зоны возможностей, можно говорить о принадлежности нейрона

к стабильной или нестабильной составляющей ФС. Кроме того, существуют критические пути (эффективные последовательности системоквантов), что также накладывает отпечаток на характер активности нейронов. По мере формирования критических путей в рамках ФС отмечается постепенное снижение степени выраженности поведенческой специализации нейронов, не входящих в критический путь или радикалы директивной зоны. Таким образом, наряду с относительно стабильным «ядром», в состав любой ФС входит и значительная часть нейронов, образующих своего рода лабильную периферию.

Имеются определенные аналогии с так называемой пейсмекерной теорией организации мозговой деятельности. Действительно, как радикалы, так и ФС в целом запускаются системоспецифичными модельными нейронами (АД-нейронами), которые, вероятно, можно отнести к типу «пейсмекеров». Учитывая иерархию ФС, можно подтвердить вывод о том, что структуры «мозга» выстраиваются по определенному градиенту возбудимости [9].

Структура ФС показывает, как на когнитивном уровне возможно многократное «проигрывание» какой-либо целенаправленной деятельности, не доводя дело до развертывания исполнительных механизмов, до попытки получения результата.

Заключение

Представленные исследования формируют единый теоретический базис процессов извлечения и представления знаний, обеспечивают полноту методов структурирования знаний и, в конечном счете, высокую адаптивность программных систем.

Разработаны когнитивные приложения для медицины [7], социологии, космических исследований и других областей [5, 6].

Список литературы

1. Веккер Л.М. Психика и реальность единая теория психических процессов. – М.: Издательство "Смысл", 1998. – 685 с.
2. Дубровский Д. И. Сознание, мозг, искусственный интеллект. – М. : Стратегия-Центр, 2007. – 272 с.
3. Петренко В.Ф. Многомерное сознание: Психосемантическая парадигма. - М.: Новый хронограф, 2010. - 440 с.
4. Анохин К.В. Теория функциональных систем и проблема происхождения адаптивной организованности нервной системы // Труды конференции «Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях – 2011» (Нижний Новгород, 17 – 19 мая 2011г.). – Н-Новгород: ИПФ РАН, 2011. - С. 6.
5. Прокопчук Ю. А. Принцип предельных обобщений: методология, задачи, приложения. Монография. – Дн-вск: ИТМ НАНУ и НКАУ, 2012.- 384 с.
6. Прокопчук Ю.А. Когнитивное моделирование на основе принципа предельных обобщений // Труды IX Международной конференции «Когнитивный анализ и управление развитием ситуаций» (14 – 16 ноября 2011 г., Москва). – М.: ИПУ РАН, 2011. – С. 169 – 174.
7. Prokopchuk Yu. Multi-purpose knowledge bank // Hospital Information Technology Europe, 2010. – Vol 3. - No 3. – P. 44 – 47.
8. Чечкин А.В. Радикалы и системокванты интеллектуальных систем // Моделирование функциональных систем / Под ред. К.В. Судакова, В.А. Викторова. М. : ЗАО “РИТ-Экспресс”, 2000. - С. 73–94.
9. Бобровников Л. В. Основы квантовой синергетики функциональных систем. Ч. I / Л. В. Бобровников. – М. : Российская академия естественных наук, 2008. – 187 с.

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ РАСПРЕДЕЛЕННЫЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ КАК СРЕДСТВО ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОСТИ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Д.А. Рачковский, А.Д. Гольцев, В.В. Лукович, И.С. Мисуно, Р.С. Омельченко,
Е.Г. Ревунова, С.В. Слипченко, А.М. Соколов

Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем
НАН Украины
dar@infrm.kiev.ua

We propose an approach to improve the efficiency of information processing by example-based reasoning and vector information representations that uses the ideas of distributed representations in the brain. It is shown that distributed representations allow an efficient estimation of numeric vector similarity as well as efficient solving of discrete ill-posed problems. The formation of distributed representations of complex structured relational information used in declarative knowledge bases is considered that allows an efficient search for analogs in analogical reasoning. Some promising directions for further development are given that concern taking into account the semantics when creating and processing distributed representations.

Введение

Рост объемов, сложности и разнообразия информации, доступной в электронной форме, требует новых подходов к ее представлению и обработке для решения задач поиска, классификации, принятия решений и других задач интеллектуальных информационных технологий (ИТ). Предлагаемый подход является развитием идей по созданию искусственного интеллекта, предложенных Николаем Михайловичем Амосовым и его научной школой [1-6], и основан на принципах моделирования мышления человека и особенностей нейросетевой организации мозга.

В статье рассмотрены два направления исследований. Первое – решение задач путем моделирования рассуждений человека на основе примеров. Второе – специальный формат векторного представления информации, основанный на идее распределенного представления информации в мозге.

Известно, что при решении задач в условиях неполноты, неточности, и противоречивости входной информации

люди широко и продуктивно используют рассуждения на основе примеров. Увеличение количества и объемов доступных информационных массивов повышает возможности создания баз примеров для использования этого подхода в ИТ, но в то же время усложняет хранение, доступ и обработку информации о примерах.

В современном арсенале методов искусственного интеллекта и машинного обучения хорошо развиты методы обработки данных, представленных в векторной форме. Многие методы решения задач на основе векторных представлений имеют приемлемую (полиномиальную) вычислительную сложность, что позволяет использовать их на практике. Однако значительная размерность традиционных векторных представлений больших массивов сложных данных недопустимо замедляет обработку.

В то же время обработка не векторной, а сложно структурированной информации в традиционных символьных представлениях осуществляется последовательными сложными (переборными) алгоритмами. Так, например, сходство графов часто определяют на основе установления изоморфизма их подграфов, что является NP-полной задачей. Такие методы практически не применимы в "больших" приложениях.

Мы развиваем методы решения этих проблем на основе распределенных представлений (РП) парадигмы ассоциативно-проективных нейронных сетей (АПНС) [2-6]. В данной работе показано, каким образом распределенные представления позволяют повысить

эффективность хранения и обработки векторных данных на основе определения сходства числовых векторов, а также эффективно решать дискретные некорректные обратные задачи. Рассмотрено также формирование распределенных представлений сложно-структурированной реляционной информации, используемой в рассуждениях по аналогии, которые позволяют осуществлять поиск аналогов по сходству с одновременным учетом структуры и семантики информации. Приводятся перспективные направления дальнейших исследований.

Рассуждения на основе примеров

Моделирование рассуждений на основе примеров, и его разновидности – рассуждения на основе прецедентов (case-based reasoning) и аналогий (analogy-based reasoning) – применяется в ИТ для решения задач поиска, классификации, аппроксимации, прогнозирования, планирования, диагностики, управления. Для реализации подхода рассуждений по примерам формируется база примеров – память системы (Рис. 1).

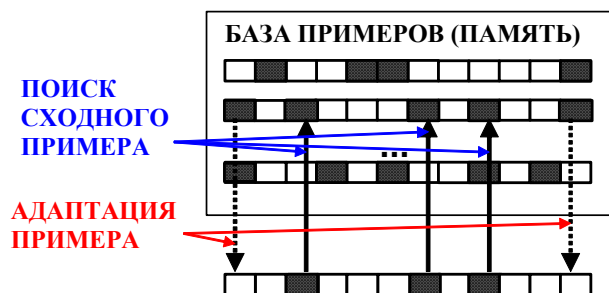


Рис. 1. Схема рассуждений на основе примеров.

В базе запоминаются описания индивидуальных или обобщенных примеров – ситуации вместе с прогнозами их развития, реакциями на них, задачи с их решениями – то есть примеры прошлого опыта, которые обычно называют прецедентами или аналогами. Для входной ситуации система находит в базе одну или несколько сходных ситуаций и принимает решения, делает прогнозы или выводы о входной ситуации, используя (адаптируя к ней) знания из найденных примеров. Такой подход позволяет прогнозировать в??

исследуемом объекте или процессе наличие неизвестных свойств, отношений, причинно-следственных связей и т.п. на основе фактов их существования в похожих объектах. исследований.

В рассуждениях на основе примеров выделяют следующие этапы [7]:

1. Представление: Получение описаний примеров (задач, ситуаций, и т.п.) и их представление во внутреннем формате системы для дальнейшей обработки. Например, внутренние представления могут быть получены путем извлечения полезных признаков или других преобразований исходного описания для улучшения работы системы.
2. Поиск: Поиск примеров в базе, наиболее "подходящих" ко входному. Например, это могут быть предварительно сохраненные задачи с их известными решениями, которые могут быть использованы для решения целевой входной задачи.
3. Использование: попытка повторно использовать решение из найденного в базе подходящего примера (возможно, после адаптации для учета различий в описании). Обычно этот этап подразделяют на подэтапы (отображение, то есть нахождение соответствующих элементов примеров; сам вывод; возможно, модификация базы примеров, то есть обучение).

Ключевой этап в задаче рассуждений на примерах – этап поиска. Причины следующие:

1. Поиск должен выбрать один или несколько кандидатов для последующей обработки. Это предполагает выполнение некоторого анализа всей базы примеров, а также оценки адекватности найденных примеров, что для больших баз и сложных примеров требует значительных вычислительных ресурсов.
2. Результаты поиска уже могут быть выходом системы, так как дальнейшее использование может осуществляться людьми, как при Internet-поиске, или в рассуждениях по прецедентам, когда человек вручную адаптирует найденный пример.

3. Качество результатов поиска, то есть актуальность и релевантность извлеченных из базы примеров, влияет на этап дальнейшего использования, будь-то ручного или автоматического.

Эффективность этапа поиска и, следовательно, всей системы рассуждений по примерам, в основном, определяется этапом представления по следующим причинам:

1. Начальное описание входной задачи или ситуации должно содержать достаточную информацию для поиска.
2. Внутренний формат системы влияет на вычислительную эффективность и качество поиска.
3. Процесс трансформации начальных описаний во внутренний формат системы влияет на вычислительную эффективность – главным образом, на этапе внутреннего представления всех примеров базы.

Важную роль на этапе поиска ближайшего примера играет поиск по сходству. В некоторых приложениях рассуждений на основе примеров можно адекватно оценивать сходство по "поверхностным признакам" (surface features). Обычно поверхностные признаки представлены в виде пар "атрибут-значение" и даются как часть описания примера. Таким образом, пример для целей поиска может быть представлен как простой вектор числовых признаков. Меры сходства-различия векторов, такие как расстояние, скалярное произведение, угол имеют близкую к линейной от размерности вектора вычислительную сложность, т.е. вычислительно эффективны.

Рассмотрим примеры решения задач подходом рассуждений по примерам. Пусть задана база примеров в виде векторов признаков с известными метками классов. Есть входной вектор признаков, для которого неизвестна метка класса. Найдем ближайший пример из базы. Близость будем оценивать по Евклидовому расстоянию. Теперь используем знания о ближайшем примере базы для вывода о входном примере. А именно, перенесем известную для примера базы метку класса на входной пример. Получаем известный метод ближайшего соседа – как пример

реализации подхода рассуждений по примерам.

При решении практических технических задач, этап адаптации знаний из найденного ближайшего примера к целевой ситуации можно изменить, чтобы задействовать знания персонала. Например, при диагностике состояний систем самолета по показаниям соответствующих датчиков, которые используют в качестве признаков, ИТ, использующая рассуждения по примерам, определяет класс рабочего или нерабочего состояния систем самолета. А техническому персоналу выдается уже текстовая инструкция по обслуживанию найденной неисправности.

Однако подход рассуждений на основе примеров может применяться и для совсем других типов входной информации, нежели числовые признаки. Например, задача прогнозирования развития военно-политических кризисов. В базе примеров находятся текстовые описания известных военно-политических кризисов. Надо спрогнозировать развитие нового кризиса. Люди-эксперты часто используют для этого прогноза рассуждения по прецедентам. Сначала им надо найти сходные прецеденты. Для этого можно применить обычный текстовый поиск, где в качестве запроса используется текстовое описание нового кризиса. Система выдает тексты похожих прецедентов. Изучив их, эксперт дает свое заключение (см также [8]).

Рассуждения по прецедентам – разновидность методологии рассуждений на основе примеров, где поиск прецедентов происходит по "поверхностным признакам", – показали свою полезность в широком спектре приложений и областей (например, [9]). Однако, рассуждения по прецедентам сильно зависят от предметной области [10]: они требуют трудоемкой ручной настройки системы для выполнения конкретной задачи, знаний о конкретной предметной области и признаков, для нее характерных. Например, при использовании метода ближайшего соседа обычно предполагается, что признаки – компоненты векторов – так выбраны и

пронормированы, что они примерно равнозначны. Кроме того, здесь на этапах автоматической обработки игнорируется знания о структуре примеров.

В последние годы растет понимание важности структуры информации как в области рассуждений на основе примеров, так и в других областях, таких как базы данных и знаний, веб и т.д. Появляются базы примеров в виде баз данных и баз знаний, в том числе в формате XML.

Также, для упрощения разработки системы требуются универсальные механизмы извлечения и обработки примеров базы, а не специфичные для конкретной цели системы и конкретной базы примеров.

Поэтому все больше внимания привлекают рассуждения по аналогии, где акцент делается именно на учете структуры примеров-аналогов. Аналогии представляют собой реляционные структуры – то есть структуры, где выделены иерархические системы отношений между сущностями предметной области. Кроме того, рассуждения по аналогии моделирует общие когнитивные процессы, позволяя более универсальную обработку примеров, которая не зависит от предметной области.

Рассуждения по аналогии

Описание аналогов включает описание их элементов – объектов (сущностей), атрибутов (признаков) и отношений. Сущности – это объекты предметной области (например, США, Ирак и т.п.). Атрибуты описывают свойства объектов (например, страна, большой, и т.п.). Отношения определяют взаимоотношения между элементами аналогов (например, атаковать, следовать, и т.п.). Аргументами отношений могут быть объекты, атрибуты, или другие отношения. Атрибуты могут рассматриваться как отношения с одним аргументом.

Модели рассуждений по аналогии (Рис. 2) по входному эпизоду находят наиболее сходные эпизоды-аналоги в памяти, используя меру сходства, учитывающую структуру аналогов. Затем входной эпизод

сравнивается с найденным аналогом и определяется соответствие между элементами этих двух эпизодов (т.н. "отображение"). Определяется часть аналога из памяти, которая отсутствует во входном эпизоде (отношение или система отношений). Эти знания переносятся на входной эпизод, адаптируясь к нему (вывод по аналогии).

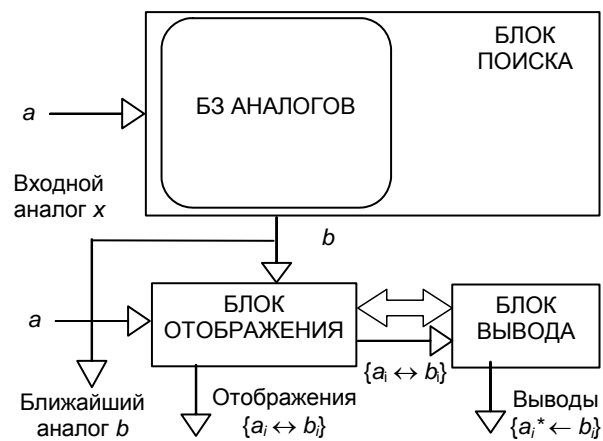


Рис. 2. Схема реализации рассуждений по аналогии.

В простом примере на Рис. 3, при сопоставлении эпизода нападения США на Вьетнам (США атаковали Вьетнам, в результате Вьетнам дал отпор США) и входного эпизода нападения Ирака на Кувейт (Ирак атаковал Кувейт, в результате...), отображение выявляет отсутствие отношения "дать отпор" во входном эпизоде. Адаптация заключается в переносе этого отношения во входной эпизод и подстановке Кувейта вместо Вьетнама, и Ирака вместо США (см. также [11]).

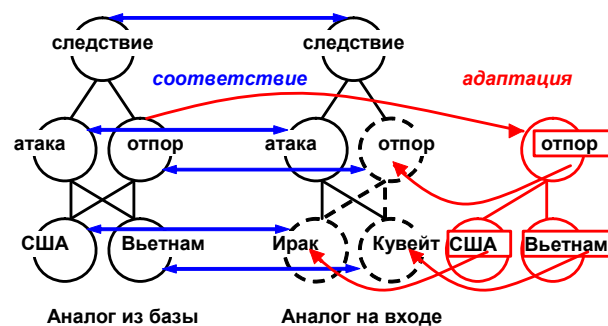


Рис. 3. Пример отображения и вывода по аналогии.

Поиск и обработка аналогов требует использования вычислительно сложных операций оценки сходства сложных вложенных структур. Однако, такие

"затраты" оправданы тем, что могут быть найдены более релевантные примеры.

Структурное сходство аналогов отражает то, как элементы аналогов (например, сущности, отношения и подструктуры различных иерархических уровней) расположены (организованы) по отношению друг к другу. Оно основано на понятии "структурной согласованности" [12] или "изоморфизма" [13]. Аналоги также сравниваются по "поверхностному" или "внешнему сходству" [14] на основе общих элементов аналогов, или по более широкому "семантическому сходству" [13] на основе, например, принадлежности к одной таксономической категории или сходству векторов характеристических признаков [14].

Эксперименты по оценке людьми сходства и аналогии подтвердили, что как поверхностное, так и структурное сходство необходимо для поиска адекватных аналогов [14]. Хотя структурное сходство в поиске аналогов считается менее важным, чем в отображении (сопоставлении, поиске соответствий), модели поиска, которые учитывают только поверхностное сходство, считаются недостаточными.

Реляционную структурированную информацию в эпизодах или аналогах, которые применяют в рассуждениях по аналогии, часто рассматривают как помеченные ориентированные упорядоченные ациклические графы (Рис. 4).

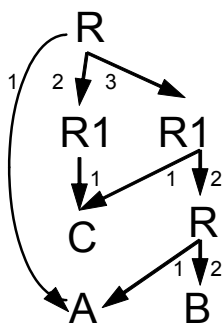


Рис. 4. Пример графа – структурированного эпизода базы знаний.

Это порождает соблазн использовать меры сходства графов из теории графов такие как изоморфизм подграфов; максимальный общий подграф; минимальный общий суперграф; расстояния редактирования графов [15-17].

К сожалению, эти методы (меры), как правило, требуют решения NP-полных задач или подвержены комбинаторному взрыву [17]. Таким образом, из-за вычислительных трудностей они практически неприменимы для больших графов, а тем более для больших баз таких графов. С другой стороны, даже полностью изоморфные графы часто не отвечают требованиям, которые предъявляют люди к сходству аналогов [18]. Это означает, что поверхностное, семантическое сходство, также важно.

Вычислительную сложность и неадекватность граф-теоретических моделей и мер сходства для структурированных примеров пытаются преодолеть введением различных мер и моделей оценки сходства. Для этого исходные описания примеров трансформируются и / или дополняются внутренними представлениями и моделями.

Исследователями рассуждений по аналогии предложен ряд эвристических моделей поиска аналогов на основе сходства. Наиболее продвинутыми из них являются MAC/FAC, которая работает с символьными структурами [14] и ARCS, использующая локалистские нейросетевые структуры [13]. Другой подход использует примерное субоптимальное сравнение графов или специальные виды графов [17,19]. Эти методы оценки сходства имеют полиномиальную вычислительную сложность. Однако, полиномиальная сложность для больших аналогов и баз примеров также неприемлема, по крайней мере, для степени полинома более 2-3.

Таким образом, традиционные методы работы со структурами вычислительно дорогие и плохо учитывают семантику. Альтернативный подход заключается в преодолении высокой вычислительной сложности и плохого учета семантики путем вложения (преобразования) графов во внутренние векторные представления. В отличие от рассуждений по прецедентам, в рассуждениях по аналогии такие векторы должны отражать не только семантику, но и структуру примеров.

Распределенные векторные представления примеров

В последнее время ряд подходов к вложению графов в векторные пространства был разработан в теории графов [20, 19, 21]. Еще раньше, интересные методы таких вложений были предложены в области исследований, известной как "распределенные представления" (distributed representations) [22]. Это нейросетевой подход, основанный на моделировании представления информации в мозге, к которому привели идеи распределенного или "голографического" представления информации в мозге, как альтернативы "локалистским" представлениям" [23].

В локалистских представлениях каждому объекту (например, признак, физический объект, отношение и т.п.) соответствует некоторый узел, символ, или компонент вектора. Распределенное представление (РП) информации – форма векторного представления, где каждый объект представлен множеством компонентов вектора, и каждый компонент вектора может принадлежать представлениям многих объектов [22]. Поэтому, в РП семантика отдельных компонентов векторов представления не определена, в отличие от обычного (локалистского) векторного представления.

Распределенные представления обеспечивают:

- высокую информационную емкость (например, если один объект представлен M компонентами N -мерного вектора представления, число представимых объектов распределенных представлений равно числу сочетаний из N по M , в отличие от N/M в локалистских представлениях);

- явное представление релевантных аспектов объектов как элементов многомерного вектора, что обеспечивает непосредственный доступ к ним: информация может быть извлечена с помощью простой обработки и без дополнительного обращения к памяти (без прослеживания указателей и т.п.);

- непосредственное представление сходства (сходные объекты имеют сходные представления) и использование эффективно вычисляемых мер сходства (скалярное произведение или расстояние);

- возможность использования хорошо развитых методов векторной обработки информации;

- богатую семантическую основу, за счет использования представлений на основе признаков, и даже позволяя отразить сходство признаков.

К достоинствам РП относятся также нейробиологическая релевантность; избыточное представление информации, что приводит к способности работать в условиях шума, сбоев, и неопределенности; надежность и "мягкая деградация".

Считалось, что главным недостатком распределенных представлений является неспособность представлять структуру (см., например, [24] и ссылки в ней). Однако, в последнее время появились схемы "структурно-чувствительных" распределенных представлений в виде векторов различных форматов, где для представления структуры используются операции связывания (binding). "Голографические редуцированные представления" (Holographic Reduced Representations HRRs) (ссылки в [25]) используют векторы с вещественными компонентами и операцию круговой свертки для их связывания. "Бинарные распределенные коды" (Binary Spatter Codes) ссылки в Канервы [26] используют векторы с компонентами $\{0,1\}$ и покомпонентное исключающее ИЛИ для связывания. Схема "умножение, сложение, перестановка" (Multiply, Add, Permute) Гейлера [27] использует векторы с компонентами $\{-1, +1\}$ и покомпонентное умножение для связывания.

В разрабатываемой нами парадигме АПНС для РП используются двоичные векторы с компонентами $\{0,1\}$, которые мы называем кодвекторами. Любой объект x (атрибут, объект, отношение) представлен кодвектором \mathbf{X} ($x \rightarrow \mathbf{X}$). Кодвекторы – разреженные векторы, то есть доля ненулевых компонент вектора M

кодвектора X размерностью N мала: $M/N \ll 1/2$.

Сходные объекты (в контексте прикладной задачи) должны иметь сходные кодвекторы. Сходство кодвекторов определяется на основании скалярного произведения, которое для двоичных векторов равно числу общих единичных компонентов, то есть, перекрытию X, Y : $|X \wedge Y|$, где \wedge – покомпонентная конъюнкция, $|Z|$ – число ненулевых компонентов в Z . Для связывания используется специальная операция контекстно-зависимого прореживания [24]. В последующих разделах рассмотрим разработанные методы формирования и обработки РП векторных данных и реляционных структур.

Распределенное представление и обработка векторных данных

Большая часть электронных цифровых данных может быть представлена в виде матриц или таблиц. Например, массивы текстов для целей поиска или классификации рассматривают как матрицы слова-тексты, где в столбцах – тексты, а в строках – слова. Эту же информацию можно трактовать как набор точек в многомерном пространстве. Размерность пространства может составлять, например, сотни тысяч (по числу слов в языке), а число точек – миллионы и миллиарды (по числу веб-страниц Интернет).

Многие методы и алгоритмы информационного поиска, классификации, кластеризации, аппроксимации, обучения и рассуждений на основе примеров, ассоциативной памяти и др. оперируют мерами различия и сходства векторов – такими, как расстояние, скалярное произведение, угол. Поэтому было бы полезно оперировать с преобразованными векторными представлениями, которые имеют сходство, согласующиеся со сходством в исходном многомерном векторном пространстве, но при этом более эффективны с точки зрения экономии памяти, скорости обработки, возможности

применения специальных методов хранения и обработки данных.

Такое преобразование может быть выполнено при помощи персептроноподобной нейронной сети. Для решения задач классификации, аппроксимации, гетероассоциативной памяти и др. веса связей таких сетей обычно настраивают на обучающей выборке, стартуя со случайных весов. Однако, нейросети со случайной начальной структурной организацией уже имеют полезные свойства [28-32, 7].

Преобразуем входной массив данных, представленный в виде входной матрицы $X(A \times L)$, L – число векторов, в массив $Y(N \times L)$ путем его повекторной подачи на однослойный персептрон (Рис. 5) со случайными связями, представленными в виде матрицы $R(N \times A)$: $Y=RX$.

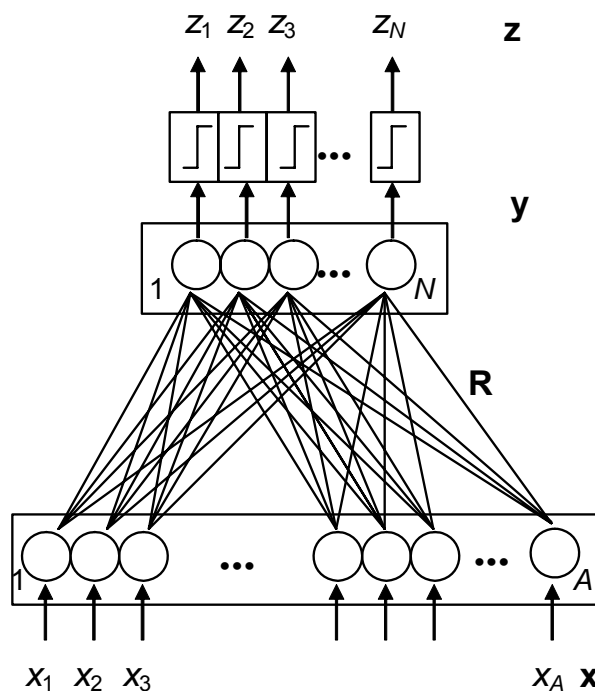


Рис. 5. Однослойный персептрон.

При определенном выборе R , по результату (то есть по N -мерным векторам матрицы Y) можно с высокой точностью и вычислительно эффективно оценить расстояния между исходными A -мерными векторами в X , даже при $N \ll A$. Например, это справедливо для случайной матрицы R , элементы которой сформированы как реализации Гауссовой случайной величины [33].

Применим в выходных нейронах персептронной сети бинаризирующее пороговое преобразование $y \rightarrow z$:

$$z_j = 1 \text{ при } y_j > t_j; z_j = 0 \text{ иначе, } j = 1, \dots, N, \quad (1)$$

где t_j – величина порога.

Тогда по бинарным выходным векторам $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2$ тоже можно оценивать угол между входными векторами [35] как

$$\theta^* = g^{-1}((\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)/|\mathbf{z}_1|), \quad (2)$$

где g^{-1} – функция, обратная функции g вычисления условной вероятности совпадения единичных компонентов результирующих бинарных разреженных векторов, $(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)/|\mathbf{z}_1|$ – оценка этой вероятности по бинарным векторам, $(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$ – скалярное произведение $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2$. Функция g вычисляется как

$$p(z_{1j} = 1 | z_{2j} = 1) = p(z_{1j} = 1, z_{2j} = 1) / p(z_{2j} = 1) \quad (3)$$

где $p(z_2 = 1)$ – вероятность единичного компонента \mathbf{z}_2 , $p(z_1 = 1, z_2 = 1)$ – вероятность совпадения единичных компонентов \mathbf{z}_1 и \mathbf{z}_2 , которая, в свою очередь, при бинаризации порогами t_1 и t_2 вычисляется как

$$p(z_{1j} = 1, z_{2j} = 1 | \theta, t_1, t_2) = p(y_{1j} > t_1, y_{2j} > t_2 | \theta) = \frac{1}{2\pi(1 - \cos^2 \theta)} \int_{t_1}^{\infty} \int_{t_2}^{\infty} e^{-\frac{y_1^2 - 2y_1y_2 \cos \theta + y_2^2}{2(1 - \cos^2 \theta)}} dy_1 dy_2. \quad (4)$$

Степень разреженности бинарных выходных векторов регулируется величиной порога. При этом число бит для представления бинарных векторов может быть меньше, чем число бит на представление векторов с плавающей точкой, даже если размерность бинарных векторов больше. В то же время, получаем векторы в формате АПНС [2-6] и эффективных разновидностей ассоциативной памяти [35,36].

Формирование РП проецированием схематически показано на Рис. 6.

Заметим, что у компонентов входных векторов в нашем примере с представлением текстов была явная семантика – компонент соответствовал слову, а его значение – функция от частоты встречаемости слова в тексте. У компонентов выходных векторов, соответствующих текстам, такой семантики компонентов уже нет. В то же время, сходным входным векторам соответствуют сходные выходные векторы. Такие векторы являются примером РП.

Случайные числа с плавающей точкой, требующиеся для представления Гауссовых случайных величин, генерировать вычислительно сложно, и они занимают много места. Очевидно, самый простой вариант – это бинарные случайные величины со значениями 0 и 1. Они очень легко генерируются и хранятся. Тогда и умножение на бинарную матрицу сводится к сложению, то есть является вычислительно простым. Поэтому представляет интерес изучения формирования РП с помощью случайных бинарных матриц.

Рассмотрим еще одну задачу, решение которой требуется для многих практических приложений. Пусть дана линейная система

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \quad (5)$$

где матрица $\mathbf{A}(m \times n)$ и вектор \mathbf{b} известны, вектор \mathbf{x} требуется оценить.

В случае, когда сингулярные значения \mathbf{A} плавно убывают до нуля и отношение между наибольшим и наименьшим ненулевым сингулярными значениями велико, вектор \mathbf{b} искажен аддитивным шумом, эта задача известна как "дискретная некорректная задача" (см. ссылки в [37]).

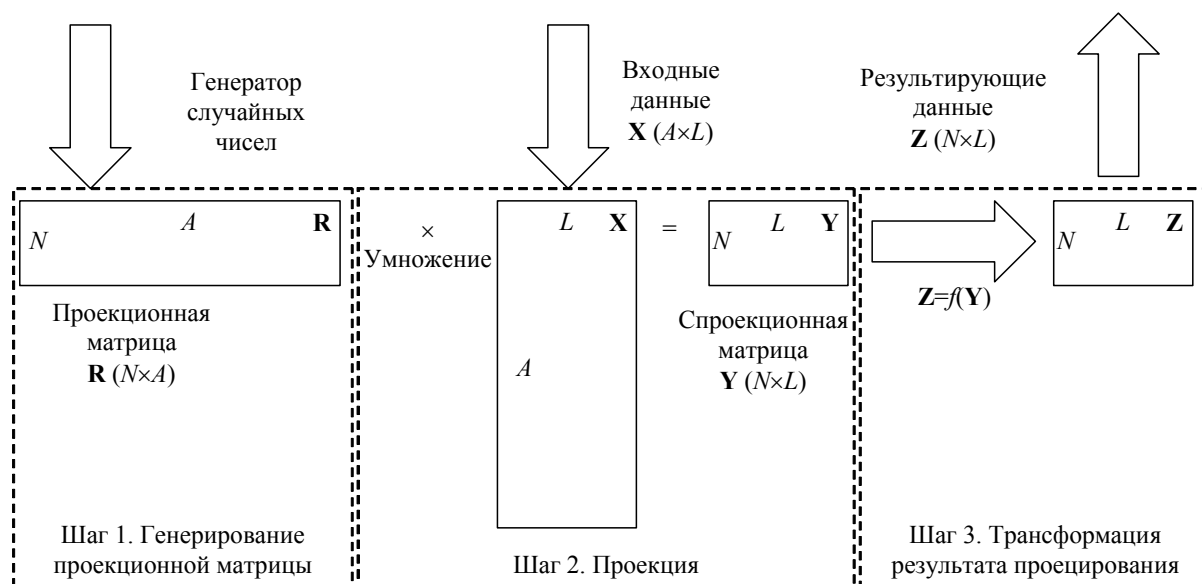


Рис. 6. Схема формирования РП проецированием.

Дискретные некорректные задачи возникают, например, при дискретизации интегральных уравнений Фредгольма и Вольтерры первого рода в важных задачах спектроскопии, гравиметрии, магнитометрии, электроразведки и др. (см. [38-39] и ссылки в них).

Решения дискретных некорректных задач как задач наименьших квадратов с использованием численных методов линейной алгебры являются неустойчивыми – малые возмущения во входных данных приводят к большим возмущениям в решении. А возмущения присутствуют по условию задачи, так как вектор \mathbf{b} искажен аддитивным шумом. Для повышения устойчивости и точности решения используют методы регуляризации – Тихонова и др. Однако, они имеют недостатки – большую вычислительную сложность и трудность выбора надлежащих параметров регуляризации.

Нами предложен и развивается подход к устойчивому решению дискретных некорректных задач, использующий идеи нейросетевого распределенного представления и рандомизированных проекций. Обе части исходного уравнения превратим в РП случайной проекцией

$$\mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{R}\mathbf{b}. \quad (6)$$

Число столбцов n матрицы $\mathbf{R}\mathbf{A}(k \times n)$ определяется размерностью матрицы \mathbf{A} , число строк k априорно неизвестно. Решение получим с помощью псевдообратной матрицы $(\mathbf{R}\mathbf{A})^+$:

$$\mathbf{x}=(\mathbf{R}\mathbf{A})^+\mathbf{R}\mathbf{b}. \quad (7)$$

Оказывается, ошибка такого решения меняется в зависимости от размерности k проекционной матрицы. Причем имеется оптимальная промежуточная размерность $k < n$, при которой достигается минимум ошибки.

Для выбора размерности k , близкой к оптимальной, на основе анализа поведения составляющих ошибки решения – смещения и дисперсии – предлагается использовать критерии выбора моделей Маллоуза S_p , Акаике AIC, Бин Ю $g\text{MDL}$, а также выбора параметра регуляризации Тихонова методом кросс-валидации GCV, обобщенной невязки Dsc, L-кривой и др.

Таблица 1. Ошибка решения дискретной некорректной задачи разными методами

Уровень шума в \mathbf{b}	Ошибка решений без случайно проекции				Ошибка решений со случайной проекцией					
	e_{Pin}	$e_{\text{RegT Lcur}}$	$e_{\text{RegT GCV}}$	$e_{\text{RegT Dsc}}$	$e_{\text{PinR}}(k)$	$e_{\text{PinQR}}(k)$	$e_{\text{PinR}}(\text{gMDL}(k))$	$e_{\text{PinQR}}(\text{gMDL}(k))$	$e_{\text{PinR}}(\text{Lcur}(k))$	$e_{\text{PinQR}}(\text{Lcur}(k))$
10^{-2}	$7.3 \cdot 10^8$	48.9	47.3	64	53.8(26)	50.3(29)	53.8(26)	51.3(27)	53.8(26)	51.9(30)
10^{-6}	$7.3 \cdot 10^4$	21.1	$1.6 \cdot 10^3$	22.8	21.9(35)	21.7(39)	21.9(35)	21.8(35)	22.0(36)	21.7(39)
10^{-10}	11.1	9.4	11.1	15.5	9.01(77)	8.3(47)	21.9(35)	12.5(45)	–	–

В Таблице 1 приведены ошибки решения дискретной некорректной задачи для аэро-гамма съемки (ссылки), полученные обычной псевдоинверсией – e_{Pin} , традиционными методами регуляризации (без случайного проецирования) e_{RegT} и предлагаемым способом со случайным проецированием $e_{\text{Pin(Q)R}}$. В скобках указаны значения k . При оптимальной размерности k ошибка решения на несколько порядков меньше, чем методом псевдообращения без преобразования в РП, и находится на уровне ошибки регуляризации Тихонова.

На Рис. 7 приведены зависимости от k ошибки решения псевдоинверсией с проецированием (левая ось Y) и критерия выбора модели gMDL (правая ось Y) при разных уровнях шума ($1e-2$, $1e-6$, $1e-10$). Минимумы ошибки и критерия достигаются при близких значениях k .

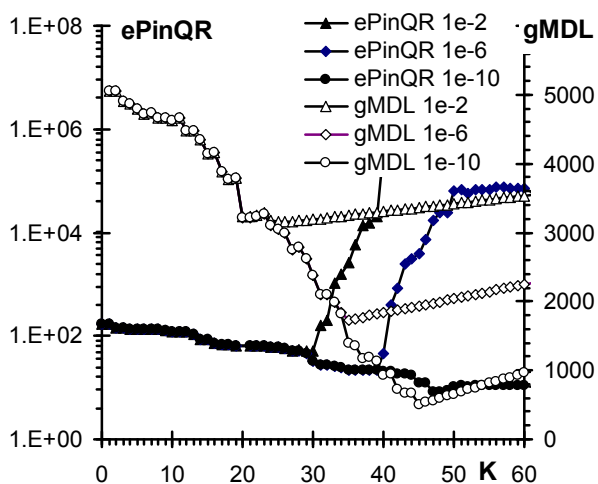


Рис. 7. Зависимость ошибки и значений критерия выбора модели gMDL от размерности проекционной матрицы k .

Значение размерности k , при котором достигается минимум ошибки решения, уменьшается с увеличением

уровня шума в \mathbf{b} . Это создает возможность уменьшения вычислительных затрат на получение решения.

Разложение по сингулярным значениям для получения псевдообратной матрицы, с помощью которой вычисляется решение, выполняется для \mathbf{RA} ($k \times n$). Поэтому, когда k составляет малую долю m , вычислительные затраты $O(mn \min\{m,n\})$ на разложение по сингулярным значениям SVD, которое требуется для нахождения псевдообратной матрицы, уменьшаются по сравнению с затратами на SVD исходной матрицы \mathbf{A} ($m \times n$). Выигрыш увеличивается при большом уровне шума, когда оптимальная размерность k мала.

Дальнейшее повышение эффективности решения дискретной некорректной задачи может быть также получено путем применения известных или разработки новых критериев выбора модели, которые дают размерность k , ближайшую к оптимальной.

Соединение структуры и семантики в распределенных представлениях

Оперирование структурами считают более высокой степенью обработки информации для человеческого интеллекта и компьютеров. Так, способность проводить более сложные аналогии, требующие анализа иерархических систем отношений, появляется у детей, начиная с определенного возраста (см. ссылки в [40]). А в работе по созданию новых, гораздо более эффективных компьютеров в рамках программы Ubiquitous High Performance Computing [41], DARPA в качестве одного из основных направлений выделяет Graph-based Computing – вычисления на основе графов. Утверждается, что продвижения

здесь гораздо более трудные, чем в обычных "числовых" вычислениях, но в долгосрочной перспективе гораздо более важные.

В отличие от обычных вычислений, оперирование со структурами требует отслеживания связей или указателей – последовательности вершин и ребер, а не непосредственного доступа по индексам. Наверное, поэтому сходство структур вычисляется сложными, зачастую переборными алгоритмами. Кроме того, меры сходства обычно не учитывают степень сходства элементов структур, либо учитывают только совпадение или различие имен элементов.

DARPA противопоставляет оперирование структурами и числами и призывает отдельно развивать эти направления. Однако, часто требуется соединять структурированную и числовую информацию. Например, вершины графов могут представлять собой объекты, которые отличаются не только символьным именем, но могут иметь свое векторное представление.

Нами разработаны подходы преобразования структур в РП [24,42,43,11,40], которые позволяют сохранить в векторах полезную информацию о структуре и семантике, и далее эффективно оперировать векторами для оценки сходства реляционных структур.

Группа (подмножество) элементов представляется покомпонентной дизъюнкцией $Z = \vee_i X_i$ их кодвекторов [24]. Однако, если формировать кодвектор "множества множеств" покомпонентной дизъюнкцией кодвекторов групп, информация о первоначальных наборах теряется, что приводит к "катастрофе суперпозиции" (см., например, [24] и ссылки в ней). Поэтому для сохранения информации о группировке элементов в иерархических структурах, а также о порядке следования элементов, требуется операция связывания.

Кроме того, покомпонентная дизъюнкция дает вектор, в котором больше единичных компонентов, чем в каждом из входных векторов. Для сохранения

разреженности кодвекторов требуется нормализация числа единиц. Рассмотрим один из вариантов процедуры контекстно-зависимого прореживания, которая используется в АПНС для связывания и нормализации (см. подробное описание и обсуждение в [24]).

Связанный кодвектор $\langle Z \rangle$ формируется из связываемых кодвекторов X_i :

$$Z = \vee_i X_i \langle Z \rangle = \vee_{k=1,K} (Z \wedge \tilde{Z}(k)) = Z \wedge \vee_{k=1,K} \tilde{Z}(k). \quad (8)$$

Здесь $\tilde{Z}(k)$ есть Z с переставленными компонентами. Для каждого k , используется случайная независимая перестановка, фиксированная для этого k . Число используемых перестановок K управляет числом единичных компонентов в итоговом $\langle Z \rangle$.

Подмножество единичных компонентов каждого кодвектора X_i , которое сохраняется в $\langle Z \rangle$, зависит от Z , и, следовательно, от каждого и всех X_i . Таким образом сохраняется информация о конкретном (под)множестве элементов структур, кодвекторы которых участвовали в формировании $\langle Z \rangle$, чем и обеспечивается связывание.

Процедура связывания может рассматриваться как функциональный аналог группирующих скобок в символьной нотации, позволяющий сохранить информацию о группировке элементов структур: $(a,b,c\dots) \rightarrow \langle A,B,C\dots \rangle$, где $(a,b,c\dots)$ – элементы группы, $A,B,C\dots$ – их кодвекторы, $\langle \dots \rangle$ – процедура связывания.

Важным случаем структур являются последовательности. Для РП последовательности можно использовать связывание кодвекторов компонент с их положением: $\langle A \vee \mathbb{N}_2 \rangle$, где \mathbb{N}_2 – кодвектор номера.

Другой разрабатываемый нами подход к представлению последовательности связан с преобразованием в векторы q -грамм переменной длины, и последующее

формирование РП [44]. Показано, что РП аппроксимируют расстояние Левенштейна. Разработанные методы эффективного поиска ближайших последовательностей в больших базах использовались для решения ряда задач классификации рассуждениями по примерам – поиск дубликатов текстов в базах поисковых систем, идентификация спама в электронной почте, поиск кодирующих участков генов, выявление аномалий в поведении пользователей компьютерных систем.

На базе процедур связывания контекстно-зависимым прореживанием [24] были предложены методы представления иерархических реляционных структур в виде кодвекторов [42,43,11,40]. Их основой является формирование кодвекторов отношений. Элементы отношений – их имена, роли, аргументы – исходно представлены кодвекторами. Из них с помощью разработанных методов формируются результирующие кодвекторы отношений.

Сформированные кодвекторы отношений имеют ту же размерность, что и кодвекторы компонентов отношений, и содержат подмножества единичных компонентов кодвекторов элементов отношений. Поэтому сходные по составу элементов отношения продуцируют сходные результирующие кодвекторы.

Из кодвекторов отношений рекурсивно формируются кодвекторы сложных иерархических реляционных структур, содержащих отношения высших порядков. В результате, для структур со сходными объектами и отношениями созданные методы обеспечивают продуцирование сходных кодвекторов.

Таким образом, находя сходство кодвекторов реляционных структур по некоторой мере сходства векторов – например, по скалярному произведению – мы одновременно оцениваем сходство структур и сходства объектов в этих структурах. Это создает основу для создания вычислительно эффективных и качественно новых методов обработки реляционных структур баз данных и знаний, которые основаны на сходстве и

одновременно учитывают и структуру, и семантику знаний.

Рассмотрим пример представления реляционной структуры – эпизода БЗ "Солнечная система" – из известной аналогии Резерфорда атом-солнечная система. На Рис. 8. представлено его схематическое описание в виде графа, на Рис. 9 – в скобочной нотации.

На Рис. 10 дано кодвекторное представление **SOLAR_SYSTEM** (сконструированное) с применением связывания из кодвекторов сущностей **SUN**, **PLANET** и ролей отношений **CAUSE_1**, **CAUSE_2**, **GRAVITY_1**, **GRAVITY_2**, **MASS**, **TEMPERATURE**, **ATTRACTS_1**, **ATTRACTS_2**, **GREATER_1**, **GREATER_2**, **REVOLVE-AROUND_1**, **REVOLVE-AROUND_2**.

В описании ситуаций (эпизодов) БЗ сложность отношений много выше, чем в приведенном примере. Так, в экспериментах по поиску аналогов [40] мы использовали эпизоды БЗ, состоящие в среднем из 90 отношений. Результаты получены на уровне (или выше) лучших символьных моделей рассуждений по аналогии MAC/FAC при меньшей вычислительной сложности. Рассмотрим в качестве примера один из экспериментов.

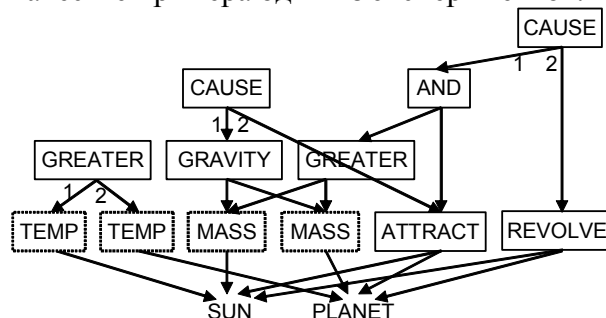


Рис. 8. Схематическое описание аналога в виде графа.

```
(CAUSE
  (GRAVITY (MASS SUN) (MASS PLANET))
  (ATTRACTS SUN PLANET))
(GREATER (TEMPERATURE SUN)
  (TEMPERATURE PLANET))
(CAUSE
  (AND (GREATER (MASS SUN)
    (MASS PLANET))
    (ATTRACTS SUN PLANET))
  (REVOLVE-AROUND PLANET SUN))
```

Рис. 9. Описание аналога в символьной скобочной нотации.

```
SOLAR_SYSTEM =
< CAUSE_1
  √ < GRAVITY_1 √ < MASS √ SUN > >
  √ < GRAVITY_2 √ < MASS √ PLANET > > >
√ < CAUSE_2
  √ < ATTRACTS_1 √ SUN >
  √ < ATTRACTS_2 √ PLANET > >
√
√ < GREATER_1 √ < TEMPERATURE √ SUN > >
√ < GREATER_2 √ < TEMPERATURE √ PLANET > >
√
√ < CAUSE_1
  √ < AND √ < GREATER_1 √ < MASS √ SUN > >
  √ < GREATER_2 √ < MASS √ PLANET > > >
  √ < AND √ < ATTRACTS_1 √ SUN >
  √ < ATTRACTS_2 √ PLANET > > >
√ < CAUSE_2
  √ < REVOLVE-AROUND_1 √ PLANET >
  √ < REVOLVE-AROUND_2 √ SUN > >
```

Рис 10. Кодвекторное представление аналога.

Известно, что люди легче находят некоторые виды аналогов, нежели другие. На основе анализа различных видов аналогов психологами были выявлены типы их сходства и упорядочены в порядке легкости нахождения [14]. Типы сходства представлены в Табл. 2. Здесь все эпизоды имеют одинаковые отношения первого порядка (в данном случае – *атаковать, давать отпор*). Имеется два отношения более высокого порядка (отношение следования =>): =>(атаковать, давать отпор) и =>(давать отпор => атаковать) и признаковые отношения (атрибуты объектов) *страна, фирма*.

Эпизоды с "буквальным сходством" LS имеют одинаковые отношения более высокого порядка (отношение следования "в результате") и атрибуты объектов. Эпизоды "истинная аналогия" AN имеют одинаковые отношения более высокого

порядка, но другие атрибуты объектов. Эпизоды "поверхностное сходство" SF имеют одинаковые атрибуты объектов, но другие отношения более высокого порядка. Эпизоды "только отношения первого порядка" FOR отличаются и по отношениям более высокого порядка, и по атрибутам. Как правило, при поиске аналогов считается, что порядок легкости выражается как $LS \geq SF > AN \geq FOR$ [14].

В экспериментах [40] на вход базы знаний подавали эпизоды, имеющие сходство типа LS, SF, AN, и FOR с эпизодами в базе. Из базы извлекались наиболее сходные эпизоды, и подсчитывались меры качества поиска – полнота R (recall) и точность P (precision):

$$R = n1/n2; P = n1/n3, \quad (9)$$

где $n1$ – число найденных правильных аналогов, $n2$ – число правильных аналогов в базе, $n3$ – общее число найденных аналогов.

Результаты экспериментов приведены в Таблице 3. Цифры в скобках (10%) обозначают поиск аналогов в интервале сходства 10% от максимально похожего на запрос эпизода, а (1) – поиск одного максимально похожего на запрос эпизода. Значение полноты поиска для всех экспериментов было равно 1.

Результаты по точности поиска показывают, что для АПНС максимальные значения точности поиска, равные 1, получены для большинства запросов и параметров формирования РП (обозначены F_{CDT}). Исключение составляют FOR для АПНС (10%) $F_{CDT} = 0.2$, где точность равна 0.63. Этот результат сопоставим с результатом лучшей символьной модели MAC/FAC (10%), где точность равна 0.5. По сравнению с первой стадией MAC (10%) модели MAC/FAC, для АПНС точность в 5-10 раз выше для сходства типа SF, AN, и FOR; а для сходства типа LS – в 2 раза выше.

Таблица 2. Типы сходства аналогов

Тип сходства	Общие отношения 1-го пор.	Общие отношения высш. пор.	Общие атрибуты объектов	Пример эпизода
Входной аналог				страна(США); страна(Вьетнам); => (атака(США, Вьетнам), отпор(Вьетнам, США))
LS	●	●	●	страна(Ирак); страна(Кувейт); => (атака(Ирак, Кувейт), отпор(Кувейт, Ирак))
SF	●	–	●	страна(СССР); страна(Афганистан); =>(отпор(Афган, СССР), атака(СССР, Афган))
AN	●	●	–	фирма(IBM); фирма (Apple); => (атака(IBM, Apple), отпор(Apple, IBM))
FOR	●	–	–	фирма(IBM); фирма (Apple); => (отпор(Apple, IBM), атака(IBM, Apple))

Таблица 3. Точность поиска аналогов для разных типов сходства

Тип сходства	LS	SF	AN	FOR
MAC (10%)	0.5	0.1	0.08	0.09
MAC/FAC (10%)	1.00	1.00	1.00	0.5
АПНС (1) $F_{CDT}=0.1$	1.00	1.00	1.00	1.00
АПНС (1) $F_{CDT}=0.2$	1.00	1.00	1.00	1.00
АПНС (10%) $F_{CDT}=0.1$	1.00	1.00	1.00	1.00
АПНС (10%) $F_{CDT}=0.2$	1.00	1.00	1.00	0.63

Для реализации преимуществ РП структур, связанных с естественным учетом сходства объектов, необходимо создать представления объектов (сущностей, отношений, признаков и т.п.), сходные для семантически сходных объектов. Так, если кодвектор страны США будет сходен с кодвектором страны Ирак, больше шансов найти по входному эпизоду нужный аналог в базе.

Для этого можно использовать информацию из онтологий – Сус, SemanticWeb и др. Однако таких ресурсов мало, они дорогостоящие в создании, зачастую закрытые или платные. Предложены и альтернативные подходы к автоматизированному созданию таких "семантических" представлений.

Один из подходов носит название "контекстные векторы" [45-47]. Он исходит из того, что семантическое сходство понятий определяется "сходством употребления", то есть сходные понятия встречаются в одинаковых контекстах. Контекстом можно считать некоторое окружение слова – слова в пределах скользящего окна (Рис.

11), предложения, фрагмента текста, или целые тексты (Рис. 12). Конструируются векторы частот совместной встречаемости слова и контекста. Затем, эти векторы могут быть преобразованы в РП, например, описанными выше проекционными методами. Результирующие контекстные векторы могут использоваться для представления понятий (объектов) при конструировании РП структур. Они могут также использоваться и в других задачах – поиска и классификации текстов, а также для определения меры семантической близости слов и контекстов [46].

Другой подход к извлечению семантической информации – анализ веб-страниц в сетях Internet и Intranet, где такая информация присутствует в огромных количествах. Семантическая информация дает возможность определить, скажем, что некоторое имя является названием фирмы, или именем человека, или названием товара. Однако, понимает это пока только человек. SemanticWeb находится на ранней стадии развития и пока не в состоянии реально справиться с этой задачей. Даже

такие крупные и технологически продвинутые компании, как Microsoft, Apple, и др. не используют явной семантической разметки. Например, на соответствующих веб-страницах сайтов компаний находится персональная информация о сотрудниках компаний, которая включает полное имя, компанию, должность и краткую биографию. Однако в html-коде веб-страниц ничего не указывает на это. Поэтому такого рода информацию надо извлекать специальными методами.

Если предположить, что нужная информация встречается в похожих контекстах, то можно действовать так. Пусть известна семантическая разметка для некоторых веб-страниц. Представим фрагменты их содержимого контекстными векторами, и на основании сходства контекстных векторов нанесем семантическую разметку на страницы, на которых ее еще нет. Затем эта семантическая разметка может использоваться как семантические признаки объектов.

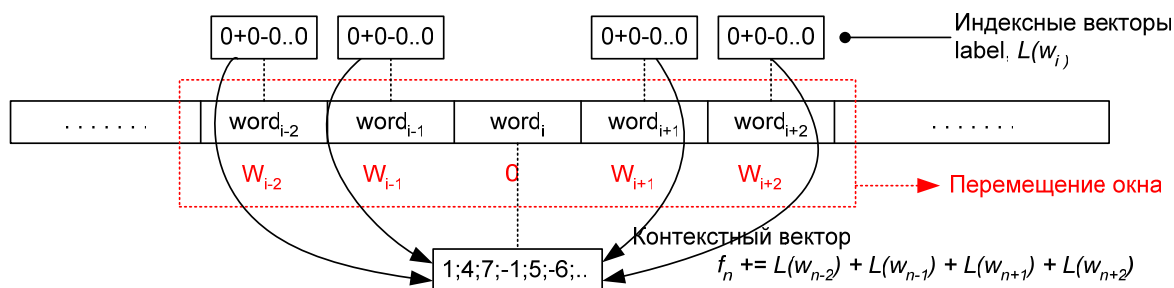


Рис. 11. Формирование контекстных векторов с контекстами – окнами.

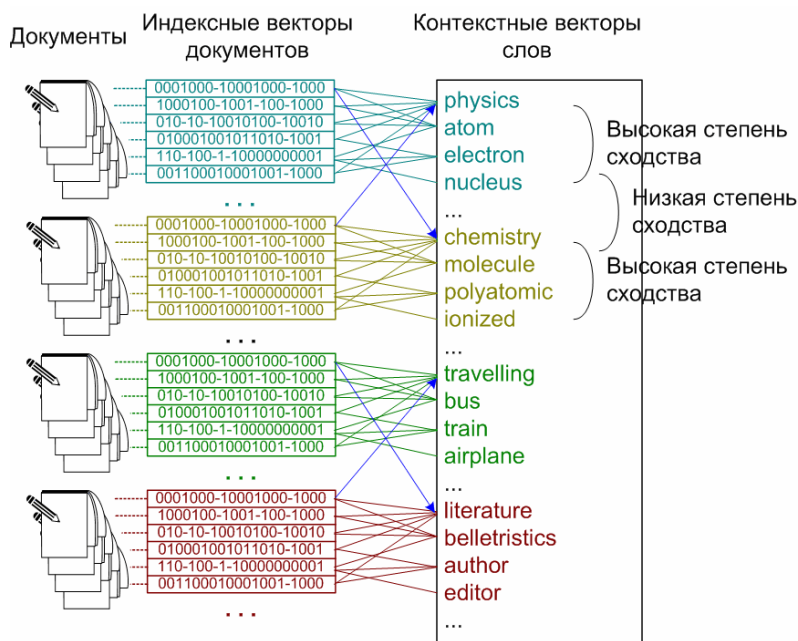


Рис. 12. Формирование контекстных векторов с текстами в качестве контекстов.

Перспективы развития подхода рассуждений по аналогии требуют автоматизации конструирования не только семантических представлений, но и БЗ эпизодов-аналогов, которые сейчас конструируются главным образом

вручную, что является "бутылочным горлышком" процесса приобретения знаний. Один из перспективных подходов – извлечение знаний из текстов [48]. Речь идет о представлении ситуаций, содержащихся во фрагментах текста, в виде

реляционных структур. Здесь нужен так называемый глубокий разбор фрагментов текста. Такой разбор зачастую требует наличия модели мира, включающей знания здравого смысла, общую онтологию, знания предметных областей и естественных языков. Возможный путь реализации такого глубокого разбора – это разбор как раз путем рассуждений по аналогии с имеющимися базами глубокого разбора.

Однако не для всех задач требуется глубокий разбор текстов – для некоторых задач может быть достаточно грамматического разбора. Результаты разбора в виде соответствующих структур могут оказаться полезными для таких задач, как ответы на вопросы. Речь идет о поиске готовых ответов на вопросы в массиве текстов. Тут не требуется рассуждений по аналогии на основе анализа ситуации, описанной в целом фрагменте текста или в базе знаний. Достаточно получить и сравнить грамматические структуры предложения-вопроса и предложений текстов базы, которые могут содержать ответ на этот вопрос. Если эти структуры и сущности (объекты) в них сходны, можно выдвинуть гипотезу, что предложение является ответом на вопрос, и затем ее верифицировать.

Одним из интересных направлений в грамматическом разборе является использование парсеров, реализующих минималистскую программу Хомского [49] – как определенную альтернативу его ранним воззрениям. В этих грамматиках только две операции – бинарная операция слияния (merge) и унарная операция передвижения (move). Основная нагрузка ложится на лексикон – словарь понятий, где каждому понятию соответствует богатый набор признаков. Признаки являются парными (комплементарными – типа агент-реципиент), и определяют допустимые сочетания единиц лексикона для применения к ним бинарной операции.

Основные проблемы в этом подходе – формирование лексикона и реализация парсера. Рост популярности этого направления исследований дает надежду на

появление доступных лексиконов, сконструированных исследователями. Появляются и парсеры – как на символьной основе [50], так и на основе распределенных представлений [51]. Использование лексикона дало бы возможность формировать признаковые семантические представления слов (понятий) на его основе, наращивать его по аналогии или по сходству контекстных векторов слов, производить контекстно-зависимый поиск сходства (пицца похожа на летающую тарелку и на пирожное – в зависимости от контекста выберется нужный признак сходства).

Заключение

Таким образом, распределенные представления, построенные на основе идей о представлении информации в мозге, при использовании в информационных технологиях позволяют повысить их вычислительную эффективность за счет преобразования разнотипных данных – как неструктурированной информации в виде массивов векторов, так и реляционных структур баз знаний – в специальный формат бинарных векторов. Кроме того, распределенные представления позволяют естественным образом соединить информацию о структуре и семантике, открывая возможности создания вычислительно эффективных и качественно новых методов обработки реляционных структур баз данных и знаний по сходству их представлений. Нейробиологическая релевантность распределенных представлений дает надежду на создание на их базе интеллектуальных информационных технологий, функционирующих аналогично человеческому мозгу.

Список литературы

1. Амосов Н.М. Моделирование мышления и психики. Киев: Наукова думка, 1965, 304 с.
2. Амосов Н.М., Байдык Т.Н., Гольцев А.Д., Касаткин А.М., Касаткина Л.М., Куссуль Э.М., Рачковский Д.А. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы. Киев: Наукова думка, 1991, 269 с.
3. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры. Киев: Наукова думка, 1992, 144 с.

4. Байдык Т.Н. Нейронные сети и задачи искусственного интеллекта. Киев: Наукова думка, 2001, 263 с.
5. Гольцев А.Д. Нейронные сети с ансамблевой организацией. Киев: Наукова думка, 2005, 200 с.
6. Kussul E. M., Baidyk T. N., Wunsch D. C. Neural Networks and Micro Mechanics. New York: Springer, 2009, 210 p.
7. Aamodt A., Plaza E. Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches // AI Communications, 1994, 7(1), P. 39–59.
8. Markman A. B., Rachkovskij D.A., Misuno I. S., Revunova E.G. Analogical reasoning techniques in intelligent counterterrorism systems // Informational Theories and Applications, 2003, 10(2), P. 139–146.
9. Aha D. W. The omnipresence of case-based reasoning in science and application // Knowledge-Based Systems, 1998, 11(5–6): P. 261–273.
10. Lopez De Mantaras R., Mcsherry D., Bridge D., Leake D., Smyth B., Craw S., Faltings B., Maher M. L., Cox M. T., Forbus K., Keane M., Aamodt A., Watson I. Retrieval, reuse, revision and retention in case-based reasoning // Knowledge Engineering Review, 2005, 20(3), P.215–240.
11. Slipchenko S.V., Rachkovskij D.A. Analogical mapping using similarity of binary distributed representations // International Journal "Information Theories and Applications", 2009, issue 3, P. 269-290.
12. Falkenhainer B., Forbus K. D., Gentner. D. The structure-mapping engine: Algorithm and examples //Artificial Intelligence, 1989, 41, P. 1–63.
13. Thagard P., Holyoak K.J., Nelson G., Gochfeld D. Analog retrieval by constraint satisfaction // Artificial Intelligence, 1990, 46(1–2), P. 259–310.
14. Forbus K.D., Gentner D., Law K. MAC/FAC: A model of similarity-based retrieval, 1995, Cognitive Science, 19(2), P.141–205.
15. Bunke H. Graph matching: Theoretical foundations, algorithms, and applications // Proceedings of Vision Interface, 2000, P. 82–88.
16. Bunke H. Recent developments in graph matching // Proceedings of the Fifteenth International Conference on Pattern Recognition, 2000, 2, P. 117–124.
17. Schenker A., Bunke H., Last M., Kandel A. Graph-theoretic Techniques for Web Content Mining. River Edge, NJ: World Scientific, 2005, 248 p.
18. Markman A. B., Gentner D. Structure mapping in the comparison process // American Journal of Psychology, 2000, 113, P. 501–538.
19. Riesen K., Fankhauser S., Bunke H., Dickinson P. Efficient suboptimal graph isomorphism // Graph-Based Representations in Pattern Recognition, Vol. 5534 of Lecture Notes in Computer Science. Edited by A. Torsello, F. Escolano, and L. Brun. Springer: Berlin, 2009, P. 124–133.
20. Wilson R. C., Hancock E. R., Luo B. Pattern vectors from algebraic graph theory // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(7), P. 1112–1124.
21. Robles-Kelly A., Hancock E. R. A riemannian approach to graph embedding // Pattern Recognition, 2007, 40, P. 1024–1056.
22. Thorpe S. Localized versus distributed representations // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. Edited by M. A. Arbib. Cambridge, MA: The MIT Press, 2003, P. 643–646.
23. Page M. Connectionist modelling in psychology: A localist manifesto // Behavioral and Brain Sciences, 2000, 23, P. 443–512.
24. Rachkovskij D. A., Kussul E. M. Binding and normalization of binary sparse distributed representations by context-dependent thinning // Neural Computation, 2001, 13(2), P. 411–452.
25. Plate T. Holographic Reduced Representation: Distributed Representation for Cognitive Structures. Stanford: CSLI Publications, 2003, 300 p.
26. Kanerva P. Hyperdimensional computing: an introduction to computing in distributed representation with high-dimensional random vectors // Cognitive Computation, 2009, 1(2), P. 139-159.
27. Gayler R. Multiplicative binding, representation operators, and analogy // Advances in Analogy Research: Integration of Theory and Data from the Cognitive, Computational, and Neural Sciences. Edited by K. Holyoak, D. Gentner, and B. Kokinov, Sofia, Bulgaria: New Bulgarian University, 1998, P. 405.
28. Коган А.Б. Функциональная организация нейронных механизмов. Л.: Медицина, 1974, 224 с.
29. Антомонов Ю.Г. Принципы нейродинамики. Киев: Наукова думка, 1974, 200 с.
30. Чораян О.Г. Нейронный ансамбль. РГУ, 1990, 88 с.
31. Dunin-Barkowski W.L. Data formats in multineuronal systems and brain reverse engineering // Biologically Inspired Cognitive Architectures - Proceedings of the Second Annual Meeting of the BICA Society, Edited by Alexei V. Samsonovich, Kamilla R. Jóhannsdóttir, 2011, P. 103.
32. Mantas Lukoševičius, Herbert Jaeger Reservoir computing approaches to recurrent neural network training // Computer Science Review, 2009, 3(3), P. 127–149.
33. Johnson W., Lindenstrauss J. Extensions of Lipschitz mappings into a Hilbert space // Contemporary Mathematics, 26, 1984, P. 189–206.
34. Рачковский Д.А., Мисуну И.С., Слипченко С.В. Рандомизированные проекционные методы формирования бинарных разреженных векторных представлений // Кибернетика и системный анализ, 2012, № 1, С. 176-188.
35. Frolov A. A., Husek D., Rachkovskij D.A. Time of searching for similar binary vectors in associative memory // Cybernetics and Systems Analysis, 2006, issue 5, P. 615-623.
36. Frolov A.A. Husek D., Polyakov P.Yu. Recurrent-neural-network-based boolean factor analysis and its application to word clustering // IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(7), P. 1073-1086.
37. Revunova E.G., Rachkovskij D.A., Using randomized algorithms for solving discrete ill-posed problems // International Journal "Information Theories and Applications", 2009, issue 2, P. 176-192.
38. Rachkovskij D.A., Revunova E.G. Intelligent gamma-ray data processing for environmental monitoring // Intelligent Data Processing in Global

- Monitoring for Environment and Security. Kiev-Sofia: ITHEA, 2011, P. 136-157.
39. Рачковский Д.А., Ревунова Е.Г. Рандомизированный метод решения дискретных некорректных задач // Кибернетика и системный анализ, 2012.
40. Rachkovskij D.A., Slipchenko S.V. Similarity-based retrieval with structure-sensitive sparse binary distributed representations // Computational Intelligence, 2012, **28**(1), P. 106-129.
41. Ubiquitous High Performance Computing (UHPC) 2010
<https://www.fbo.gov/index?s=opportunity&mode=form&id=cbc05c86eb555a334708b570564dddca&tab=core&tabmode=list&=>
42. Rachkovskij D.A. Representation and processing of structures with binary sparse distributed codes // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2001, **2**(2), P. 261-276.
43. Rachkovskij D.A. Some approaches to analogical mapping with structure sensitive distributed representations // Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, 2004, **16**(3), P. 125-145.
44. Sokolov A. Vector representations for efficient comparison and search for similar strings // Cybernetics and Systems Analysis, 2007, issue 4, P. 484-498.
45. Gallant S. I. Context vectors: A step toward a "Grand Unified Representation" // Hybrid Neural Systems, Lecture Notes in Computer Science, 2000, **1778**. Edited by S. Wermter, and R. Sun. Berlin: Springer, P. 204-210.
46. Мисуно И.С., Рачковский Д.А., Слипченко С.В. Векторные и распределенные представления, отражающие меру семантической связи слов // Математические машины и системы, 2005, № 3, С. 50-66.
47. Sahlgren M., Holst A., Kanerva P. Permutations as a means to encode order in word space // Proceedings of the 30th Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci'08), 2008, Washington, DC, P. 23-26.
48. Forbus K., Riesbeck C., Birnbaum L., Livingston K., Sharma A., Ureel L. Integrating natural language, knowledge representation and reasoning, and analogical processing to learn by reading. // Proceedings of AAAI-07: Twenty-Second Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, BC, 2007.
49. Chomsky N. The Minimalist Program, Cambridge, MA: MIT Press, 1995.
50. Fong S., Ginsburg J.A. Computational Implementation of Syntactic Binding Theory in the Minimalist Program // 2nd Joint ASU/UA Linguistics Symposium. Tempe, AZ. October 1st 2011. <http://dingo.sbs.arizona.edu/~sandiway/mpp/>
51. Gerth S., beim Graben P. Unifying syntactic theory and sentence processing difficulty through a connectionist minimalist parser // Cognitive Neurodynamics **3**(4), 2009, P. 297-316.

УСТОЙЧИВОЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ВЫХОДА ЛИНЕЙНОЙ СИСТЕМЫ В ВЫХОД СИСТЕМЫ С ЗАДАНЫМ БАЗИСОМ НА ОСНОВЕ СЛУЧАЙНЫХ ПРОЕКЦИЙ

Е.Г. Ревунова, Д.А. Рачковский, А.В. Тищук

Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем

НАН Украины

helab@i.com.ua

In this paper we propose an approach to a stable transformation of a linear system output to the output of the system with a given basis. To provide stability, we use regularization based on random projections or truncated SVD. Both methods have a simple neural network implementation.

Введение

Пусть имеется линейная система, вектор выхода которой \mathbf{b} формируется путем линейного преобразования входного вектора (входа) \mathbf{x} и добавления аддитивного шума как $\mathbf{Ax} + \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{b}$. Например, это может быть измерительная система, где дискретно заданный сигнал объекта измерения \mathbf{x} неизвестен, \mathbf{b} – наблюдаемый выход ("сигнальный образ" \mathbf{x}), матрица \mathbf{A} описывает взаимодействие сигнала со средой и/или особенности измерительных средств (детектора, преобразователя сигнала и т.п.). Столбцы \mathbf{A} можно рассматривать как отсчеты дискретно заданных базисных функций линейной системы.

Набор базисных функций \mathbf{A} отражает свойства конкретной измерительной системы, то есть не может быть произвольным. Соответственно, наблюдаемый выход \mathbf{b} , который определяется базисными функциями \mathbf{A} , может не соответствовать требованиям пользователя, либо может быть несовместимым с методами последующей обработки. С другой стороны, если известен набор базисных функций \mathbf{C} , которые дали бы выход с требуемыми свойствами, можно поставить задачу нахождения преобразования наблюдаемого выхода \mathbf{b} в выход системы \mathbf{C} с базисом \mathbf{C} .

Будем искать преобразование выхода как линейное преобразование. Для случая, когда известен вектор шума и его

ковариационная матрица не вырождена, а также не вырождена матрица базисных функций \mathbf{A} , взвешенная ковариационной матрицей шума, в [1] предлагается получать искомое преобразование с использованием обращения \mathbf{A} . Однако, если \mathbf{A} имеет высокое число обусловленности и ряд ее сингулярных чисел плавно спадает к нулю, получаемое с использованием обратной матрицы решение (результат преобразования в выход системы \mathbf{C}) является неустойчивым. Неустойчивость проявляется в том, что малым изменениям \mathbf{b} соответствуют большие изменения решения и ошибка решения велика.

Матрицы базисных функций с указанными свойствами часто встречаются на практике в задачах обработки сигналов в геофизической разведке (электроразведка, магниторазведка, сейсморазведка, гравиразведка), спектрометрии (например, гамма-спектрометрия), медицинской диагностике (визуализация, томография) и др. Для получения устойчивого решения в этих случаях требуется использовать регуляризацию [2]. В данной статье предлагается подход к устойчивому решению задачи преобразования выхода, основанный на использовании случайных проекций и усеченного сингулярного разложения [3–5]. Оба метода имеют простую нейросетевую реализацию

Задача преобразования выхода

Пусть сигнал \mathbf{b} получен с выхода линейной системы \mathbf{A} , выполняющей преобразование

$$\mathbf{Ax} + \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{b}, \quad (1)$$

где $\mathbf{A} \in \mathcal{R}^{m \times n}$, $\mathbf{x} \in \mathcal{R}^n$, $\mathbf{b} \in \mathcal{R}^m$, и

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}_0. \quad (2)$$

Обозначим как \mathbf{d}_0 выход линейной системы C , выполняющей преобразование

$$\mathbf{Cx} = \mathbf{d}_0. \quad (3)$$

Для получения решения – оценки выхода системы C по \mathbf{b} – сначала получим оценку \mathbf{x}' входа \mathbf{x} , решив обратную задачу:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{P} \mathbf{b}, \quad (4)$$

где \mathbf{P} – оператор (матрица), преобразующий выход \mathbf{b} в \mathbf{x}' .

Затем получим оценку выхода системы C :

$$\mathbf{d}' = \mathbf{C} \mathbf{x}' = \mathbf{C} \mathbf{P} \mathbf{b} = \mathbf{T} \mathbf{b} \quad (5)$$

Таким образом, оператор \mathbf{CP} преобразует \mathbf{b} в \mathbf{d}' . Матрицу преобразования $\mathbf{T} = \mathbf{CP}$ в [1] называют матрицей редукции.

Конкретный вид \mathbf{P} зависит от свойств матрицы \mathbf{A} . Если ряд собственных чисел \mathbf{A} спадает монотонно и число обусловленности велико, то задачу относят к классу дискретных некорректных задач [6]. Приближенные решения дискретных некорректных задач как задач наименьших квадратов с использованием численных методов линейной алгебры, таких как разложения LU, Холецкого, QR, являются неустойчивыми. Это означает, что малые возмущения во входных данных приводят к большим возмущениям в решении.

Преобразование вектора выхода с использованием случайного проектора

Предложим подход к устойчивому решению задачи преобразования выхода, основанный на идеях нейросетевого распределенного представления информации, случайных проекций и рандомизированных алгоритмов [3–5].

Сначала получим оценку сигнала входа \mathbf{x}' , используя предложенный нами подход [4, 7] к устойчивому решению дискретной некорректной задачи на основе рандомизации. Умножим обе части (1) на матрицу $\mathbf{R} \in \mathcal{R}^{k \times n}$, $k \leq n$, элементы которой являются реализациями случайной величины с гауссовым распределением с нулевым средним и единичной дисперсией. Таким образом осуществляется преобразование (проекция) в новое

пространство, координатные оси которого являются случайными векторами. Эта операция имеет простую нейросетевую реализацию посредством однослойного персептрона со случайными связями, веса которых – реализации случайной величины (Рис. 1).

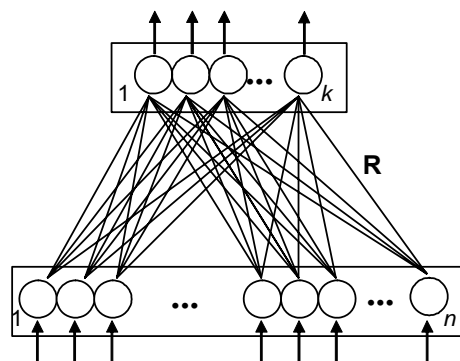


Рис.1. Однослойный персептрон со случайными связями.

Получаем выражение:

$$\mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{R} \mathbf{b}, \quad (6)$$

где $\mathbf{R} \mathbf{A} \in \mathcal{R}^{k \times n}$, $\mathbf{R} \mathbf{b} \in \mathcal{R}^k$. Число столбцов n определяется размерностью матрицы \mathbf{A} , число строк k априорно неизвестно.

Решение задачи наименьших квадратов (6) получим с помощью псевдообратной матрицы $(\mathbf{R} \mathbf{A})^+$:

$$\mathbf{x}' = (\mathbf{R} \mathbf{A})^+ \mathbf{R} \mathbf{b}. \quad (7)$$

С учетом (7), оценка выхода \mathbf{d}' системы C выглядит следующим образом:

$$\mathbf{d}' = \mathbf{C} \mathbf{x}' = \mathbf{C} (\mathbf{R} \mathbf{A})^+ \mathbf{R} \mathbf{b} = \mathbf{T} \mathbf{b}, \quad (8)$$

где $\mathbf{T} = \mathbf{C} (\mathbf{R} \mathbf{A})^+ \mathbf{R}$.

В работе [5] нами исследовалась зависимость точности восстановления истинного вектора \mathbf{x} (7) от числа строк k матрицы случайного проектора. Исследование показало, что зависимость e от k при заметной величине шума имеет минимум при $k < n$. Поэтому, для получения оценки \mathbf{d}' с минимальной ошибкой необходимо использовать случайную проекционную матрицу с размерностью k , близкой к оптимальной.

Оптимальным числом строк k матрицы случайного проектора будем считать такое, при котором минимальна среднеквадратичная ошибка преобразования выхода:

$$e = E_{\varepsilon} \|\mathbf{d}'_k - \mathbf{d}_0\|^2 = \quad (9)$$

$$E_\varepsilon \|C(\mathbf{R}_k \mathbf{A})^+ \mathbf{R}_k \mathbf{b} - \mathbf{d}_0\|^2.$$

где E_ε – усреднение по реализациям шума.

Чтобы выбрать размерность k проекционной матрицы, при которой ошибка решения близка к минимальной в реальных условиях, т.е. когда точное решение неизвестно, мы предлагаем [4] использовать критерии выбора модели, первоначально предложенные для выбора параметров регуляризации Тихонова, а также критерии, используемые для выбора оптимальных моделей в области машинного обучения, индуктивного обучения, и анализа данных (Маллоуза, Акаике, и др.).

Преобразование вектора выхода на основе сингулярного разложения

Другой предлагаемый нами подход к устойчивому решению задачи преобразования выхода основан на усеченном сингулярном разложении. Нейросетевая реализация сингулярного разложения описана в [8, 9]. Для устойчивого регуляризованного решения при вычислении оператора $\mathbf{C}\mathbf{P}$ (5) в качестве \mathbf{P} будем использовать матрицу, получаемую как

$$\mathbf{P} = \mathbf{A}_k^+ = \mathbf{V} \text{diag}(\varphi_i / \sigma_i) \mathbf{U}^T, \quad (10)$$

при $i \leq k$ $\varphi_i = 1$, иначе $\varphi_i = 0$.

Здесь $\mathbf{A}_k = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$ – приближение матрицы \mathbf{A} ($m \times n$), полученное по k ($k < n$) компонентам сингулярного разложения. $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_k)$ – матрица левых сингулярных векторов, $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k)$ – матрица правых сингулярных векторов, $\mathbf{S} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_k)$ – матрица сингулярных чисел.

Оценка выхода системы C , полученная с использованием k компонент сингулярного разложения \mathbf{A} , есть

$$\mathbf{d}'_k = \mathbf{C}\mathbf{A}_k^+ \mathbf{b} = \mathbf{T}_k \mathbf{b}, \quad (11)$$

$$\mathbf{T}_k = \mathbf{C}\mathbf{A}_k^+ = \mathbf{C}\mathbf{V} \text{diag}(\varphi_i / \sigma_i) \mathbf{U}^T \mathbf{d}'_k. \quad (12)$$

Оптимальным числом компонент сингулярного разложения будем считать такое, при котором минимальна среднеквадратичная ошибка преобразования выхода:

$$e = E_\varepsilon \|\mathbf{d}'_k - \mathbf{d}_0\|^2 = E_\varepsilon \|\mathbf{T}_k \mathbf{b} - \mathbf{d}_0\|^2. \quad (13)$$

Для выбора оптимальной размерности k проекционной матрицы используются критерии выбора модели.

Экспериментальное исследование

Экспериментально исследовалась зависимость ошибки преобразования выхода от числа строк матрицы случайного проектора. Столбцы матриц \mathbf{A} и \mathbf{C} содержат m отсчетов радиальных базисных функций: $f_n(z) = \exp(-g(z-c)^2)$, $c = dn + b$, ($d=5$, $b=20$), $z = \{1, 5, 10, \dots, 100\}$, n – номер базисной функции. Для исходной линейной системы $g = 0.05$, для системы C значение $g=0.3$. На Рис.2 приведены ряды сингулярных чисел матриц.

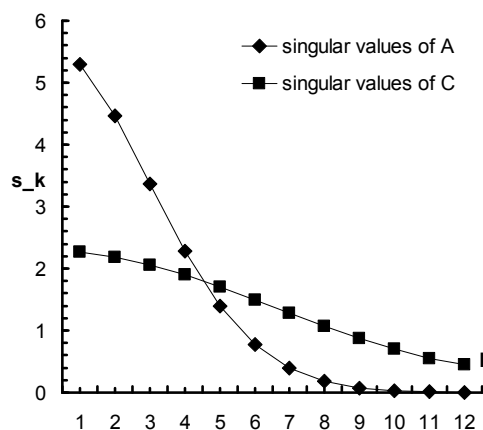


Рис. 2. Ряды сингулярных чисел матриц \mathbf{A} и \mathbf{C} .

Компоненты вектора \mathbf{x} в экспериментах были следующими: $x_5=1$, $x_6=0.5$, $x_{10}=1$, $x_{11}=0.26$, $x_{12}=0.25$, другие компоненты вектора \mathbf{x} – нулевые. Векторы \mathbf{b}_0 , \mathbf{d}_0 , получены как $\mathbf{A}\mathbf{x}$, $\mathbf{C}\mathbf{x}$ соответственно. В качестве шума использовалась случайная величина с гауссовым распределением и с.к.о. (уровень шума) $\{0.0125, 0.00625, 0.003125\}$. На Рис.3 для трех уровней шума приведена зависимость ошибки e от размерности k для метода с использованием случайного проектора (e_{gr}), а также значения ошибки для не регуляризованного решения (e_{nr}).

Видно, что для метода преобразования выхода с использованием случайного проектора зависимость e от k имеет минимум при $k < n$. С ростом уровня шума положение минимума смещается в область меньших значений k , а ошибка в точке

минимума растет. Минимальные значения ошибки для метода с использованием случайного проектора меньше значений ошибки для нерегуляризованного решения.

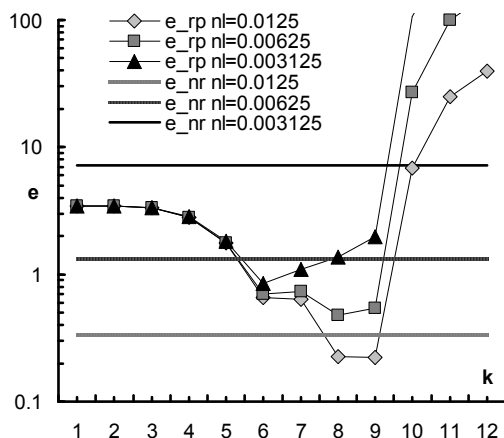


Рис. 3. Зависимость ошибки e от размерности k для метода с использованием случайного проектора.

Для метода на основе усеченного сингулярного разложения зависимость ошибки преобразования выхода от числа компонент сингулярного разложения k приведена на Рис.4.

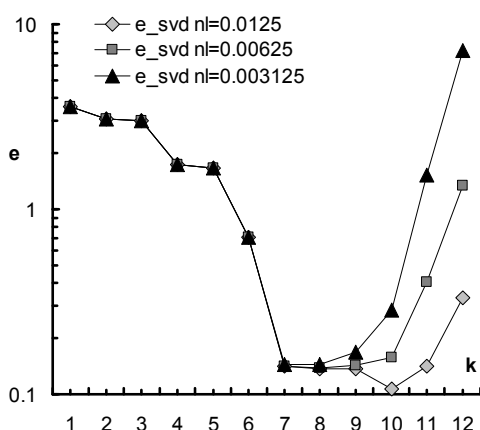


Рис. 4. Зависимость ошибки e от размерности k для метода на основе сингулярного разложения.

Заключение

В статье предлагается подход к устойчивому решению задачи преобразования выхода, основанный на использовании случайных проекций, а также на основе сингулярного разложения, имеющий простую нейросетевую реализацию. Метод преобразования вектора выхода с использованием случайного проектора при $k < n$

обеспечивает меньшее время вычислений, чем метод на основе усеченного сингулярного разложения, так как после проецирования разложение по сингулярным значениям осуществляется для результирующей матрицы ($k \times n$), где k составляет малую долю n исходной матрицы $A \in \mathcal{R}^{m \times n}$. Метод преобразования выхода на основе сингулярного разложения демонстрирует значения ошибки в точке минимума меньшие, чем для метода с использованием случайного проектора. Применение метода с использованием случайного проектора предпочтительно в тех случаях, когда требования по быстродействию высоки, а обеспечиваемая точность является достаточной.

Список литературы

1. Пытьев Ю.П. Математические методы интерпретации эксперимента. М.: Высшая школа, 1989, 351 с.
2. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1979, 285с.
3. Рачковский Д.А., Мисуно И.С., Слипченко С.В. Рандомизированные проекционные методы формирования бинарных разреженных векторных представлений // Кибернетика и системный анализ, 2012, № 1, С. 176-188.
4. Рачковский Д.А., Ревунова Е.Г. Рандомизированный метод решения дискретных некорректных задач // Кибернетика и системный анализ, 2012, № 4, стр. 163-181.
5. Рачковский Д.А., Гольцев А.Д., Лукович В.В., Мисуно И.С., Омельченко Р.С., Ревунова Е.Г., Слипченко С.В., Соколов А.М. Нейросетевые распределенные представления как средство повышения эффективности и интеллектуальности информационных технологий. XVI Международная конференция по нейрокибернетике (ICNC-12).
6. Hansen P.C. Rank-deficient and discrete ill-posed problems. Numerical Aspects of Linear Inversion. SIAM, Philadelphia, 1998, 247 p.
7. Ревунова Е.Г. Исследование составляющих ошибки для решения обратной задачи с использованием случайных проекций // Матем. машины и системы, №.4, 2010, С. 33-42.
8. Weingessel A.. An Analysis of Learning Algorithms in PCA and SVD Neural Networks, PhD thesis, Technische Universitat Wien, 1999.
9. Weingessel A., Hornik K. SVD algorithms: APEX-like versus subspace methods // Neural Process. Lett., №.5, 1997, p. 177-184.

ОТ ИССЛЕДОВАНИЙ АДАПТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ К МОДЕЛИРОВАНИЮ КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

В.Г. Редько

Научно-исследовательский институт системных исследований РАН

vgredko@gmail.com

The new direction of investigation, namely, modeling of cognitive evolution is proposed. Modeling of cognitive evolution is a study of evolution of animal cognitive features. Backgrounds of modeling of cognitive evolution, which are developed in the area of researches "Adaptive behavior" and in similar directions of investigation, are characterized.

Введение

В докладе предлагается новое направление исследований – моделирование когнитивной эволюции, т.е. эволюции познавательных способностей биологических организмов, в процессе которой возникли способности научного познания природы.

Существует глубокая проблема: почему формальный логический вывод, сделанный *человеком*, применим к реальным объектам в *природе*? Для того чтобы разобраться в проблеме, целесообразно исследовать эволюцию познавательных способностей биологических организмов и с помощью моделирования проанализировать, как в процессе эволюции возникали способности, обеспечивающие познание закономерностей внешнего мира, и как развитие этих способностей привело к научному познанию природы.

Задел исследований когнитивной эволюции существует в ряде современных научных направлений, в частности, в рамках направления исследований «Адаптивное поведение».

2. Направление исследований «Адаптивное поведение»

Направление исследований «Адаптивное поведение» развивается с начала 1990-х годов [1]. Основной подход направления – конструирование и исследование искусственных (в виде

компьютерной программы или робота) «организмов», способных приспосабливаться к внешней среде. Эти организмы часто называются «аниматами» (от англ. animal и robot: animal + robot = animat), агентами, автономными агентами. Исследователи адаптивного поведения разрабатывают такие модели, которые применимы к описанию поведения как реального животного, так и искусственного анимата. Дальняя цель этих работ – анализ эволюции когнитивных способностей животных и происхождения интеллекта человека. Эта цель близка к задаче моделирования когнитивной эволюции.

В современных исследованиях адаптивного поведения используется ряд нетривиальных компьютерных методов: обучение с подкреплением [2], нейронные сети, генетический алгоритм и другие методы эволюционной оптимизации. Исследования адаптивного поведения часто рассматриваются как бионический подход к разработкам искусственного интеллекта.

Приведем два примера характерных моделей адаптивного поведения.

Нейробиологическая модель адаптивного поведения, разработанная в Институте нейронаук, руководимом Дж. Эдельманом. В цикле работ данного института анализировалось адаптивное поведение искусственного организма – роботоподобного устройства NOMAD (Neurally Organized Mobile Adaptive Device).

В [3] поведение NOMAD'а моделировало поведение мыши в лабиринте Морриса, которая в бассейне с непрозрачной жидкостью ищет скрытую от зрения платформу, ориентируясь по рисункам на бортах бассейна. NOMAD представлял собой подвижное роботоподобное устройство на колесах, система управления которого представляла

собой большую структурированную нейронную сеть. NOMAD самостоятельно обучался находить скрытую от зрения платформу, ориентируясь по разноцветным полосам на стенах комнаты.

Было продемонстрировано, что NOMAD адекватно имитирует нетривиальное адаптивное поведение мыши.

Бионическая модель поискового адаптивного поведения. В [4] промоделировано поисковое поведение личинок ручейников, обитающих на дне водоемов. Личинки носят на себе защитный чехол-домик – трубку из песчинок и других частиц, собираемых со дна водоемов. Компьютерная модель поискового поведения личинок ручейников, строящих чехол-домик из частиц разного размера и ведущих поиск скоплений подходящих частиц, использовала понятие мотивации M к прикреплению частиц к домику. Динамика регулирующей поведение мотивации M учитывала инерцию переключения между тактиками поведения, случайные вариации и направленное изменение мотивации. Если мотивация M была достаточно велика, то происходил сбор и прикрепление частиц к домику, если M была мала, то модельная личинка искала новое место с подходящими размерами частиц. Важно, что в модели использовались знания личинки о размерах последних протестированных и прикрепленных частиц.

Модель [4] качественно согласуется с биологическими экспериментальными данными, в частности, как в эксперименте, так и в модели к чехлу-домику преимущественно прикрепляются крупные частицы.

3. Модели автономных агентов

Исследования, близкие к моделированию когнитивной эволюции, ведутся в нескольких научных направлениях, таких как «Искусственная жизнь», «Когнитивные архитектуры», научные основы искусственного интеллекта. В основном это работы по основанным на биологических аналогиях

моделям автономных агентов с когнитивными свойствами. Кратко охарактеризуем эти направления.

Искусственная жизнь. Близким к «Адаптивному поведению» является направление исследований «Искусственная жизнь». Основной мотивацией этих исследований служит желание понять и промоделировать формальные принципы организации биологической жизни. Изучается жизнь, какой она могла бы в принципе быть (“life-as-it-could-be”), а не обязательно та жизнь, какой мы ее знаем (“life-as-we-know-it”). Обзор ранних работ по искусственной жизни содержится в [5].

Под **когнитивными архитектурами** понимаются структуры и принципы функционирования познающих систем, которые можно использовать в искусственном интеллекте [6]. В последние годы большое внимание уделяется биологически инспирированным когнитивным архитектурам [7].

В исследованиях **автономных интеллектуальных или когнитивных агентов** часто изучаются компьютерные модели основанных на биологических аналогиях агентов. Обзор исследований в этой области содержится в [8].

Анализ работ в указанных направлениях показывает, что работы по когнитивным моделям адаптивного поведения разных эволюционных уровней ведутся. Хотя пока это скорее накопление материала, а не последовательное изучение когнитивной эволюции. Каковы же эволюционные уровни, на которых стоит остановиться? Как от простых форм адаптивного поведения идти к логическим формам, используемым в научном познании? Далее сделана попытка выделить наиболее существенные этапы исследования когнитивной эволюции.

4. Этапы будущих исследований когнитивной эволюции

А. Моделирование адаптивного поведения аниматов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности. Это могло бы быть моделирование достаточно

естественного и полноценного поведения простых модельных организмов. Моделирование в этом направлении уже начато, см. ниже.

Б. Исследование перехода от физического уровня обработки информации в нервной системе животных к уровню обобщенных образов. Такой переход можно рассматривать, как появление в «сознании» животного свойства «понятие». Обобщенные образы можно представить как мысленные аналоги наших слов, не произносимые животными, но реально используемые ими.

В. Исследование процессов формирования причинных связей в памяти животных. По-видимому, запоминание причинно-следственных связей между событиями во внешней среде и адекватное использование этих связей в поведении – одно из ключевых свойств активного познания животным закономерностей внешнего мира. Естественный следующий шаг – переход от отдельных причинных связей к логическим выводам на основе уже сформировавшихся знаний.

Г. Исследование процессов формирования логических выводов в «сознании» животных. Фактически, уже на базе классического условного рефлекса животные способны делать «логический вывод» вида: $\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$ или «Если имеет место условный стимул (УС), и за условным стимулом следует безусловный, то нужно ожидать появления безусловного стимула (БС)». В определенной степени такие выводы подобны выводам математика, доказывающего теоремы. И целесообразно разобраться в системах подобных выводов, понять, насколько адаптивна логика поведения животных и насколько она подобна нашей, человеческой логике.

Перечисленные пункты очерчивают круг исследований от моделирования простейших форм поведения к логическим правилам, используемым в математике. Опираясь на эти пункты, мы начали соответствующее моделирование, которое кратко характеризуется в следующем разделе.

5. Начальные шаги моделирования когнитивной эволюции

Компьютерная модель автономных агентов, имеющих естественные потребности. В [9, 10] построена и исследована компьютерная модель автономных адаптивных агентов, обладающих естественными для живых организмов потребностями: питания, безопасности и размножения (этап *A* выше). Предполагалось, что каждый агент имеет определенный ресурс $R(t)$, где t – номер такта времени. Ресурс агента $R(t)$ уменьшался при выполнении действий и увеличивался при питании. Рядом с агентом имелся хищник, активность которого периодически менялась: активный хищник отнимал ресурс у агента, неактивный хищник был нейтральным.

Потребностям агента соответствовали три фактора: фактор питания F_F , фактор безопасности F_S , фактор размножения F_R . Для каждого фактора имелся порог (T_F , T_S и T_R), при превышении фактором которого удовлетворялась соответствующая потребность.

Между потребностями вводилась следующая иерархия: 1) пищевая потребность (наиболее приоритетна), 2) потребность безопасности, 3) потребность размножения (наименее приоритетна). Потребность считалась ведущей, если она была наиболее приоритетной из всех потребностей, для которых фактор меньше своего порога, т.е. $F_N < T_N$.

Система управления агента была основана на наборе правил вида: $S_k \rightarrow A_k$, где S_k – ситуация, A_k – действие. Веса правил W_k настраивались методом обучения с подкреплением [2]. Ситуация S_k определялась активностью хищника рядом с агентом, предыдущим действием агента и ведущей потребностью. Агент мог выполнять одно из следующих действий A_k : 1) поиск пищи, 2) питание, 3) подготовка к размножению, 4) размножение, 5) оборона, 6) покой. Преимущественно выполнялись действия, соответствующие правилам с большими весами W_k .

Факторы F_F , F_S , F_R увеличивались при выполнении действий, направленных на

удовлетворение ведущих потребностей. Веса правил возрастали при росте факторов, соответствующих ведущим потребностям.

Путем компьютерного моделирования было показано, что происходит формирование циклов поведения, в которых последовательно удовлетворяются потребности питания, безопасности и размножения.

Модель формирования обобщенных эвристик и простых обобщенных образов. Формирование обобщенных эвристик и простых обобщенных образов (этап *Б* выше) в процессе обучения агентов при поиске агентами пищи в двумерной клеточной среде было продемонстрировано в модели [11], хотя пока эту модель целесообразно рассматривать как определенный начальный этап более полноценных исследований.

Заключение

Сопоставляя этапы будущих исследований когнитивной эволюции с известными работами, можно заключить, что имеются отдельные небольшие элементы, соответствующие каждому из этапов. Образно говоря, у нас уже есть некоторые небольшие фрагменты картины, но мы еще не видим всей картины. Четкой последовательности серьезных, канонических моделей, которые показывали бы общую картину происхождения логического мышления, пока еще нет.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 10-01-00129.

Список литературы

1. From Animals to Animats. Proceedings of the First International Conference on Simulation of

Adaptive Behavior. Eds. Meyer J.-A., Wilson S.W. Cambridge: MIT Press, 1991.

2. Саттон Р.С., Барто Э.Г. Обучение с подкреплением. М.: Бином, 2011.

3. Krichmar J.L., Seth A.K., Nitz D.A., Fleischer J.G., Edelman G.M. Spatial navigation and causal analysis in a brain-based device modeling cortical-hippocampal interactions // *Neuroinformatics*. 2005. V. 3. No. 3. PP. 197-221.

4. Непомнящих В.А., Попов Е.Е., Редько В.Г. Бионическая модель адаптивного поискового поведения // *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2008. № 1. С. 85-93.

5. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект. Модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: УРСС, 2005.

6. Langley P., Laird J.E., Rogers S. Cognitive architectures: Research issues and challenges // *Cognitive Systems Research*. 2009. V. 10. No. 2. PP. 141-160.

7. Proceedings of Second Annual Meeting of the BICA Society. Eds. Samsonovich A.V., Johannsdottir K.R. Amsterdam et al.: IOS Press, 2011.

8. Vernon D., Metta G., Sandini G. A survey of artificial cognitive systems: Implications for the autonomous development of mental capabilities in computational agents // *IEEE Transactions on Evolutionary Computation (special issue on Autonomous Mental Development)*. 2007. V. 11. No. 2. PP. 151-180.

9. Коваль А.Г. Введение в систему управления аниматов естественных потребностей и мотиваций // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2012». Сборник научных трудов. В 3-х частях. Часть 2. М.: МИФИ, 2012. С. 125-133.

10. Коваль А.Г. Редько В.Г. Поведение модельных организмов, обладающих естественными потребностями и мотивациями // *Математическая биология и биоинформатика (электронный журнал)*. 2012. Т. 7. № 1. С. 266-273. URL: [http://www.matbio.org/2012/Koval2012\(7_266\).pdf](http://www.matbio.org/2012/Koval2012(7_266).pdf)

11. Бесхлебнова Г.А., Редько В.Г. Модель формирования обобщенных понятий автономными агентами // Четвертая международная конференция по когнитивной науке: Тезисы докладов: В 2-х томах. Томск: ТГУ, 2010. Т. 1. С. 174-175.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ПРОНИЦАЕМОСТИ ГЕМАТОЭНЦЕФАЛИЧЕСКОГО БАРЬЕРА

И.В. Ромеро Рейес, В.С. Скворцов, Д.А. Филимонов
ФГБУ «ИБМХ» РАМН, Москва, ул. Погодинская, д. 10, стр.8
ilacai@ibmc.msk.ru

The feed forward back propagation neural network for prediction of blood-brain barrier permeability was projected. The values of binding energy of interaction of compounds with P-glycoprotein and of physical-chemical parameters were used as input data for developed network. Validation of the network showed the high accuracy and predictive power ($R = 0,95$).

Введение

Гематоэнцефалический барьер (ГЭБ) - клеточная структура, образующая границу раздела между кровью системы кровообращения и тканью центральной нервной системы. Это естественное препятствие для ксенобиотиков, защищающее центральную нервную систему млекопитающих. Для многих лекарственных соединений точка приложения (мишень) скрыта за ним, в то время как основные формы введения в конечном итоге приводят к циркулированию лекарств в кровотоке. Экспериментальное определение проницаемости через ГЭБ является достаточно дорогой процедурой, и методы компьютерного прогнозирования, применённые на ранних стадиях конструирования лекарственных прототипов для центральной нервной системы (ЦНС), позволяют значительно удешевить процедуру. Существует 2 основных процесса, устанавливающих равновесные соотношения химических соединений в кровотоке и в спинномозговой жидкости. Это преимущественно пассивный транспорт вещества в ЦНС и обратный заброс специфическим транспортёром (Р-гликопротеином). Соотношение этих величин определяет проницаемость вещества через ГЭБ (величина $\log(ER)$).

В настоящей работе проводилось моделирование взаимодействия органических соединений с транспортёром

Р-гликопротеином для оценки проницаемости ГЭБ с использованием обучающих выборок веществ с известными данными о взаимодействии с Р-гликопротеином, с оценкой точности и предсказательной способности разработанной модели нейронной сети.

Методы

Согласно теореме Колмогорова любая непрерывная функция n аргументов представима в виде суперпозиции непрерывных функций одного аргумента и суммирования [1]. Отсюда видно, что данная функция имеет структуру нейронной сети с одним скрытым слоем. Классическая теорема Вейерштрасса говорит о том, что любую непрерывную функцию n переменных можно приблизить полиномом с любой степенью точности. Вместо многочленов (суперпозиции операции сложения и умножения) можно использовать суперпозиции сложения и практически произвольной непрерывной линейной функции одного аргумента [2].

Теорема (Горбань и др., 1998). Пусть X – компактное пространство, $C(X)$ – алгебра непрерывных на X вещественных функций, F – линейное подпространство в $C(X)$, замкнутое относительно нелинейной непрерывной функции φ , содержащее константу (1 принадлежит F) и разделяющее точки множества X . Тогда F плотно в $C(X)$.

Данная теорема представляет собой утверждение об универсальных аппроксимационных возможностях произвольной нелинейности: с помощью линейных операций и единственного нелинейного элемента φ можно спроектировать систему, вычисляющую любую непрерывную функцию с любой желаемой точностью.

Таким образом, для оценки проницаемости гематоэнцефалического барьера на основе данных о взаимодействии веществ с Р-гликопротеином и их физико-химических параметров была использована однонаправленная нейронная сеть с сигмоидальной функцией передачи в скрытом слое и линейной функцией передачи в выходном слое.

Обучение выбранной сети осуществлялось методом обратного распространения ошибок [3]. Также для минимизации среднеквадратичной ошибки сети использовался алгоритм Левенберга-Марквардта [4].

Данные представляют собой выборку известных субстратов белка Р-гликопротеина из 132 соединений, для которых была экспериментально определена величина $\log(ER)$. Для всех молекул была проведена генерация трёхмерных структур, расчёт частичных зарядов (метод Gasteiger-Huckel) и оптимизация структуры с использованием процедуры молекулярного докирования [5] и молекулярной динамики [6]. Последняя была основой для расчёта изменений виртуальной энергии связывания комплексов методом ММ-GBSA [7]. Величина ММ-GBSA (и составляющие её 4 числа) характеризует в первую очередь величину транспорта из ЦНС в кровотоки, поэтому в качестве независимых переменных был добавлен и ряд простых параметров, характеризующих сами химические соединения: молекулярный вес, молекулярный объём, площадь поверхности молекулы и площадь полярной поверхности молекулы, суммы донорных и акцепторных факторов водородного связывания.

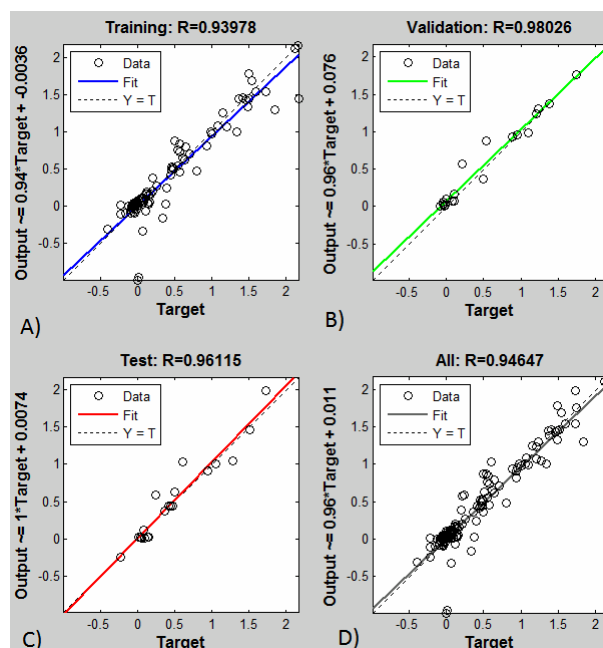
Таким образом, входной поток представлял собой набор их 11 значений, а выходной – одно значение $\log(ER)$. Число нейронов: в скрытом слое – 11, в выходном слое – 1.

Полученные результаты

Для моделирования нейронной сети использовалось пакет MATLAB 2011b и также был разработан программный пакет

с использованием графических процессоров и технологии CUDA.

Набор данных был разбит на обучающее (66%), контрольное (17%) и тестовое (17%) множества.



Поле корреляций выхода конечной нейронной сети и целевых значений для обучающего (А), контрольного (В), тестового (С) и полного (D) наборов данных.

На рисунке видно, что нейронная сеть обучилась с коэффициентом корреляции $R=0,94$, показав на контрольном множестве $R=0,98$, для тестового множества коэффициент корреляции в целевыми значениями $R=0,96$.

Заключение

В результате работы была сконструирована нейросетевая модель для оценки проницаемости гематоэнцефалического барьера. В качестве основы была взята однонаправленная нейронная сеть с обратным распространением ошибки. Выходные значения сети сильно коррелируют с целевыми значениями ($R=0,94$). Данная нейросетевая модель может быть использована для оценки величины $\log(ER)$ с достаточно высокой точностью. Использование этой методики позволит существенно удешевить

экспериментальное определение
проницаемости через ГЭБ.

Список литературы

1. Колмогоров А. Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного // Докл. АН СССР. □ 1958. □ Т. 114, № 5. □ С. 953–956.
2. Нейроинформатика / А. Н. Горбань, В. Л. Дунин-Барковский, А. Н. Кирдин, Е. М. Миркес, А. Ю. Новоходько, Д. А. Россиев, С. А. Терехов и др. Новосибирск: Наука, 1998. □ С. 296.
3. Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning internal representations by error propagation // Vol. 1 of Computational models of cognition and perception, chap. 8. □ Cambridge, MA: MIT Press, 1986. □ Pp. 319–362.
4. Hagan M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm” / M. Hagan, M. Menhaj // IEEE Transactions on Neural Networks. – November 1994. –Vol. 5, No. 6. – P. 989-993.
5. Kuntz, I. D. et al., J. Mol. Biol. 1982, V.161, P. 269
6. Amber 9, www.ambermd.org
7. P.A. Kollman et al., Accts. Chem. Res. 2000, 33, 889-897.

ОСНОВАНИЯ ОФТАЛЬМОНЕЙРОКИБЕРНЕТИКИ

Н.А. Савельева-Новосёлова, А.В. Савельев

редакция журнала «Нейрокомпьютеры: разработка, применение» издательства Радиотехника, Москва; gmkristo@rambler.ru

To understand the mind should include of the visual system in the consideration of brain mechanisms of ensuring higher cognitive functions and thinking. In this paper the necessity and fruitfulness of a synergistic holistic approach – ophthalm-neurocybernetics. The results of our specific synergies researches, were solved a number of tasks, and were patented by us in the form of 17 neuromodels displayed in the mutual relations of the nested double up multiple nesting in different structures and functional mechanisms of the brain.

Введение

Для понимания сознания необходимо включение системы зрения в рассмотрение механизмов мозгового обеспечения высших когнитивных функций и мышления. В подтверждение этому в методологическом плане начинает признаваться, что восприятие имеет оттенок интенциональной импликации или неразрывно связано с интерпретацией. Недавнее открытие зеркальных нейронов в 2003 (1985) гг. (<http://www.annualreviews.org/doi/abs/10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230>) также способствует осознанию этой необходимости. Тем не менее, пока ещё в подавляющем большинстве случаев рассмотрение механизмов функционирования системы зрения осуществляется в отдельности от механизмов мозгового обеспечения и мышления. Современные тенденции нейронаук постепенно продвигаются в этом направлении, однако, ещё не достигли идеи такого междисциплинарного объединения. Так М. Synofzik, G. Vosgerau, A. Newen отмечают, что несмотря на то, что нейрокогнитивная структура действия была всесторонне изучена в последние 10-15 лет, проблема кроссмодального рассмотрения двух главных составляющих – чувства воздействующего агента и чувства себя так и остаётся фактически нерешённой ни в нейрофизиологии, ни в психологии, ни в нейрокибернетике и искусственном

интеллекте. Включение системы зрения в моделирование мозговых механизмов как единого концептуального комплекса, функционирующего в соответствие с едиными принципами, могло бы дать реальную базу для включения субъективности и объяснения её природно-коммуникативной составляющей. С этой позиции наиболее приспособленным является нейрокомпьютинг, применяющий различные системные подходы и стремящийся к целостному рассмотрению явлений и событий. В работе обосновывается необходимость и плодотворность синергетического целостного подхода – офтальмонейрокомпьютинга. Приведены результаты наших конкретных синергетических исследований, позволивших решить ряд задач, запатентованных нами в виде 17 нейромоделей, связанных с обозначенным кругом проблем и отображённых в распространённости взаимных связей и взаимных вложенных связей от двукратной до многократной степени вложенности в различных структурах и функциональных механизмах мозга. Такие связи часто обнаруживаются и играют большое значение не только в коре и подкорковых областях мозга, но и в связях со зрительной системой, а также в самой клеточной структуре сетчатки глаза. Установленные нами принципы организации структур многократно вложенных связей способствует самоорганизации функциональной деятельности массива рецепторов по генерации, передачи и дальнейшей обработки входного сигнала как образа. В силу фрактальности и антифрактальности этих свойств можно сделать предположение о едином сходном механизме различных отделов мозга, по причине чего необходимо включение в рассмотрение промежуточного звена, а именно, рецепторных афферентов,

основным из которых является зрительная система. Также показана возможная антифрактальность зрительной системы глаза, структурно-функционально представляющий собой как бы вывернутый мозг. Таким образом, междисциплинарное объединение рассмотренных направлений в *офтальмонейрокомпьютинг* могло бы быть достаточно плодотворным и, вполне возможно, поможет продвинуть разрешимость проблемы сознания и мышления.

Методы и результаты

Система зрения является не только одним из важнейших образований, но и наиболее иллюстративной во фрактальном смысле подобия функционирования всей когнитивной системы мозга и всего целостного мозга. Не случайно мышление и сознание осуществляются преимущественно образно [1], исключения не составляет даже абстрактное мышление, истоки которого определяются в образном, хотя часто их пытаются разъединить [2]. Однако, к сожалению, в подавляющем большинстве случаев рассмотрение механизмов функционирования системы зрения осуществляется в отдельности от механизмов мозгового обеспечения и мышления [3]. Исключение может составить, разве лишь, классическое исследование Хьбелла – Визеля колонок глазодоминантности, хотя в последнее время оно и подвергается критике [4], тем не менее, является ценным, может, даже не в фактологическом, а прежде всего, в методологическом смысле. Несмотря на это редуccionистский подход на сегодняшний день уже является традиционным как в нейробиологии, так и в нейрокибернетике. Таким образом, для понимания сознания необходимо, на наш взгляд, настоящее включение системы зрения в рассмотрение механизмов мозгового обеспечения высших когнитивных функций и мышления. В подтверждение этому в методологическом плане начинает признаваться, что восприятие имеет оттенок интенциональной импликации или неразрывно связано с интерпретацией [5].

Современные тенденции нейронаук постепенно продвигаются в этом направлении, однако ещё не достигли идеи такого междисциплинарного объединения. Так M. Synofzik, G. Vosgerau, A. Newen [6] отмечают, что несмотря на то, что нейрокогнитивная структура действия была всесторонне изучена в последние 10-15 лет, проблема кроссmodalного рассмотрения двух главных составляющих – чувства воздействующего агента и чувства себя так и остаётся фактически нерешённой ни в нейрофизиологии, ни в психологии, ни в нейрокибернетике и искусственном интеллекте. Такая нерешённость, на наш взгляд, как раз и объясняется принятым редуccionизмом в рассмотрении этих двух систем, в связи с чем, преодоление этого явилось бы чрезвычайно плодотворным и, учитывая важность образных представлений в мозговой деятельности человека, могло бы существенно помочь в разрешении известной проблемы сознания. В соответствии с наступлением нового постмодернистского этапа в развитии науки [5], в основания её перемещаются парадигмы феноменологии, герменевтики и интерпретативного релятивизма. Однако, большие проблемы возникают с попытками введения субъекта и субъективности в объекты и результаты познания. В связи с этим принципиально далёким от положительных сдвигов является обоснование коммуникативной субъективности человеческого сознания, составляющей центральное методологическое понятие постмодернистского облика науки. Включение системы зрения в моделирование мозговых механизмов как единого концептуального комплекса, функционирующего в соответствии с едиными принципами, могло бы дать реальную базу для включения субъективности и объяснения её именно природно-коммуникативной составляющей, что подтверждается существованием специальных зеркальных нейронов [7], осуществляющих коммуникацию и с необходимостью должны быть связаны с системой зрения. С этих позиций наиболее приспособленным

является нейрокомпьютинг (НК), применяющий различные системные подходы и стремящийся к целостному рассмотрению явлений и событий. В подтверждение необходимости офтальмонейрокомпьютинга (ОНК) можно привести пример гиппнуса зрачка как отражение принципа двойной реципрокности в пупилломоторной системе, и подобный же эффект наблюдается в ЭЭГ:

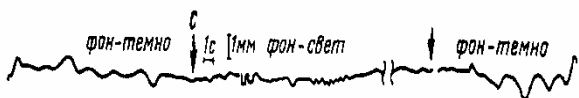


Рис.1. Гиппнус зрачка как результат саморегуляции пупилломоторной системы [8]. Высокочастотная составляющая сигнала обеспечивается холинергическим каналом, низкочастотная – адренергическим.

В пограничных условиях при ярком световом фоне стимулируется парасимпатическая зона ретикулярной формации и в деятельности иннервации сфинктера наблюдается усиление холинергической составляющей. В темноте ослабляется сигнал холинергического канала и адренергическая составляющая сигнала усиливается, рис. 1.

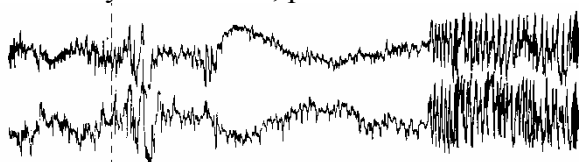
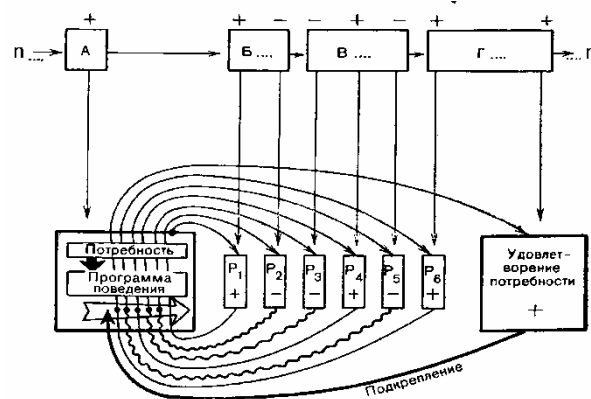


Рис.2. Медленная мультипликативная E-волна ЭЭГ ожидания в височной и затылочной областях коры левого полушария.

На ЭЭГ на рис. 2 при выработке дифференцировочного торможения без подкрепления формируется ориентировочно-исследовательское поведение и выявляется мультипликация медленных колебаний ЭЭГ, отражающая процессы корково-подкорковой реверберации [9]. Подобные механизмы наблюдаются и в системах нейронов, в частности в функционировании промоделированной нами нейросети единых комплексов “мотонейрон – клетка Реншоу” [10], в механизмах действия объёмной нейропередачи (предсказанной нами за 8 лет до её открытия [11]), в самоорганизации переключения каналов

холинергической и адренергической систем в ц.н.с. [12]. На наш взгляд в этих механизмах отражаются общие самоорганизующиеся свойства нейронной системы, независимо от принадлежности её к афферентным или центральным образованиям. Образуются обратные связи, в том числе, N-кратно вложенные друг в друга с нейронами (на основе нейромоделей которых было предсказано действие эндоканнабиноидов за 15 лет до их официального открытия [13, 14]), включая в них, таким образом, синаптическую задержку и существенную нелинейность, благодаря которым происходит переключение вида обратной связи с положительной на отрицательную и обратно в зависимости от генерации ВПСР или ТПСР и соотношения их текущего уровня, что определяется, в свою очередь, частотами разрядов соответствующих нейронов. Эти факты, в том числе, отражают уставание и депрессивный характер реакций при больших частотах возбуждающих стимулов при длительной депрессии и длительной потенциации, то есть участие в механизмах памяти [15]. Холистическое представление мотонейронов и клеток Реншоу и сетей из таких комплексов позволяет также воспроизводить эффекты их функционирования, связанные с существенно неодновременным уставанием



и наступлением депрессии.

Рис. 3. А, Б, В, Г, n – события внешнего мира; P₁ –P₂ – промежуточные положительные (+) и отрицательные (-) результаты поведения по К. В. Судакову [16].

МОДЕЛИ АДАПТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ В ПРОСТРАНСТВЕ С НЕПОЛНОСТЬЮ НАБЛЮДАЕМЫМИ СОСТОЯНИЯМИ

Г.М. Сергиевский
НИЯУ МИФИ
gms41@mail.ru

We consider a program implemented models of adaptive behavior, using as a source of formation of a "behavior program," recorded "stories" of earlier passes along "graph of opportunity" with not fully observable states. Learning algorithms are implemented as a stochastic Finite State Machines, which provides while training increasing probability of selecting the path with maximum utility.

Конечно-автоматная модель

Внешняя среда [1,2] описывается конечным «графом возможностей», вершины которого соответствуют объективным состояниям, в которых может находиться агент во внешней среде, а дуги – тем действиям, которые он может совершить в данном состоянии.

Агент, помещенный в какую-либо вершину, имеет возможность: увидеть метку вершины и метки всех исходящих из данной вершины дуг (метки дуг выбираются из алфавита меток A и, в общем случае, могут совпадать для разных вершин); выбрать (выбор осуществляется в соответствии с текущим состоянием программы поведения (ПП)) некоторую исходящую дугу для выполнения прохода по ней в следующую вершину. Неполная наблюдаемость означает допустимость наличия одинаковых меток на разных вершинах (потенциально все вершины могут быть помечены одной и той же меткой).

Предполагается, что множество вершин и дуг графа BC помечены их «полезностями» с точки зрения агента. Совершая проход по выбранной дуге, агент уменьшает (или увеличивает при положительных полезностях) накопленную полезность на величину полезностей выбранной дуги и вершины, в которую совершен переход (для конкретности будем считать, что полезности всех дуг и вершин представлены одинаковыми отрицательными числами, что означает, что

путем с максимальной полезностью является путь минимальной длины).

Некоторые вершины графа BC помечены как заключительные, попадание в них означает завершение движения по графу с фиксацией накопленной полезности.

В начальный момент агент, снабженный начальным состоянием ПП, помещается в некоторую вершину (одну и ту же или разные в зависимости от постановки задачи) и совершает переходы до попадания в заключительную вершину. Задача обучения состоит в инкрементной (т.е. после каждого прохода) оптимизации ПП на основе использования результатов предыдущих проходов, которая должна обеспечить в пределе максимальную вероятность выбора дуг, принадлежащих наиболее короткому пути в заключительную вершину. Оценку алгоритмов обучения естественно выполнять путем сравнения суммарной длины проходов, потребовавшихся для синтеза ПП с данным качеством работы (средней длиной прохода в заключительную вершину).

Данная модель существенно обобщает традиционную постановку задачи моделирования адаптивного поведения, в которой обычно [3,4] предполагается, что состояния внешней среды являются полностью наблюдаемыми (агент знает, в каком состоянии он находится). Действительно, в принятых предположениях агент может многократно посещать одну и ту же вершину графа, рассматривая ее каждый раз как новую (например, посещение клеток на клеточном поле). Как не трудно видеть, алгоритм обучения должен одновременно решать две взаимоисключающие задачи: обеспечивать обследование графа на предмет поиска кратчайшего пути в какую-либо

заключительную вершину и, одновременно, на каждом проходе минимизировать длину пути до заключительной вершины.

ВС можно также описать в виде неизвестного конечного автомата (лингвистического распознавателя А-языков с заданным начальным и множеством заключительных состояний), описываемого рекуррентным соотношением:

$$q(n+1) = F(q(n), a(n)),$$

где: n – номер шага, $q(n)$ – состояние автомата на n -ом шаге, $a(n)$ – метка выбранной на n -ом шаге дуги, а $F(q, a)$ – функция переходов автомата, определяющая состояние на следующем шаге в зависимости от текущего состояния и входного символа. Задача обучения состоит в поиске самой короткой цепочки (в общем случае – цепочки, обладающей наибольшей полезностью) $a_{i1}a_{i2} \dots a_{in}$, допускаемой автоматом (т.е. переводящей автомат из начального состояния в заключительное), а поиск выполняется на основе тестирования автомата путем генерации с помощью ПП входных цепочек (которые, в конечном счете, будут допущены), используя при этом информацию о допустимых на каждом шаге ее построения символах.

Спецификация программы поведения

Программа поведения также представляется аналогичным графом (называемым в дальнейшем С-графом (субъективным графом) или «графом переходов»), но обладающим другой интерпретацией. С-граф рассматривается как граф переходов стохастического конечного автомата. Метки вершин идентифицируют внутренние состояния автомата (они корреспондируются с состояниями графа ВС и помечаются внутренними идентификаторами агента). Метки на дугах интерпретируются, как генерируемые символы, подаваемые на вход распознавателя в данном такте (для простоты будем считать, что обозначения дуг в обоих графах совпадают). Все исходящие из каждого состояния дуги помечаются вероятностью выбора данной

дуги на очередном шаге.

Схема обучения

Обучение имеет целью восстановление неизвестного графа (функции переходов) ВС (по крайней мере, его подмножества, содержащего оптимальный путь) и состоит из чередующихся этапов: выполнение проходов по графу ВС - (П), построение истории выполненных проходов в форме графа переходов - (И) и оптимизация текущего представления ПП - (О).

В начальный момент С-граф состоит из единственной начальной вершины, помеченной символом «?» (неизвестная вершина). Используя доступ к наблюдению меток дуг, исходящих из начальной вершины графа ВС (в которой в данный момент находится агент), алгоритм обучения выполняет переименование метки «?» - на уникальную метку, идентифицирую данную вершину С-графа. Далее из этой вершины выполняется построение дуг, помеченных наблюдаемыми метками, ведущих во вновь созданные вершины «?» (шаг И). Всем построенным дугам присваивается начальное распределение вероятностей выбора, задаваемое, как параметр моделирования (например, равновероятное). Далее выполняется проход по выбранной дуге в графе ВС – (шаг П). Выполненный проход фиксируется путем перехода по соответствующей дуге С-графа в вершину «?» и ее последующего допределения построением исходящих из нее дуг аналогично ранее рассмотренному шагу (И).

После достижения заключительной вершины выполняется этап оптимизации построенного графа переходов. Она состоит из двух шагов: пересчет вероятностей переходов и минимизация числа состояний графа переходов.

Для реализации первого шага для каждой пройденной вершины подсчитывается ее «оценка достижимой полезности» (ОДП), рассчитываемой как максимальное значение суммы полезностей вершин и дуг, которые нужно пройти из этой вершины для попадания в

заключительную вершину (ОДП вершины «?») задается, как параметр моделирования). Эта полезность, дополняемая полезностью дуги, приписывается всем дугам, ведущим в данную вершину. Таким образом, после данной разметки дуги, исходящие из каждой вершины графа переходов, помечаются значениями ОДП, которые можно достичь, выбрав данную дугу для перехода из данной вершины. Очевидно, что оптимизации ПП вероятности выбора дуг, имеющих большее значение ОДП, должна быть выше. Поскольку полезность пройденных вершин может быть больше, чем полезность вершины «?», будет происходить соответствующий пересчет вероятностей выбора дуг в каждой пройденной вершине. Правило пересчета также является параметром модели – можно выделить более «консервативные» стратегии, в которых вероятность выбора дуг с большим значением ОДП растет быстрее, и более «рискованные», в которых – медленнее. Не трудно сделать вывод, что поскольку данный алгоритм реализует, по существу, стратегию динамического программирования, он позволяет гарантировать в пределе единичные значения вероятностей выбора дуг, лежащих на оптимальном пути.

Однако, данный способ оптимизации не является достаточным, так как из-за не полной наблюдаемости состояний найденный с помощью первого способа оптимальный путь может содержать циклы. Поскольку С-граф может рассматриваться (и действительно представляет собой) граф переходов стохастического конечного автомата, к нему применимы трансформации, разработанные для конечных автоматов данного типа. Используемая в модели процедура минимизации не полностью определенного лингвистического автомата, названа автором процедурой «обратного склеивания». В соответствии с данной процедурой склеиваются вершины, из которых одинаково помеченные дуги ведут в одни и те же состояния (при этом вершина «?» может отождествляться с любым состоянием). Нетрудно видеть, что отождествляя вершины, порожденные

циклическим обходом одной и той же вершины графа ВС, данная процедура сформирует циклический С-граф, повторяющий контуры графа ВС.

На рис. 1 приведен пример графа ВС. В данном графе вершины являются неразличимыми для агента и имеют одинаковый идентификатор – А. Это соответствует наиболее сложному случаю, когда агент может различать состояния только по исходящим дугам. Полезности вершин и дуг взяты равными – -0.1 . Начальная вершина помечена треугольником, заключительная – решеткой.

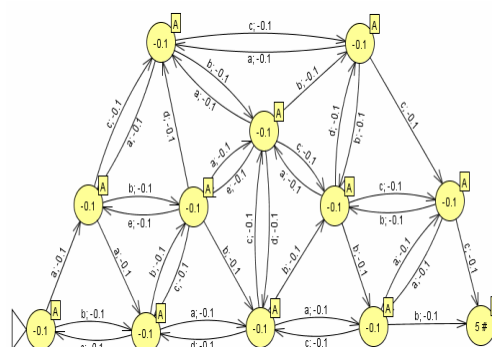


Рис. 1 Пример графа ВС

Результаты моделирования обучения для примера графа ВС, приведенного на рис. 1, показаны на рис. 2. На этом рисунке представлена зависимость длины пути для достижения заключительной вершины в некоторой серии модельного эксперимента (минимальная длина равна 4).



Рис. 2 Результаты модельного эксперимента

На основе результатов экспериментов можно выделить следующую тенденцию. При первых проходах агент выбирает неоптимальные маршруты, но далее, по мере изучения лабиринта, агент находит более короткие пути в заключительную вершину. Впоследствии, в основном выбирая их, агент лишь иногда исследует новые маршруты. В большинстве

экспериментов в результате обучения синтезированный граф переходов оказывался тождественным графу ВС.

Задача обучения становится существенно более сложной, если начальное состояние в каждом проходе выбирается случайно. Если агент не имеет никакой априорной информации о графе ВС, то обучение с помощью рассмотренного алгоритма (и, скорее всего, в общем случае) невозможно. На момент подготовки доклада выполняются модельные эксперименты со случайным выбором начального состояния при условии предварительной обученности агента в ранее рассмотренной постановке. В указанных экспериментах исследуется поведение агента на способность «идентифицировать» состояние по мере движения по графу ВС. Применяемый алгоритм обобщает ранее определенную процедуру выбора дуги на очередном шаге, используя «метод голосования». После получения информации о метке и о дугах, исходящих из текущей вершины (в начальный момент - начальной) в текущем множестве активных вершин (МАН) (в начальный момент – все множество) происходит активизация всех вершин, имеющих такую же метку вершины и набор меток исходящих дуг. Для прохода выбирается та метка дуги, за которую «проголосовало» наибольшее количество активизированных вершин (например, по правилу - сумма значений вероятностей выбора которых максимальна). Параллельно с проходом по данной дуге в графе ВС, выполняется проход в С-графе, формируя новое множество МАН. Случай, когда МАН сокращается до одной вершины еще до достижения заключительной вершины, означает, что агент идентифицировал вершину, в которой он находится.

Обобщенная модель

Более общая модель, позволяющая существенно расширить возможности ее применения для моделирования обучения оптимальному поведению (например,

оптимальному управлению технологическим процессом, заданным рекуррентным уравнением, на основе доступа к «наблюдаемым» показателям), может быть представлена в следующей постановке:

$$q(n+1) = F(q(n), a(n), x),$$

$$b(n) = G(q(n), x)$$

где: x – вектор случайных параметров, $b(n)$ – вектор наблюдаемых параметров, позволяющих получить опосредованную информацию о текущем состоянии ВС и значениях x (эти значения формируются неизвестной функцией $G(q, x)$), а целевые состояния определяется предикатом, определенным на $b(n)$. Соответственно, усложняется представление ПП. В этом случае оптимальный выходной сигнал (сигнал управления), вырабатываемый синтезируемым автоматом, не привязывается однозначно (через механизм перераспределения вероятностей) к состоянию, а определяется для каждого состояния на основе синтезируемого по примерам отображения $H_q: B \rightarrow A$, где B и A – множества значений наблюдаемых параметров и выходных сигналов синтезируемого автомата соответственно.

Автор выражает благодарность студенту-дипломнику Виталию Лобачеву за программную реализацию рассмотренных моделей и выполнение модельных экспериментов на ее основе.

Список литературы

1. Сергиевский Г.М. Проблемы и подходы к моделированию обучения: Труды конф. Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях- 2011, Нижний Новгород, ИПФ РАН, 184-186 с.
2. Сергиевский Г. М. Моделирование этапов обучения сложным символьным преобразованиям на основе концепции индуктивного синтеза программ Сб. трудов Актуальные вопросы нейрологии, нейроинформатики и когнитивных исследований, М.: МИФИ 2010 г. стр. 101 – 110
3. Рассел С, Норвиг П. Искусственный интеллект, современный подход. Спб.: «Вильямс, 2006» с 1010 -1042.
4. В.Г. Редько Проблемы адаптивного поведения и подходы к моделированию мышления (вступительная статья), <http://www.wsni2003.narod.ru/Intro.htm>

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА МАГУ ДЛЯ ПЕРЕЧИСЛЕНИЯ УСТОЙЧИВЫХ МОЗАИК НЕЙРОННОЙ АКТИВНОСТИ В КОМБИНАТОРНОЙ МОДЕЛИ ЭЛЕМЕНТАРНОГО ВОЗБУДИТЕЛЬНО-ТОРМОЗНОГО ДИВЕРГЕНТНОГО НЕЙРОННОГО АНСАМБЛЯ

В.П. Скорняков, А.В. Шурыгина

Научно-исследовательский институт нейрокибернетики им. А.Б. Когана

skorny@mail.ru

The theorem about one-to-one correspondence between steady-state markings of a combinatorial model and intrinsically steady-state maximal sets was formulated and proved. These intrinsically steady-state maximal sets consist of excited inhibitory nodes. The usage of the Maghout method was shown on example.Mazy.

Введение

В реальном строении мозга часто встречается дивергентный ансамбль. По мнению ученых [1], занимающихся исследованием нейронной активности коры головного мозга, интересной особенностью инфраструктуры коры является наличие реципрокных тормозных сетей нейронов, играющих существенную функциональную роль наряду с возбудительными нейронами. В данной работе строится комбинаторно-сетевая модель подобного рода корковых нейронных сетей и для них решается задача перечисления устойчивых мозаик нейронной активности. Наиболее простым и очевидным способом решения задачи перечисления устойчивых мозаик нейронной активности, для подобного рода моделей, является генерирование полного множества мозаик и выбор из него подмножества устойчивых. Данный процесс является ресурсоемким, следовательно, не применимым для моделей приближенным к реальным нейронным ансамблям. В математическом разделе теории графов описан метод Магу [2] для нахождения всех максимальных внутренне устойчивых подмножеств. Целью данной работы является обоснование применения метода Магу для перечисления устойчивых мозаик нейронной активности в комбинаторной модели элементарного возбудительно-тормозного дивергентного нейронного

ансамбля. В работе используется комбинаторная модель, описанная в [3].

Постановка задачи

Перечислить устойчивые разметки для комбинаторной сети, являющейся моделью элементарного дивергентного ансамбля с одним возбудительным пресинаптическим нейроном и множеством тормозных постсинаптических нейронов, связанных произвольной системой взаимных тормозных связей.

Структура модели – имеется один возбудительный нейрон – вершина ориентированного графа G , с петлей, и множество тормозных нейронов – вершин ориентированного графа G , в каждый из которых идет дуга из возбудительного. Тормозные нейроны связаны произвольной системой сильных взаимных тормозных связей. Вес каждой дуги, исходящей из возбудительного нейрона, меньше любого из весов дуг, исходящих из тормозных нейронов. Например, рис. 1.

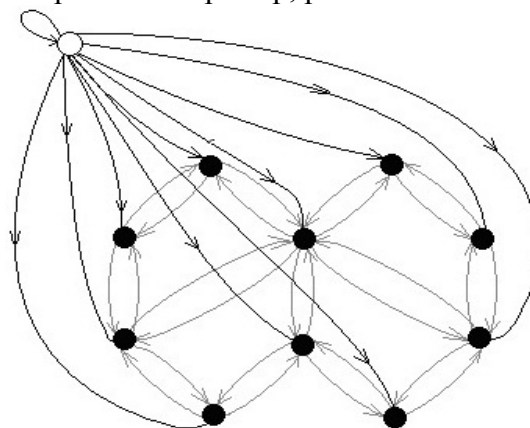


Рисунок 1. Пример комбинаторной сети модели элементарного возбудительно-тормозного дивергентного нейронного ансамбля. Светлым кругом обозначен возбудительный нейрон, темными кругами обозначены тормозные нейроны.

Методы решения

Возможны три различных случая:

1) Пресинаптический нейрон заторможен в разметке; 2) Пресинаптический нейрон не вовлечен в разметку; 3) Пресинаптический нейрон возбужден в разметке.

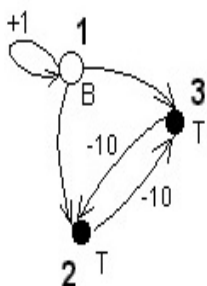
Рассмотрим первый случай. Требуется найти все устойчивые разметки, в которых пресинаптический нейрон заторможен или доказать, что таковых не существует. Обозначим через элемент x_1 – Пресинаптический нейрон. Возьмем некоторую разметку M , в которой элемент x_1 заторможен. Определим действие разметки M на элемент x_1 : $\sum_M(x_1) = 0$, так как нет дуг, заходящих в вершину x_1 и исходящих из возбужденных в данной разметке элементов. Отсюда следует, что символическое действие разметки M , $\sigma_M(x_1) = N$, то есть действие разметки не совпадает с символическим действием разметки, следовательно, элемент x_1 входит в разметку M неустойчиво. Так как разметка M , произвольная разметка с заторможенным элементом x_1 , то, в данном случае устойчивых разметок не существует.

Рассмотрим второй случай. Пресинаптический нейрон не вовлечен в разметку. Требуется найти все устойчивые разметки, в которых элемент соответствующий Пресинаптическому нейрону не вовлечен. Пусть x – Пресинаптический нейрон, M – произвольная разметка, в которой $M(x) = N$. $M(x) = N$, $\sum_M(x) = 0$, $\sigma_M(x) = N \Rightarrow x \in X$ входит в разметку устойчиво. Пусть y_1 – произвольный тормозный элемент, возбужденный в разметке M . $\sum_M(y_1) \leq 0$, так как в него не заходит ни одной дуги, исходящей из возбужденного, возбужденного в данной разметке элемента. Получаем $\sigma_M(y_1) = 0$ или $\sigma_M(y_1) = N$ для любого тормозного элемента, возбужденного в данной разметке, следовательно, любая разметка в которой существует хотя бы один возбужденный тормозный элемент и в которой $M(x) = N$ является неустойчивой.

Отсюда следует, что устойчивая разметка не содержит возбужденных тормозных элементов. Пусть y_2 – произвольный тормозный элемент, заторможенный в разметке M , т.е. $M(y_2) = 0$. Так как устойчивые разметки не содержат возбужденных тормозных элементов, а возбужденный нейрон не вовлечен, то $\sum_M(y_2) = 0$, следовательно $\sigma_M(y_2) = N$. Так как y_2 – произвольный, получаем, что любая разметка, не содержащая возбужденных тормозных элементов и содержащая хотя бы один заторможенный тормозный нейрон неустойчива. Доказали, что устойчивая разметка не должна содержать возбужденных или заторможенных тормозных элементов. Рассмотрим разметку, в которой все элементы не вовлечены. Пусть y_3 – произвольный тормозный элемент, не вовлеченный в данной разметке $M(y_3) = N$. Действие разметки: $\sum_M(y_3) = 0$ откуда символическое действие разметки $\sigma_M(y_3) = N$, следовательно, элемент устойчив в данной разметке. Так как y_3 произвольный элемент, то такая разметка устойчива. Получается, что в данном случае, когда Пресинаптический нейрон не вовлечен, существует единственная устойчивая разметка, в которой все элементы не вовлечены.

Рассмотрим третий случай. Пресинаптический нейрон возбужден. Определение графа по Бержу [4] – граф G это пара: множество вершин графа X и отображение (многозначное) Γ , $\Gamma : X \rightarrow P(X)$, где $P(X)$ множество подмножеств X . Запись $y \in \Gamma_x$ означает, что из вершины x исходит дуга (x, y) и заходит в вершину y . Пусть $A = \{a, b, c\}$ тогда $\Gamma A = \Gamma_a \cup \Gamma_b \cup \Gamma_c$. Пусть задан граф $gG = (E, \Gamma)$; подмножество S называется внутренне устойчивым, если $S \cap \Gamma S = \emptyset$. Максимальное внутренне устойчивое подмножество это внутренне устойчивое подмножество, не являющееся собственным подмножеством никакого другого внутренне устойчивого подмножества [2]. Докажем, что

существует взаимно-однозначное соответствие между внутренне устойчивыми подмножествами и устойчивыми разметками для данного вида комбинаторной сети. Таким образом, докажем, что внутренняя устойчивость в теории графов равносильна устойчивости в комбинаторных сетях для данного частного вида комбинаторных сетей. Дано: разметка устойчива. Доказать: подграф возбужденный тормозных элементов образует максимальное внутренне устойчивое множество. Очевидно, что в данной модели в устойчивой разметке тормозный элемент заторможен тогда и только тогда, когда существует возбужденный в этой разметке тормозный элемент, инцидентный данному элементу. Разметка, в которой два тормозных инцидентных элемента возбуждены, неустойчива, очевидно, из примера на рис.2.



$$M = \begin{pmatrix} B & B & B \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$

$$M(1) > 0, \sigma(1) > 0$$

$$M(2) > 0, \sigma(2) = 1 - 10 = -9 < 0$$

$$M(3) > 0, \sigma(3) = 1 - 10 = -9 < 0$$

разметка M неустойчива

Рисунок 2. В – возбудительный, Т - тормозный

Пусть разметка M устойчива. Через S обозначим множество возбужденных тормозных элементов в этой разметке. Докажем, что пересечение множеств S и пусто. Предположим, что не так, т.е. существует элемент $x \in X$ такой, что $x \in S \cap \Gamma_s$ ($x \in$ пересечению S и Γ_s), отсюда следует, что существует $y \in X$ такой, что $y \in S$ и имеется дуга из y в x . Поскольку $x \in S$ то он возбужден, и так как $y \in S$, то y также возбужден. Элемент $x \in S$, следовательно, x возбужден, элемент $y \in S$, следовательно, y возбужден, следовательно, x и y возбуждены в разметке M и инцидентны, отсюда следует что x и y входят в разметку неустойчиво. Это противоречит тому, что разметка устойчива, следовательно, множество возбужденных тормозных элементов

устойчивой разметки является внутренне устойчивым множеством. Докажем, что S максимально, т.е. S нельзя пополнить. Предположим, что это не так, т.е. существует элемент $x \in X$ и не принадлежит S такой, что объединение x и S образует внутренне устойчивое множество. Следовательно, x не имеет дуг, связывающих его с возбужденными элементами (не инцидентен возбужденным элементам), следовательно, действие разметки на него со стороны возбужденных тормозных равно нулю, а со стороны пресинаптического положительно, следовательно, и действие всей разметки на x положительно, а т.к. разметка устойчива, то x должен быть возбужденным, т.е. должен принадлежать S , но это не так – получили противоречие, из которого следует, что S максимальное внутренне устойчивое множество.

Далее произведем доказательство устойчивости такой разметки, множество возбужденных тормозных элементов которой, образует максимально внутренне устойчивое множество. Дано: Некоторая разметка, множество возбужденных тормозных элементов которой образует максимально внутренне устойчивое множество. Доказать: такая разметка является устойчивой. Для доказательства устойчивости разметки необходимо и достаточно доказать, что любой элемент, кроме пресинаптического, не принадлежащий S , заторможен. Если во множестве (X/S) нашли не заторможенный элемент (возбужденный или не вовлеченный), то ему не инцидентен ни один возбужденный тормозный элемент, т.к. если бы такой существовал, то этот элемент был бы заторможен, что противоречит тому, что множество возбужденных тормозных элементов максимальное внутренне устойчивое множество, следовательно, если элемент не принадлежит S , то он заторможен и разметка устойчива. Доказано взаимно однозначное соотношение устойчивых разметок и максимальных внутренне устойчивых множеств, образуемых множествами возбужденных тормозных элементов.

Таким образом сводим поставленную задачу перечисления устойчивых разметок для комбинаторной сети, являющейся моделью элементарного дивергентного ансамбля с одним возбудительным пресинаптическим нейроном и множеством тормозных постсинаптических нейронов, связанных произвольной системой взаимных тормозных связей, к задаче поиска всех максимальных внутренне устойчивых подмножеств, множества тормозных вершин графа. Существует метод Магу, который позволяет отыскивать все максимальные внутренне устойчивые подмножества, следовательно, все устойчивые разметки.

Результаты

Доказано применение метода Магу для перечисления устойчивых мозаик нейронной активности возбудительно-тормозного дивергентного нейронного ансамбля.

Заклучение. Пример нахождения устойчивых разметок, методом Магу теории графов.

Вводятся обозначения [2]: S – некоторое устойчивое подмножество, ΓS – подмножество вершин, в которые заходят дуги, исходящие из вершин, принадлежащих подмножеству S . С каждой вершиной X_i множества X свяжем булеву переменную x_i , следующим образом:

если $X_i \notin S$, то $x_i = 0$, $\bar{x}_i = 1$,

если $X_j \in \Gamma X_i, j \neq i$ $a_{ij} = 1$

если $X_j \notin \Gamma X_i, j \neq i$ $a_{ij} = 0$

Для любой пары вершин x_i, x_j следующее утверждение истинно: если любые две вершины связаны дугой, то одна из вершин не может принадлежать внутренне устойчивому множеству (а точнее та, в которую дуга заходит). Данное утверждение можно представить в виде:

$$\text{при } i \neq j: (a_{ji} + a_{ij}) \rightarrow (\bar{x}_i + \bar{x}_j) = 1,$$

откуда получаем $\bar{a}_{ij} \cdot \bar{a}_{ji} + \bar{x}_i + \bar{x}_j = 1$.

Найдем при помощи метода Магу, все максимальные внутренне устойчивые подмножества множества вершин графа, заданного матрицей инцидентности, представленной на рис. 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	K	L
A	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
B	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0
C	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
D	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
E	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1
F	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
G	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
H	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
K	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1
L	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0

Рисунок 3. Матрица инцидентности

По матрице составляем равенство, в левой части произведение сумм инцидентных вершин, вершины берутся с отрицанием, в левой части единица. Раскрываются скобки, приводятся подобные и получается равенство

$$\bar{b}\bar{c}\bar{d}\bar{e}\bar{g}\bar{h}\bar{l} + \bar{b}\bar{c}\bar{d}\bar{e}\bar{h}\bar{k} + \bar{a}\bar{d}\bar{e}\bar{f}\bar{k}\bar{l} + \bar{a}\bar{d}\bar{e}\bar{f}\bar{g}\bar{l} + \\ + \bar{a}\bar{d}\bar{e}\bar{g}\bar{h}\bar{l} + \bar{b}\bar{c}\bar{e}\bar{f}\bar{h}\bar{k} + \bar{b}\bar{c}\bar{e}\bar{f}\bar{k}\bar{l} + \bar{a}\bar{b}\bar{e}\bar{f}\bar{h}\bar{k} + : \\ + \bar{a}\bar{b}\bar{e}\bar{f}\bar{k}\bar{l} + \bar{a}\bar{b}\bar{e}\bar{f}\bar{g}\bar{l} + \bar{a}\bar{d}\bar{e}\bar{h}\bar{k} + \bar{b}\bar{c}\bar{f}\bar{g}\bar{l} = 1$$

Отсюда получаем максимальные внутренне устойчивые подмножества, выписывая для каждого слагаемого вершины, не присутствующие среди множителей: $\{A, F, K\}, \dots \{A, F, G, L\}$.

Список литературы

1. Сухов А. Г. О тормозных реакциях нейронных ансамблей. –Физиологический журнал СССР, 1969 №1, с.8-15
2. Кофман А. Введение в прикладную комбинаторику. Издательство «НАУКА» Главная редакция физико-математической литературы. Москва 1975г.
3. Скорняков В.П., Скорнякова М.В., Шурыгина А.В., Механизмы формирования фазовой сети и их формализация, Материалы XV Международной конференции по нейрокибернетике 2009, стр.175
4. Берж К. Теория графов и ее приложения. М.: ИЛ, 1962. 320с

О МЕШАЮЩЕМ ВЛИЯНИИ СЛЕДОВ ПАМЯТИ И ИЗБИРАТЕЛЬНОЙ АКТУАЛИЗАЦИИ АССОЦИАЦИЙ

В.Ф. Соломатин

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт физиологии им. И.П. Павлова Российской академии наук
salam-vik@yandex.ru

The problem of memory track interference and the problem of selective actualization of associations are formulated in the lecture. It is noticed, what processes of memorizing and extraction from the memory is non-consider usually by modeling. The method of interferences reduction is discussed which based on representing of associated objects by pseudo-random sign-variable functions. Too methods are discussed of selective actualization of associations in quasiholographic models of associative memory.

Первая проблема

На одной из первых конференций по нейрокибернетике академик П.К. Анохин говорил, что следами памяти не могут быть изменения синапсов, поскольку такие изменения будут вносить «диссонанс» в существующие «аранжировки». В опубликованном докладе [1, с. 180-192] Анохин пишет: «приходится признать несостоятельным представление о синаптической природе памяти» (с. 185) (но аргументация у него иная и не вполне понятная). Позднее в обзоре [2, с. 28] задавался вопрос – каким образом одни и те же синапсы могут участвовать в формировании разных ансамблей нейронов, а авторы книги [3, с. 102] присоединились к этому вопросу.

В настоящее время гипотеза синаптической пластичности как основы памяти является общепринятой, но проблеме мешающего влияния следовых изменений в известной автору литературе должное внимание не уделяется. Между тем, она не является специфичной только для изменений синапсов. Если речь идёт о головном мозге высокоорганизованных животных, то при выдвижении любых гипотез о сущности следовых изменений необходимо рассматривать возможность мешающего влияния следов памяти.

Детальное экспериментальное исследование процессов памяти в реальных нейронных сетях невозможно по очевидным причинам. В такой ситуации особую роль играют теоретический анализ, математическое и компьютерное моделирование. Исследованию моделей нейронных сетей посвящено большое число работ, но число работ, в которых нейронные сети рассматриваются именно как модели памяти, весьма мало. Например, в книге [4] основное внимание уделено получению теоретико-информационных оценок, а собственно процессы запоминания и извлечение из памяти не рассматриваются. В других работах либо рассматриваются модели, в которых мешающее влияние отсутствует, либо не анализируют мешающее влияние, даже если оно присутствует, либо рассматривают обучаемые модели. Обучение позволяет при настройке моделей на решение определённых задач, устранять попутно и влияние помех, но обучение не есть запоминание. (Не должно вводить в заблуждение то обстоятельство, что ассоциативной памятью могут называть не запоминающие модели, а обучаемые.)

В технических запоминающих устройствах проблема мешающего влияния решается путём расположения ячеек памяти в виде строго упорядоченной структуры и записи разных информационных объектов в разные ячейки памяти. Можно предложить такого рода модель, построенную из нейроноподобных элементов, но маловероятно, что такого рода структуры существуют в мозге. И дело тут не только в строгой упорядоченности структуры и требуемой ею согласованности протекания процессов в разных частях нейронной сети. «Механика» высших функций мозга – это

«механика» возбуждений, а не механика срабатывания отдельных нейронов [5; 6]. В центральных отделах развита дивергенция связей, что приводит к широкому распространению возбуждений по мозговой среде. Наряду с дивергенцией существует конвергенция связей, т.е., нейроны могут собирать сигналы с тысяч других нейронов. Трудно представить, как в таких сетях возбуждения могут канализоваться в отдельные нейронные цепи. Дивергенция связей служит основой для формирования ассоциаций, но она может приводить и к помехам.

Автор на протяжении многих лет разрабатывал именно модели памяти, основываясь на аналогии между свойствами голограмм и свойствами следов памяти в мозгу [7; 8]. Его модели обладают свойствами ассоциативности и распределённости следов, которые присущи памяти мозга. Распространению волн в соответствии с принципом Гюйгенса в его моделях соответствует распространение нервных импульсов по дивергирующим связям. (Используя эти модели удалось воспроизвести 20 особенностей условных рефлексов [9] и некоторые из основных особенностей памяти человека [10].) При запоминании изменяются коэффициенты передачи нейроноподобных элементов (НПЭ) (нейронная пластичность). Разные ассоциации записываются с наложением в одних и тех же НПЭ, что приводит к взаимным помехам. Влияние помех ослабляется вследствие того, что следовые изменения описываются знакопеременными псевдослучайными функциями, что обеспечивается случайным заданием весов связей из значений +1 и -1 с равной вероятностью. Суммирование знакопеременных помех выходными НПЭ приводит к их ослаблению. Помехи могут быть сделаны сколь угодно малыми при достаточно большом количестве ассоциативных НПЭ.

Автор не считает, что его модели во всех деталях отображают то, что происходит в мозге, но представляется весьма вероятным, что принцип представления записей знакопеременными

величинами в мозге работает. Во-первых, для кодирования случайного распределения следовых изменений необходим минимальный объём генетической информации (в отличие от детального кодирования структуры сетей). Во-вторых, чтобы описанный механизм работал, необходимо, чтобы нейроны осуществляли суммирование со взвешиванием, а они (как это общепризнано) именно это и делают. В-третьих, в такого рода сетях через запоминающие нейроны могут распространяться посторонние возбуждения.

Предположение о псевдослучайном характере следовых изменений, как идея, согласуется с концепцией вероятностно-статистической организации функционирования нейронных ансамблей А.Б. Когана.

Он писал: «статистический характер ансамблевой реакции делает её мало зависящей от состояния отдельных клеток» [11]. О.Г. Чораян дополнял: «точность и закономерность достигаются статистически за счёт участия в её выполнении большого числа элементов» [12]. Именно так срабатывает память в моделях автора.

Итак, имеется простой и согласующийся с известными сведениями о реальных нейронных сетях, принцип ослабления мешающего влияния следов памяти, и разработаны модели с нейронной пластичностью, в которых он «работает». Но по ёмкости предложенные автором модели существенно уступают моделям с синаптической пластичностью. Было бы желательно предложить реалистичный механизм воплощения упомянутого принципа в моделях с нейронной пластичностью. В этой связи привлекают внимание полученные в последние годы данные об увеличении или уменьшении эффективности синапсов в зависимости от запаздывания или опережения разряда нейрона относительно момента прихода импульса по пресинаптическому волокну [13].

Вторая проблема

Важной проблемой, требующей решения при разработке нейросетевых моделей памяти, является проблема избирательной актуализации ассоциаций. Она проявляется в том, что при извлечении из памяти, помимо необходимой, актуализируются и другие ассоциации. В моделях автора это приводит к появлению на выходе модели суммы восстановленных из памяти векторов, каждый из которых умножен на величину сходства ассоциированного с ним вектора и вектора, предъявленного для опроса. Устранить эти помехи можно дополнив модель сеть, которая тем векторам, которые предъявляются на входе как при запоминании, так и при извлечении из памяти, ставит в соответствие некоррелированные псевдослучайные функции. В реальной нейронной сети такого рода преобразование может осуществлять специальная хаотически организованная нейронная сеть. Такой способ приемлем при моделировании условных рефлексов, когда для одного вектора из каждой пары ассоциируемых векторов (этот вектор соответствует условному раздражителю) может быть сформирована указанная псевдослучайная функция. Но при моделировании образной памяти человека, когда для извлечения из памяти может быть использован любой из группы ассоциируемых объектов, этот способ неприменим. Автором предложена модель, в которой эта проблема решена ([8], модель 3).

В модели 3 вектора ассоциируются не непосредственно друг с другом, а каждый из них – с одной и той же ключевой функцией, которой соответствует ключевой вход (разным функциям соответствуют разные входы). При извлечении из памяти сначала определяется, с какой из ключевых функций «наиболее тесно» ассоциирован предъявленный вектор, и затем путём активирования соответствующего ключевого входа извлекаются все ассоциированные друг с другом вектора.

Будучи теоретически удовлетворительной, модель 3

представляется не вполне реалистичной. В частности, при большом числе запомненных ассоциаций схема выбора максимума параллельного действия будет весьма сложна, а схема последовательного действия будет работать медленно. Требуемое же число связей от ключевых входов к ассоциативным НПЭ и от них к ключевым выходам будет нереализуемо велико. Автор рассматривал возможность преодоления этих затруднений на основе использования вместо ключевых входов ключевых векторов и нелинейного преобразования создаваемых ими возбуждений с восстановлением ключевых векторов при извлечении из памяти в результате реверберации [14], но вполне удовлетворительного результата пока достичь не удалось.

Общие замечания

Хотя оба рассмотренных здесь явления обусловлены существованием следов памяти, но механизмы их возникновения различны. Поэтому в нейронных сетях, имеющих разную структуру, они могут проявляться по-разному. Так, в моделях с тотальной распределённостью записей (каковы модели, описанные в [7]) взаимные помехи разных записей будут существовать всегда, а затруднения при избирательной актуализации ассоциаций могут возникать лишь в случае сходства объектов, предъявляемых для извлечения из памяти. В модели же Дж.Дж. Хопфилда [15], в которой ассоциация каждой пары НПЭ записывается в своей паре «синапсов», как помехи, так и актуализация посторонних ассоциаций, возникают одновременно, и это происходит когда одни и те же НПЭ участвуют в формировании разных ассоциаций.

Литература

1. Анохин П.К. Узловые вопросы теории функциональной системы М.: Наука, 1980. 198 с.
2. Громова Е.А. Актуальные вопросы нейробиологических исследований памяти // УФЛН. 1977. Т. 8. № 4. с. 24-44.

3. Варганян Г.А., Пирогов Г.А. Нейробиологические основы высшей нервной деятельности. Л.: Наука, 1991. – 169 с.
4. Фролов А.А., Муравьев И.П. Нейронные модели ассоциативной памяти. М.: Наука, 1987. 161 с.
5. Соломатин В.Ф. Ассоциативное восстановление возбуждений как основной механизм памяти нервной системы // Проблемы нейрокибернетики: тез. докл. Ростов н/Д: РГУ, 1983. С. 52.
6. Соломатин В.Ф. Знакопеременные псевдослучайные функции как инструмент нейробионики // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2009. № 3. С. 65-70.
7. Соломатин В.Ф. Модель запоминающего устройства на нейроподобных элементах, реализующего голографические принципы записи и считывания информации // Проблемы бионики. Вып. 6. Харьков: Изд. ХГУ, 1971. С. 56-60.
8. Соломатин В.Ф. Архитектуры нейронных сетей для реализации функции оперативной ассоциативной памяти // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2006. № 4-5. С. 22-34.
9. Соломатин В.Ф. Воспроизведение на модели особенностей процесса формирования и проявления условного рефлекса // Журн. высшей нервной деятельности. 1980. Т. 30. Вып. 6. С. 1150-1155.
10. Соломатин В.Ф. Объяснение особенностей памяти человека на основе использования нейросетевых моделей ассоциативной распределённой памяти // Науч. сессия МИФИ – 2004. VI Всеросс. науч.-технич. конф. «Нейроинформатика-2004»: Сб. науч. тр. Ч. 1. М.: МИФИ, 2004. С. 149-156.
11. Коган А.Б. Элементарные ансамбли нейронов как функциональные единицы нейронной сети // Системный анализ интегративных свойств нейронов. М.: Наука, 1974. С. 11-19.
12. Чораян О.Г. Вероятностный детерминизм в деятельности нервной системы // Вероятностно-статистическая организация нейронных механизмов мозга. Ростов н/Д: РГУ, 1974. С. 20-36.
13. Древис Ю.Г., Мигалёв А.С. Синаптическая пластичность, зависящая от момента времени импульса // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2009. № 4. С. 4-25.
14. Соломатин В.Ф. О некоторых способах формирования ключевых распределений активности в реалистичных нейросетевых моделях ассоциативной памяти // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2007. № 6. С. 105-108.
15. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. Biophysics. 1982. V. 79, April, pp. 2554-2558.

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ИЗУЧЕНИЯ КОГНИТИВНЫХ МЕХАНИЗМОВ ВЫСШИХ ФУНКЦИЙ ГОЛОВНОГО МОЗГА

В.Л. Ушаков, А.В. Князев, С.И. Карташов, В.В. Завьялова, Н.С. Марченков

НИЦ «Курчатовский институт»

vlushakov@yandex.ru

In this work modern methods of studying of cognitive mechanisms of the highest functions of a brain are described. It is given an example uses of some methods for studying of systems of "mirror" neurons of the human and animals.

В настоящее время существует ряд методов для оценки работы головного мозга человека на основе визуализации протекающих в нем различных функциональных процессов, которые условно можно разделить на два класса: инвазивные и неинвазивные, применяемые к человеку и животным. Каждый из используемых методов имеет свои преимущества и недостатки, которые будут изложены в докладе. В большинстве случаев (исследование механизмов протекания когнитивных процессов, действия психотропных веществ и т.д.), применение только одного из методов для решения задачи локализации зон активностей головного мозга, построения нейронных сетей, определения временных и пространственных характеристик имеет множество недостатков, связанных с проблемами верификации получаемых источников, недостаточным временным и пространственным разрешением и т.д. [16], [18]. Поставленная проблема достаточно актуальна на сегодняшний день, т.к. с локализацией функционально значимых зон связано множество когнитивных и медико-биологических задач.

К инвазивным методам можно отнести:

1. Метод вживленных электродов - снятие биопотенциалов с отдельных групп нейронов головного мозга и электростимуляция мозга [1], [19], [23], [24].

2. Метод иммуногистохимии - выявления и точной локализации того или иного клеточного или тканевого

компонента на срезах головного мозга с помощью иммунологических и гистохимических реакций [2], [25], [62].

3. Молекулярно-биологические методы – создание гибридных конструкций для модификации, сенсбилизации, регистрации изменения метаболизма в нервных клетках, направленного управления нейрональными системами [3], [21], [57].

4. Флуоресцентная микроскопия используется для возбуждения флуоресценции маркерowanych образцов при трехмерной визуализации нейронных сетей и применения в оптогенетике [4], [17], можно, в принципе, и на электроды [20], [52].

5. Многоэлектродные матрицы – одно из направлений в развитии мозг-компьютерных интерфейсов. Данный метод позволяет создавать гибридные нейроморфные системы [5], [26].

6. Методы микроскопии на основе использования источников Черенковского излучения, как точечных маркеров биологических процессов [6], [27-38].

К неинвазивным методам, применяемым в нейробиологии можно отнести:

1. Моделирование и фенотипирование поведения человека и животных для последующего выявления их нейросетевых коррелятов головного мозга [7], [39], [42].

2. Методы регистрации биотоков головного мозга на основе методов электроэнцефалографии (регистрация и анализ суммарной биоэлектрической активности мозга, определяемой как с поверхности черепа, так и с глубинных структур мозга) и магнитной энцефалографии (технология, позволяющая измерять и визуализировать магнитные поля, возникающие вследствие

электрической активности мозга. В основном хорошо работает для регистрации поверхностных корковых источников активности. Для детекции полей используются высокоточные сверхпроводниковые квантовые интерферометры, или СКВИД-датчики) [8], [9], [45], [46].

3. Позитронно-эмиссионная томография, позволяющая получать информацию о функционировании головного мозга путём исследования протекающих в нём метаболических процессов с помощью радионуклидов, излучающих позитрон [10], [51], [58].

4. Метод магнитно-резонансной спектроскопии (МРС) используется для установления структуры вещества, изменения метаболизма, исследования головного мозга при функциональных нагрузках [11], [56], [60].

5. Метод магнитно-резонансной трактографии головного мозга позволяет исследовать и визуализировать проводящие пути головного мозга *in vivo* [12], [55], [56].

6. Метод функциональной магнитно-резонансной томографии предназначен для картирования головного мозга, позволяет выявлять опосредованно (через регистрацию изменений локального мозгового кровотока) сети нейрональной активности головного мозга, задействованных в обеспечении когнитивных процессов: способности человеческого головного мозга воспринимать различные виды ощущений (слуховые, зрительные, тактильные и другие); формирование эпизодической, рабочей, кратковременной и долговременной памяти; процессов мышления, сознания и т.д. [13], [14], [44].

7. Метод транскраниальной магнитной стимуляции (ТМС) позволяет неинвазивно стимулировать кору головного мозга при помощи коротких магнитных импульсов. Дает возможность модифицировать протекание когнитивных процессов [13], [53], [59].

8. Метод айтрекинга – метод определения координат взора (точки пересечения оптической оси глазного яблока и плоскости наблюдаемого объекта

или экрана на котором предьявляется некоторый визуальный стимул) и распределения внимания по поверхности зрительного стимула [14], [41], [54].

Математическое моделирование в когнитивных исследованиях базируется на методах нейроинформатики и позволяет решать задачи связанные с вопросом создания искусственного интеллекта [15].

В качестве примера использования комбинации некоторых из вышеизложенных методов, было проведено изучение работы «зеркальных» нейронов у человека и животных.

Было проведено исследование пространственной локализации «зеркальных» нейронов мышей линии C57BL6 в условиях наблюдения за плавающими в лабиринте Морриса мышами-демонстраторами при наличии или отсутствия опыта плавания у мышей-наблюдателей. На данном этапе работы обнаружено наличие систем «зеркальных» нейронов в моторных зонах M1, M2 и показано их возможное присутствие в зоне цингулярной коры, гиппокампа, ядер миндалины.

Целью исследования систем «зеркальных» нейронов у человека на основе методов фМРТ, ЭЭГ [47], [48] и айтрекинга была локализация и функциональный анализ структур головного мозга, включающие системы «зеркальных» нейронов во время демонстрации и представления себя в качестве участника, выполняющего показанные действия, с учетом наличия или отсутствия опыта выполнения этих действий. В работе было показано, что степень активации сенсорной коры зависит от ментальной вовлеченности испытуемого в просматриваемый видеосюжет, что может быть связано с более выраженной активацией «зеркальных» нейронов и структур, связанных с поддержанием сознания и уровня внимания. Регистрация фМРТ при просмотре видеосюжетов и представлении себя в качестве участника, выполняющего показанные действия, показывает, что процесс воспроизведения следов памяти и процесс представления сопровождается активацией

префронтальной и сенсорной коры, что подтверждает возможность хранения следов памяти в неокортексе. Эффективность процессов консолидации может быть связана со степенью и объемом активацией «зеркальных» нейронов и структур, связанных с поддержанием сознания и уровня внимания. Показана роль наличия или отсутствия опыта выполнения продемонстрированных действий в величине зон гемодинамического ответа.

Список литературы.

1. Sparse optical microstimulation in barrel cortex drives learned behavior in freely moving mice. Daniel Huber, Leopoldo Petreanu, Nima Ghitani, Sachin Ranade, Tomas Hromadka, Zach Mainen & Karel Svoboda. *Nature* 2008
2. Активация тектофугальной зрительной системы птенцов мухоловки-пеструшки на ранних стадиях развития пищевого поведения, направляемого диффузной фоточувствительностью. Анохин К.В., Александров Л.И., Голубева Т.Б., Корнеева Е.В., Тиунова А.А. *Журнал высшей нервной деятельности им.И.П.Павлова* 2012.-N 1.-С.43-55.
3. Modifications to the hand-held Gene Gun: improvements for in vitro Biolistic transfection of organotypic neuronal tissue. John A. O'Brien, Matthew Holt, Garth Whiteside, Sarah C.R. Lummis, Michael H. Hastings. *Journal of Neuroscience Methods* 112 (2001) 57–64
4. Illuminating the brain. Lizzie Buchen. *NATURE* Vol 464 |Vol 465|29 April 2010
5. Новые технологии в экспериментальной нейробиологии: нейронные сети на мультиэлектродной матрице. Мухина И.В., Хаспеков Л.Г. *Анналы клинической и экспериментальной неврологии*. 2010. №2. С. 44-51.
6. Cerenkov luminescence tomography for small-animal imaging. Changqing Li,* Gregory S. Mitchell, and Simon R. Cherry Received November 10, 2009; revised February 22, 2010; accepted February 25, 2010; posted March 4, 2010 (Doc. ID 119841); published March 31, 2010
7. Remote radio control of insect flight. Hirotsuka Sato¹, Christopher W. Berry, Yoav Peeri¹, Emen Baghoomian¹, Brendan E. Casey, Gabriel Lavella, John M. VandenBrooks, Jon F. Harrison and Michel M. Maharbiz. *Frontiers in INTEGRATIVE NEUROSCIENCE* published: 05 October 2009 doi: 10.3389/neuro.07.024.2009 categories
8. Discrete, 3D distributed linear imaging methods of electric neuronal activity. Part 1: exact, zero error localization. Roberto D. Pascual-Marqui arXiv:0710.3341 [math-ph], 2007-October-17.
9. Modeling sparse connectivity between underlying brain sources for EEG/MEG. Stefan Haufe, Ryota Tomioka, Guido Nolte, Klaus-Robert Müller and Motoaki Kawanabe. arXiv:0912.2412v1 [stat.ME] 12 Dec 2009
10. Рязанов, В.В. Возможности спиральной компьютерной томографии в определении вида оперативного вмешательства по поводу колоректального рака различной локализации / В.В.Рязанов // Актуальные проблемы госпитальной медицины: научно-практическая конференция: Сборник научных материалов. - Севастополь. - 2003. - С. 94-95.
11. Введение в курс ЯМР-спектроскопии. Х. Гюнтер. Москва «МИР» 1984
12. Применение данных магниторезонансной трактографии в нейронавигационном сопровождении хирургических вмешательств при опухолях полушарий большого мозга. В.Д. Розуменко, О.Ю. Чувашова, В.И. Рудица, А.В. Розуменко. *Украинский нейрохирургический журнал*, №2, 2011
13. Ultrafast MRI of the fetus: an increasingly important tool in prenatal diagnosis of congenital anomalies. Iman A. Hosny, Hamed S. Elghawabi. Volume 28, Issue 10, December 2010, Pages 1431–1439
14. Interpreting the BOLD signal. Nikos K. Logothetis and Brian A. Wandell. *Annu. Rev. Physiol.* 2004. 66:735–69
15. Логическая модель адаптивной системы управления. Демин А. В., Витяев Е. Е. *Нейроинформатика*, 2008, том 3, № 1
16. Concurrent brain-stimulation and neuroimaging for studies of cognition. Jon Driver, Felix Blankenburg, Sven Bestmann, Wim Vanduffel and Christian C. Ruff. *Trends in Cognitive Sciences* Vol.13 No.7 July 2009
17. What Can Population Calcium Imaging Tell Us About Neural Circuits? Alex C. Kwan, *J Neurophysiol* 100: 2977–2980, 2008. First published October 1, 2008; doi:10.1152/jn.91037.2008.
18. One-to-one neuron–electrode interfacing. Alon Greenbaum, Sarit Anava, Amir Ayali, Mark Shein, Moshe David-Pur, Eshel Ben-Jacob, Yael Hanein. *Journal of Neuroscience Methods* 182 (2009) 219–224
19. Direct Activation of Sparse, Distributed Populations of Cortical Neurons by Electrical Microstimulation. Mark H. Histed, Vincent Bonin and R. Clay Reid, DOI 10.1016/j.neuron.2009.07.016
20. Detecting intrinsic scattering changes correlated to neuron action potentials using optical coherence

- imaging. Benedikt W. Graf, Tyler S. Ralston¹, Han-Jo Ko and Stephen A. Boppart. 3 August 2009 / Vol. 17, No. 16 / OPTICS EXPRESS 13447
21. Origin of the earliest correlated neuronal activity in the chick embryo revealed by optical imaging with voltage-sensitive dyes. Yoko Momose-Sato, Hiraku Mochida and Masae Kinoshita. *European Journal of Neuroscience*, Vol. 29, pp. 1–13, 2009
22. Neural interfaces at the nanoscale. Joseph J Pancrazio. *Nanomedicine* (2008) 3(6), 823-830
23. OPENING UP BRAIN SURGERY. Alison Abbott. *NATURE* Vol 461|15 October 2009
24. Invariant visual representation by single neurons in the human brain. R. Quian Quiroga, L. Reddy, G. Kreiman, C. Koch & I. Fried. Vol 435|23 June 2005|doi:10.1038/nature03687
25. Selective Erasure of a Fear Memory. Jin-Hee Han, Steven A. Kushner, Adelaide P. Yiu, Hwa-Lin (Liz) Hsiang, Thorsten Buch, Ari Waisman, Bruno Bontempi, Rachael L. Neve, Paul W. Frankland, Sheena A. Josselyn. Published 13 March 2009, *Science* 323, 1492 (2009) DOI: 10.1126/science.1164139
26. Adaptive Flight Control With Living Neuronal Networks on Microelectrode Arrays. Thomas B. DeMarse and Karl P. Dockendorf. *IEEE Joint Conference on Neural Networks* (2005) Key: citeulike:2080434
27. Cerenkov Luminescence Imaging of Medical Isotopes. Alessandro Ruggiero, Jason P. Holland, Jason S. Lewis, and Jan Grimm. *J Nucl Med* 2010; 51:1123–1130
28. Cerenkov luminescence tomography for small-animal imaging. Changqing Li, Gregory S. Mitchell, and Simon R. Cherry. April 1, 2010 / Vol. 35, No. 7 / OPTICS LETTERS 1109
29. Cerenkov radiation allows in vivo optical imaging of positron emitting radiotracers. Antonello E Spinelli¹, Daniela D'Ambrosio, Laura Calderan, Mario Marengo, Andrea Sbarbati and Federico Boschi. *Phys. Med. Biol.* 55 (2010) 483–495
30. Cerenkov Radiation Energy Transfer (CRET) Imaging: A Novel Method for Optical Imaging of PET Isotopes in Biological Systems. Robin S. Dothager, Reece J. Goiffon, Erin Jackson, Scott Harpstrite, David Piwnica-Worms. October 2010 | Volume 5 | Issue 10 | e13300
31. Cerenkov radiation imaging as a method for quantitative measurements of beta particles in a microfluidic chip. Jennifer S Cho, Richard Taschereau, Sebastian Olma, Kan Liu, Yi-Chun Chen, Clifton K-F Shen, R Michael van Dam and Arion F Chatziioannou. *Phys. Med. Biol.* 54 (2009) 6757–6771
32. Čerenkov radioactive optical imaging: a promising new strategy. Giovanni Lucignani Published online: 21 December 2010 # Springer-Verlag 2010
33. Cerenkov light spectrum in an optical fiber exposed to a photon or electron radiation therapy beam. Jamil Lambert, Yongbai Yin, David R. McKenzie, Sue Law, and Nataalka Suchowerska. *APPLIED OPTICS* / Vol. 48, No. 18 / 20 June 2009
34. Comments on ‘Cerenkov radiation allows in vivo optical imaging of positron emitting radiotracers’. G S Mitchell, R K Gill and S R Cherry. *Phys. Med. Biol.* 55 (2010) L43–L44
35. Experimental Cerenkov luminescence tomography of the mouse model with SPECT imaging validation. Zhenhua Hu, Jimin Liang, Weidong Yang, Weiwei Fan, Congye Li, Xiaowei Ma, Xueli Chen, Xiaopeng Ma, Xiangsi Li, Xiaochao Qu, Jing Wang, Feng Cao and Jie Tian. November 2010 / Vol. 18, No. 24 / OPTICS EXPRESS 24441
36. On the potential for molecular imaging with Cerenkov luminescence. Matthew A. Lewis, Vikram D. Kodibagkar, Orhan K. Öz, and Ralph P. Mason. *Opt Lett.* 2010 December 1; 35(23): 3889–3891.
37. Optical imaging of Cerenkov light generation from positronemitting radiotracers. R Robertson, M S Germanos, C Li, G S Mitchell, S R Cherry, and M D Silva. *Phys Med Biol.* 2009 August 21; 54(16): N355–N365. doi:10.1088/0031-9155/54/16/N01.
38. Whole-Body Cerenkov Luminescence Tomography with the Finite Element SP Method. JIANGHONG ZHONG, JIE TIAN, XIN YANG, and CHENGHU QIN. *Annals of Biomedical Engineering* (2011) DOI: 10.1007/s10439-011-0261-1
39. Система видеонаблюдения за поведением лабораторных животных с автоматической сегментацией на поведенческие акты. А.С. Конушин, Д.П. Ветров, П.А. Воронин, М.С. Синдеев, Е.И. Ломакин-Румянцев, Д.А. Кропотов, И.Ю. Зарайская, К.В. Анохин. *GraphiCon conference* 2008.
40. Observational Learning in a Glaucous-winged Gull Natural Colony. T. A. Obozova, A. A. Smirnova and Z. A. Zorina. *International Journal of Comparative Psychology*, 2011, 24, 226-234.
41. Single Trial P3 Recognition in a Virtual Environment. Jessica D. Bayliss and Dana H. Ballard. Volumes 32–33, June 2000, Pages 637–642
42. Litter gender composition and sex affect maternal behavior and DNA methylation levels of the Oprm1 gene in rat offspring. Yanli Hao, Wen Huang, David A. Nielsen and Therese A. Kosten. *Frontiers in Psychiatry | Child and Neurodevelopmental Psychiatry* May 2011 | Volume 2 | Article 21 | 2
43. Remote radio control of insect flight. Hirotaka Sato, Christopher W. Berry, Yoav Peeri, Emen Baghoomian¹, Brendan E. Casey, Gabriel Lavella, John M. VandenBrooks³, Jon F. Harrison³ and Michel M. Maharbiz. *Frontiers in Integrative Neuroscience*

www.frontiersin.org October 2009 | Volume 3 | Article 24 |

44. Neural and BOLD responses across the brain. Jozien Goense, Kevin Whittingstall and Nikos K. Logothetis. 2011 John Wiley & Sons, Ltd. Volume 3, January/February 2012

45. Discrete, 3D distributed linear imaging methods of electric neuronal activity. Part 1: exact, zero error localization. Roberto D. Pascual-Marqui. arXiv:0710.3341 [math-ph], 2007-October-17, <http://arxiv.org/pdf/0710.3341>

46. Modeling sparse connectivity between underlying brain sources for EEG/MEG. Stefan Haufe, Ryota Tomioka, Guido Nolte, Klaus-Robert Müller and Motoaki Kawanabe. arXiv:0912.2412v1 [stat.ME] 12 Dec 2009

47. Joint EEG/fMRI state space model for the detection of directed interactions in human brains—a simulation study. Michael Lenz, Mariachristina Musso, Yannick Linke, Oliver Tüscher, Jens Timmer, Cornelius Weiller and Björn Schelter. *Physiol. Meas.* 32 (2011) 1725–1736 doi:10.1088/0967-3334/32/11/S01

48. Combining EEG and fMRI signals in both humans and rodents: Advantages and limitations. Jorge Riera. Brain Products Press Release July 2011, Volume 39

49. A Neural Switch for Active and Passive Fear. Alessandro Gozzi, Apar Jain, Aldo Giovannelli, Cristina Bertollini, Valerio Crestan, Adam J. Schwarz, Theodoros Tsetsenis, Davide Ragozzino, Cornelius T. Gross, and Angelo Bifone. *Neuron* 67, 656–666, August 26, 2010 ©2010 Elsevier Inc.

50. Assessment of brain responses to innocuous and noxious electrical forepaw stimulation in mice using BOLD fMRI. Simone C. Bosshard, Christof Baltes, Matthias T. Wyss, Thomas Mueggler, Bruno Weber, Markus Rudin. *PAIN* 151 (2010) 655–663

51. Baseline brain energy supports the state of consciousness. Robert G. Shulman, Fahmeed Hyder and Douglas L. Rothman. *PNAS* July 7, 2009 vol. 106 no. 27 11097.

52. Using PerkinElmer Fluorescent Pre-clinical Imaging Agents on the Caliper IVIS and Maestro in vivo Imaging Systems. Xiaowei Chen, Ulrich Leischner, Nathalie L. Rochefort, Israel Nelken & Arthur Konnerth. 28 JULY 2011 | VOL 475 | NATURE | 501

53. Combining TMS and fMRI: From ‘virtual lesions’ to functional-network accounts of cognition. Christian C. Ruff, Jon Driver and Sven Bestmann. *Cortex*. 2009 October; 45(9): 1043–1049. doi:10.1016/j.cortex.2008.10.012.

54. Когнитивно-аффективная наука: Взаимосвязанных фМРТ и глазодвигательной активности при восприятии социально значимых изображений. Б.М. Величковский, Х. Вальтер, К. Пот, В.Л. Ушаков и С.А. Шевчик. In press.

55. Correction of Vibration Artifacts in DTI Using Phase-Encoding Reversal (COVIPER). Siawoosh Mohammadi,* Zoltan Nagy, Chloe Hutton, Oliver Josephs and Nikolaus Weiskopf. Article first published online: 27 DEC 2011 DOI: 10.1002/mrm.23308

56. DTI parameter optimization at 3.0 T: potential application in entire normal human brain mapping and multiple sclerosis research. K.M. Hasan, P.A. Narayana. *MEDICAMUNDI* 49/1 2005/5

57. ¹H MR spectroscopy of the brain: absolute quantification of metabolites. Jansen JF, Backes WH, Nicolay K, Kooi ME. *Radiology* 240 (2): 318–32.

58. Pneumatic capillary gun for ballistic delivery of microparticles. Dmitry Rinberg, Claire Simonnet and Alex Groisman. *APPLIED PHYSICS LETTERS* 87, 014103_2005_

59. Evaluation of Musculoskeletal Disorders with PET, PET/CT, and PET/MR Imaging. Karen Chen, Judy Blebea, Jean-Denis Laredo, Wengen Chen, Abass Alavi, Drew A. Torigian. Elsevier Volume 3, Issue 1, January 2008, Pages 37–75.

60. TMS-EEG co-registration: On TMS-induced artifact. Christian C. Ruff, Jon Driver, Sven Bestmann Volume 45, Issue 9, October 2009, Pages 1043–1049

61. Metabolite changes and gender differences in schizophrenia using 3-Tesla proton magnetic resonance spectroscopy (1H-MRS). Shin'Ya Tayoshi, Satsuki Sumitani, Kyoko Taniguchi, Sumiko Shibuya-Tayoshi, Shusuke Numata, Jun-ichi Iga, Masahito Nakataki, Shuichi Ueno, Masafumi Harada, Tetsuro Ohmori. Volume 108, Issues 1–3, March 2009, Pages 69–77

62. An ELISA-based method for the quantification of incorporated BrdU as a measure of cell proliferation in vivo. Berthold Behl, Magarethe Klos, Michael Serr, Ulrich Ebert, Bodo Janson, Karla Drescher, Gerhard Gross, Hans Schoemaker *Journal of Neuroscience Methods* 158 (2006) 37–49.

О ВОЗМОЖНЫХ МЕХАНИЗМАХ ФОРМИРОВАНИЯ СИМВОЛОВ В СИСТЕМЕ СВЯЗАННЫХ НЕЙРОПРОЦЕССОРОВ

О.Д.Чернавская¹, А.П.Никитин², Д.С.Чернавский¹

¹Физический институт им. П.Н.Лебедева РАН, Москва; olgadmitcher@gmail.com

²Институт общей физики РАН, Москва; apnikitin@bk.ru

We consider various possible mechanisms of forming the symbols and their linking to the images of real objects in the interacting neuroprocessors of the Hopfield and Grossberg types. It is shown that the characteristic time of the link formation does depend essentially on the chosen mechanism. All possible methods are demonstrated to include necessarily an occasional factor. This very factor, being coupled with the variety of possible formation mechanisms, makes it possible to reproduce the effect of personality and unexpectedness of a human thinking in artificial systems.

1. Введение

Проблема искусственного интеллекта, т.е. имитирования человеческого мышления искусственными средствами, была и остается весьма интригующей и актуальной около 50 лет — с того времени, как вошли в употребление компьютеры [1,2]. Тогда возникло ощущение (и даже опасение), что искусственный интеллект будет создан вот-вот. Однако со временем стало ясно, что некоторые определенные задачи (например, сложные расчеты) компьютер действительно способен решать лучше и быстрее человека, однако *воспроизвести адекватно* именно мышление (ход мысли) человека он не способен вообще. Это связано с тем, что компьютер всегда исполняет заложенную в него *программу*, его действия всегда *детерминированы*, и результат расчета (если он правилен) не зависит от того, какой именно компьютер его производил. В то же время человеческое мышление недетерминировано, часто непредсказуемо и *всегда индивидуально*.

Наиболее близко к решению проблемы искусственного интеллекта можно подойти через нейрокомпьютеры, основанные на парадигме *обучения*, а не исполнения детерминированной программы [3] (что характерно именно для человеческого мышления).

Что может представлять альтернативу детерминированности в искусственных (не-живых) системах и,

таким образом, служить аналогом непредсказуемости? В рамках динамической теории информации (ДТИ) было показано, что генерация новой информации возможна только в «перемешивающем слое», т.е. под воздействием *случайных факторов* [4]. Именно генерация информации есть, по сути, процесс непредсказуемый и недетерминированный.

Индивидуальность на языке искусственных систем может также трактоваться как многовариантность путей решения одной и той же задачи. Сам по себе этот факт не есть прерогатива только живых систем — вычисления на обычном компьютере также могут проводиться разными способами, причем конечный результат (точнее, его точность и скорость его достижения) может зависеть от выбранного способа расчета. Разница между живым и неживым заключается в праве выбора конкретного способа.

В данной работе мы рассмотрим конкретную проблему перехода от образов к символам в системе связанных нейропроцессоров, фиксируя внимание на том, как именно случайный фактор работает и обеспечивает индивидуальность выбора.

2. Типы и функции нейропроцессоров

Нейропроцессорами называют пластины, заполненные формальными нейронами, т.е. бистабильными элементами, принимающими значения 1 и 0 (или -1) — активное и пассивное состояние, соответственно. Сама концепция формального нейрона вызвала немедленное отторжение у нейрофизиологов, поскольку реальный нейрон, со всеми его аксонами и дендритами, гораздо более сложное образование, чем бистабильный элемент; спектр нейронов, различных по морфогенезу и функциям, весьма широк [5]. В этой связи понятие формального

нейрона представляется вульгарным (излишне упрощенным). Тем не менее, основная задача реального нейрона — проводить (или, напротив, тормозить) электрический импульс, полученный от соседних нейронов. Кроме того, следует принимать во внимание, что в концепции нейропроцессора нейроны и связи между ними рассматриваются как *самостоятельные* объекты. Именно связи подвергаются обучению — модифицируются в результате прохождения импульса, причем устойчивая модификация (полученная в результате повторения) становится необратимой и обеспечивает *запоминание*. Иными словами, в нейропроцессоре память носит распределенный характер и заключается в *связях* между формальными нейронами.

Понятие «пластина» несет несколько смысловых нагрузок, причем основная из них в том, что внутрипластинные и межпластинные связи могут и должны *обучаться по-разному*, т.е. механизмы модификации связей могут и должны быть различны. Это же относится и к разным пластинам: существует несколько типов нейропроцессоров, отличающихся по характеру взаимодействия нейронов внутри пластины. Комбинация нескольких разнотипных нейропроцессоров дает возможность воспроизводить эффекты, спектр которых весьма широк (см. [6]) и далеко превосходит возможности обычных схем, содержащих просто бистабильные элементы с неактивными связями (типа электрических проводов).

Наконец, введение *динамических моделей* вместо дискретных схем позволяет, оставляя бистабильными *стационарные* состояния формального нейрона, проследить динамику достижения этих состояний и выхода из них [2].

Наибольший интерес для нас представляют нейропроцессоры типа Хопфилда [7] и Гроссберга [8].

Процессор Хопфилда — линейная аддитивная сеть; модель можно представить в виде:

$$\frac{dH_i(t)}{dt} = \frac{1}{\tau^{H_i}} [H_i + \beta_i (H_i^2 - 1) - H_i^3] + \sum_{j \neq i}^N \Omega_{ij} H_j + \sum_k \Psi_{ki} G_k \quad (1)$$

Здесь $H_i(t)$ — переменная, описывающая состояние нейрона; τ^{H_i} — характерное время активации; β_i — параметр, связанный с порогом возбуждения нейрона; Ω_{ij} — матрица связей между нейронами, $i, j = 1, \dots, n$. Механизм обучения связей Ω для обсуждаемой здесь проблемы значения не имеет: это может быть или оригинальный вариант, предложенный самим Дж. Хопфилдом [7], или правило Хебба [9]. Важно, что в любом варианте в обученном процессоре связи между нейронами, составляющими образ объекта, становятся *сильнее*, чем связи между пассивными нейронами. Последний член в уравнении (1) в оригинальной версии отсутствует, мы вводим его для описания связи образ ↔ символ (см. ниже).

Данный процессор используется как накопитель информации без ее осмысления и анализа. Воспринимаемый объект в нем предстает в форме *образа* — набора активных нейронов. При этом, чему соответствует активация какого-либо конкретного нейрона, заранее неизвестно, грубо говоря, нейроны Хопфилда *«не имеют смысла»*.

Процессор Гроссберга обеспечивает сжатие информации путем сопоставления распределенному образу (состоящему из достаточно большого числа нейронов) *единого* нейрона, называемого *символом* данного образа. Следует отметить два важных аспекта.

1). Сам факт преобразования образной цепочки в символ означает *осознание* того, что данная цепочка соответствует конкретному существующему объекту, в этом смысле *символ несет семантическую (смысловую) информацию*.

2). Символ *выбирается* самой системой в процессе формирования. Этот выбор не обязательно должен быть *наилучшим*, — выбор, по определению, делается из множества возможных и *равноправных* вариантов, но он должен быть сделан.

В работе [10] рассматривался самый простой вариант процессора, способного сопоставлять образу некоторый символ. Здесь мы рассматриваем несколько модифицированную модель:

$$\frac{dG_k(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_k^G} \{ -(\alpha_k - 1)G_k + \alpha_k G_k^2 - G_k^3 \} -$$

$$- \sum_{k \neq l} \Gamma_{kl}(t) G_k G_l + \sum_i \Psi_{ik} H_i$$

где $G_i(t)$ — переменная, отражающая состояние нейрона, обладающего свойством самовозбуждения и имеющего два стационарных состояния — активное (1) и пассивное (0). Параметр α_k регулирует способность данного нейрона Гроссберга вступать в конкуренцию (см. [9]). Внутрипластинные связи Γ_{ij} обеспечивают нелинейное взаимодействие нейронов; знак « \leftarrow » означает, что взаимодействие *подавляющее (конкуреннтное)*. В начальном (необученном) состоянии все связи считаются равными: $\Gamma_{ij}(0) = \Gamma_{ji}(0) = \Gamma_0$. В процессе обучения связи меняются как:

$$\frac{d\Gamma_{ij}(t)}{dt} \propto \frac{\Gamma_0}{T_\Gamma} \{ G_i \cdot G_j (G_i - G_j) \}, \quad (3)$$

где T_Γ — характерное время обучения связей. Оно зависит от того, какое преимущество изначально имеет один (случайный) нейрон; в процессе обучения *все* нейроны сначала «гаснут», в конце процесса «гаснут» *все кроме одного*.

Последний член в уравнении (2) обеспечивает взаимодействие с процессором Хопфилда: межпластинные связи Ψ_{ik} передают образ, т.е. набор активных нейронов $\{H\}$, на пластину G . В результате всего процесса должны сформироваться *обратные связи* Ψ_{ki} , обеспечивающие репрезентацию символа на пластине H .

3. Формирование связей образ \leftrightarrow символ.

После того, как символ образовался, активация его должна приводить к активации соответствующего образа, и наоборот. Связи Ψ_{ik} (влияние H на G) и Ψ_{ki} (влияние G на H) зависят от времени: в начале процесса формирования символа работают только связи Ψ_{ik} , а обратные связи $\Psi_{ki}(0)=0$ (или ε), т.е. практически отсутствуют (или малы). В конце должны сформироваться устойчивые связи

символ \leftrightarrow образ, все остальные должны «отмереть» Можно предложить несколько механизмов, способных обеспечить подобное взаимодействие.

3.1. Конкуренция символов с последующим обучением связей.

Предположим, что изначально существуют только *прямые* межпластинные связи, передающие образ с пластины типа Хопфилда на пластину типа Гроссберга:

$$\Psi_{ik}(0) = 1 \text{ при } i=k, \text{ или } 0 \text{ если } i \neq k.$$

В результате конкуренции на пластине Гроссберга выживает только один случайно выбранный нейрон G_k , ставший символом данного образа. После этого обратные межпластинные связи Ψ_{ki} обучаются как:

$$\frac{d\Psi_{ki}(t)}{dt} \propto \frac{\Psi_0}{T_\Psi} G_k (H_i + 1). \quad (4)$$

Так же обучаются и связи Ψ_{ik} (прямые связи «перезапускаются» на нейрон-символ). При этом характерные времена обучения связей T_Γ и T_Ψ не связаны между собой; полное же время обучения связанной подсистемы «образ \leftrightarrow символ» $T_S = T_\Gamma + T_\Psi$. Первое время зависит от того, каково изначально «преимущество» нейрона G_k перед другими; второе определяется только «шагом» обучения. Фактор случайности работает только на пластине G ; обучение межпластинных связей происходит практически *регулярно*.

3.2. Одновременная конкуренция символов и связей

Процесс обучения связей может происходить *одновременно с конкуренцией* нейронов Гроссберга. В этом случае, как и ранее, $\Psi_{ik}(0) = 1$ (образ прямыми связями передается с пластины H на пластину G), а обратные связи устанавливаются при одновременном решении уравнений (2)-(4). Кроме того, преимущество какого-либо нейрона G_k определяется, в частности, степенью сформированности нужных связей. Это значит, что в уравнении (4) переменная G_k заменяется на $G_k(1 + \Psi_{ki})$. Иными словами, здесь фактор случайности относится и к выбору нейрона-победителя, и к выбору связей. Проведенная нами компьютерная эмуляция [11] показывает, что характерное время процесса T_S здесь

оказывается гораздо дольше, и сам процесс непредсказуем и неустойчив. Несмотря на это, такой вариант заслуживает пристального внимания, поскольку он наиболее близко соответствует методу «проб и ошибок», что является основным способом обучения человека. Фактически в данном варианте процесс формирования символа носит итерационный характер; именно так может быть представлен блок Back Propagation (**BP**), используемый в работе [12].

Подчеркнем, что в данном варианте процесс формирования символа может и не сойтись — тогда вся процедура должна повторяться заново.

3.3. Преимущество связей.

В том случае, если изначально присутствуют не только *прямые* связи, т.е. $\Psi_{ik}(0) = 1$ не только при $i=k$, преимущество получают те нейроны G_k , которые связаны с большим числом нейронов H_i . Тогда характер процесса будет регулироваться числом связей N_Ψ : в пределах $N_\Psi = n$ (только прямые) и $N_\Psi = n \cdot (n-1)$ (все связаны со всеми) ситуация практически совпадает с тем, что описано в пункте 3.1, причем в последнем случае появляется масса «лишних» связей, не несущих никакой смысловой нагрузки. В промежуточной ситуации выбор нейрона-победителя на пластине **G** становится *практически детерминированным*: побеждает тот, кто связан с большим числом нейронов, составляющих данный образ. Случайность (в данном случае, скорее индивидуальность) проявляется в том, какие именно связи заранее принимаются во внимание. Время процесса определяется фактически временем до-обучения нужных связей.

Заключение

Рассмотренные варианты установления связи «образ ↔ символ» демонстрируют широкий спектр возможностей, из которых может выбирать сама система в процессе самоорганизации. Самым логичным и эффективным следует признать первый способ, однако второй представляется наиболее близким к реальности. Третий отличается от остальных тем, что фактор случайности

здесь заложен в морфогенезе, т.е. роль конкуренция символов сведена к минимуму, а результат заложен *априори*.

С известной долей смелости можно провести корреляцию между выбранным способом формирования символа и типами характера, выделяемыми в психологии:

1 — легко обучаемый, лояльный, доверчивый;

2 — медлительный, упрямый, сомневающийся;

3 — упрямый ригорист.

Таким образом, эффект индивидуальности организации системы связанных нейропроцессоров обеспечивается множеством способов установления связи образ ↔ символ и фактором случайности, неизбежно присутствующем (в разной степени) в каждом варианте.

Список литературы

1. Шамис А.С. Пути моделирования мышления. М.: КомКнига, 2006.
2. Чернавский Д.С., Карп В.П., Родштат И.В., Никитин А.П., Чернавская Н.М. Распознавание. Аутодиагностика. Мышление. М.: Радиотехника, 2003.
3. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютеринг и его применения. М.: МИФИ, 2008.
4. Чернавский Д.С. Синергетика и информация: Динамическая теория информации. М.: Наука, 2001.
5. Александров Ю.И. и др. Нейрон. Обработка сигналов. Пластичность. Моделирование. \ Fundament. руководство. Тюмень: Изд. ТГУ, 2008.
6. Чернавская О.Д., Чернавский Д.С., Карп В.П., Никитин А.П. Понятия «образ» и «символ» как инструменты моделирования процесса мышления \ Сложные Системы, 2012, №2 (в печати)
7. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. PNAS, 1982, 79.
8. Grossberg S. Studies of Mind and Brain. Boston, Riedel, 1982; The adaptive brain. North-Holland, Amsterdam 1987.
9. Hebb D. O. The organization of behavior: a neuropsychological theory. New York, 2002. (Оригинальное издание — 1949)
10. Чернавский Д.С., Карп В.П., Алексеев В.А., Чернавская О.Д. Математическая модель процессора локализации образа // Препринт ФИАН №9, 2011.
11. Чернавская О.Д., Никитин А.П. Анализ возможных способов формирования символов и связей символ ↔ образ. \ КСФ, 2012 (в печати).
12. Чернавский Д.С., Карп В.П., Никитин А.П., Чернавская О.Д. Возможная конструкция подсистемы прогнозирования в искусственном аппарате мышления. \ Доклад, представленный на конф. ICNC-12.

ВОЗМОЖНАЯ КОНСТРУКЦИЯ ПОДСИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В ИСКУССТВЕННОМ АППАРАТЕ МЫШЛЕНИЯ.

Д.С.Чернавский¹, В.П. Карп², А.П.Никитин³, О.Д. Чернавская¹

¹Физический институт РАН, Москва, olgadmither@gmail.com;

²МИРЭА, Москва, karpvica@mail.ru;

³Институт общей физики РАН, Москва, apnikitin@bk.ru

The subsystem for prognosis is considered that allows to predict the process evolution. It is shown that it should be divided into two parts, one of them being responsible for primary information processing, and the other stores and classifies common information. The second part provides the possibility to introduce the concept of continuous time.

1. Введение

Проблема моделирования человеческого мышления представляет собой сложную многоаспектную задачу и единого подхода к данной проблеме, как и единого определения процесса мышления, пока нет [1, 2]). Наша работа лежит в русле так называемого «естественно - конструктивистского» подхода, основанного на нейрокмпьютинге (см. [3] и ссылки там же), теории распознавания (см. [4] и ссылки там же) и динамической теории информации (ДТИ, см. [5]). В рамках этого подхода мышление можно определить как *самоорганизующийся процесс записи (восприятия), сохранения, обработки, а также генерации и распространения новой информации без вмешательства извне* [6]). Нас интересует возможность создания системы связанных нейропроцессоров, (далее – аппарат мышления. *АМ*), способная решать все перечисленные задачи. Рассматриваются преимущественно процессоры типа Хопфилда [7] и Гроссберга [8]..

Задачи записи и сохранения подробно рассматривались в работе [9]. Здесь мы остановимся на одном из аспектов задачи обработки информации, а именно – на подсистеме прогнозирования.

2. Формирование символа состояния

В теории распознавания прогноз является по сути распознаванием процесса,

т.е. основывается на первичном акте распознавания — формировании символа некоторого состояния.

Процесс формирования символа типичного образа рассматривался в работах [9, 10]. В конструкции *АМ* мы будем использовать один из возможных вариантов реализации такого процесса, а именно — образование символа за счет конкуренции на пластине Гроссберга с *последующей проверкой*. Схема формирования символа с проверкой представлена на рис. 1.

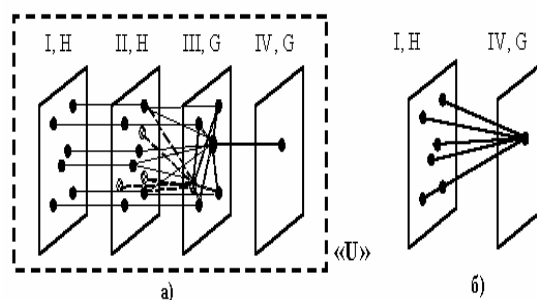


Рис. 1. Схема формирования символа изолированного образа а) с проверкой и б) без проверки.

Здесь типичный образ с пластины Хопфилда *I,H* по прямым связям передается не сразу на пластину Гроссберга *IV,G*, но предусмотрена специальная вставка двух дополнительных пластин, часто называемых комплексом *Back Propagation (BP)*. Это пластины Хопфилда *II,H* и Гроссберга *III,G*, между которыми существуют разветвленные и двусторонние межпластинные связи. Особенность такой конструкции в том, что процедура формирования символа *итерационна*. Пластина *II,H* предназначена для декомпозиции символа, сформированного в первой итерации на “пробной” пластине *III,G* типа Гроссберга. Каждый нейрон пластины *III,G* связан с несколькими (но не

со всеми) нейронами пластины **II, H**. По этим связям от символа пластины **III, G** идут сигналы в обратном направлении, и на пластине **II, H** возникает *инверсный образ*. Если исходный образ заметно отличается от инверсного (а это — общий случай), то процедура повторяется. При этом выбирается новое положение символа, т.е. осуществляется следующая итерация. Проверка продолжается, пока отличие исходного образа от инверсного не станет достаточно малым. Если проверка закончилась успешно, символ передается по прямым связям на пластину **IV, G**.

Итерационная процедура проверки может и не сойтись. Это означает, что блок заклинивается — возникает фрустрация, что является сигналом о том, что типичный образ нуждается в коррекции. Тогда корректируется процедура формирования типичного образа, и весь процесс повторяется снова.

Когда процедуры проверки и коррекции как символов, так и образов отработаны, необходимость в **BP** отпадает. Тогда образ сразу передается по прямым межпластинным связям с **I, H** на **IV, G**. Этот блок изображен на рис. 1б.

3. Прогнозирование

В теории распознавания прогноз строится на основе прецедентов, т.е. уже наблюдавшихся процессов. В **AM** процесс наблюдается *покадрово*: в дискретные моменты времени t_0, t_1, \dots, t_n распознается образ, строится его символ, положение символа проверяется модулем **BP**. Далее будем предполагать, что если интервал между кадрами (*скважность*) мал, то образы меняются мало, а их символы близки.

На рис. 2 приведена схема покадрового распознавания образов и формирования их символов в дискретные моменты времени t_0, t_1, \dots, t_n . На рис. 2а присутствуют модули проверки **BP**. Они существенно замедляют процесс формирования символов. Как следствие, скважность велика, и символы могут быть расположены далеко друг от друга. На схеме показана финальная

пластина **Fin**, на которую последовательно передаются и где запоминаются символы.

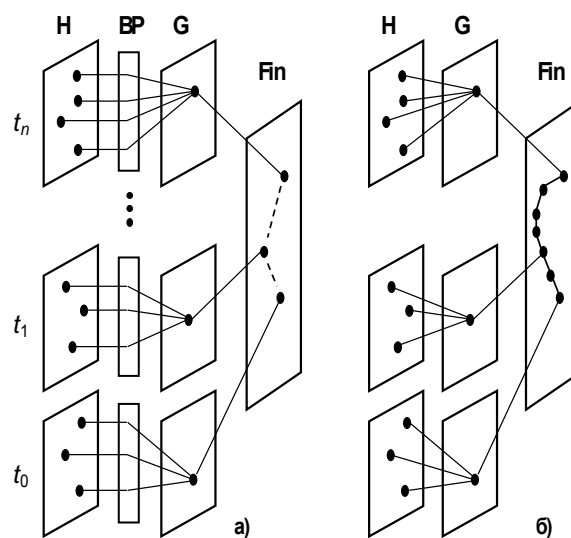


Рис. 2. Схема покадрового распознавания образов а) с проверкой качества символов и б) без проверки

Внутрипластинные связи в ней практически отсутствуют, так как основное её назначение — запечатлеть весь процесс с начала и до конца. Результат запоминания можно схематично представить в виде ломаной линии.

Если алгоритм обработки каждого кадра отработан и в этом контексте *однозначен*, то модули **BP** не нужны. На рис. 2б представлена упрощенная схема без модулей **BP**: в ней покадровое распознавание ускорено и скважность существенно меньше. В результате на финальной пластине **Fin** процесс выглядит не как ломаная, а почти как непрерывная кривая. По сути, эта кривая является аналогом траектории изображающей точки в математической модели процесса.

Таким образом, вся подсистема, изображенная на рис. 2, разбита на две части, одна из которых обеспечивает первичный прогноз, а вторая предназначена для хранения полученных результатов и прогноза уже известных событий. Такое разбиение полностью согласуется с известной концепцией (см., например, [11]), относящейся к функциям полушарий головного мозга человека: одно из них (правое) отвечает за восприятие *новых* объектов (явлений, процессов), т.е. *обучается*, в то время как другое (левое)

хранит результаты обучения и реагирует на уже известные явления (процессы).

Подчеркнем, что в правой части схемы (эта часть должна быть отнесена к левому полушарию) появляется возможность ввести понятие *континуального* (непрерывного) времени. Это позволяет проводить интерполяцию и экстраполяцию процесса во времени, т.е. осуществлять прогнозирование. В схеме на рис. 3а (соотносится с правым полушарием) время воспринимается как *дискретное*, а при большой скважности теряются понятия «до» и «после».

Отметим, что прогноз может оказаться ошибочным, если в какой-то момент извне поступает противоречащая ему информация. Тогда процедура запоминания процесса должна быть проведена заново. Однако, как правило, эта новая информация переводит процесс хотя и в другой, но уже известный системе режим. В этом случае в правой части схемы необходимо вернуться в тот момент времени, когда траектории процессов совпадают, и *свернуть* на другую траекторию. Сам процесс «возврата» требует от системы определенных и специфических усилий — это может быть либо фрустрация (см. [3]), либо какой-то другой режим, способный «встряхнуть» систему — для человека таким способом является *смех*. Изложенное фактически представляет собой программу реализации чувства юмора в системе нейропроцессоров, что согласуется с идеологией работы [12].

4. Заключение

Представлен один из возможных вариантов подсистемы связанных нейропроцессоров, позволяющий решать задачу прогнозирования. Эта подсистема разбита на две части, одна из которых обеспечивает первичный прогноз, а вторая предназначена для хранения полученных результатов и прогноза уже известных событий.

Отметим, что кривая прогноза, получаемая в уже обученной подсистеме, по сути является аналогом *траектории*

изображающей точки в математической модели процесса. Этот факт позволяет ввести понятие континуального времени в данной части подсистемы прогноза.

Подчеркнем, что понятие континуального времени имеет смысл только в обученной подсистеме, где переходы между символами текущих состояний являются плавными. В подсистеме «первичного прогноза» кадры воспринимаются как отдельные, практически несвязанные картинки.

Список литературы

1. Чернавский Д.С., Карп В.П., Родштат И.В., Никитин А.П., Чернавская Н.М. Распознавание. Аутодиагностика. Мышление. М.: Радиотехника, 2003.
2. Шамис А.С. Пути моделирования мышления. — М.: КомКнига, 2006.
3. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютеринг и его применения. — М.: МИФИ, 2008.
4. Карп В.П. Интеллектуальный анализ данных в проблеме построения решающих правил классификации (на примере медицинской диагностики). // Новости искусственного Интеллекта. — 2006. — №2. — с.57.
5. Чернавский Д.С. Синергетика и информация: Динамическая теория информации. М.: Наука, 2001.
6. Чернавская О.Д., Чернавский Д.С., Карп В.П., Никитин А.П., Рожило Я.А. Процесс мышления в контексте динамической теории информации. Часть 1: основные цели и задачи мышления // Сложные системы, 2012, №1, стр 25-41.
7. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. PNAS, 1982, 79.
8. Grossberg S. Studies of Mind and Brain. Boston, Riedel, 1982; The adaptive brain. North-Holland, Amsterdam 1987.
9. Чернавская О.Д., Чернавский Д.С., Карп В.П., Никитин А.П. Процесс мышления в контексте динамической теории информации. Часть II: Понятия «образ» и «символ» как инструменты моделирования процесса мышления средствами нейрокомпьютеринга. // Сложные Системы, 2012, №2 (в печати).
10. Чернавская О.Д., Чернавский Д.С., Никитин А.П. О возможных механизмах формирования символов в системе связанных нейропроцессоров. // Доклад, представленный на ICNI-12.
11. Голдберг Э. Парадокс мудрости. М.: Поколение 2007.
12. Суслов И.М. Компьютерная модель «чувства юмора». II. Реализация в нейросетях. // Биофизика, — 1992, т. 37, №2. с. 325-334.

ОПТИМИЗАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА МЕТОДОМ ПОЛЯ ПОТЕНЦИАЛОВ В ЗАДАЧЕ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ

Ю.В. Чернухин, П.А. Бутов, Ю.С. Доленко.

Таганрогский Технологический Институт Южного Федерального Университета

tsure.lai@gmail.com

It is proposed to consider the approach to the problem of navigation of mobile robots, which combines the properties of the bionic control algorithm and the well-known potential field method, as well as an autonomous mobile robotic platform developed for the experimental verification and investigation of the properties of neural network algorithms for navigation and the proposed approach in particular.

Предлагается к рассмотрению подход к решению задачи навигации мобильных роботов, совмещающий в себе свойства бионического алгоритма управления и широко известного метода поля потенциалов, а так же автономная мобильная робототехническая платформа, разработанная для экспериментальной верификации и исследования свойств нейросетевых алгоритмов навигации и предлагаемого подхода в частности.

В основе предлагаемого подхода лежит использование нейронной сети формально-логического типа[1]. Данная нейронная сеть состоит из нейроэлементов, каждый из которых способен отражать три состояния участков внешней среды, а именно, «целевой участок», «препятствие», «свободный участок» с определенной степенью проходимости (эквивалент количества энергии, затрачиваемой при прохождении данного участка).

Принятие решения о направлении движения в каждом временном отрезке зависит от результатов распространения волн возбуждения, генерируемых нейронами – целями, блокируемых нейронами – препятствиями и задерживаемых на заданное время (кол-во итераций) нейронами – участками с заданной степенью проходимости. Блок принятия решений на каждом временном отрезке определяет оптимальное направление движения как направление, соответствующее нейроэлементу, от

которого фронт волны возбуждения достиг данного блока первым.

Мозаику заблокированных и проводящих элементов нейросети будем представлять в виде поля потенциалов, которое определяется как функция энергетических затрат при планировании перемещений робота в среде, зависящая от расстояний до препятствий (такую, что результирующее поле будет «отталкивать» робота от препятствий) [2] и коэффициента проходимости данного конкретного участка (см. рис.1). В предлагаемом подходе значение поля потенциалов для каждого конкретного участка нейросетевой модели внешней среды эквивалентно коэффициенту задержки волны возбуждения для нейроэлемента, соответствующего данному участку.

7	ц	7	7	6	6	7	8	7	6	5
8	8	8	8	7	7	8	9	8	7	6
9	9	9	9	8	8	9	10	9	8	7
10	10	10	10	9	9	10		10	9	8
				10	9	10		10	9	8
10	10	10		10	9	10			10	9
9	9	9	10	9	8	9	10	10	9	8
8	8	8	9	8	7	8	9	9	8	7
7	7	7	8	7	6	7	8	8	7	6
6	6	6	7	6	5	6	7	7	6	5



Оптимальное направление на данной итерации

Рис. 1. Загружаемая в нейронную сеть модель внешней среды, в которой Ц - нейроэлемент, воспроизводящий функцию цели, черным цветом обозначены элементы – препятствия, а серым цветом с цифрами обозначены проводящие элементы с коэффициентами задержки волны возбуждения.

Метод поля потенциалов подразумевает вычисление градиента потенциала для текущей конфигурации поля, в то время, как предлагаемый подход заменяет математические вычисления процессом распространения волны возбуждения по нейронной сети на каждом временном интервале. При этом, так как волны возбуждения распространяются от целевых объектов а фронт волны возбуждения определяется в точке, соответствующей текущему положению робота (текущей конфигурации в терминах метода поля потенциалов), предлагаемый подход лишен проблемы попадания в локальные минимумы.

Таким образом, с одной стороны предлагаемый подход оптимизирует траекторию робота с точки зрения энергетических затрат, а с другой стороны, благодаря свойствам поля потенциалов, позволяет роботу двигаться не по кромке препятствий (с учетом их расширения), а на некотором расстоянии от них, что делает траекторию более гладкой и плавной. Кроме того, предлагаемый подход позволяет учитывать участки различной степени проходимости (песок, трава, грязь и т.д.).

Стоит отметить, что предлагаемый подход индифферентен относительно архитектуры системы восприятия робота, так как работает с конечным массивом препятствий, целей и свободных участков. Реализация предлагаемого подхода может быть как программной, так и аппаратной. Очевидно, что быстродействие аппаратной реализации значительно выше, что особенно важно при построении мобильных платформ, передвигающихся в трехмерной среде (вода, воздух, космос), а не на плоскости. Аппаратная реализация на базе ПЛИС упрощенной версии нейронной сети, лежащей в основе предлагаемого подхода, описана работе в [3].

Оптимальность принимаемых решений предлагаемого подхода (и, как результат, траектория движения робота), напрямую зависит от адекватности и полноты сформированной модели внешней среды (модель загружается в нейронную сеть робота, и определяет ее последующие

состояния). Адекватность модели внешней среды определяется системой восприятия робота, составной частью которой является сенсорная подсистема.

В разработанной мобильной робототехнической платформе (см. рис. 2) сенсорная подсистема представлена тремя аналоговыми камерами. Каждая камера установлена на отдельном опорно-поворотном устройстве и имеет две степени свободы (поворачивается относительно горизонтальной и вертикальной осей).

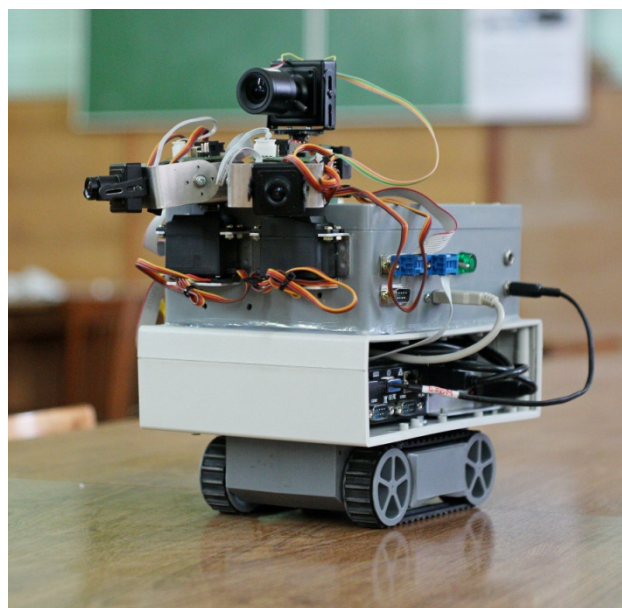


Рис. 2. Внешний вид мобильной робототехнической платформы. Состоит из (снизу вверх):

- 1) шасси;
- 2) блок с бортовым микрокомпьютером и четырехканальным устройством видеозахвата соединенными по интерфейсу USB 2.0;
- 3) блок с коммутационными схемами и ПЛИС;
- 4) аналоговые видеокамеры, установленные на сервомоторы и подключенные шлейфами к коммутационному блоку.

Камера, расположенная на «крыше» корпуса робота, служит для поиска и отслеживания (трекинга) цели. Нижняя пара камер располагается так, чтобы иметь с одной стороны, как можно больший суммарный угол обзора, а с другой стороны, получать цельную картинку с минимальной областью пересечения в центре. Данная пара служит для определения местоположения препятствий и свободных участков.

Информация со всех камер оцифровывается четырехканальным

устройством видеозахвата и передается в подсистему формирования внутренней модели внешней среды. Эта подсистема выполняет предобработку изображений и ранжирование участков среды (выделение препятствий и проходимых участков, определение коэффициентов проходимости). Сформированная модель внешней среды загружается в управляющую нейросеть робота.

Ранжирование целей, препятствий и свободных участков производится по цветовому признаку.

Помимо набора камер, сенсорная подсистема разработанной платформы может быть оснащена радиальным светочувствительным датчиком. Совмещение свойств светочувствительного датчика и камер позволяет строить биологически инспирированные сенсорные системы [4].

Для воспроизведения алгоритмов восприятия и навигации разработанная робототехническая платформа содержит бортовой микрокомпьютер eBox-3300MX и плату DE0-Nano с ПЛИС Altera Cyclone IV. На базе ПЛИС реализована система управления сенсорами и эффекторами платформы. Ресурсы ПЛИС так же могут

быть задействованы для построения аппаратной управляющей нейронной сети описанного типа.

Проведенные с помощью описанной выше робототехнической платформы натурные эксперименты подтверждают эффективность предлагаемого подхода к реализации нейросетевой системы навигации. Траектория движения робота благодаря использованию свойств поля потенциалов становится более гладкой, количество ошибок робота при обходе препятствий снижается.

Список литературы

1. Чернухин Ю.В. Нейропроцессорные сети. М.: Изд-во ТРТУ, 1999. 439 с
2. С.Рассел, П. Норвиг. Искусственный интеллект. Современный подход. Издательство Вильямс, 2007г.
3. Чернухин Ю.В., Сапрыкин Р.В., Бутов П.А. Подходы к реализации нейросетевых систем управления интеллектуальными мобильными роботами. // Известия ЮФУ. Технические науки: №1 (114), Таганрог, 2011.
4. Ю.В. Чернухин, Ю.С. Доленко, П.А. Бутов Бионический подход к построению гибридной системы технического зрения для интеллектуальных мобильных роботов. Информационные технологии, системный анализ и управление. Сборник трудов. - Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2011.

QUALITY ESTIMATION OF MOTION CORRECTION FOR PET BRAIN IMAGES

S. Anishchenko^{1,2}, R. Hui^{2,3}, Y.K. Liang³, Z.M. Tian³, W.S. Lu³, R. Comley², X. Gao²

¹A.B.Kogan Research Institute for Neurocybernetics, Southern Federal University,
Rostov-on-Don, Russia, sergey.anishenko@gmail.com

²School of Engineering and Information Sciences, Middlesex University,
London, NW4 4BT, UK, x.gao@mdx.ac.uk

³Chinese PLA Navy General Hospital,
Beijing, China, huirui2002@163.com

Patient's movement during the acquisition of Positron Emission Tomography (PET) can significantly degrade image quality. Hence, development of a motion correction system is an essential task for preserving image information and thereafter improving diagnosis accuracy. Performance evaluation is a required step in such a development. In this paper a simulation-based technique for evaluation of motion correction of PET brain images is described, whereas the sum of optical flow technique has been developed to measure the correction.

Introduction

With the advent of modern imaging technology, PET has become a more accurate procedure and can reach 2mm spatial resolutions [1, 3] for brain scanning. However, patient's movement becomes a major factor that degrades the image quality. Thus it is important to take movements into account and respectively correct PET-data. As a result, it will benefit PET-based diagnosis considerably and make research more reliable and accurate.

In general during the procedure of PET scanning, a few types of motion can occur:

1. Motion caused by the respiratory cycle.
2. Motion due to patient's uncontrollable medical conditions.
3. Motion due to the subject's accidental movement.

Each type needs its own specific approach to correct images. This research focuses on the third type of movement during the brain imaging procedure which in turn can fall into two groups:

1. Drifting. Slow changing of head position.
2. Spontaneous movement. Fast head pose changing.

These two types of movement affect the resulting brain images in different ways and

therefore need different strategies for correction. This paper deals with the spontaneous movement, i.e., the second type of movements.

Correction can be performed in (1) list-mode or (2) frame-mode. The advantage of list-mode is that erroneous events can be corrected before image reconstruction (thus the reconstruction algorithm does not accumulate errors). But it was shown that list-mode correction sometimes can yield image artifacts [1]. Also in most cases it is impossible to get access to list-mode raw data. On the contrary, the frame-mode data is always available from a PET scanner. An intra-frame movement cannot be taken into account in frame-mode, but the frames can be reconstructed based on motion-free data, while the data corrupted by motion can be discarded.

With this in mind, image correction algorithms can fall into three groups according to the data used for motion estimation:

1. Emission data.
2. Transmission data.
3. External motion tracker.

Algorithms developed for the first group process data in frame-mode. One frame should be chosen as a reference whereas all the others can be realigned with reference to the chosen frame. Intra-frame movement cannot be taken into consideration in this case.

The second type of algorithms uses transmission data as a reference to realign PET data in the frame-mode. The main disadvantage of this method is that there is no exact metric to compare emission and transmission data due to their different nature [2].

An external motion tracker can be used for PET-data correction in both frame- or list-

mode. It is an attractive technique and will become the constituent part of high-resolution PET brain scanners in the near future. It is particularly important for dedicated brain scanners. Comparing with multipurpose scanners, it can use smaller detectors and, therefore, produce higher-resolution images [3].

A simulation-based evaluation technique for motion correction of PET brain images is described below. It is assumed that an external motion tracker is used to detect a patient's head pose.

Experimental setup

In this work real PET data was used to perform computer simulation. Data was collected in the PET-CT centre of the Chinese PLA Navy General Hospital during real scan procedures on a GE Discovery ST PET/CT system.

To capture video clips monitoring a patient's head during PET scanning, extra equipment (one stereo rig and one photo camera) was installed behind the gantry (Fig. 1.1).

For the stereo rig, two Genius 1.3 Mpx web cameras were used. A SONY DSC-H5 7.2 Mpx camera was used for the photo rig.

In total, video data was collected for 12 patients. Each patient at first was scanned using CT (whole body scanning, duration ~ 20 minutes). After that the patient was scanned using PET (brain scanning only, duration ~ 5 minutes). Such a short period of PET scanning was used because the purpose was to check for metastasis in the brain and 5 min is enough for this task. After scanning, the PET data for 3 patients was reconstructed in 2 seconds frames.

Computer Simulation

The evaluation of a motion correction system for PET brain imaging is a challenging task due to many reasons and one of them is the absence of a "gold standard". In other words to check correction precision we need to know how brain images look in both cases with and without motion. It is impossible in a real PET scanning procedure but can be done using computer simulation.

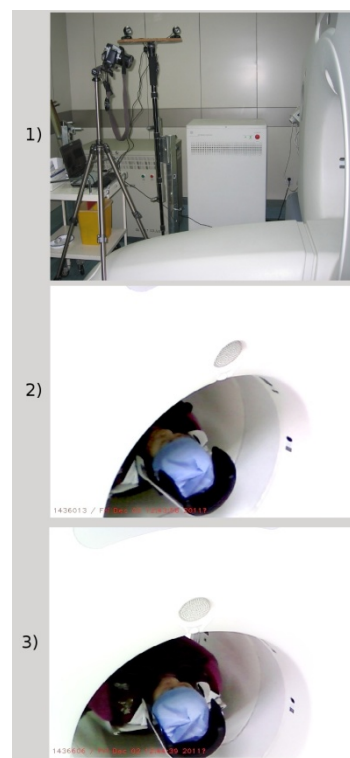


Fig. 1. (1) experimental setup: PET-scanner equipped with one camera and one stereo rig to monitor patient's head during scanning; (2) patient's photo taken from left camera of stereo rig, (3) right camera photo.

In this work a set of reconstructed motion-free PET frames was used to simulate images in the presence of head motion during scanning. Furthermore, the simulated images were realigned based on the information from a simulated head tracker taking into account its precision. The quality of image realigning was estimated using metrics based on Optical Flow [4]. Below the computer simulation is described in detail.

Input data

From the recorded dataset, as described above, the part (3 minutes scanning of one patient) of motion-free PET data reconstructed in 2 seconds per frame was extracted. So, 90 frames were extracted for each slice ($n=47$). Consequently, the total number of brain images was 4230. Those images were converted from DICOM format to bitmap image files (bmp) and saved for further processing.

Processing

To simulate head rotation, the input images were rotated to a predefined angle ρ .

Thus, to simulate movement correction using the external tracker, the obtained images were realigned using angle φ which is a random angle generated in the interval from $\rho-\lambda$ to $\rho+\lambda$, where λ is the head tracker precision. The parameter λ corresponds to the head pose estimation system precision described in [5] and equal to 5 in this research.

Output data

After processing three sets of PET brain images are available:

1. Initial motionless images.
2. Images obtained by simulation of head rotation.
3. Images obtained by realigning (2) taking into account the performance of the head movement tracking system.

Output data analysis

To analyze the quality of the frame realignment an appropriate metric must be used which allows the comparison of two images of the same object in different poses. Using such a metric, the initial image can be compared with both simulated and realigned images to estimate the difference.

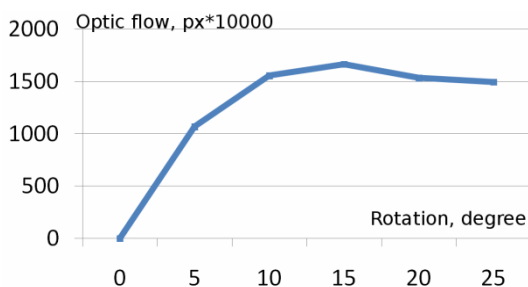


Fig. 2. SOF over PET frame rotation degree. SOF grows until the rotation reaches 15 degrees. Therefore, it is incorrect to use metric if the rotation more than 15 degrees.

Since the metric should reflect the magnitude of each pixel offset, it should grow if rotation is growing. It was shown that Sum of Optical Flow (SOF) can be used as such a metric if the rotation of an image is less than 15 degrees (for image resolution 128x128 pixels). In Fig. 2. the SOF over rotation is shown. The SOF can be thought of as a total amount of pixel offset on the two compared images.

Assumptions

There are several assumptions in the simulation framework described here. The head rotation happens only in one plane and relative to one axis. In real conditions, head movement can happen in any direction and in the future it must be taken into account in the framework.

Results

Two experiments were conducted. In the first one the simulated head rotation ($\rho=10^\circ$) was bigger than the motion tracker precision ($\lambda=5^\circ$). The number of head movements during the scan was eight (top plot in Fig. 3.). The SOF for corrected frames was 177244, for uncorrected – 550142 (bottom plot in Fig. 3).

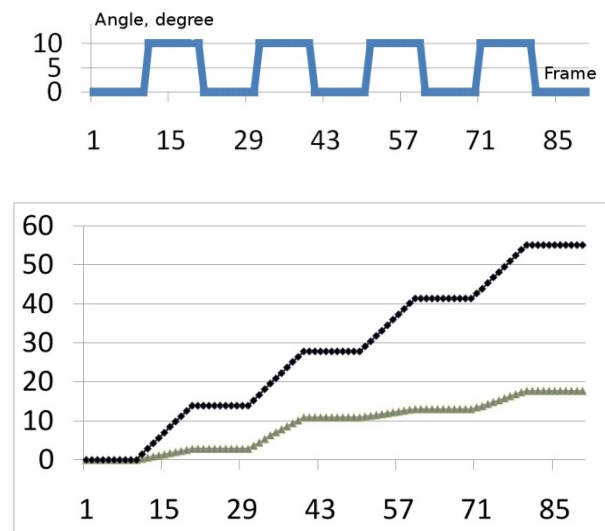


Fig. 3. The top plot shows simulated head rotation over frames (the case when rotation is bigger than head pose tracker precision). The bottom plot shows the value of the metric over frames for both cases corrected (lighter) and uncorrected (darker) frames. It is obvious that uncorrected images contain more shifted pixels.

In the second experiment the simulated head rotation ($\rho=1^\circ$) was smaller than the motion tracker precision ($\lambda=5^\circ$). The number of head movements during the scan was eight (top graph in Fig. 4.). The SOF for corrected frames was 93510, for uncorrected – 90874 (bottom plot in Fig. 4). It is obvious that frame realignment should not be applied when motion tracker precision is less than head rotation angle.

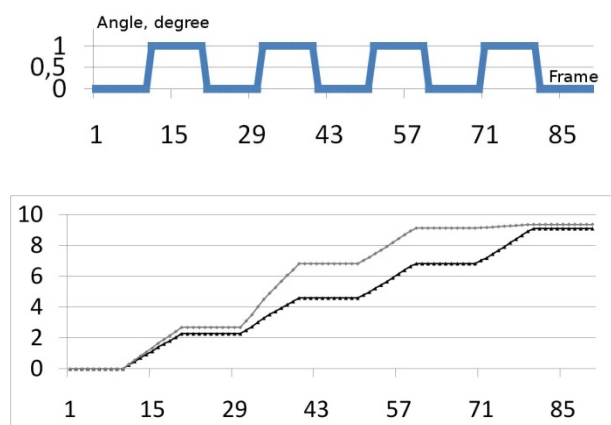


Fig. 4. The top plot shows simulated head rotation over frames (the case when rotation is less than head pose tracker precision). The bottom graph shows the value of the metric over frames for both cases corrected (lighter) and uncorrected (darker). It is obvious that correction should not be applied if head movement is less than head pose tracker precision.

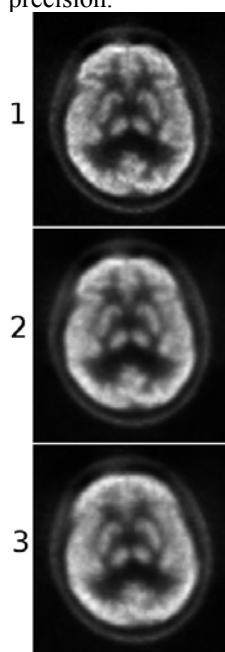


Fig. 5. PET brain images: (1) initial motion free PET brain image, (2) created using simulation of movement correction, (3) created using head rotation simulation without correction. It is obvious that the uncorrected image has more artifacts and is more blurred.

Output PET data of the first experiment also was visualized to qualitatively estimate the influence of rotation and correction. The obtained brain image for one slice is shown in Fig. 5. It is obvious that the uncorrected image has more artifacts and is more blurred.

Conclusion

The developed simulation framework allows a qualitative and quantitative estimation of the quality of a system for head motion correction for PET imaging. The real scanning data in frame-mode is used. It was shown that motion can introduce blurriness and artifacts which can be reduced using a head pose estimation system. The metric for quantitative estimation of the changes in brain images introduced by motion is described. It is based on computing the Sum of Optic Flow.

The results show that correction should not be applied if head movement is less than head tracker precision, otherwise new additional blurriness will be introduced. Therefore if a tracker has a movement detection module it should not detect movements that are less than the tracker precision.

Acknowledgments: The work is supported by the Russian Foundation for Basic Research, grant 11-01-00750a.

References

1. Arman Rahmin, Olivier Rousset, Habib Zaidi, "Strategies for Motion tracking and Correction in PET". PET Clinics, vol. 2, 2007: pp. 251-266.
2. Costes N, Dagher A, Larcher K, Evans AC, Collins DL, Reilhac A., "Motion correction of multi-frame PET data in neuroreceptor mapping: simulation based validation". Neuroimage, vol. 47(4), 2009: pp. 1496-505.
3. Habib Zaidi and Marie-Louise Montandon, "The New Challenges of Brain PET Imaging Technology". Current Medical Imaging Reviews, vol. 2, 2006: pp. 3-13.
4. Gunnar Farneback "Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion". Lecture Notes in Computer Science, vol. 2749, 2003: pp. 363-370.
5. S. I. Anishchenko, B. A. Osinov, and D. G. Shaposhnikov. Head Pose Estimation in Solving Human-Computer Interaction Problems // Pattern Recognition and Image Analysis, 2011, Volume 21, Number 3, pp. 446-449.

FACIAL IMAGE FEATURES FOR HEAD POSE ESTIMATION

S. Anishchenko^{1,2}, A. Labantcev¹, I. Shepelev¹

¹A.B.Kogan Research Institute for Neurocybernetics, Southern Federal University, Rostov-on-Don, Russia, sergey.anishenko@gmail.com

²School of Engineering and Information Sciences, Middlesex University, London, NW4 4BT, UK.

In computer vision context the head pose estimation is the process of extraction of the information about the head pose from an image of the face. Most common approach is to extract features from a facial image and predict pose using machine learning tools. In this research five different features was evaluated and compared to be used for the head pose prediction with the multilayer perceptron.

Introduction

Head pose estimation is the common task for many applications, such as human-machine interaction, biometry, medical image processing, operator fatigue estimation etc.

Many approaches have been proposed to estimate head pose based on facial images [1]. In general it can fall into two major groups: feature-based and model-based.

The first group algorithms normally consist of two steps: facial feature extraction and head pose prediction using machine learning tools. It is important to use features which are invariant to various parameters (such as illuminance level etc.) and allow to gather higher accuracy. This research is devoted to the evaluation and comparison of the five different facial images feature for the task of head pose estimation. The multilayer perceptron was used for construction of mapping between the image features and the head pose. The head pose was characterized by three angles: roll, yaw and pitch.

Video database

The public available video database with ground truth indicating head pose on each frame [4] was used in this research. The only one person's video sequences (n=6) was considered (the name of video in database is jal[sequence number], see Fig. 1). The facial feature points were marked up manually (Fig. 3.).



Fig. 1. An example of the frames with the same labels in ground truth. On the top the first frame of Jal3 is shown; on the bottom – the first frame of Jal8. It is obvious that head pose is different on the frames while labels in ground truth indicating same poses.

To ensure that ground truth is correct the video and labels was preprocessed in the following manner. The frames where same head pose is indicated by labels were compared. It was revealed that ground truth should be corrected because it indicates same pose on the frames which are actually different (Fig. 1).

To compute correction coefficient the most similar facial frames was detected on sequences. For example on the sequence named in database jal3 and jal8 the frames number 2 and 103 respectively was detected as the most similar (Fig. 2). Ground truth for those frames was (-0,593; -1,384; -1,011) and (12,041 ; 3,098; 1,384) respectively. Thus, labels of sequence jal8 should be corrected by adding (-12,634; -4,482; -2,395) to the roll, yaw and pitch respectively. The similarity between frames was computed by

comparing angles between lines connected facial landmarks.



Fig. 2. The top and bottom photo is the most similar frames from video sequences jal3 (frame number 2) and jal8 (frame number 103) respectively. It is obvious that head is in the same pose on the both frames while ground truth indicates different pose.

To produce training and test set for this research the most similar frames was detected on each clip. Then ground truth was corrected to indicate same head pose on that frames. After that procedure the head pose in the overall video sequences varied in the ranges shown in Table 1.

Table 1. Ranges of angles in the ground truth.

	Interval
Roll	[-18,9; 23,2]
Yaw	[-16,3; 31,1]
Pitch	[-27,5; 17,1]

Facial features

Five sets of features for the face pose prediction were evaluated. The first one is the set of angles ($n=8$) between lines connected facial landmarks (eyes corners, nose tip, nose basement, see Fig. 2). All others features are based on Histogram of Oriented Gradients (HOG), but computed in the different ways.

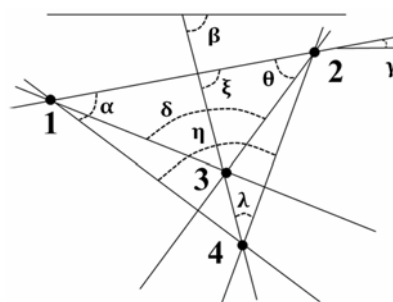


Fig. 3. Facial landmarks (top); and its scheme with shown landmarks (1, 2, 3) and angles (α , β , γ , δ , η , θ , ξ , λ) used as feature description of the face pose (bottom).

The second type of the feature is the HOG, computed inside the circumscribed rectangle of the facial landmarks. Gradient direction was quantized with step 22.5° , thus, the result feature vector dimension was 16. Further, the rectangle was divided by 4×4 grid and HOG was computed in each cell. Histograms then were combined in one MultiHOG (MHOG), respectively the dimension of this feature vector was $16 \times 4 = 64$.

Next two feature vectors were achieved in the same way as HOG and MHOG but region of interest was detected by another method. Particular the colour segmentation algorithm described earlier in [3] was used. The features called CHOG and CMHOG.

Described feature vectors were extracted from each frame ($n=732$) and, further, along with ground truth were used for training and testing artificial neural network. The precision of pose prediction was analyzed to evaluate features.

Neural network model

The multilayer perceptron (MLP) with one hidden layer [2] was used for prediction of the head pose. The number of the inputs of the neural network was varied according to the dimension of the feature space being tested in

the computational experiments. Since each of the head angle was predicted by the separate neural network, the output was the only one neuron. The number of neurons in the hidden layer was fixed for all computational experiments and equal to 24. Backpropagation algorithm was used for training. The stopping criterion was the follows. The network was trained until an error percentage e of head angle prediction for all training exemplars is less or equal to 10:

$$e \leq e_{stop},$$

where

$$e = \frac{|y - y^d|}{y_{max} - y_{min}} \cdot 100\%, \quad (1)$$

$$e_{stop} = 10,$$

y is the actual output of the network corresponding to one of head angle to be predicted, y^d is the desired output, i.e. correct value, y_{max} is the maximum value of the angle and y_{min} is the minimum one.

Computational experiments results

In the computational experiments the five groups of features to predict three angles of head rotation was tested. 10-fold cross-validation technique was used and the results are presented in Table 2.

In the columns of the table the averaged values of the training and test accuracy are shown. It was computed using Eq. 1.

The feature space dimension is specified in the Table 2 and it defines the number of neural network inputs directly. An exception was the first features. Since the MLP could not reach the desired accuracy of prediction on training set, i.e. the stopping criteria could not been satisfied, the dimension of vector was changed in the following ways. Taking into account that training cases are statistically dependent, for this features the training set was represented as time series. I.e. to process current feature vector the previous ones can be also taken into account to achieve more reliable prediction. The minimum number of

previous vectors (i.e. delay line), which allow to reach the desired accuracy of training was founded. Since the delay line was equal to nine, thus, the number of neural network inputs was $8 \cdot 9 = 72$.

Table 2. Cross-validation results.

Spherical coordinates	Training accuracy, %	Test accuracy, %	Test accuracy, degree
Feature: angles between lines connected facial landmarks (dimension – 8, dimension for time series representation (delay line=9) - 72).			
roll	96.3	94.6	2.3
yaw	94.5	92.9	3.4
pitch	96.1	94.5	2.5
Feature: HOG (dimension - 16)			
roll	96.4	94.9	2.1
yaw	95.6	92.1	3.7
pitch	96.5	95.1	2.2
Feature: MHOG (dimension - 64)			
roll	96.5	94.7	2.2
yaw	95.8	94.3	2.7
pitch	96.6	95.3	2.1
Feature: CHOG (dimension - 16)			
roll	96.7	95.9	1.7
yaw	96	93.7	2.9
pitch	96.4	95.6	1.9
Feature: CMHOG (dimension - 64)			
roll	96.8	96.2	1.6
yaw	96.7	94.3	2.7
pitch	96.8	95.9	1.8

Conclusion

In this research a set of five feature vectors for head pose prediction was evaluated with MLP using cross-validation technique. The first type of feature was the set of angles between lines connected facial landmarks. To reach desired prediction accuracy it was represented as time series. All other features were based on HOG.

The NN was trained until maximum error in the training set reached 10%. Then averaged error was analyzed (Table 2.).

The results show that yaw angle is the most difficult for prediction. Based on the test accuracy of this angle we conclude that MHOG and CMHOG features outperform the others. Comparing prediction accuracy for all of three angles it can be concluded that

CMHOG is the most suitable feature for head pose estimation.

The performance of all HOG-based features was better than facial landmark-based one because the image resolution is small and distance between some facial landmarks is less than 5 px, therefore, small changes in head pose are not reflected distinctively in the landmarks position on the images.

Acknowledgments: The work is supported by the Russian Foundation for Basic Research, grant 11-01-00750a.

References

1. Erik Murphy-Chutorian and Mohan Manubhai Trivedi, "Head pose estimation in computer vision: A

survey". Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 31, issue 4, April 2009: 607–626.

2. Bishop C.M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press. 1995.

3. S. Anishenko, D. Shaposhnikov, R. Comley, X. Gao. A colour based approach for face segmentation from video images under low luminance levels. // In Proc. of the 11th IASTED International Conference on Computer Graphics and Imaging (CGIM 2010) Feb. 17-19, 2010, Innsbruck, Austria. - pp. 184-189.

4. Cascia E. L., Sclaroff S., Athitsos V. Fast, reliable head tracking under varying illumination: An approach based on registration of texture-mapped 3d models. // Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(4), 2000.

ELECTROPHYSIOLOGICAL PROPERTIES OF VISUAL CORTEX NEURONS RECORDED EXTRACELLULAR IN CAT'S BRAIN IN RESPONSE TO VISUAL STIMULI

E.I. Belova¹, I.A. Ischenko¹, R.A. Tikidji-Hamburyan²

¹A.B.Kogan Research Institute of Neurocybernetics, Southern Federal University, Rostov-on-Don, Russia

² Neuroscience Center, Louisiana State University, New Orleans, LA, USA
beljan8389@gmail.com, ischenko.i.a@gmail.com

Knowledge about electrophysiological properties is of great importance for identification of neurons and for understanding of their relationships in neocortical circuits. In the intracellular recording studies four electrophysiological classes of neurons are identified on the basis of intrinsic membrane properties and discharge pattern in response to the current pulses. Nevertheless, multichannel extracellular recording in behavioral experiments are useful for study and modeling of neuronal networks. In our research we used the technique of extracellular recording to identify neurons with distinct width of action potential waveform, and firing pattern in response to visual stimuli in respect to electrophysiological classes they belong to.

The identification of different classes of cortical neurons is of great importance to develop a cellular and network level understanding of functioning of the cerebral cortex. The identification is possible on the base of neuron characteristics, such as: laminar location of the cell body, morphology of neurons, neurotransmitters contained in, particular receptors, receptive field characteristics and electrophysiological properties. Electrophysiological properties of neuron determine firing pattern in response to visual stimuli and cell to cell interaction, thus playing a crucial role in the behavior of local circuit networks in general. The pioneering work in the definition of electrophysiological classes of neocortical cells was done in brain slices in vitro [1, 2]. Then a massive number of reports appeared with intracellular recording in vivo. It allows giving a more precise detailed classification of neocortical cells on the basis of their discharge pattern and intrinsic membrane properties [3, 4]. In response to intracellular injection of depolarizing current pulses, four distinct types of firing patterns were observed among neocortical neurons: regular-spiking (RS), intrinsically bursting (IB), fast spiking (FS), fast repetitive bursting (FRB, also called

chattering cells). However, extracellular recording in response to natural visual stimuli in behavioral experiments is useful for studying and modeling neuronal networks. Therefore, the goal of the present study is to create database of cat's visual cortex neurons recorded extracellular in response to natural visual stimuli for subsequent modeling of excitatory-inhibitory neuronal networks. We have attempted to identify and classify neurons with respect to known electrophysiological classes.

Methods

All experiments were performed on 4 anesthetized female adult cats. Initial surgery was performed under anesthesia (ventrankvil 1% 0.4 ml + rometar 4% 0.2 ml + zoletil 5% 0.2 ml) using aseptic procedures to place steel frame on the cat's head for holding fixed during subsequent recording. The animals were given 10 days to recover from the effects of surgery before electrophysiological recording was begun.

Recordings were performed from anesthetized subjects using procedures approved by the Southern Federal University Ethical Committee. Microelectrodes for recording were constructed from polyamide-insulated, platinum-iridium filaments, 50 μm in width and sharpened to a fine tip. Microelectrodes had impedances of 2-5 M Ω . Recording were obtained, during subsequent recording session, through 4 mm holes drilled through the bone over the region of V1 (AP: -3; L - +8). Spike data were acquired using a Plexon (Dallas, TX) data acquisition system, filtered at 154 Hz to 8.8 kHz, and sampled continuously at 40 kHz.

Visual stimulation was consisted of flashing light or dark circles (25° in diameter)

on black or light background, respectively. Stimuli were presented on a computer monitor for 200 ms with the interstimulus interval of 2 s.

Data analysis was performed using Plexon Offline Sorter and NeuroExplorer software. To resolve the spike waveforms associated with the individual neurons the spike detection was performed by using a threshold-crossing algorithm. Interspike interval histograms (ISIH) and perievent histograms with 1 ms bin for each neuron were computed to determine the time course of neuronal activity. The histograms were smoothed with 3 bin Gaussian window.

The neurons were classified based on a wide variety of characteristics including a distribution of spike width, interspike interval distribution, the mode of ISIH, frequency discharge for RS and FS neurons, intraburst and interburst frequency for burst generating neurons, a refractory period, variability of spike amplitudes and interspike intervals in bursts.

Results

Extracellular recording were obtained from 61 neurons in the area VI of anesthetized cats. All of the extracellular recorded spikes had the similar front edge (100-150 μ s), but differed in duration of the “back edge” (150-600 μ s). Electrophysiological studies with simultaneously recorded extracellular and intracellular signals from hippocampal CA1 pyramidal cells and interneurons [5] demonstrated that the “front edge” of the extracellular recorded signal corresponds to the width of rising depolarization phase of the intracellular action potential, whereas the back edge of the extracellular spike corresponds to the falling repolarization phase of the intracellular signal. The action potential repolarization phase is more variable in duration because of the ionic currents contributing to it [6] and is responsible for the short or wide duration of the action potential. Therefore we used the duration of the back edge of the extracellular spike as a criterion of the action potential width (Fig. 1). In the intracellular studies [1, 3] the action potential width is measured as the width at half height.

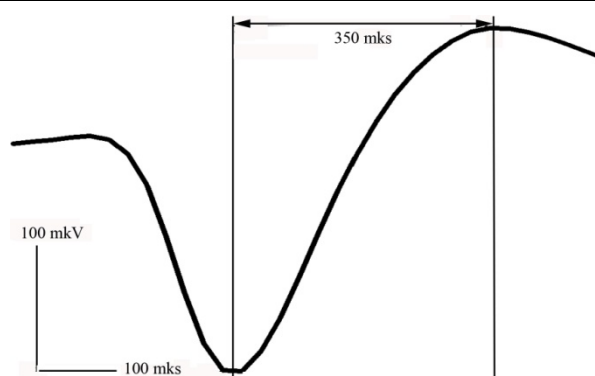


Fig. 1. Waveform of the wide spike neuron. The duration of the back edge is 350 μ s.

What concerned with our results was that the neurons of layer 4 generated as narrow as wide spikes. The duration of back edge of narrow spikes was less than 300 μ s, whereas for wide spikes it was more than 300 μ s. Some of the narrow spike neurons (6 cells) had unimodal distribution of ISIs that was skewed on the right of the mode. These neurons were referred to fast spiking (FS) neurons (Fig. 2). In response to visual stimuli they generated trains of spikes at the frequencies of 300-500 Hz. The perievent histograms of these cells showed on- and off-responses to the stimulus presentation (Fig. 3).

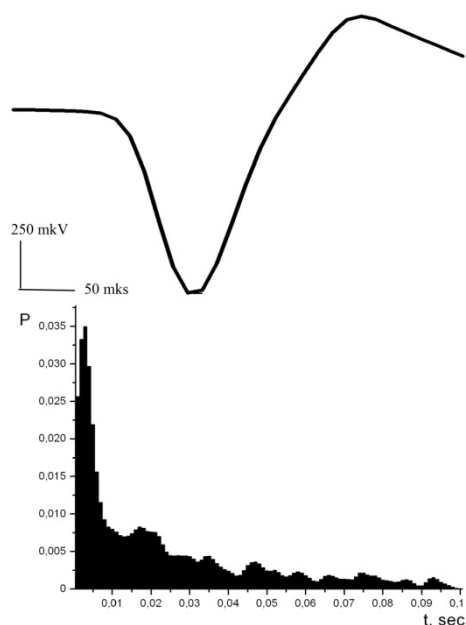


Fig. 2. Waveform and interspike interval histogram for FRB neuron recorded in 4 layer of visual cortex.

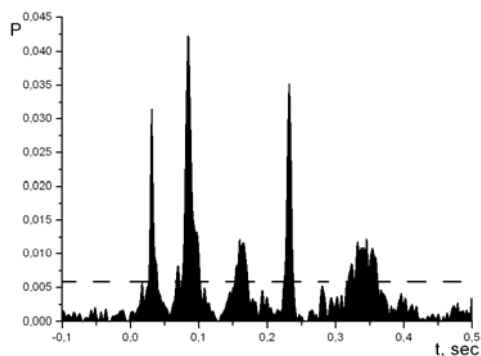


Fig.3. Perievent histogram FRB neuron recorded in 4 layer of visual cortex. The 99% confidence limit is presented by the dotted line.

The other cells with narrow spike showed the bimodal ISIHS (9 cells). The refractory period of these type neurons didn't exceed 2-3 ms. Neurons with bimodal ISIH could be referred to the fast repetitive bursting (FRB) type of activity (Fig.4). FRB cells generated bursts with intraburst frequency at 330-500 Hz in response to the flashing circle. The second mode was placed on 13-18 ms at ISIHS that corresponded to the interval between bursts. The perievent histograms of 4 cells of this group showed rhythmic fluctuation of activity in response to visual stimuli (Fig 5).

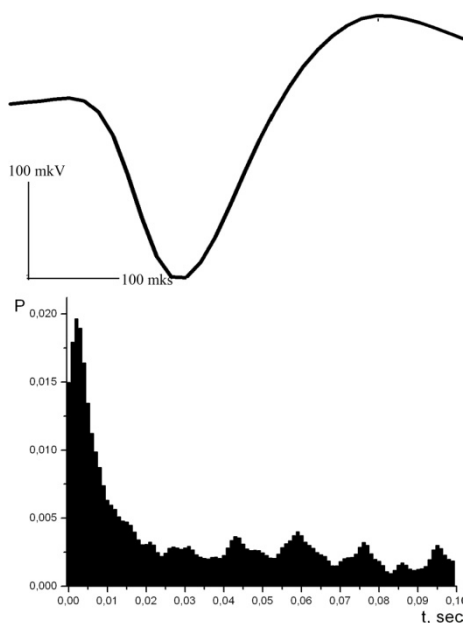


Fig 4. Waveform and interspike interval histogram for FS neuron recorded in 4 layer of visual cortex

Neurons with wide spikes (3 cells) were characterized by unimodal symmetrical or skewed on the right distribution of ISIs

(Fig. 6). The width of interspike intervals varied widely, with mode at 11-15 ms. The ISIHS of these cells showed a refractory period of 3-5 ms and center frequency of 88.5 Hz. In accordance with intracellular studies [1, 3], they were referred to regular-spiking (RS) neurons. 4 cells with the same ISIH distribution had narrow spikes with back edge less than 300 ms. The perievent histograms of RS neurons showed on-, off- and on-off-responses to the flashing circle.

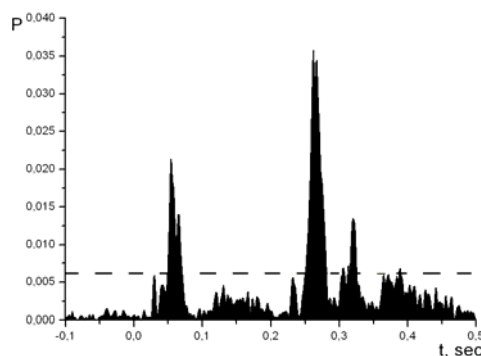


Fig. 5. Perievent histogram FS neuron recorded in 4 layer of visual cortex. The 99% confidence limit is presented by the dashed line.

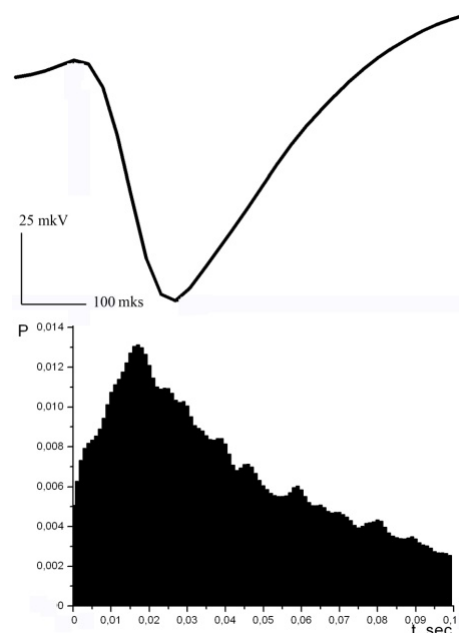


Fig. 6. Waveform and interspike interval histogram for RS neuron recorded in 4 layer of visual cortex

In the infragranular layers we recorded neurons with wide spikes more often than with narrow ones. They had unimodal and bimodal distribution of ISIHS. Neurons with wide action potential and unimodal ISIH were classified as regular spiking (17 cells). RS

cells from deep layers fired at lower frequency than RS cells from 4 layer and had spike frequency approximately 61 Hz.

Neurons with wide action potential and bimodal ISIH (15 cells) were classified as bursting neurons with intrinsically bursting type activity (Fig. 7). They were characterized by averaged intraburst spike frequency of 257 Hz and refractory period of 2-3 ms. Their intraburst interval was slowly increasing to the end of the burst. The interburst interval was widely varied (20-38 ms). 3 cells recorded in 5-6 layers showed ISIH distributions similar to that of IB neurons, yet they exhibited short-duration action potential. In response to the flashing circle IB neurons showed on-, off- and on-off-responses (Fig. 8).

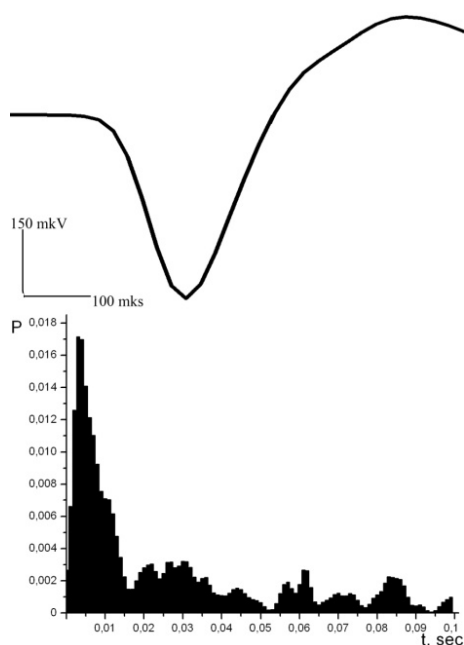


Fig. 7. Waveform and interspike interval histogram for IB neuron recorded in 5 layer of visual cortex.

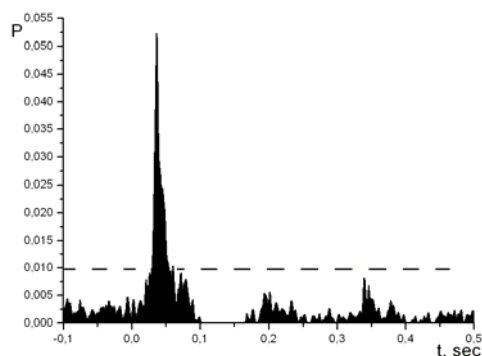


Fig. 8. Peri-event histogram IB neuron recorded in 5 layer of visual cortex. The 99% confidence limit is presented by the dotted line.

Conclusion

Electrophysiological properties and the resulting firing patterns of neocortical neurons are uniform enough during intracellular and extracellular recording in response to current pulses and visual stimuli, respectively. That allows using described here criteria for the definition of electrophysiological classes of the extracellular recorded cells in multichannel recording behavioral experiments.

The examples illustrated here point to a crucial role played by the biophysical properties of single neurons in the dynamics of local circuit networks. The classification of cells into electrophysiological classes based on their firing pattern and spike width allows the construction of models of local networks that take into account the different dynamics of the individual cells. There are no circuits in cortex formed by neurons with similar morphological characteristics that have common pattern of activity. Therefore, understanding the details of network including single cells with their temporal pattern of spike firing are required for description of neocortical operations and information processing in neocortex.

The work is supported by A.B. Kogan's grant from A.B.Kogan Research Institute of Neurocybernetics SFedU.

References

1. Connors BW, Gutnick MJ, Prince DA Electrophysiological properties of neocortical neurons in vitro// *J Neurophysiology*. 1982. 48: 1302-1320.
2. McCormick DA, Connors BW, Lighthall JW, Prince DA Comparative electrophysiology of pyramidal and sparsely spiny stellate neurons of the neocortex// *J. Neurophysiol*. 1985.54: 782-806.
3. Nowak LG, Azoun R, Sanchez-Vives MV, Gray CM, McCormick DA. Electrophysiological Classes of Cat Primary Visual Cortical Neurons In Vivo as Revealed by Quantitative Analyses// *J. Neurophysiol*. 2003. 89: 1541-1566.
4. Steriade M, Neocortical cell classes are flexible entities// *Nature Reviews. Neuroscience*. 2004. 5: 121-134.
5. Henze DA, Borhegyi Z, Csicsvari J, Mamiya A, Harris KD, Buzsaki G, Intracellular features predicted by extracellular recordings in the hippocampus in vivo// *J Neurophysiol*. 2000. 84(1):390-400.
6. Chen W, Zhang J., Hu GY, Wu CP Different mechanisms underlying the repolarization of narrow and wide action potentials in pyramidal cells and interneurons of cat motor cortex// *Neuroscience*. 1996. 73(1):57-68.

REGULARIZATION OF NEURAL NETWORK MODELS WITH DISTORTED INFORMATION ATTRIBUTE SPACE AND OBSERVATIONS DEFICIENCY

S.A. Gorbatkov¹, D.V. Polupanov²

¹A branch of Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education «All-Russian Distance Institute of Finance and Economics», in the city of Ufa, Russia

sgorbatkov@mail.ru

² Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education «Bashkir State University», city of Ufa, Russia demetrious@mail.ru

Procedures of pre-regularizing and Bayesian regularizing neural network models are proposed in tasks of approximating and clustering economic systems with strong data distortion. An in-depth analysis of the selected procedures effectiveness was carried out, the procedures were tested on a large series of computational experiments and a comparison with natural experiments of field audits.

The work treats issues of regularizing neural network models (NNM) in the conditions of distortion, up to intentional one, of source data and deficiency of observations. We viewed methods of data regularization and pre-processing for building up NNM's of a generalized production function of economic objects in [1]. NNM regularization for cases of source data correspondence to Gaussian mixtures of distribution of probability density was explored by S.A.Shumsky [2]. However there is a class of applied problems where this requirement is not fulfilled due to a strong distortion of source data and a scarce data volume. The issue of Bayesian NNM regularization in the conditions of missing certain information about distortion distribution law has not been explored before. We offer estimations of posterior probability $\{P(h_q | H)\}$ of selected hypotheses $\{h_q\}_{q \in H}$ of NNM group differing in the framework of a metahypothesis H (a neural network paradigm) with a number of hidden layers, a number of neural processing elements in them and a kind of activation functions in case of an approximation task; learning speed and neighborhood of neural processing element interaction with training sampling vector in case of a clustreing task. The application issue of the work is related to technologies of tax control and management [3-4]. The work treats restoring multifactorial curvilinear relationships hidden in data of declarations with an aim to construct optimal

plans of field tax audits and also taxpayers clustering with an aim to take a decision as to tax regulation. The approach proposed creates background for enhancing automation, fairness and efficiency of tax authorities work.

Practical confirmation of the regulation procedure proposed was carried out for a group of 24 agricultural enterprises [3], for which 16 specific indicators analogous to ones used for economic analysis in the work [5].

Approximation tasks

According to data of taxpayers it is necessary to build up a Bayesian group of NNM in the framework of a metahypothesis H (a multilayer perceptron) and to obtain an optimal plan of field audits on its base. It is supposed that data contain both accidental distortion and intentional distortion. NNM is presented as $\hat{y} = [F_3 \circ F_2 \circ F_1](\mathbf{x})$. Here \mathbf{x} is a vector of input values, y is an output value, \hat{y} is its calculated value. Functionals F_1, F_2, F_3 carry out procedures of enhancing data homogeneity and informativeness such as source database, formed clusters clearing, "repair" of seperate columns, erasing erratic lines [2]. Neural network (NN) organization and a type of activation functions in hidden layers varied in hypotheses space $\{h_q\}$:

– hypothesis h_1 is a NN with one hidden layer with a function of sigmoids activation:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}, a > 0;$$

– hypothesis h_2 is a NN with two hidden layers with a function of sigmoids activation in the both layers;

– hypothesis h_3 is a NN with two hidden layers with an activation function in the first layer and a hyperbolic tangent:

$f(s) = th(bs), b > 0$ in the second layer;

- hypothesis h_4 is a NN with one hidden layer with with an activation function of a hyperbolic tangent;
- hypothesis h_5 is a NN with two hidden layers with an activation function of hyperbolic tangent in the both layers;
- hypothesis h_6 is a NN with two hidden layers with an activation function of hyperbolic tangent in the first layer and a sigmoid in the second layer.

It is proposed to use a frequency probability $P_q = (N_q / N)$ as an estimation of a posterior probability; N_q is a number of "good" points for the q^{th} hypothesis, a deviation $\delta_g = |\hat{y}_g - y_g| / y_g$ between a declared value and a calculated value does not exceed the expert set level, N is a total number of points produced for a trained NNM. Further on a ψ -criterion of selection is built-up for field audits [3] considering a deviation, a prehistory and a scale for a g^{th} taxpayer: $\psi_g = |\delta_g| \cdot M_g / D$; with M_g being a scale quotient, D – a value of fractal dimension of a deviations temporal series. The table represents an optimal plan of audits and a value of tax additional charges (in rubles), obtained as a result of audits (first 12 enterprises are shown according to the ψ -criterion and 12 ones with biggest additional charges). As it is seen, 10 enterprises out of 12 ones that made a flagrant breach of tax laws occurred into the audit plan.

Table. Comparing modelling results with results of field tax audits.

No.	ψ_g	No.	Additional charges
11	0.20276	11	7002076
3	0.09776	9	3140252
22	0.07272	8	2780893
9	0.06346	24	1911636
14	0.04393	21	1700531
21	0.02258	22	1520399
8	0.02081	16	1427865
24	0.01875	10	1384382
2	0.01612	13	1371761
12	0.01565	3	1366995
30	0.01513	14	1041774
10	0.01316	2	839696

Clustering task

A posterior filtration of trained hypotheses is carried out according to a criterion estimating the clustering quality both in objects group density around clusters centers and in clusters distance from each other:

$$\Theta_q = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{N_m} d^2(\mathbf{x}_{im}; \mathbf{x}_{cm})}{\frac{1}{C_M^2} \sqrt{\sum_{j=1}^M \sum_{i=j+1}^M d^2(\mathbf{x}_{ci}; \mathbf{x}_{cm})}}$$

Here $q = 1, 2, \dots, Q$, with N_m being a number of elements grouped in a m^{th} cluster; $d(\mathbf{x}_{im}; \mathbf{x}_{cm})$ being the Euclidean distance from the explored object \mathbf{x}_{im} to the center of its cluster \mathbf{x}_{cm} ; q being a hypothesis number in a set, M being the number of clusters; $d^2(\mathbf{x}_{ci}; \mathbf{x}_{cm})$ being the distance between i^{th} and m^{th} clusters, C_M^2 being a number of combinations of M by 2. The process of training SOM is described, first, with a neighborhood of interaction of k^{th} neural processing element with i^{th} training

sampling vector $h_{k^*i} = \exp(-\frac{d_{k^*i}^2}{2\sigma^2})$, with d_{k^*i} being a distance of interaction according to Euclidean measure; σ being a parametric variable of Gaussian distribution:

$$\sigma(t) = \sigma_0 \exp(-\frac{t}{\tau_1}), \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad \sigma_0 \text{ is an}$$

initial value of σ ; τ_1 is a certain parameter influencing σ performance. Second, with a speed of weights change during the training of a training sample described with a $\eta(t)$ parametric variable exponentially differing from the repeat run number:

$$\eta(t) = \eta_0 \exp(-\frac{t}{\tau_2}), \quad t = 0, 1, 2, \dots, \quad \text{with}$$

τ_2 being one more parametric variable influencing the effectiveness of SOM algorithm work.

When forming a Bayesian set of hypotheses $\{h_q\}$ training parameters varied discontinuously on three levels: $\tau_1 = \{140; 280; 700\}, \tau_2 = \{125; 250; 625\}$.

Thus a set of 9 NN was grouped. 3 backup trainings were carried out for each q^{th} network. All comparable hypotheses (NN) $\{h_q\}$ passed the selection condition by Θ_q criterion. The averaged value of this criterion equals 0.505 which tells us about a quite high clustering quality.

List of references

1. S.A.Gorbatkov, D.V.Polupanov. The regularization of neural network models for economic objects with a strong data distortion (in Russian) // Proceedings of XV International Cybernetics Conference. Vol. 2. "Brain-Computer Interface" Symposium, 3rd Symposium for Neuroinformatics and Neurocomputers. Rostov-on-Don. Southern Federal University publishing house. 2009. – pp. 263- 266
2. S.A.Shumsky. Bayesian regularization of training (in Russian) // IV All-Russian Scientific and Technical Conference "Neuroinformatics-2002". Lectures on neuroinformatics. Part 2. Moscow. Moscow Engineering and Physics Institute, 2002. – pp.30-93.
3. Neural network modelling in tasks of ranking and clustering in budget and tax systems of regional and municipal levels (in Russian) / S.A.Gorbatkov, D.V.Polupanov and others. – UFA: Bashkir State University Editorial and Publishing Center, 2011. – 224 pp.
4. S.A.Gorbatkov, I.I.Beloliptsev, S.A.Farkhieva, D.V.Polupanov. An estimation of algorithms of pre-regulation and Bayesian regularizing neural networks for an office tax audit (in Russian). // XIV All-Russian Scientific and Technical Conference "Neuroinformatics-2012": Collected articles. Part. No.. – Moscow: National Research Nuclear University of Moscow Engineering and Physics Institute, 2012. – pp. 38-48.
5. I.V.Shevchenko, A.A.Khalafyan, E.U.Vasilyeva. Creating a virtual client base for analysing solvency of Russian enterprises (in Russian) // Finance and Credit, 2010, No.1 (385). – pp. 13-18.

NEURO-NET FORECASTING AS EVOLUTIONARY INTELLECTUAL PROCESS

O.M. Maximova

Institution of Civil Engineering, Siberian Federal University, Krasnoyarsk

maximom_7@mail.ru

The evolutionary model of neuro-net forecasting corresponding to the dialectics of knowledge and ideas of evolutionary cybernetics is suggested. In contrast to the traditional approach it permits to achieve a considerable depth of forecasting. This evolutionary model of forecasting is realized on the base of neuro-net technology as the step process with teaching. Its effectiveness is illustrated by examples of mathematical, mechanical and structural problems.

Introduction

It has been known [1] that **traditional technique** for the complex objects theoretical model creation consists in adequate model construction at once for set level complexity. An alternative **modern technique** consists in acceptance of various quite simple models as a base and supplement to them of the derivative laws, borrowed from the nature or engineering. In this case the problem of the complex system model construction reduces to “raising” of the model from easier system by evolutionary method [1].

The use of neuro-net, trained on the basis of input information with subsequent teaching in accordance with obtained while in operation additional data, in terms of process simulation is a dialectical process of evolutive simulation, corresponding to evolutionary cybernetics concepts, system approach, and fully accords to the dialectical-materialist theory of knowledge.

Traditional approach to the forecasting model

Forecasting is the most important component of theory of knowledge. Planning and projecting of system’s development occurring processes is impossible without it. An importance and significance of forecasting for modern stage are incontestable. Forecasting went from the domain of science to the stage of technology and future projecting in the various realms of science, engineering, native and social processes. At present jump in forecasting is observed.

However well-known conventional forecasting methods represent **single extrapolation** of some functions, constructed on approximation of known information in given region (e.g., in virtue of Lagrange interpolation polynomials, etc.).

It is established in the context of nonlinear dynamics development [2], that “fundamental constraints are determined for predictability of the complex systems”, “their behavior can be forecasted only for short time interval” and “for every system there is its own forecast horizon”.

To validate results in any dynamic system, for any modelled entity, the general mathematical model approach is used in nonlinear dynamics: the motion of particle in phase space, the dimension of which is defined by number of variables that determine the system state. The quality of the model being used is neither analyzed nor discussed.

Such approach to forecasting model is in a certain sense **traditional** and is quite popular. The model neither changes in the course of forecasting, nor progresses. So in the paper [3] valuable information is contained about information gaining in short adjacent zone and model teaching with regard to fresh information, but forecast process itself is realized during one step.

In other words, the critical weakness of traditional methods is the fact that for information gaining (i.e. forecasting) an outdated system (model and synaptic junctions) is used, which ignores process innovation. Thus, dialectical relationship between information (as material element) and a system, its structure, is violated, and the point is that its evolution is not provided.

System approach to the forecasting model

Forecasting model in terms of the materialist dialectic of knowledge. System approach with regard to the laws of systems development application [4] to understanding of all above-mentioned makes it possible to

distinguish the following characteristics of the evolutionary cognition process, being used in forecasting:

- gradual accumulation of input information, and its processing to user-friendly format;
- appropriate modernization (improvement) of cognition model (forecasting instrument);
- consequent (step-by-step) spiral-shaped decision making and decision correcting process with regard to system's laws of development.

Thus, in principle forecasting represents some informational process, during which accumulation of information and altering takes place. But in [2], for example, initial mathematical model is not corrected in the process of this information accumulation and depends only on initial information data. This serious dialectic contradiction of cognitive process is similar to the state of statuesque moving process stationary observer; it naturally leads to some limitary observation horizon.

It's possible to express such treatment of forecasting by conditional formula (1) in contrast to the formula (2), wherein model behavior depends on altering in the process of forecasting

$$F(M(x), I); \quad (1)$$

$$F(M(x, I), I), \quad (2)$$

where x – parametric variables of the phase space, M – model, I – information, F – forecasting.

The model ability to be taught in the process expresses one of the most important properties of intelligent system (2) in contrast to (1), devoid of these properties. Thus the approach (1) ignores the past of the system, which can be used for the test check.

Step-by-step model of neuro-net forecasting in exemplification of evolutionary cybernetics. Neuro-informatics and its methods, due to possibility to be taught, are an intelligent system type and represent a convenient universal instrument for approximation, which takes into account various process regularities (although implicitly). Therefore we can insist that elaborated *step-by-step model of neuro-net forecasting* [4-8] corresponds to the

intellectual evolutionary process of cognition and is convenient for this purposes.

Indeed, the use of this neuro-net forecasting model allows efficiently realize:

- approximation of experimental and other discrete data of initial information - **neuron network teaching**;
- additional data generation in a given region, including in the neighborhood of borders by interpolation of given taught neuron network - **neuron network functioning**;
- information gaining out of the region borders (to short distance) - **extrapolation**;
- neuron network correction (**teaching**) with regard to interpolation and extrapolation data with effective use of the preceding synaptic junction chart (in addition the known far check points can be taken into account);
- further transition to the next process step, which repeats above mentioned procedures.

Thus, spiral-shaped step-by-step process, including gradual information addition and cognitive model updating (teaching) on its base, is realized. In case of stepwise forecasting “onlooker” is (intellectual researcher) as if moving step-by-step along with process (it does not stand on one place), i.e. forecasting is realized dynamically.

Therefore the effect (it is the author's opinion that it is false), on which it is pointed out in the Ref. [2], about presence of barrier (horizon), beyond which forecasting is impossible, does not arise.

Note, that if special data refinement on the basis of experiment will be included in the stepwise prediction process (or on the basis of some other objective data), then accumulation of errors will not take place and the stepwise prediction will successfully proceed.

Thus, fundamental nature of suggested problem consists in formation of process close to the intellectual process, improving in accordance with the concepts of evolutionary cybernetics. A forecasting model must include main features of the dialectical-materialist intellectual cognition process.

Step-by-step neuro-net forecasting method description

Neuro-network methodology permits to solve not only interpolation problems, but extrapolation ones as well. If a neuro-net interpolation guarantees a good accuracy of solutions, then a traditional neuro-net extrapolation doesn't do it and permits forecasting only in the nearest border zone. Therefore the *practical neuro-net forecasting method* (Fig. 1), having considerably greater possibilities and advantages, is suggested. It is achieved by means of the above mentioned neuro-net technology properties use: (see sec. 2). Besides, the whole process is realized uniformly with taking different restrictions contained in the teaching pattern into account.

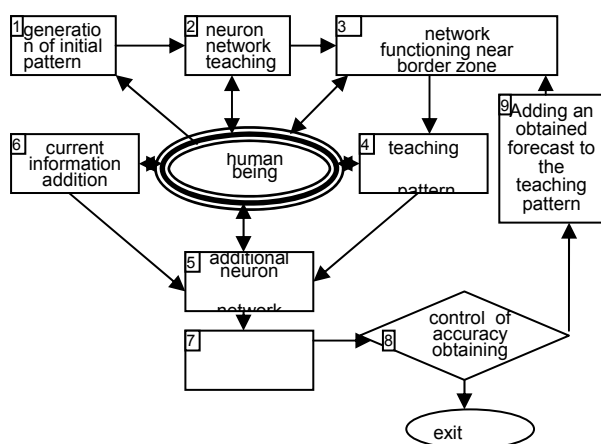


Fig. 1. Step-by-step neuro-net forecasting scheme in a dialog mode

The step-by-step method of neuro-net forecasting consists of the following steps.

Step 1. A teaching pattern is made on the base of known information. A neuro-network is taught (selection of network architecture, which is the best to take into account a problem specificity, is made). A forecasting direction is chosen.

Step 2. A pattern thickening near the border of known zone by means of network functioning (interpolation) and network teaching on the base of enlarged pattern with the use of previous synaps chart with previous or improved architecture.

Step 3. Making of short forecasting step, i.e. an extrapolation over rather short interval (no greater then data step in the teaching pattern).

Step 4. Adding an obtained forecast to the pattern, and neuro-network teaching on the base of an enlarged pattern. A further

forecasting process is led to the execution of operations, described in steps 1, 2, and so on.

Such step-by-step neuro-net forecasting is well adapted to continuous, quite smooth processes, elaborated by multidimensionality and multiparameter properties. Targeted to desired far orientation points neuro-net forecasting is possible, as well as the choice of an optimal forecasting trajectory, satisfying to specified criterion extremum. Another information tasks which are characterized by bifurcations, jumps, discontinuity have not been investigated yet, but the suggested approach allows detect process tendency to formation of such specialities.

Stepwise process of neuro-net forecasting at this stage is human-aided. In future it is possible to substitute dialog mode by automatic one, wherein human quantum is reduced to necessary minimum of control.

Application example of step-by-step forecasting for engineering structures

Step-by-step method of neuro-net forecasting has been tested and used to tridimensional engineering structures, namely to forecasting its stress and strain state (SSS) for long- and short-term static load.

It is possible to associate engineering structures with so-called complex systems. Structural complexity, complexity of functioning, development etc. are included into the concept of complexity. It is necessary to estimate and forecast their factual technical state to extend the service life. Generation and development of more effective, quite simple and accessible methods of structural behaviour forecast represents a practical interest for design engineers, as an auxiliary procedure for design and investigation, for computationally-intensive and expensive actual tests and experiments.

As an example of effective offered neuro-net forecasting method application we apply computational investigation data of time-dependent behavior of a cylindrical shell (Fig. 2) with framework of glued wood and a plank layer under constant load [7]. Conventional construction working time was set to be 50 years and divided into 7 equal time intervals. At the end of each interval the stress and strain

state was defined, the strain integral module in essential elements was improved.

The use of neuro-net forecasting showed that it is possible to be limited to only 3 corrective actions of modulus of deformation, which are attended by series of complex nonlinear analysis of the given shell. The other four corrective actions — to make with the aid of neuro-net forecasting.

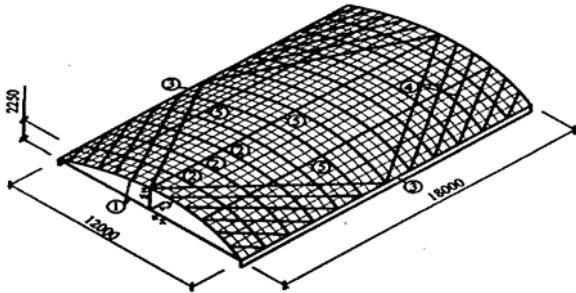


Fig. 2. The under test cylindrical shell scheme

Two kinds of neuro-net forecasting were carried out — traditional neuro-extrapolation and stepwise neuro-forecast with teaching and development of neuromodel for every forecast stage. Four groups of case study (initial stage and three next steps of deformation modulus correcting) were presented for training network. Five most representative data were selected to be the input data (modulus of deformation E for all subsystems). The output data (16 in all) are data of nonlinear SSS analysis for all regions of test construction.

The choice of the most effective neural net for forecasting was made. RBF (with radial-basis neuron function) became it. Network teaching at every step was carried out by Back Propagation, Quick Propagation and Quasi-Newton methods.

In accordance with computation results precision of the step-by-step neuro-net forecasting is considerably better than of traditional (one step) neuro-extrapolation. Even at the latest stage (50 years) a step-by-step forecast error did not exceed 3.8% versus 11.07% traditional extrapolation error.

In the course of carrying out in-place tests we do not always manage to lead construction to destruction. As in-place test of engineering structures is a long-continued, labour-consuming and expensive process, only few test steps are often realized. On the other hand there is a need to know (to forecast) behaviour of the structure on the next stage, i.e. to carry out quite deep forecasting. Such possibility

can be realized by elaborated method (in contrast to other well-known forecasting methods). The use of neuro-net forecasting in this process can allow considerably reduce testing time and materials cost [5-8].

Conclusion

Evaluating neuro-net forecasting effectiveness, we should point out along with advantages objective delimitations. Primarily, these are a necessity of system-defined estimation of initial information ampleness and reliability, a choice of effective information organization and forecasting trend in multidimensional and multiparameter problems, etc. Such delimitations are inherent to each cognitive process and should take a proper place in forecasting results estimation.

References

1. V.G. Redko. Evolutional cybernetics. Lectures on neuro-informatics, IV Russ. Conf "Neuroinformatica—2002". Part 1 – M.: MIFI, 2002, 104 pp. (in Russian)
2. G.G. Malinetskiy, S.P. Kurdyumov "Nonlinear dynamics and forecasting problems". Bulletin of Russian Academy of Sciences, 2001, Vol 71, №3, P..210-232. (in Russian)
3. Z. P. Szewczyk. Neural Network Based Extrapolation Strategies in Structural Analysis and Design // Struct.Optim.(Germ.) P.238-255 (1999).
4. Abovskiy N.P., Deruga A.P., Maximova O.M., Svetashkov P.A. Neuro-Control Structures and Systems / M.: Radiotechnica, 2003. 368p. (Book 13 of Scientific Series "Neuro-computers and their application", edit. A.I. Galushkin). (in Russian)
5. Abovskiy, N. P. Neuro-Prognosis Based on Step Model with Teaching for Natural Tests Results of Building Structures / N. P. Abovskiy, O. M. Maximova // j. Optical Memory & Neural Networks (Information Optics), 2007, Vol. 16, No.1, pp. 40-46. // j. SPRINGER, 2007.
6. Maximova O.M. Creation and Application of Neuro-net Technologies for forecasting in Building Structures and Building Mechanics / "Fundamental and Applied Science Problems". Vol. 2. - 1-st Intern. Symposium Works. - M.:RAS, 2010.P.3-24. (in Russian)
7. Maximova O.M. Effective step-by-step method of neuro-net forecasting for research tasks and structural design and their elements // address to IV Intern. Pract. Conf. "Theory and practice of a building, construction and elements of structure proportioning. Analytic and numerical methods". 29 June, 2011. Moscow, MICE-MSBU. 9p. (in Russian)
8. Maximova O.M. Neuro-net forecasting technologies for dynamic problems of engineering structures. // Scientific Session MIFI - 2012. XIV Russ. Conf "Neuroinformatica-2012" // Coll. Scientific Works in 3 parts. Part 2. M.: MIFI, 2012. P.71-82. (in Russian)

BIOLOGICALLY INSPIRED COGNITIVE ARCHITECTURES (BICA)**A. V. Samsonovich**

Krasnow Institute for Advanced Study, George Mason University, Fairfax, Virginia, USA

alexei@bicasociety.org

Biologically inspired cognitive architectures (BICA) are a powerful emergent approach in cognitive modeling and intelligent agent design, bridging the boundaries between artificial intelligence, cognitive science, and neuroscience. This work reviews its key ideas and challenges. It is discussed how through a variety of problems and solutions, from navigation to emotion and goal generation, BICA will allow us to make progress toward building a computational equivalent of the human mind.

Introduction

The acronym BICA stands for biologically inspired cognitive architectures. It was coined by the Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) in 2005, as the name of one of its most advanced programs intended to develop psychologically and neurobiologically based computational models of human cognition. The program was terminated by the US Congress in 2006. Since then, many new BICA-related projects and initiatives were funded by DARPA and other funding agencies around the world, under various names that are not always obviously related to each other.

The emergent field of BICA research brings together the old great goals of artificial intelligence [1], cognitive [2] and neural modeling under a new umbrella: an emergent overarching BICA Challenge [3, 4]. In short, the challenge is to create a computational equivalent of the human mind.

Since the onset of cognitive modeling as a research paradigm, attempts are made to implement and study complete cognitive agents embedded in virtual or physical environments [2]. Models of this sort are known as cognitive architectures [5-9]. More precisely, the term “cognitive architecture” is understood as a computational framework for designing a complete intelligent agent [2, 9], and not only its architecture. The most popular cognitive architectures are Soar [10-12] and ACT-R [13, 14]. A cognitive architecture is

considered “biologically inspired” when it is based on the principles of natural intelligent systems, primarily, the human brain-mind. The idea of the BICA approach proves powerful, because cognitive, metacognitive and learning capabilities of natural biological systems are characterized by a high degree of robustness, flexibility, sustainability and adaptability to real-life situations.

The BICA approach overcomes many limitations of traditional approaches. E.g., unlike neural modeling, it does not impose hard biological constraints. Another limitation of realistic neuronal networks is their “conceptual ceiling” that was reached in connectionism several decades ago: these models still cannot combine the desired degree of integration and completeness with the human level of cognition. Another example of a problem in non-BICA artificial intelligence approaches is the tremendous amount of human labor required for implementing a capability that may be laser-focused on a specific task and, as a result, brittle [15, 16].

The BICA approach makes a significant step forward with respect to its predecessors. It starts at a higher level of abstraction compared to neural modeling: at a cognitive-system level, with elements of the model having semantics attributed to them. This allows one to implement higher-level primary concepts in the architecture at the time of its design rather than wait for them to emerge through self-organization. At the same time, most cognitive skills and knowledge are expected to develop naturally in the agent through various forms of learning, instead of manual programming. As a consequence, a BICA agent can start its life as a minimal, domain-independent “cognitive embryo”. In addition, the biological fidelity of BICA makes them virtually human-compatible.

In the nutshell, these are the main features that make BICA stand above other,

more traditional approaches in artificial intelligence, cognitive and neural modeling.

The Four Pillars of BICA

The foundations of BICA include: (1) computational neuroscience, (2) cognitive modeling, (3) theoretical functional models of consciousness and the Self, and (4) artificial intelligence. All these fields have different goals: (1) and (2) aim to understand how the brain works – at the level of neurons and at the level of behavior and underlying cognitive processes, (3) aims to understand the nature and mechanisms of the human mind and to mimic them in artifacts, and finally, (4) pursues practical goals regardless of the nature of solutions. BICA is a unification of the four research paradigms that reconciles their goals and amplifies their individual strengths. This central idea of integration works through a variety of problems and solutions, from navigation to emotion and goal generation, showing how BICA will allow us to make progress toward solving the BICA Challenge.

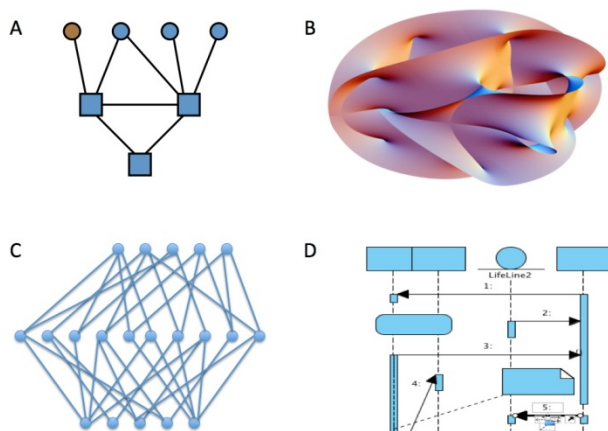


Figure 1. Building blocks of BICA representing the four pillars: A, a schema, B, a semantic space, C, a neural network, D, a hard-coded sequence of actions.

Building blocks of BICA include elements of various nature (Figure 1): e.g., schemas representing symbolic knowledge, neural nets and semantic spaces representing neuromorphic and analog components, and hard-coded algorithmic solutions of specific tasks, including signal-to-symbol conversion and motion control. As a result, many BICA are hybrid architectures: they combine neuromorphic (neural-network), symbolic, algorithmic and analog elements, including

models like semantic cognitive maps [18], semantic networks, belief networks and graphical models, etc.

One illustrative example of a BICA component is the grid-cell-network model of representations of space. Grid cells were recently discovered in the entorhinal cortex in rodents, and also in humans [21]. Typically combined with a model network of the hippocampal place cells, this component is useful for spatial learning and navigation.

Basic Theory and Methods of BICA

A generic BICA (Figure 2) includes functional components that support basic forms of human cognition. By tradition, most of these components are regarded as memory systems. Interpretation of the data on human memory systems borrowed from cognitive neuropsychology [17] by computer scientists remains highly controversial: the terminology is frequently inconsistent across domains.

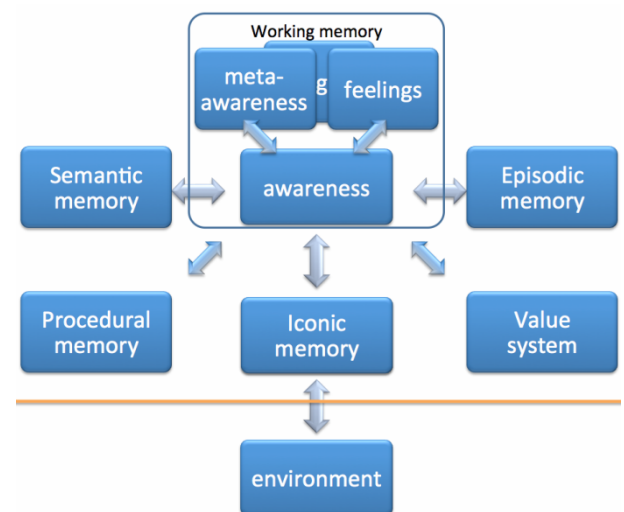


Figure 2. Main components of a generic BICA.

But on the other hand, terms used in computer science are usually defined very precisely and constructively, unlike in psychology.

Elements of memory representations have different names in different cognitive architectures: schemas, chunks, states, etc. The term “schema” is used here.

Main memory systems in a generic BICA can be briefly characterized as follows below. They include procedural, working, semantic and episodic memory systems.

Semantic memory consists of schemas that may be organized into a semantic net. In addition to this organization, schemas may be allocated as points in an abstract semantic space based on their semantics, forming a semantic cognitive map [18].

Procedural memory consists of primitives that subserve specialized cognitive functions and skills: e.g., interface with the environment.

Working memory consists of active schemas that are bound to each other and in addition may be clustered into mental states [22].

Episodic memory consists of groups of “frozen” mental states that were previously active (i.e., were present in working memory). The notion of episodic memory includes not only retrospective memories of actual experiences attributed to the self [19], but also prospective memories, including plans [20] and imaginary experiences (dreams).

In addition to these main components, a BICA needs to specify elements and rules of dynamics. One essential dynamic law is the cognitive cycle, that includes at least three elements: perception, cognition, and action. As an agent, a BICA is embedded in some environment: virtual or physical, where it can perceive sensory input and perform actions.

Discussion of Challenges

There are many steps leading us from this generic BICA design up to the solution of the BICA Challenge. The necessary ones are motivated by the intended role of BICA in future applications [4]. Some of these steps are “bottlenecks”, or the “key challenges”, that need to be solved before the ultimate goal can be reached. On the greater roadmap (a simplified version of which is represented in Figure 3), they appear as parts of the general BICA Challenge. The critical capabilities include: the feeling of presence, metacognitive capabilities and believable behavior, that in turn are based on the Theory-of-Mind capabilities, self-regulation, emotional intelligence, teleological capabilities, imagery, sensemaking, etc. (Figure 3).

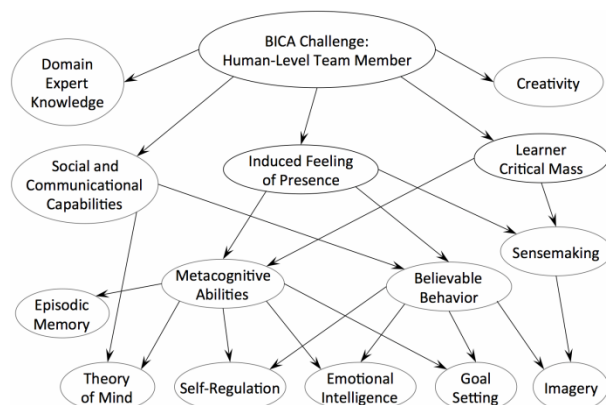


Figure 3. The hierarchy of cognitive capabilities that constitute parts of the BICA Challenge (based on [4]).

Implementation of these critical capabilities at a human level of abstraction would be necessary for overcoming barriers on the way to solving the BICA Challenge. Some of them are already available in implemented BICA, others are not implemented or may only seem to be implemented.

It is therefore necessary to understand, through a study of a variety of problems and solutions, ranging from navigation to emotional intelligence and goal generation, why existing implementations do not match the human level, and how should they be implemented in order to match the goal requirement. One negative example that can be named here is the so-called “virtual person” (<http://ta-vision.blogspot.com/>), claimed to be based on models of “artificial emotional intelligence”, yet is not capable of producing believable behavior, and is not very different from the old good ELIZA and ALICE [23]. Nevertheless, based on the present state of the art, a solution to the BICA Challenge can be expected in a near future.

But, is it the right thing for our society – to find and implement this solution? I am arguing that it is, at least, for the following reason. Modern computers require continuous human assistance beyond their programmed behavior. As a result, many people spend half of their active life time sitting at a computer. When the virtual human-level team member will become available, the situation may change. Many routine human jobs could be performed autonomously by computers themselves, with minimal human instruction and guidance, that can be limited to a higher,

metacognitive level. As a result, humans will regain their freedom

Conclusions

In conclusion, it is argued here that BICA is a new, powerful modeling approach that will allow us to make progress toward building a computational equivalent of the human mind, combining symbolic and neuromorphic approaches. A solution to the BICA Challenge can be expected in the near future based on this approach. The problem requires joined efforts of experts from many fields of science. The impact of the solution hardly can be overestimated.

References

1. McCarthy, J., Minsky, M.L., Rochester, N., & Shannon, C.E. (1955/2000). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence. In Chrisley, R., & Begeer, S. (Eds.). *Artificial Intelligence: Critical Concepts*. Vol. 2, pp. 44-53. London: Routledge.
2. Newell, A. (1990). *Unified theories of cognition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
3. Chella, A., Lebiere, C., Noelle, D.C., & Samsonovich, A. V. (2011). In: Samsonovich, A. V., & Johannsdottir, K. R. (Eds.). *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2011: Proceedings of the Second Annual Meeting of the BICA Society*. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, vol. 233, pp. 453-460. Amsterdam, The Netherlands: IOS Press.
4. Samsonovich, A. V. (2012). On the roadmap for the BICA Challenge. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 1 (in press).
5. SIGArt, (1991). Special section on integrated cognitive architectures. *Sigart Bulletin*, 2(4).
6. Pew, R. W., and Mavor, A. S. (Eds.). (1998). *Modeling Human and Organizational Behavior: Application to Military Simulations*. Washington, DC: National Academy Press. books.nap.edu/catalog/6173.html.
7. Ritter, F. E., Shadbolt, N. R., Elliman, D., Young, R. M., Gobet, F., and Baxter, G. D. (2003). *Techniques for Modeling Human Performance in Synthetic Environments: A Supplementary Review*. Wright-Patterson Air Force Base, OH: Human Systems Information Analysis Center (HSIAC).
8. Gluck, K. A., and Pew, R. W. (Eds.). (2005). *Modeling Human Behavior with Integrated Cognitive Architectures: Comparison, Evaluation, and Validation*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
9. Gray, W. D. (Ed.) (2007). *Integrated Models of Cognitive Systems*. Series on Cognitive Models and Architectures. Oxford, UK: Oxford University Press.
10. Laird, J.E., Rosenbloom, P.S., and Newell, A. (1986). *Universal Subgoaling and Chunking: The Automatic Generation and Learning of Goal Hierarchies*. Boston: Kluwer.
11. Laird, J.E., Newell, A., and Rosenbloom, P.S., (1987). *SOAR: An architecture for general intelligence*. *Artificial Intelligence* 33: 1-64.
12. J. E. Laird (2008). Extending the Soar cognitive architecture. In P. Wang, B. Goertzel and S. Franklin, eds. *Artificial General Intelligence 2008: Proceedings of the First AGI Conference*, pp. 224-235. Amsterdam, The Netherlands: IOS Press.
13. Anderson, J. R. and Lebiere, C. (1998). *The Atomic Components of Thought*. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates.
14. Anderson, J. R. (2007). *How Can the Human Mind Occur in the Physical Universe?* New York: Oxford University Press.
15. Lenat, D. B. (1995). CYC: a large-scale investment in knowledge infrastructure. *Communications of the ACM* 38 (11): 32-38.
16. McCord, M.C., Murdock, J.W., and Boguraev, B.K. (2012). Deep parsing in Watson. *IBM Journal of Research and Development*, 56 (3-4). DOI: 10.1147/JRD.2012.2185409.
17. Nadel, L. and Oliver, H. (2011). Update on memory systems and processes. *Neuropsychopharmacology* 36: 251-273.
18. Samsonovich, A. V. and Ascoli, G. A. (2010). Principal Semantic Components of Language and the Measurement of Meaning. *PLoS ONE* 5 (6): e10921.1-e10921.17.
19. Tulving, E. (1983). *Elements of Episodic Memory*. New York: Clarendon Press.
20. Zimmer, H.D., Cohen, R.L., Guynn, M.J., Engelkamp, J., Kormi-Nouri, R., & Foley, M.A. (Eds.). (2001) *Memory for Action: A Distinct Form of Episodic Memory?* Oxford, UK: Oxford University Press.
21. Doeller, C. F., Barry, C., and Burgess, N. (2010). Evidence for grid cells in a human memory network. *Nature*, 463 (7281): 657-661.
22. Samsonovich, A. V., De Jong, K. A., and Kitsantas, A. (2009). The mental state formalism of GMU-BICA. *International Journal of Machine Consciousness* 1 (1): 111-130.
23. McCorduck, P. *Machines Who Think*. W. H. Freeman, 1979.

SEROTONIN-EVOKED REORGANIZATION OF THE BRAIN STEM RESPIRATORY NETWORK: INSIGHTS FROM COMPUTATIONAL MODELING

N. Shevtsova¹, A. Bischoff^{2,3}, Y. Molkov^{1,4}, T. Manzke^{2,3}, J. Smith⁵, D. Richter^{2,3}, I. Rybak¹

¹Department of Neurobiology and Anatomy, Drexel University College of Medicine, Philadelphia, PA, USA

²Department of Neuro- and Sensory Physiology, University of Göttingen, Göttingen, Germany

³DFG Research Center of Molecular Physiology of the Brain, Göttingen, Germany

⁴Department of Mathematical Sciences, Indiana University-Purdue University, Indianapolis, IN, USA

⁵Cellular and Systems Neurobiology Section, National Institute of Neurological Disorders and Stroke, National Institutes of Health, Bethesda, MD, USA

Natalia.Shevtsova@drexelmed.edu

Activation of the serotonin (5-HT) 1A receptors was recently found to have therapeutic effect for breathing recovery after opioid-evoked suppression. This recovery was postulated to originate from an enhanced glycinergic synaptic inhibition associated with the glycinergic α_3 receptors in some inhibitory neurons leading to disinhibition and reactivation of their targets. A computational model of the brainstem respiratory network was developed to evaluate this proposal and investigate the neural mechanisms involved

Introduction

Brainstem respiratory neurons express the glycine α_3 receptor (Gly α_3 R) that is a target of several 5-HT receptor (5-HT-1AR) agonists. Application of the 5-HT-1AR agonist 8-OH-DPAT was shown to induce (1) an augmentation of postsynaptic inhibition of neurons expressing Gly α_3 R, and (2) a dose-dependent hyperpolarization of respiratory neurons via increased conductances of 5HT-activated potassium (K⁺) leak channels [4]. Activation of 5-HT-1AR was recently found to protect and/or restore breathing during opioid pharmacotherapy of pain often accompanied by opioid-induced apnea. This effect seems to rely on the enhanced Gly α_3 R-mediated inhibition of inhibitory neurons causing disinhibition of their target neurons.

To evaluate this proposal and investigate neural mechanisms involved, an established computational model of the brainstem respiratory network [9] was extended by (1) incorporating distinct subpopulations of inhibitory neurons (glycinergic and GABAergic) and their network synaptic connections within the respiratory network, and (2) assigning the 5-HT-1AR-Gly α_3 R complex to some of these inhibitory neuron types in the network.

Model description

Our previous computational models of the brainstem respiratory network reproduced many experimental phenomena [5, 7, 9]. These models differed in details incorporated to simulate particular aspects of neural control of breathing; however, all of these previous models had the same core neural circuitry consisting of four populations of respiratory neurons located in the Bötzing and pre-Bötzing complexes (pre-BötC and BötC, see Fig. 1A). The core network included (i) an excitatory pre-inspiratory / inspiratory (pre-I) population of neurons and (ii) three mutually interacting inhibitory populations: post-inspiratory, post-I, augmenting-expiratory, aug-E, and an early inspiratory, early-I(1) populations. These models also included an output compartment (rVRG) that contained an excitatory ramp-inspiratory neural population, ramp-I, projecting to phrenic motoneurons and an inhibitory early-I(2) population shaping the ramp-I firing pattern.

However, none of our previous models considered different types of inhibitory inputs (glycinergic vs. GABAergic) that could be provided by phenotypically distinct neural populations. At the same time, the effects of neuromodulators, including 5-HT, and other pharmacological agents (e.g., opioids) are usually dependent on the neuronal phenotype and specific neurotransmitters and receptors involved in network interactions. To consider synaptic transmission- and receptor-specific modulation, we extended our previous model (see Fig. 1B), by (i) incorporating distinct glycinergic and GABAergic populations and their synaptic connections, (ii) assigning the

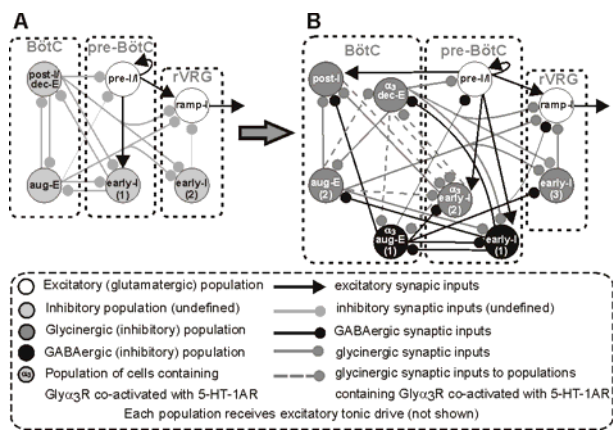


Fig. 1. Schematics of (A) the basic model depicting core components of the brain stem respiratory network and (B) the extended model proposed in this study. See text and legend for details. Modified from [8].

5-HT-1AR-Gly α_3 R complex to some neuron types (synaptic weights of glycinergic inputs to these neurons increased during 8-OH-DPAT application producing 5-HT-1AR-Gly α_3 R-dependent potentiating of glycinergic inhibition), and (iii) incorporating 5-HT-1AR-activated K⁺ leak channels activated by higher doses of 8-OH-DPAT into all neurons. More specifically: (i) the population of early-I(1) neurons in the pre-BötC was divided into a GABAergic, early-I(1), and glycinergic, early-I(2), subpopulations; (ii) the post-I/dec-E population was split into two glycinergic populations: post-I and dec-E with different connectivity; (iii) the aug-E population was split into separate GABAergic, aug-E(1), and glycinergic, aug-E(2), subpopulations.

The details of the modeling methods can be found in [5, 7-9]. Briefly, all neurons were modelled in the Hodgkin–Huxley style and incorporated known biophysical properties and channel kinetics previously characterized in respiratory neurons in vitro and used in our previous models. Two additional types of potassium channels were incorporated in all respiratory neurons in the present model. One channel type was added to simulate the hyperpolarizing effect of a higher dose of 8-OH-DPAT on respiratory neurons and represented specific K⁺ leak channels activated by higher doses of the 5-HT-1AR agonist [3]. The other channel type included in the model was an opioid-activated inwardly rectifying K⁺ (Kir) channels [1, 2]. The incorporation of Kir channels allowed us to simulate the experimentally observed opioid-induced depression of neuron excitability.

Results

Figure 2A1 shows model performance under normal condition. The model generates a typical three-phase respiratory rhythm similar to that generated in the previous model [9]. Under normal conditions the two early-I populations exhibit similar activity profiles, as do both glycinergic and GABAergic aug-E populations. Figure 2A2 shows simulation of application of a low dose of 8-OH-DPAT. In this simulation, early-I(2) neurons, which have Gly α_3 R and receive glycinergic inhibition from the post-I neurons, are affected in the inspiratory phase. As a result, the post-I neurons are released from inhibition and the onset of their activity shifts to the beginning of inspiration (Fig. 2A2). Because aug-E(1) and dec-E neurons have Gly α_3 R, application of 8-OH-DPAT augments both the inhibition of aug-E(1) neurons by the dec-E population and the inhibition of dec-E neurons by the aug-E(2) population. This shortens expiration. As a result, the network starts generating a two-phase rhythm lacking the post-inspiratory phase and the frequency of oscillation increases compared to control. The results of a simulated application of a higher dose of 8-OH-DPAT are shown in Fig. 2A3 when neurons undergo activation of 5-HT-1AR-regulated K⁺ leak channels resulting in a membrane hyperpolarization. As a result, the post-I activity transforms into a short late-I discharge at the end of inspiration (Fig. 2A3), which causes a further increase in frequency. Fig. 3B shows the membrane potential of a single post-I neuron in the model under control conditions and after systemic application of a low and higher doses of 8-OH-DPAT as compared with the corresponding intracellular recording from a post-I neuron of anesthetized cat in vivo (Fig. 3A). After application of 8-OH-DPAT the durations of inspiration and expiration decrease both in the experiment and in our simulation. With a lower dose of 8-OH-DPAT the activity of the post-I neuron shifts to inspiration, whereas with a higher dose the pattern of neuronal activity transforms into a late-I spiking profile associated with significant hyperpolarization.

Despite a long history of studies, the specific cellular and/or network mechanisms

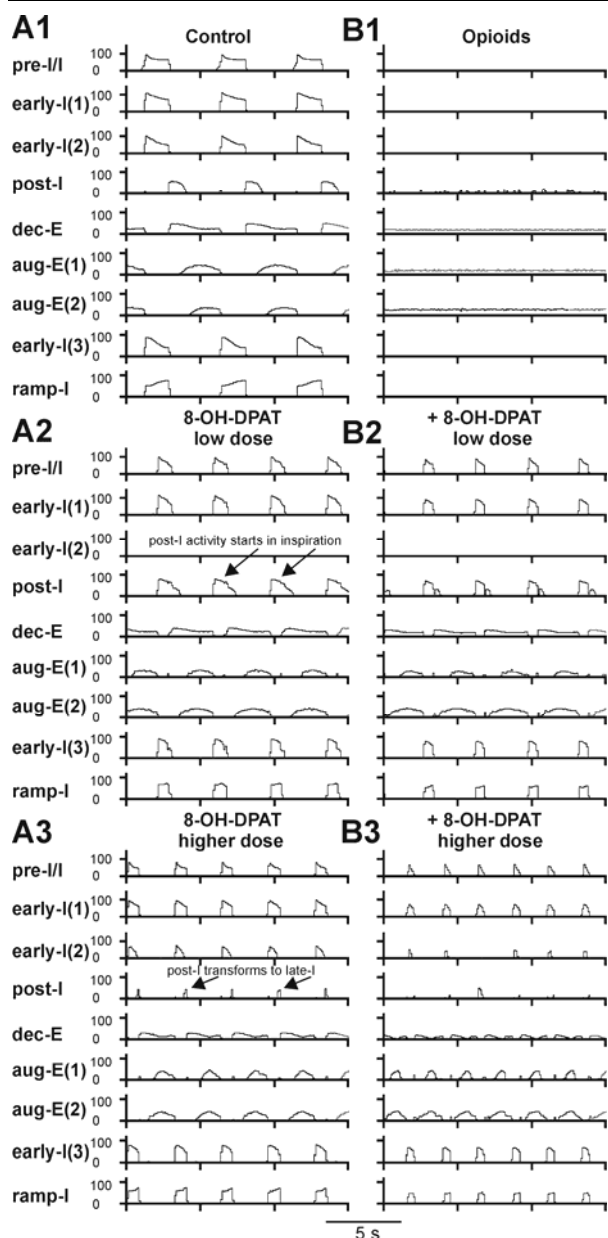


Fig. 2. (A) Model performance under control conditions (A1) and after simulated application of low (A2) and higher (A3) doses of 8-OH-DPAT. (B) Model performance after rhythmic activity was suppressed by simulated application of opioids (B1) and after recovery of rhythmic activity by a low (B2) and a higher dose (B3) of 8-OH-DPAT. The activity of each population is represented by the average spike frequency histogram of neuron activity (bin size, 30 ms). See details in the text.

underlying respiratory depression (apnea) produced by opioids are poorly understood. It has been suggested that opioids activate Kir channels, producing hyperpolarization of neurons expressing μ -opioid receptors (μ -OR) [1, 2]. In our model, we incorporated these channels, and hypothesized that their maximal conductances in pre-BötC inspiratory neurons are larger than the maximal conductances in BötC expiratory neurons [9]. Thus, in the

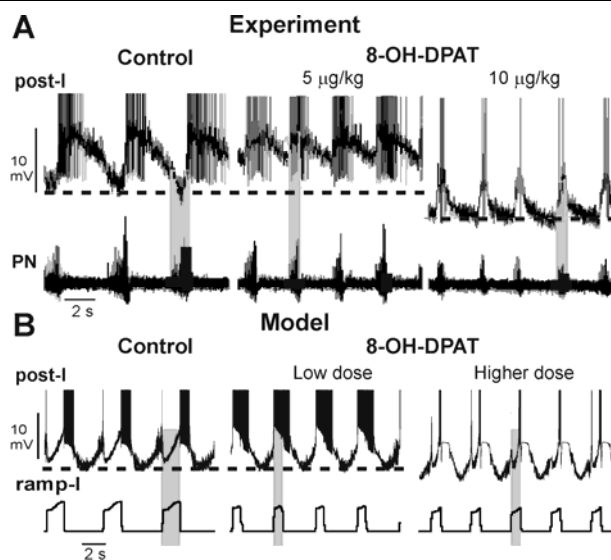


Fig. 3. Changes in the activity of the post-I neuron with 8-OH-DPAT application in the experiment (A) and in the model (B). Shaded bars show the inspiratory phase. See text for details. Modified from Fig 5 in [8].

model, μ -opioid-induced apnea results from an imbalance of inhibitory interactions between inspiratory and expiratory neurons (Fig. 2B1).

Recent findings suggest that activation of 5-HT-1AR, widely expressed in the pre-BötC and BötC [3, 4], promotes breathing recovery after suppression of respiratory activity by opioids. As shown in Fig. 4A1, application of the 8-OH-DPAT to wild-type mice restores respiratory activity from apnea caused by application of the μ -OR agonist. In contrast, breathing in $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ knockout mice ($\text{Gly}\alpha_3\text{R}^{-/-}$) containing $\text{Gly}\alpha_1\text{R}$ but lacking $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ could not be restored by 8-OH-DPAT (Fig. 4A2). This recovery was postulated to originate from enhanced glycinergic inhibition via $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ modulated by 5-HT-1AR activation [4]. To simulate the specific role of $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ and its modulation by 5-HT-1AR, we have suggested that dec-E, aug-E(1), and early-I(2) neurons co-express $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ and 5-HT-1AR, so activation of 5-HT-1AR amplifies $\text{Gly}\alpha_3\text{R}$ -mediated synaptic inhibition of these neurons by other glycinergic neurons (see dashed connections in Fig. 1B). We have also proposed that 8-OH-DPAT activates, in a dose-dependent manner, 5-HT-1AR-dependent K^+ leak channels that are assumed to be present in all neurons of the model. Figure 2B shows simulation of suppression of rhythmic activity by opioids acting through μ -OR-activated Kir channels followed by the 8-OH-DPAT-mediated recovery. In Fig. 2B1, the

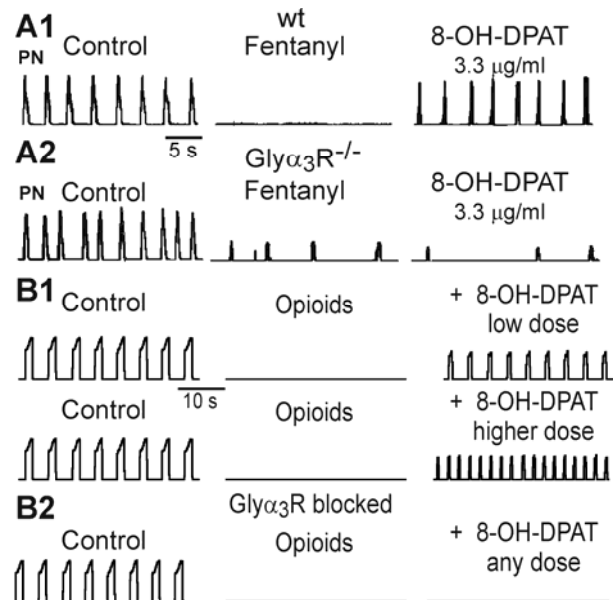


Fig. 4. (A1) Administration of μ -OR agonist fentanyl blocked the phrenic nerve (PN) activity in in situ preparations from wild-type (wt) mice, which then recovered after 8-OH-DPAT application. (A2) In the same preparations from $Gly\alpha_3R^{-/-}$ mice, respiratory depression caused by fentanyl could not be reversed by 8-OH-DPAT. (B1) Simulation of rhythm suppression followed by its recovery with application of (top) low and (bottom) higher doses of 8-OH-DPAT in the model. (B2) Simulation shows that after removal of $Gly\alpha_3R$ receptors, application of 8-OH-DPAT (any dose) cannot restore the rhythm. Modified from Figs. 3 and 13 in [8].

excitability of all inspiratory pre-BötC neurons was reduced by the Kir channel activation and they were fully inhibited by the expiratory populations of BötC. Application of a low dose of 8-OH-DPAT (Fig. 2B2) augments inhibition of the dec-E and aug-E(1) populations expressing $Gly\alpha_3R$. This induces disinhibition of pre-I and early-I(1) neurons and restores respiratory oscillations but with a two-phase rhythmic pattern (note that the activity of post-I activity is shifted to inspiration). At a higher dose of 8-OH-DPAT respiratory rhythm is restored via both 5-HT-1AR-mediated potentiating of $Gly\alpha_3R$ and activation of 5-HT-1AR-regulated K^+ leak channels. The simulated application of higher doses of 8-OH-DPAT produces an increase in the burst frequency and a decrease in burst amplitude of the ramp-I population (Fig. 4B1). Note also that after elimination of $Gly\alpha_3R$ in the model, simulating the situation in $Gly\alpha_3R^{-/-}$ mice, application of 8-OH-DPAT (any dose) cannot restore the rhythm (Fig. 4B2),

indicating a necessary role of the 5-HT-1AR-mediated $Gly\alpha_3R$ signalling in this recovery.

Conclusions

The developed extended model of the respiratory network reproduces experimentally observed responses to 8-OH-DPAT application and offers a mechanistic explanation for the 8-OH-DPAT-induced recovery of the respiratory rhythm after opioid-evoked apnea, suggesting two distinct mechanisms for recovery of respiratory activity by application of 8-OH-DPAT depending on the low vs. higher dose used.

References

1. Ballanyi, K., Lalley, P. M., Hoch, B. & Richter, D.W. (1997) cAMP-dependent reversal of opioid- and prostaglandin mediated depression of the isolated respiratory network in newborn rats. *J. Physiol.*, 504, 127–134.
2. Lalley, P.M. (2003) μ -Opioid receptor agonist effects on medullary respiratory neurons in the cat: evidence for involvement in certain types of ventilatory disturbances. *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.*, 285, R1287–R1304.
3. Manzke, T., Dutschmann, M., Schlaf, G., Mörschel, M., Koch, U.R., Ponimaskin, E., Bidon, O., Lalley, P.M. & Richter, D.W. (2009) Serotonin targets inhibitory synapses to induce modulation of network functions. *Phil. Trans. R. Soc. B*, 364, 2589–2602.
4. Manzke, T., Niebert, M., Koch, U. R., Caley, A., Vogelgesang, S., Hülsmann, S., Ponimaskin, E., Müller, U., Smart, T.G., Harvey, R.J. & Richter, D.W. (2010) Serotonin receptor 1A-modulated phosphorylation of glycine receptor α_3 controls breathing in mice. *J. Clin. Invest.*, 120, 4118–4128.
5. Molkov, Y.I., Abdala, A.P.L., Bacak, B.J., Smith, J.C., Paton, J.F.R. & Rybak, I.A. (2010) Late-expiratory activity: emergence and interactions with the respiratory CPG. *J. Neurophysiol.*, 104, 2713–2729.
6. Richter, D.W. (1996) Neural regulation of respiration: rhythmogenesis and afferent control. In Gregor, R., & Windhorst, U. (Eds.), *Comprehensive Human Physiology*. Springer-Verlag, Berlin, Vol. 2, pp. 2079–2095.
7. Rybak, I.A., Shevtsova, N.A., Paton, J.F., Dick, T.E., St-John, W.M., Mörschel, M. & Dutschmann, M. (2004) Modeling the ponto-medullary respiratory network. *Respir. Physiol. Neurobiol.*, 143, 307–319.
8. Shevtsova, N.A., Manzke, T., Molkov, Y.I., Bischoff, A., Smith, J. C., Rybak, I. A., & Richter, D.W. (2011) Computational modelling of 5-HT receptor-mediated reorganization of the brainstem respiratory network. *Eur. J. Neurosci.*, 34, 1276-1291.
9. Smith, J.C., Abdala, A.P., Koizumi, H., Rybak, I.A. & Paton, J.F. (2007) Spatial and functional architecture of the mammalian brain stem respiratory network: a hierarchy of three oscillatory mechanisms. *J. Neurophysiol.*, 98, 3370–3387.

LIGHT ADAPTATION SUBSTATES IN THE RETINA

A. Tikidji-Hamburyan, T. Muench

Center for Integrative Neuroscience, University of Tuebingen

alex-z-nn@rambler.ru

There are 3 major adaptation states in the retina, each of which is characterized by photoreceptor actively participating in light responses types (only rods, cones and rods, only cones). In this work, we compare properties of retinal circuits and ganglion cells in different adaptation states and demonstrate that within the photopic regime, there at least 2 distinct substates, which we were able to register on both circuit and single ganglion cells levels.

Introduction

There are 2 photoreceptors types in the retina: rods and cones. Change of operating photoreceptor type is one of the main light adaptation mechanisms in the retina. Rods operate at low light level (scotopic vision). When the light intensity increases, cones kick in the responses of ganglion cells (mesopic vision). With further increase of light level, rods saturate and cones operate alone (photopic vision). However, light adaptation in the retina is not restricted to that. The purpose of our study was to compare information processing in the retina in different adaptation states, and to check, whether there are any additional adaptation substates within the three major regimes.

Methods

C57Bl/6 mice were dark adapted prior the experiment for at least 4 hrs. Multi-electrode-array recordings were made from ganglion cells of flat-mounted retinas in response to light stimuli. The stimuli set included 20 2-sec full-field flashes of positive and negative contrast, presented every 10 seconds and organized in 5 trials, and a full-field Gaussian white noise. Contrast of the 2-sec flashes was equal to maximal and minimal contrast used in Gaussian white noise. 4 trials of white noise, each of which lasted 5 minutes, were presented. The 2-sec flashes and white noise trials were interleaved.

To control overall light intensity, we inserted different neutral density filters into

the light path. The strongest filter, ND8, attenuated light intensity by 8 log units, whereas the weakest filter, ND1, attenuated light intensity only by 1 log unit. Each experiment started with ND8 in the light path. Every ~40 minutes, we changed the filter and increased the luminance by 1 log unit. The same stimulus set was repeated (i.e. the contrast of the full-field flashes was the same). In total, the experiment was performed over 9 log units, ranging from scotopic to high photopic levels.

ND1 intensity level corresponds to 10^6 photoisomerizations/rod*sec. Rods were active up to ND5; at ND4 they saturated. Cones kicked in the response at ND6. Therefore, at ND8 and ND7 the retina was in the scotopic regime, at ND6 and ND5 – in the mesopic and at ND4 to ND1 – in the photopic regime.

The responses to the 2-sec flashes recorded on each electrode were low-pass filtered to obtain local field potentials. This type of response reflects summed potential changes taking place in both outer and inner retina, so that it is a measure of activity over all retinal circuits.

A typical local field potential has a negative deflection at a light increment and another negative deflection, followed by a positive deflection, at a light decrement. We measured the peaks of the deflections for each flash, taking into account contrast sign. We considered these peaks values as a characteristic of global retinal response to the light on- and offset.

The responses to the white noise were high-pass filtered. Then a threshold was applied and spikes extracted. After spike sorting routine, we got responses of single ganglion cells (units). For each unit, reverse correlation (spike-triggered average) was performed in order to obtain the so-called “linear filter” of the cell [1]. Time to the first peak of such linear filter was then used to characterize temporal properties of ganglion

cells. To reduce susceptibility to noise, we first fit the linear filter with a Gaussian and took the mean (μ) as a cell's latency.

Then we compared both local field potential peaks and latency measured 2-10 minutes after the neutral density filter change and those measured about 15 minutes later. Also, we compared these values measured at different neutral density filters with each other.

Results

As expected, we observed adaptation changes of responses when stepping into the mesopic and into the photopic ranges. On the global level (local field potentials), these adaptation changes were characterized by supralinear increases of response magnitudes when entering the mesopic range (presumably due to simultaneous activation of rods and cones), changes of sensitivity, and adjustments of gain and dynamic range of the responses. These processes occurred at different temporal scales, taking up to several minutes.

Surprisingly, we found that two distinct intensity levels within the photopic range, separated by 2 intensity log units (corresponding to ND3 and ND1, i.e. about 10^4 and 10^6 isomerizations/rod·sec) also triggered specific adaptation changes that took about 15 minutes to stabilize. They were mainly characterized by a reduction of the response gain of up to 60%. Interestingly, those specific changes were only present in the OFF responses (to light decrement), whereas the ON responses (to light increment) adapted moderately like at all other light level transitions within the photopic range.

Analysis of linear filters showed that ganglion cells become faster when the light level increased. After each change of the neutral density filter, the latency of the cells dropped by 10 to 30ms. These changes were completed within first 2-5 minutes of recording, and further on, the latency stayed very stable at each brightness level with the exception of ND3 and ND1 (i.e., the same brightness levels where strong slow decrease of OFF responses to the 2-sec flashes was observed in local field potentials). Namely,

after the transition to ND3, the cells' latency decreased as it happened at any other brightness increase, but then, in course of 10 to 15 minutes, it increased again. In fact, it even exceeded the latency at ND6, the low mesopic level.

At the next brightness level, ND2, the latency dropped quickly and stayed stable over the course of all 40 minutes of the presentation.

At the highest brightness level we tested, ND1, the latency of ganglion cells dropped quickly as well, but then it began to increase. This increase was not as prominent as at ND3, but also significant.

Strikingly, all ganglion cells we have recorded from showed the same effect.

Summary and Discussion

Both global circuit and local output measurements demonstrated adaptation changes on different time scales. Furthermore, both measurements also revealed unexpectedly slow adaptation within the photopic regime at the same brightness level, separated from the mesopic state by at least 1 log unit of light intensity. These data suggest that there are distinct adaptation substates in the retina within the photopic regime.

It is unlikely that these slow adaptation changes can be explained by photoreceptor saturation, as this should have symmetric effects on retinal circuits (measured via local field potentials). Furthermore, the responses increase again and are stable at the next higher light levels. Instead, our observations indicate a deployment of some asymmetrical mechanisms (different in the ON and OFF retinal pathways) to adjust the dynamic range of cells within the photopic range. Yet this asymmetrical mechanism has the same effect on all ganglion cells, both ON and OFF, which suggests that it is a global, basic mechanism of retinal adaptation.

References

1. E.J. Chichilnisky, A simple white noise analysis of neuronal light responses. *Network: Comput. Neural Syst.* 12 (2001) 199-213.

CROSS-FREQUENCY ENTRAINMENT IN FEED-FORWARD OSCILLATORY NETWORK

R.A. Tikidji-Hamburyan^{1,2}, C.C. Canavier¹

¹Department of Cell Biology and Anatomy, Health Sciences Center, Louisiana State University, New Orleans, 70112, USA.

²A.B.Kogan Research Institute for Neurocybernetics, Southern Federal University, Rostov-on-Don, 344090, Russia
rtikid@lsuhsc.edu

Transient synchronization of neurons at high frequency range, which is often modulated by lower frequency rhythms, is believed to play an important role in many cognitive functions. The mechanisms for transient synchronization as well as role of low frequency activity in this synchronization are still unclear. Here we present minimal model of a feed-forward network and show that inter-frequency entrainment can synchronize a population of oscillatory neurons firing at high frequency.

Introduction

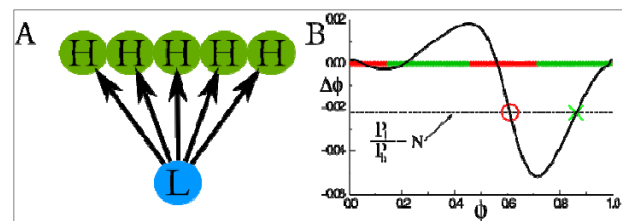
Transient synchronization of neurons in the gamma band (30-100 Hz) is believed to play an important role in attention, memory tasks and cognitive functions [1, 2]. In many brain regions [3, 4], the gamma oscillation is locked to lower frequency oscillations referred as the theta rhythm (8 – 10Hz) and amplitude of gamma oscillations in is modulated by theta one. There are at least two open questions with respect to synchronization in the higher frequency band. How this synchronization might occur in a regions separated by big distances without direct connections between synchronized regions and whether slow theta oscillations can synchronize gamma population.

Here we employ rapidly developing phase reset theory, which considers a reaction of periodically firing neuron in respect of external input as a one-dimensional curve of phase resetting (PRC), to show that periodic, low frequency driver can entrain and synchronize population of high frequency neurons.

Model

Let's to consider a population of independent neurons which fire at high

frequency range with period P_h and one neuron with low frequency firing rate with intrinsic period P_l (Fig 1A). To assume for simplicity that all neurons in high frequency population have same intrinsic period P_h , let's to consider perturbed period P^*_h due to external input. The variation of period ($P^*_h - P_h$), which may be determined as phase resetting $\Delta\phi = (P^*_h - P_h)/P_h$, depends on phase of oscillator when input was received, producing a smooth continuous curve of



phase resetting in a range $[0, 1]$ (Fig. 1B).

Figure 1. A is the general structure of model. One low frequency neuron L activates high frequency population (set of cells marked as H). B: Phase resetting curve for an individual neuron are shown.

In general case periods P_h and P_l are aliquant, that means the ratio P_l/P_h is real number, a residual between the ratio and closed integer equals to $(P_l/P_h - N)$; where $N=[P_l/P_h]_i$ is the same ratio rounded to integer. As it simple to find, if this residual is compensated by phase resetting, external oscillator phase-locks neurons in high frequency population. Thereby if there is some phase ϕ when:

$$f(\phi) = \frac{P_l}{P_h} - N, \quad (1)$$

where: $f(\phi)$ is PRC, a phase locking exists. A solution of equation (1) has a simple geometrical representation shown on Fig. 1B: the ratio $(P_l/P_h - N)$ gives a horizontal line (required resetting); points of interaction

between this line and PRC are solutions. An intuitively clear that phase locking will exist only then:

$$\min_{\varphi} (f(\varphi)) \leq \frac{P_l}{P_h} - N \leq \max_{\varphi} (f(\varphi)) \quad (2)$$

Simple straightforward analysis gives the stability criterion for solutions of Eq. (1):

$$|1 - f'(\varphi)| < 1 \quad (3)$$

where: f' is a slope of PRC in solution point φ^* . On Fig. 1B stable solution is marked by green x, while unstable by red circle. A stability of solution depends from PRC slope, therefore there are stable and unstable regions, indicated by green and red markers on abscissa correspondingly.

Synchronization in homogeneous population of high-frequency neurons.

As in many dynamical systems steady state solution of Eq. (1) gives an attractor φ^* ; system converges to φ^* asymptotically. In general, evolution of phase for high frequency neurons might be defined as a map:

$$\varphi[n+1] = \varphi[n] + \frac{P_l}{P_h} - N - f(\varphi[n]) \quad (4)$$

From Eq. (4) it is clear that several periods of low frequency oscillation are required for phase-locking of high frequency neurons. To illustrate this we performed mapping of phases for ten high-frequency neurons H1 – H10 which were entrained by one low-frequency oscillator L (Fig.2). Moments of spikes were obtained by mapping (4) with PRC shown on Fig.1 A. The neurons were initiated by random phases and gradually slip into stable attractor, showing perfect synchrony in a several hundreds milliseconds after beginning of emulation.

Synchronization in heterogeneous population of high-frequency neurons.

However it is hard to believe that intrinsic period for all neurons in biological population is a same. Nervous system shows extreme diversity of individual properties of

neurons, therefore we should extend our theoretical approach to describe heterogeneous population of neurons.

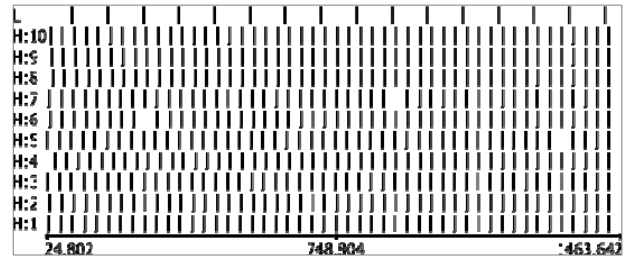


Fig. 2 Converging to steady state attractor leads to synchronization through high frequency neurons H1 – H10. Neurons were entrained by low frequency oscillator L.

Let assume that period P_h is distributed throughout population and $\Phi(P_h)$ is a distribution. Taking into account that $\varphi^* = f^{-1}(P_l/P_h - N)$ one can obtain distribution of phases in population:

$$\Phi(\varphi) = \left| \frac{P_l f'(\varphi)}{(f(\varphi) + N)^2} \right| \Phi\left(\frac{P_l}{f(\varphi) + N}\right) \quad (5)$$

Last equation don't take into account stability criterion (3). To exclude unstable branches of PRC, Eq. (5) should include step function h , which should equal to zero in unstable phases. Therefore Eq. (5) should be rewritten as following:

$$\Phi(\varphi^i) = \left| \frac{P_l f'(\varphi^i) h(1 - |1 - f'(\varphi^i)|)}{(f(\varphi^i) + N)^2} \right| * \delta^i \quad (6)$$

$$\delta^i * \Phi\left(\frac{P_l}{f(\varphi^i) + N}\right)$$

We tested Eq. (6) in case when $\Phi(P_h)$ is normal distribution. We performed simulation of 200000 Morris-Lecar type II neurons (blue curve on Fig.3), mapping of phases for the same amount of neurons with PRC obtained from Morris-Lecar model (red curve on Fig.3, PRC is shown on Fig.1B) and compared these results with analytical prediction by Eq. (6) (black curve on Fig.3). From Fig. 3 it is clear that theoretical prediction and results of simulation as well as emulations match very well. Moreover this theory allows to predict existence of a small portion of neurons, which are phase-locked in minor stable region (small bump on left side of Fig.3) and explain the mechanism of clustering in a population.

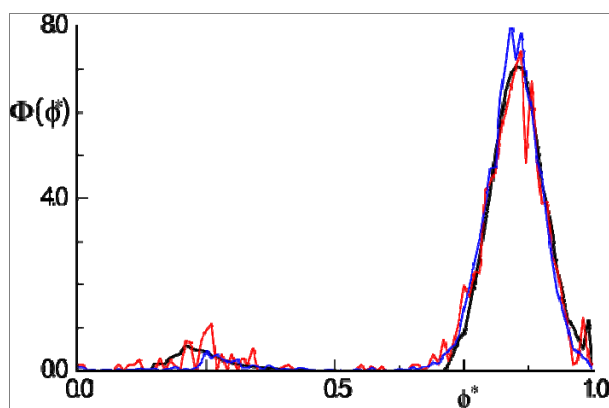


Fig. 3 Phase distribution was obtained by direct simulation (blue curve), mapping of phases (red curve) and analytical solution (black curve).

Conclusion

To summarize the most prominent results: first cross-frequency entrainment may lead to synchronization in high-frequency population; stability of phase-locking points depends from PRC slope; to converge in synchrony system request several periods of low-frequency oscillations and distribution of

locking phases may be predicted in a case of heterogeneous population.

Acknowledgments

This work was supported by NIH 5R01MH085387 and NIH 5R01NS054281 grants.

References

1. Gray, C. M., Synchronous oscillations in neuronal systems: Mechanisms and functions; *J. Comput. Neuroscience* 1994, 1, 11-38
2. Jensen, O., Kaiser, J., Lachaux, J.-P., Human gamma-frequency oscillations associated with attention and memory; *Trends in Neurosciences*, 2007, 30, 317 — 324
3. Schack, B.; Vath, N.; Petsche, H.; Geissler, H.-G., Möller, E., Phase-coupling of theta-gamma EEG rhythms during short-term memory processing; *International Journal of Psychophysiology*, 2002, 44, 143 — 163
4. Palva, J. M.; Palva, S. & Kaila, K., Phase Synchrony among Neuronal Oscillations in the Human Cortex; *J. Neuroscience*, 2005, 25, 3962-3972

VIDEO-BASED ANALYSIS OF HUMAN MOTOR ACTIVITY FOR FUNCTIONAL STATE ESTIMATION

A. Vtyurina, S. Anishchenko, M. Petrushan, D. Shaposhnikov

A.B.Kogan Research Institute of Neurocybernetics

sasha.vtyurina@gmail.com

The amount and complexity of man-machine systems are increasing dramatically. The operator often becomes the least reliable element because of their fatigue and drowsiness. Therefore, the task of monitoring human functional state, reflected in person's motor activity, is crucial. In this paper the task of aircraft pilots' functional state estimation is considered.

Introduction

Today the number and the complexity of man-machine systems are increasing. And the most of the technological failures are of anthropogenic nature. For example, the role played by human performance in aircraft accidents is shown in the Fig. 1.

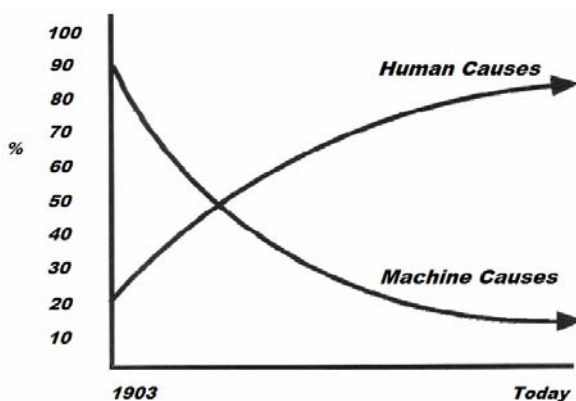


Figure 1. The role played by human performance in civil aircraft accidents [1].

The majority of accidents happen due to non-optimal human functional state, e.g. drowsiness and fatigue. It is noticed that sleepy people exhibit certain observable behaviors, including eye gaze, eyelid and pupil movements, head movement, and facial expression.

There are plenty of techniques for person functional state controlling. In general, they can be divided into two groups: intrusive (brain electrical activity, blood pressure estimation) and nonintrusive (video-based and Doppler radar-based behavioural signals

estimation [2], speech analysis, interpretation of data signals from the vehicle: speed, steering position). Speaking of intrusive techniques, the most reliable correlate of sleepiness is electroencephalogram (EEG). The main disadvantages are that it is hard to measure and analyze under field conditions and its characteristic parameters are not undisputed [3]. Such parameters as pulse rate and blood pressure are shown to be suitable for determining the person's global state (alert/drowsy) [4].

Intrusive methods give precise results but require constant contact between a person and sensors in order to retrieve signals needed. Wires and sensors might be uncomfortable and obstructive which is unacceptable when doing potentially dangerous work.

Although intrusive methods are quite uncomfortable in use, they can be of particular interest when creating a training set for identifying person's non-optimal state and searching for correlates between such states and visually registered activity.

Nonintrusive techniques are currently being employed to assess humans' alertness level. Using nonintrusive methods, we can monitor visual characteristics such as blinking frequency and duration, gaze direction, head pose. Blinking frequency and duration, the size of eyelid cleft were shown to be the best oculomotor indicators for current alertness state. Saccadic speed is a reliable indicator of fatigue [3].

Subjective measures such as self-rated alertness are often used to match monitored characteristics and current functional state. A widespread 9-step Karolinska Sleepiness Scale (KSS) is used for this purpose [3].

The objective of this research is to find out certain repeatable behavioural patterns. We consider it as the first step toward development of the human functional state

estimation system. Much of attention is given to the methods of informative features extraction from the video signal.

Methods

To extract repeatable behavioural patterns, a training set of images and videos depicting person's activity is required. In order to produce such a data set, seven experiments were carried out in the aircraft TU-154 pilot's cabin simulator with an option of extraordinary situations modeling (for example, weather conditions changing, engine failure). Above the first pilot's dashboard a color web-camera Logitech c910 equipped with a stereo microphone was mounted. Recorded video resolution was 640x480 px.

Before the beginning of the experiment, the adjustment procedure was conducted. To estimate the extreme points of the person's head position, the pilot was asked to look over the dashboard. To create template images of the person with their eyes closed or open, the correspondent pictures were taken.

In order to monitor long-term changes of behavioural characteristics in different flight conditions, the experiment was divided into two parts: long monotonous flight without extraordinary situations; short flight with emergency situations (engine failure or strong side wind when landing). The duration of the first period was approximately 60-90 minutes, of the second period – 8-20 minutes.

EEG and EOG (electrooculogram) electrodes were applied to the pilot before the flights. Tapping test and reaction test were taken before, after and between the flights.

After the preparations are over the flights begin. The following data are recorded: video of the pilot, pilot's EEG signals and flight protocols, which contain information about pilot's and dispatcher's actions and emergency situations.

Due to high-frequency noise in the video-signal, measuring low-amplitude parameters such as size of an eyelid cleft is impossible. Therefore, low-frequency, high-amplitude motions such as head pose variations are the most informative features in this video stream.

To estimate motor activity and to infer about human functional state, the posterior data analysis is divided into two stages: frame-by-frame analysis of the video recorded, extracting features of interest; analyzing the values obtained.

Every frame undergoes several routines: pilot's face detecting (using Viola-Jones algorithm [5]), identifying the state of an eye – open or closed (by nearest neighbors classifier using histogram of gradients description of eyes area [6]). After analyzing the sequent frame, the following values are recorded in the log-file: face detection results (1 – found, 0 – not found), face coordinates (in pixels), face size (in pixels), blinking detection result (0 – eyes opened, 1 – eyes closed).

Results

Log files containing face coordinates and blinks data were processed to find out pilots repeatable behavioural patterns and estimate their motor activity trends. Face capture percentage was the first evaluated variable. It demonstrates reliability of the face grabber. The mean of the face capture percentage during the long flights experiments ($n_1 = 4$) was 76% (the minimum value – 46%, the maximum value – 96%). The mean of the face capture percentage during the short flights experiments ($n_2 = 3$) was 84% (the minimum value – 54%, the maximum value – 99%). Due to insufficient lighting, wide range of pose variations, occlusions, caused by EOG electrodes and glasses, this percentage varies. The low precision in blinking detection was observed by the same reasons. Therefore, pose variations such as face size and coordinates were the most informative behavioural signals in this series of experiments.

Pilots pose dynamics within long and short flights was examined to find out repeatable behavioural patterns. The most stable patterns were detected in the face size dynamics, which depends on the distance between the face and the camera. Two examples of the face size variations during aircraft takeoff and climbing are shown in the Fig. 2. There is a specific trend of the pilots moving away from the camera.

Another repeatable behavioural trend of the pilot moving towards the camera was detected while landing (Fig. 3).

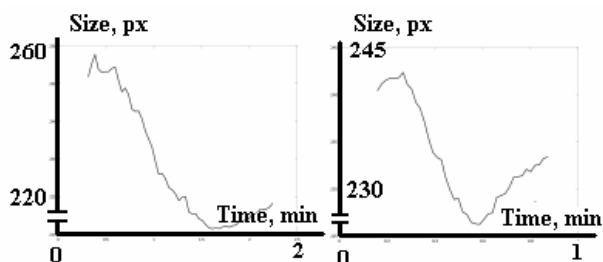


Figure 2. Two examples of the face size dynamics during takeoff and climbing of the plane.

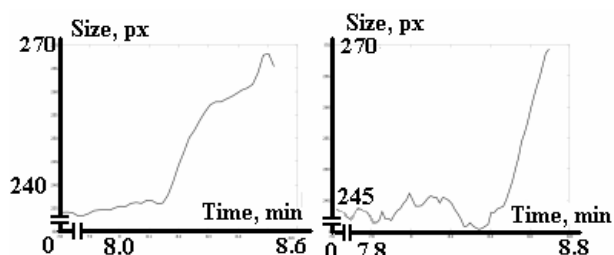


Figure 3. Two examples of the face size dynamics during landing of the plane.

The flight was divided into four parts in proportions: 20% of flight duration (takeoff and the beginning of the flight), 30% – the first part of the flight, 30% – the second part of the flight, 20% – the end of the flight and landing. The behavioural trends within these intervals were compared with each other. Face horizontal coordinate standard deviation was considered as an integral indicator of motor activity. The mean of this value within the first parts of the flights was 15.7 ± 2.4 px, the seconds – 9.3 ± 2.3 px, the thirds – 11.3 ± 2.8 px, the fourths – 19.5 ± 2 px. According to this results face pose standard deviation was the lowest within the second stage of the flight. Therefore, motor activity level was the lowest. The fourth flight part (landing) was the most active stage.

The face pose standard deviation over the long flights was 18.3 ± 0.6 px, the short flights – 15 ± 2.6 px. Thus, the difference between motor activity intensities over the long and the short flights was insignificant.

Conclusion

The human motion analysis techniques for functional state estimation were described. The techniques were tested within the task of pilot's functional state estimation. The standard deviation of face horizontal coordinate was analyzed as the attribute of motion activity intensity. Repeatable motion patterns and significant contrasts between motion parameters in the different parts of the flight were detected. In particular, the highest level of pilots motor activity was detected during landing, the lowest – was observed after climbing. Deviations from repeatable behavioural patterns were considered as indicators of unusual and possibly non-optimal functional state.

Acknowledgments

The work is supported the Russian Foundation for Humanities, grant 11-06-00704a and Russian Foundation for Basic Research, grant 11-01-00750a.

References

1. Adrian J. Xavier. Managing human factors in aircraft maintenance through a performance excellence framework // A Graduate Research Project, Embry-Riddle Aeronautical University, 2005.
2. Lawrence Barr, Heidi Howarth, Stephen Popkin, Robert J. Carroll. A review and evaluation of emerging driver fatigue detection measures and technologies. // A Report of US department of transportation Washington DC, 2005.
3. Robert Schleicher, Niels Galley, Susanne Briest, Lars Galley. Blinks and saccades as indicators of fatigue in sleepiness warnings: looking tired? // Ergonomics, 2008, 51(7):982-1001.
4. Roman Bittner, Pavel Smrcka, Miroslav Pavelka, Petr Vysoký, Lubomir Pousek. Fatigue indicators of drowsy drivers based on analysis of physiological signals. // Lecture Notes in Computer Science, 2001, 2199:62-68.
5. Paul A. Viola, Michael J. Jones. Robust Real-Time Face Detection. // International journal of computer vision, 2004, 57(2):137-154.
6. M. Petrushan, Y. Vermenko, D. Shaposhnikov, S. Anishchenko. Analysis of colour- and grayscale-based feature description for image matching // Proceedings of 8th Open German/Russian Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding, 2011, OGRW-8-2011:237-239.

CONTINUOUS ATTRACTOR MODEL OF SIGNAL SPATIAL PROCESSING PROCEEDED BY GRID CELL

Z.S. Yeremenko, V.D. Tsukerman, A.A. Sazykin, S.V. Kulakov

A.B.Kogan Research Institute for Neurocybernetics, Southern Federal University

har_zs@rambler.ru

The report presents the results of the investigation of the continuous attractor model of spatial environmental signal coding, intended for navigational task solving. This investigation shows formation of neural associations on different levels, encoding of the basic spatial variables – place, direction, linear and angular velocity, as well as firing coordination of neural assemblies in navigational behavior.

Introduction

The last data concerning specific cells of hippocampus, entorhinal and parietal cortex, determining spatial cognition, memory and navigational behavior of highly organized animals and humans, raised the whole range of hypotheses and computational models, accounting for the formation of place cells [1,2], head direction cells [3,4], grid cells [5,6] and others.

One of the most important ideas involving the possibility of continuous spatial representation in brain is the hypothesis of continuous neural network attractors suggested in the range of papers [7-10]. Such a model is able to maintain neural activity to represent any location along continuous physical manifold. Attractor networks were shown to maintain both continuous and discrete patterns simultaneously [11,12]. Therefore such networks can be used for storage of location, for instance, in continuous physical space after it was determined and learnt upon the investigation of relations between objects and boundaries of test environment [13]. Nevertheless, the problem of functional cell specialization and their formation in neural dynamics of spatial behavior still remains unsolved. Moreover, modern conception concerning neural association, proceeding spatial encoding and environmental signal processing in brain, in our opinion lacks understanding of neural network dynamics as a

result of network architecture performing special spatial cognition functions.

In particular, it's not clear how spatial information about direction and place is represented on neural network level and how these basic variables are processed in hippocampal formation.

In the report it would be shown how functional specialization and clusterization of neural assemblies solving spatial processing tasks occur in the same continuous attractor ECI-network (even cyclic inhibitory network). Also it would be shown how the most important spatial variables, place and direction are encoded and how neural correlates of selflocalization are determined.

Suggested model has principle differences from existing continuous attractor models. It is based on oscillatory inhibitory interneural networks, performing rank-order spatiotemporal encoding of environmental signals. Moreover, this model exhibits a significant feature of such networks – an opportunity for multiscaled spatial representations. Finally, the model shows the existence of three main directional grid axes in brain, confirming corresponding conclusion based on recent neurophysiologic studies on human [14,15].

Methods

Oscillator ECI-networks were used as a basic neural network model. A detailed description of mathematical model and network dynamics can be found in the papers [16-22].

The ECI-network architecture appears to be an active structure of loosely-coupled nonlinear oscillators, joined together by recurrent inhibitory connections in square grids. In case of certain parameters and permanent external energy inflow the network generates a wideband range of low-frequency

theta-rhythms, low-amplitude high-frequency ripples and gamma oscillations of neural membrane potential, which well corresponds to modern neurophysiological experimental data [23,24].

A special feature of multilayer ECI-network spatial organization is the existence of two interchangeable systems, referential and informational. Informational modules have external variable informational inputs whereas referential modules have only constant input.

Input impulse signals of constant amplitude and gradient signals in certain range of normalized values were used as input spatial signal patterns in the experiments.

Dynamics of transient processes and synchronized states of neural associations of different levels from oscillator quartettes to assemblies was assessed in the study and an impact of temporal intervals between events on spatial relations of different neural groups and their transition to chaotic dynamics was taken in.

Results

Computational experiments showed an assembly principle of periodic positional and directional encoding of input signal patterns in ECI-networks. Input signal pattern encoding is nonlinear and depends on position of informational units in ECI-network circuit determining directional and topologic specialization of these units. Continuous neural network attractor dynamics is shown to underline network phase states continuum. Transitions between networks states can be realized by self-motion signals: linear and angular velocity of navigator turn. Phase manifold of established responses, formed due to network recurrent interactions and shifting mechanism, driven by velocity inputs, form the base of path integration dynamic phenomenon in the network. It's important to mention the group (assembly) way of navigator spatial trajectory coding.

ECI-network informational units exhibit diverse manifold of phase tuning of the curves, classifying them into different functional groups.

So if informational units, referred to topological or directional assemblies, can be

found in superficial layers, in deep layers all units simultaneously belong to both types of assemblies, that is they are universal (conjunctive).

The function of directional coding in superficial ECI-network layers is notable for high resource of implementing informational units. It means high accuracy of angular resolution and multiscaled spatial azimuthal representation. Indeed, on one hand cercal distribution of directional units results in higher angular resolution with the rise of the number of such units participating in distribution. On the other hand the existence of numerous assemblies of directional coding and the occurrence of the frequency gradient along vertical network axe enable spatial coding scale manifold. In the deepest ECI-network layers all units simultaneously form assemblies of both types, i.e. these layers are uniform (conjunctive).

Finally, one of the main results obtained during model investigations is that groups (quartettes) of informational units from one layer have the same orientation and spacing, confirming experimental result about grid cells that have firing fields with the same spacing and orientation in different enclosures [25].

Conclusions

1. On the example of informational units, implementing topological and directional encoding, it was shown that they could comprise both specialized neural functional groups (assemblies) and polyfunctional assemblies of the same network exhibiting universal nature.

2. Relevant spatial connection between firing field of grid cells involved in path integration is maintained almost constant in enclosures of different scales.

3. Temporal factor, i.e. dynamic integration process, determines if informational unit will belong to one or another assembly.

4. The results of model investigations predict a limited life cycle of specialized informational unit assemblies: from the start of the navigational path integration till their dissociation and transition to the chaotic dynamics. The following periodic transitions to

the regularized dynamics are accomplished by self-organization processes.

5. The results obtained during our experiments, connected with the existence of three phase coherence steps in neural network dynamics confirm a conclusion of forming spatial hexagonal grids with three symmetry axes that differ in 60 degrees in entorhinal cortex of rats, primates and humans.

The work is supported by A.B. Kogan's grant from A.B.Kogan Research Institute of Neurocybernetics SFedU.

References

- O'Keefe J., Burgess N. Geometric determinants of the place fields of hippocampal neurons. *Nature*. 1996. V. 381. P. 425–428.
- O'Keefe J., Burgess N. Dual phase and rate coding in hippocampal place cells: theoretical significance and relationship to entorhinal grid cells. *Hippocampus*. 2005. V. 15. P. 853–866.
- Taube J.S., Muller R.U., Ranck J.B.Jr. Head-direction cells recorded from the postsubiculum in freely moving rats. I. Description and quantitative analysis. *J. Neurosci*. 1990. V. 10. P. 420–435.
- Taube J.S., Muller R.U., Ranck Jr.J.B. Head-direction cells recorded from the postsubiculum in freely moving rats. II. Effects of environmental manipulations. *J. Neurosci*. 1990. V. 10. P. 436–447.
- Hafting T., Fyhn M., Molden S., Moser M.B., Moser E.I. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex. *Nature*. 2005. V. 436. P. 801–806.
- Barry C., Hayman R., Burgess N., Jeffery K.J. Experience-dependent rescaling of entorhinal grids. *Nat. Neurosci*. 2007, V.10, P. 682–684.
- Zhang K. Representation of spatial orientation by the intrinsic dynamics of the head-direction cell ensemble: a theory. *J. Neurosci*. 1996. V. 16. P. 2112–2126.
- Samsonovich A., McNaughton B.L. Path integration and cognitive mapping in a continuous attractor neural network model. *J. Neurosci*. 1997. V. 17. P. 5900–5920.
- Battaglia F.P., Treves A. Attractor neural networks storing multiple space representations: a model for hippocampal place fields. *Physical Review E*. 1998. V. 58. P. 7738–7753.
- Stringer S.M., Trappenberg T.P., Rolls E.T., Araujo I.E.T. Self-organizing continuous attractor networks and path integration: one-dimensional models of head direction cells. *Network: Comp. Neur. Syst*. 2002. V. 13. P. 217–242.
- Rolls E.T., Stringer S.M., Trappenberg T.P. A unified model of spatial and episodic memory. *Proceed. Royal Soc. London B*. 2002. V. 269. P. 1087–1093.
- Rolls E.T. A computational theory of episodic memory formation in the hippocampus. *Behav. Brain Res*. 2010. V. 215. P.180–196.
- Arleo A., Rondi-Reig L. Multimodal sensory integration and concurrent navigation strategies for spatial cognition in real and artificial organisms. *J. Integrat. Neurosci*. 2007. V. 6. P. 327–366.
- Jacobs J., Kahana M.J., Ekstrom A.D., Mollison M.V., Fried I. A sense of direction in human entorhinal cortex. *PNAS USA*. 2010. V. 107. P. 6487–6492.
- Doeller C., Barry C., Burgess N. Evidence for grid cells in a human memory network. *Nature*. 2010. V. 463. P. 657–661.
- Tsukerman V.D., Cheshkov G.N. A base of nonlinear sensor cognition dynamics. I. Phase encoding in oscillator even cyclic inhibitory networks. *Neurocomputeri: razrabotka, primenenie* 2002. № 7–8. P. 65–72. (in Russian)
- Tsukerman V.D. Nonlinear dynamics of sensor cognition, or what and how do the brain code. Rostov-on-Don. Rostov State University, 2005. 195 P. (in Russian)
- Tsukerman V.D. Mathematical model of event phase coding in brain. *Matematicheskaya biologiya i bioinformatica*. 2006. V.1. №1 P. 97–107. URL: <http://www.matbio.org/downloads/Tsukerman2006> (in Russian)
- Tsukerman V.D., Kulakov S.V., Karimova O.V. Pulsing codes of event sequences. Цукерман В.Д., *Matematicheskaya biologiya i bioinformatica*. 2006. V.1. №1. P. 108–122. URL: <http://www.matbio.org/downloads/Tsukerman2006>. (in Russian)
- Tsukerman V.D., Karimova O.V., Kulakov S.V., Sazykin A.A. Modern neurobiological data and new things in neurodynamics of navigational behavior. *Neyrocomputery: razrabotka, primenenie*. 2010. № 2. P. 17–27. (in Russian)
- Tsukerman V.D. Neurodynamic base of navigational behavior. *Nelineynie volni*. 2010. Gaponov-Grehov A. V, Nekorkin V.I. N. Novgorod: IPF RAS, 2011. P. 396–411. (in Russian)
- Tsukerman V.D., Yeremenko Z.S., Karimova O.V., Sazykin A.A., Kulakov S.V. Mathematical model of spatial encoding in hippocampal formation, I. Neurodynamics of grid cells. *Matamaticheskaya biologiya i bioinformatica*. Pushino, RAS, 2012, V. 7, №1, P. 87–124. (in Russian).
- Bragin A., Jando G., Nadasdy Z., Hetke J., Wise K., Buzsarki G. Gamma (40–100 Hz) oscillation in the hippocampus of the behaving rat. *J. Neurosci*. 1995. V. 15. P. 47–60.
- Senior T.J, Huxter J.R., Allen K., O'Neill J., Csicsvari J. Gamma oscillatory firing reveals distinct populations of pyramidal cells in the CA1 region of the hippocampus. *J. Neurosci*. 2008. V. 28. P. 2274–2286.
- Fyhn M., Hafting T., Treves A., Moser M.B, Moser E.I. Hippocampal remapping and grid realignment in entorhinal cortex. *Nature*, 2007, v. 446. P.190–194.

ВОЗМОЖНЫЕ МЕХАНИЗМЫ ПЕРЕРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В КОЛОНКАХ ЗРИТЕЛЬНОЙ КОРЫ МОЗГА

Л.Н. Подладчикова

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана Южного федерального университета
lnp@nisms.krinc.ru

Possible mechanisms of information processing inside the visual cortex columns. Properties of the visual cortex columns revealed at testing of Kogan's assembly hypothesis and unsolved problems of its functioning have been considered. The idea about several relatively independent information flows inside the columns and multiple regimes of its functioning has been presented. The possible approaches to verify this idea have been discussed.

Введение

Во многих областях мозга показано наличие локальных структурно-функциональных групп нейронов (колонок), выявленных с помощью различных методических подходов [1-7]. Однако, ряд проблем колончатой организации остаются нерешенными, в первую очередь - механизмы функционирования колонок и динамические операции внутри них [2, 3, 8]. Большинство экспериментальных и теоретических исследований в этой области исходят из представления о синхронизации и осцилляторной динамике как одного из возможных механизмов интеграции активности нейронов в колонке [9-11]. Вместе с тем, на современном этапе складываются и другие представления и подходы к изучению механизмов кооперативного функционирования нейронов колонок [12-17]. Кроме того, в ряде работ рассматриваются данные, указывающие на необходимость пересмотра некоторых постулатов концепции колончатой организации [14].

В данной работе рассматриваются свойства колонок в первичной зрительной коре (ЗК), обнаруженные при тестировании гипотезы ансамблевой организации А.Б. Когана [18-22], представление об относительно независимых каналах переработки информации в колонках и множественных режимах их функционирования. Кроме

того, обсуждаются возможные подходы к изучению нерешенных проблем колончатой организации нейронов.

Свойства колонок, обнаруженные при тестировании гипотезы ансамблевой организации нейронов

Эти исследования имели ряд особенностей. Важнейшей из них является метод идентификация колонок. В отличие от доминирующего подхода, состоящего в оценке сенсорной настройки нейронов [1, 2, 6], нейронные ансамбли (НА) в ЗК детектируются с помощью оценки пространственного распределения возбуждающихся и тормозящихся нейронов в условиях диффузной световой стимуляции (аналог белого шума, применяемого при исследовании систем с неизвестной организацией). При этом для корректной оценки функциональной принадлежности данного микроучастка ЗК необходимым условием является тестирование не менее 8-10 нейронов в одном вертикальном треке.

Основные результаты исследования колонок в ЗК:

1. Идентифицированы НА как устойчивые пространственные структуры (группы возбуждающихся нейронов, охватывающие все слои ЗК и имеющие около 200 мкм в диаметре), как при различных видах стимуляции, так и в условиях фоновой активности. Они могут быть рассмотрены как функциональные аналоги структурных колонок Дж. Сентаготаи [3].
2. Получены четкие количественные критерии идентификации центра и периферии колонок по пространственному распределению нейронных ответов и усредненным гистограммам активности клеток, зарегистрированных в каждом

микроэлектродном треке. Полученные факты указывают на относительную дискретность колонок и подтверждают предположение [3] о роли тормозных интернейронов в формировании функциональной обособленности колонок.

3. Обнаружено, что эти две части колонок имеют различные внешние и внутренние связи, свойства динамики активности нейронов и остроту ориентационной избирательности. Так, на центральных частях колонок конвергируют различные афферентные входы (специфические, неспецифические и ассоциативные). По-видимому, в центральных частях колонок реализуется начальная интеграция входной информации.

4. Получены факты о том, что каждый афферентный вход адресован нейронам различных слоев колонок. Эти факты указывают на возможность многоконтурного управления активностью корковых колонок.

5. Обнаружены преимущественно активирующие воздействия от локальных и дистантных внутрикорковых входов на нейроны верхних и нижних слоев колонок, в то время как нейроны 4-ого слоя получают тормозные влияния. Эти данные согласуются с результатами экспериментальных исследований и моделирования о возможности блокирования сенсорных входов колонки при активации top-down механизмов [23].

6. Показана существенная гетерогенность нейронов, образующих НА. В отличие от известных методов идентификации нейронов различных типов [6], основанных на анализе временной динамики активности в ответ на ступеньку тока и использовании других специальных экспериментальных приемов, в разработанных методах анализируется текущая активность нейронов (длительность ПД, параметры абсолютной и относительной рефрактерности и следовых потенциалов, а также характерные паттерны активности и переходные состояния между ними).

7. Обнаружены принципиальные различия во внутрикорковых

межнейронных взаимодействиях по силе и временной динамике внутри центра и периферии колонки. В частности, получены факты, указывающие на более выраженную кооперативную природу межнейронных взаимодействий на периферии колонок.

8. Показано, что нейроны периферии колонок получают более мощное возбуждение по внутрикорковым связям, в том числе – от соседних колонок. Они могут быть рассмотрены как части колонок, выполняющие вторичную внутрикорковую интеграцию.

9. Нейроны центра колонок имеют более низкую остроту ориентационной избирательности по сравнению с нейронами периферии. Эти факты могут быть сопоставлены с известными данными [1, 6] о низкой ориентационной избирательности нейронов колонок, расположенных в областях высокой активности цитохромоксидазы.

10. Выявлен переход от синхронизации активности при простых стимулах к десинхронизации при более сложных.

11. Показано, что внутрикорковые взаимодействия избирательно активируются при коротких межимпульсных интервалах в отличие от активации общего входа при большей длительности интервала. На основании этих фактов можно полагать, что синхронизация активности нейронов в колонке в низкочастотной области определяется в большей мере активацией общего входа, в высокочастотной – активацией внутрикорковых связей.

12. При тестировании модельных элементов, имитирующих диапазон длительностей импульсов «быстрых» и «медленных» нейронов, зарегистрированных в эксперименте, обнаружено, что степень синхронизации их активности зависит от частоты и силы входных воздействий: она максимальна при высокой частоте сверхпороговых входных сигналов, что согласуется с известными фактами [6] о величине межимпульсных интервалов в афферентах от НКТ (2...4 мс).

Возможные механизмы переработки информации в колонках

В свете перечисленных выше и известных фактов корковая колонка может быть рассмотрена как распределенная система с множественными относительно независимыми параллельными каналами переработки информации, различающимися по скорости, связям, частотной и сенсорной настройке с множественными входами и выходами. Результаты их функционирования могут проявляться в совместной активности (в том числе в фазовых отношениях) нейронов разного типа (быстрые, промежуточные и медленные клетки), которые формируют диктантные выходы колонки. Возможно, что идентифицированные по временной динамике активности нейроны ЗКМ соответствуют известным [6] морфофункциональным типам нейронов (X, Y и W), обнаруженным на всех уровнях зрительной сенсорной системы (от сетчатки до коры головного мозга).

Нейроинформационный подход к исследованию механизмов функционирования корковых колонок

Рассмотрим возможные подходы к исследованию механизмов функционирования колонок и динамических операций внутри них. В силу методических ограничений изучения этой проблемы в полном объеме в настоящее время не представляется возможным. Вместе с тем, разрабатываются подходы к последовательному приближению к ее решению, как со стороны экспериментальных, так и модельных исследований [13, 14].

В экспериментальных исследованиях должны быть решены следующие задачи: разработка методов для изучения групп гетерогенных клеток с распределенными входами и выходами; идентификация в пределах колонок специализированных частей для изучения их функциональных отношений

(внутренней структуры); идентификация входных и выходных элементов и исследование преобразования информации от входа к выходу по системе внутрикорковых связей; идентификация сильных и слабых внутрикорковых межнейронных взаимодействий и исследование их природы и функциональной роли; исследование сетевых свойств по временной динамике активности отдельных нейронов и поиск переходных состояний в динамике активности.

В копилку фактов при формализации непротиворечивых экспериментальных данных в усредненной функциональной колонке с определенностью должны войти результаты об организации локальных взаимодействий, связей, опосредованных электрическими синапсами, и сведения о возможности несинаптической интеграции активности нейронов в колонке как относительно обособленной, за счет системы внутрикоркового торможения, единице структурно-функциональной организации коры мозга.

На модели усредненной колонки, в которой учтены характерные свойства структуры колонок, может быть проанализирован вклад факторов, недоступных для детального изучения в эксперименте. В частности, должны быть оценены: диапазон входных паттернов, определяющих тот или иной вид совместной активности быстрых и медленных нейронов; межуровневые взаимодействия быстрых и медленных нейронов; условия пространственно-временной суммации для активации «сильных» и «слабых» межнейронных взаимодействий, а также сформулированы предположения, доступные проверке в эксперименте.

Список литературы

1. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение. М.: Мир, 1990. 239с.
2. Mountcastle V.B. The columnar organization of the neocortex // Brain. 1997. № 120. P. 701.
3. Szentagothai J. The neuron network of the cerebral cortex: A functional interpretation // Proc. R. Soc. Lond. Series B. 1978, Vol. 201, №. 1144. P. 219.

4. Katznel D., Zemelman B.V., Buetfering C., Wolfel M., Miesenbock G. The columnar and laminar organization of inhibitory connections to neocortical excitatory cells // *Nature Neurosci*, Advance online publication, published 14 November 2010; doi:10.1038/nn.2687.
5. Freeman M. Cortical columns: a multi-parameter examination // *Cerebral cortex*. 2003. № 13. P. 70.
6. Orban G.A. Neuronal operations in the visual cortex. *Studies of Brain Function*. Berlin, Heidelberg; N-Y; Tokyo, 1984. 367 p.
7. Rockland K. Five points on columns. *Frontiers in Neuroanat* www.frontiersin.org 2010. Vol.4. Article 22.
8. Kalisman N., Silberberg G., Markram H. The neocortical microcircuit as a tabula rasa. *PNAS*, 2005, vol. 102, no. 3, P. 880.
9. Briggs F., Usrey M. Patterned activity within the local cortical architecture. *Frontiers in Neurosci* www.frontiersin.org. 2010. Vol. Article 18.
10. Maldonado P., Babul, C., Singer W, Rodriguez E., Berger D., Gru S. Synchronization of neuronal responses in primary visual cortex of monkeys viewing natural images. *J Neurophysiol* 100: 1523–1532, 2008.
11. Canolty R., Knight R. The functional role of cross-frequency coupling. *Trends in Cogni. Scie*, 2010, Vol. 14, No. 11, P. 506.
12. Boucsein C., Nawrot M., Schnepel P., Aertsen A. Beyond the cortical column: abundance and physiology of horizontal connections imply a strong role for inputs from the surround. *Frontiers in Neurosci* www.frontiersin.org 2011. Vol.5. Article 32.
13. Horton J.C., Adams D.L. The cortical column: a structure without a function // *Phil.Trans. Roy. Soc. B*. 2005. № 360. P. 386.
14. Martinez L. Alonso J.-M. Complex receptive fields in primary visual cortex. *Neuroscientist*. Author manuscript; available in PMC 2008 September 29.
15. Helmstaedter M., de Kock C.P.J, Feldmeyer D., Bruno R.M., Sakmann B. Reconstruction of an average cortical column in silico // *Brain Res. Rew.* 2007. Vol. 55. P. 193.
16. The Blue Brain Project. <http://bluebrain.epfl.ch/>
17. Silberberg G., Wu C., Markram H. Synaptic dynamics control the timing of neuronal excitation in the activated neocortical microcircuit // *J. Physiol.* 2004. Vol. 556. 1. P. 19.
18. Коган А.Б. Функциональная организация нейронных механизмов мозга. Л.: Медицина, 1979. 224 с.
19. Подладчикова Л.Н. Ансамблевая организация нейронов: гипотеза А.Б. Когана, факты, современные проблемы. // Лекция на Когановских чтениях, http://krinc.ru/userfiles/file/lectures/kogan_lecture_inp_2012_final.pdf
20. Подладчикова Л.Н., Колтунова Т.И., Белова Е.И., Тикиджи-Хамбурьян Р.А., Ищенко И.А., Шапошников Д.Г. Нейроинформационный подход к исследованию нейронных и системных механизмов зрительного восприятия // *Нейроинформатика–2011. Лекции по нейроинформатике: XIII Всерос. научн-технич. конф.* М.: НИЯУ МИФИ, 2011. С. 18
21. Подладчикова Л.Н., Тикиджи-Хамбурьян Р.А., Бондарь Г.Г., Гусакова В.И., Ивлев С.А., Дунин-Барковский В.Л. Временная динамика активности «быстрых» и «медленных» нейронов зрительной коры мозга и мозжечка // *Нейрокомпьютеры: разработка и применение*. 2004. № 11. С. 50.
22. Подладчикова Л.Н., Р.А. Тикиджи-Хамбурьян, А.В. Тикиджи-Хамбурьян, Н.А. Шевцова, В.А. Васильков, Е.И. Белова, И.А. Ищенко. Синхронизация активности нейронов различных типов в колонках зрительной коры мозга. // *Изв. Вузов «ПНД»*, т. 19, № 6, 2011, С. 83.
23. Wagatsuma N., Potjans T., Diesmann M., Fukai T. Layer-dependent attentional processing by top-down signals in a visual cortical microcircuit model. // *Frontiers in Comp. Neurosci* www.frontiersin.org 2011 - Vol. 5. Article 31.

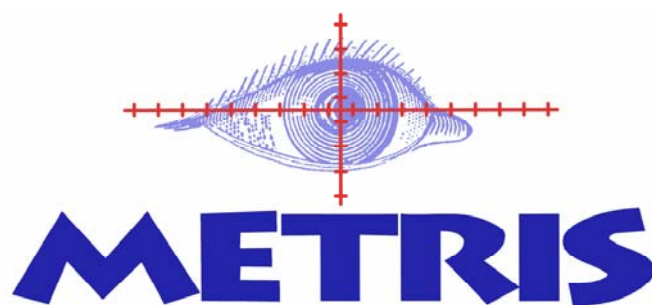
СОДЕРЖАНИЕ

СИМПОЗИУМ «ИНТЕРФЕЙС “МОЗГ-КОМПЬЮТЕР”».....	4
4-Й СИМПОЗИУМ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ И НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАМ...	65
АВТОРСКИЙ УКАЗАТЕЛЬ.....	264

АВТОРСКИЙ УКАЗАТЕЛЬ

Абатуров В.С. 89	Кожухов С.А. 47	Прокопчук Ю.А. 157
Александров А. 45	Колтунова Т.И. 104	Пупышев А. 41, 45
Антонец В.А. 142	Колушов В.В. 100	Ратушняк А.С. 128
Асланян Е.В. 5, 15, 26	Кропотов Ю. 45	Рачковский Д.А. 162, 180
Астахова А.И. 9	Крылов А.К. 108	Ревунова Е.Г. 162, 180
Барк Е.Д. 47	Куликов М.А. 47	Редько В.Г. 184
Басюл И.А. 12	Кутергин А.О. 112	Романов С.П. 66
Бахнян М.К. 38	Лазуренко Д.М. 5, 15, 26, 53	Ромеро_Рейес И.В. 188
Бахтин О.М. 5, 15, 26	Лебедев Б.К. 117	Савельев А.В. 100, 138, 191
Бахчина А.В. 150	Лебедев В.Б. 121	Савельева-Новосёлова Н.А. 191
Бахшиев А.В. 66	Лебедев О.Б. 117	Салтыков К.А. 47
Борило И.А. 70	Либуркина С.П. 19, 30	Сергиевский Г.М. 195
Бутов П.А. 219	Лисицина М. 45	Скворцов В.С. 188
Буянкин В.М. 73	Лукович В.В. 162	Скорняков В.П. 199
Васильев А.Н. 19, 30	Макаренко А.С. 125	Слизун А.А. 66
Верменко Ю.В. 77	Малахин И.А. 128	Слипченко С.В. 162
Ветровой О. 45	Мангутов О.В. 97	Слядников Е.Е. 70
Витяев Е.Е. 81	Марочкин Н.В. 33	Соколов А.М. 162
Владимирский Б.М. 50	Марченко Е.А. 38	Соломатин В.Ф. 203
Воронков Г.С. 85	Марченков Н.С. 207	Станкевич Л.А. 66, 97
Ганин И.П. 22, 41, 57	Мигалев А.С. 41	Тишук А.В. 180
Гольцев А.Д. 162	Милованов А.В. 131	Украинский Ю.А. 50
Григорян Р.К. 22	Мисуно И.С. 162	Ушаков В.Л. 207
Довганюк К. 45	Никитин А.П. 212, 216	Филимонов Д.А. 188
Доленко Ю.С. 219	Николаев А.А. 41, 57	Фрадков А. 45
Дорогов А.Ю. 89	Никонов Ю.В. 134	Чернавская О.Д. 212, 216
Журин Е. 45	Новосёлова-Савельева Н.А. 138	Чернавский Д.С. 212, 216
Завьялова В.В. 207	Нуждин Ю.О. 19, 30, 57	Чернова М.А. 150
Зайцева А.Ю. 93	Нуйдель И.В. 142	Чернухин Ю.В. 219
Запара Т.А. 128	Олехнович Б.Б. 50	Шапошников Д.Г. 146
Каплан А.Я. 12, 19, 22, 30, 41, 57	Омельченко Р.С. 162	Шепелев И.Е. 53
Карп В.П. 216	Осадчий А. 41, 45	Шишкин С.Л. 22, 41, 57
Карташов С.И. 207	Осинов В.А. 146	Шурыгина А.В. 199
Кирой В.Н. 5, 15, 26	Парин С.Б. 150	Anishchenko S. 222, 226, 254
Кисляков Ю.Я. 93	Петрушан М.В. 77	Belova E.I. 230
Кислякова Л.П. 93	Подладчикова Л.Н. 260	Bischoff A. 245
Клочков И.В. 97	Покровский А.Н. 154	Canavier C.C. 251
Князев А.В. 207	Полевая С.А. 142, 150	Comley R. 222
Ковалева С.К. 73		

Gao X. 222	Maximova O.M. 237	Shevtsova N. 245
Gorbatkov S.A. 234	Molkov Y. 245	Smith J. 245
Hui R. 222	Muench T. 249	Tian Z.M. 222
Ischenko I.A. 230	Petrushan M. 254	Tikidji-Hamburyan A. 249
Kaplan A.Ya. 61	Polupanov D.V. 234	Tikidji-Hamburyan R.A. 230, 251
Kochetova A.G. 61	Richter D. 245	Tikidji-Hamburyan R.A. 257
Kulakov S.V. 257	Rybak I. 245	Tsukerman V.D. 257
Labantcev A. 226	Samsonovich A.V. 241	Vtyurina A. 254
Liang Y.K. 222	Sazykin A.A. 257	Yeremenko Z.S. 257
Lu W.S. 222	Shaposhnikov D. 254	
Manzke T. 245	Shepelev I. 226	



Netherlands, Kruisweg 829c, 2132NG Hoofddorp

Tel: +31235623400, Fax:+31235623425, e-mail: info@metris.nl, web: www.metris.nl

Метрис Стенд

Компания Метрис является ведущим производителем передовых систем для анализа поведения животных (in- vivo экспериментах), которые продаются по всему миру. Основная продукция: LABORAS и SONOTRACK. LABORAS - система для полного автоматического распознавания, регистрации и анализа поведения маленьких лабораторных грызунов(крыс, мышей), основанная на анализа вибрации и энергии. Система одновременно отслеживает положение и определяет более 18 стереотипичных и нормальных поведения у мышей и крыс. Laboras не использует видео и инфракрасных лучей! Есть более чем 200 публикаций об использовании Laboras от несколько ведущих исследователей, фармацевтических компаний, CRO и ведущими университетами по всему миру.

SONOTRACK- система для записи, воспроизведения, анализа и визуализации ультразвуковых вокализаций лабораторных животных. Система используется для исследований в беспокойство, стресс, обучение /память, боль, сексуальное связь, Фармакология безопасности, развития (нейро) токсичности и социального благосостояние. Sonotrack самая лучшая ультразвуковая система для вокализации на рынке из-за его полной записи спектра USV (15 кГц до 125 кГц), чрезвычайно низкий уровень шума, возможность длительной продолжительность записи и полностью автоматического обнаружения ультразвуков у грызунов!

В странах СНГ Метрис продает модульные вивария и лабораторные кабины и ряда другие оборудования для виварии и лаборатории, в том числе клетки, индивидуальный вентилируемые клетки и "IVC" стеллажи, рабочие станции, стиральные машины, беспроводное оборудование для идентификации животных, система беспроводного измерения параметров физиологии (ECG, EEG, EMG, Blood pressure, Temperature, respiratory, activity) и программная обеспечения для глубокого анализа сна. Кроме того предлагаются ряды другие системы для молекулярного и клеточного анализа.

Компания Metris имеет эксклюзивное право от DataSciences International(DSI-telemetry), LabProducts, Bio Medical Data systems (BMDS) и Kissei Comtec.