

ЭВРИСТИЧЕСКАЯ РАБОТА МОЗГА И ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

© 2019 г. В.М. Еськов, В.Ф. Пятин*, В.В. Еськов, Л.К. Иляшенко**

ФНЦ «Научно-исследовательский институт системных исследований РАН»,
117218, Москва, Нахимовский просп., 36/1

E-mail: firing.squad@mail.ru

*Самарский государственный медицинский университет Минздрава России, 443079, Самара, ул. Гагарина, 18

**Тюменский индустриальный университет (филиал в г. Сургуте),
628404, ХМАО–Югра, Сургут, ул. Энтузиастов, 38

Поступила в редакцию 22.10.18 г.

После доработки 13.12.18 г.

Принята к публикации 20.12.18 г.

Представлены два новых фундаментальных принципа работы реальных нейросетей мозга, которые были положены в основу работы искусственных нейросетей (нейроЭВМ). Кроме широко известных свойств искусственных нейронов (пороговые свойства, образование нейросетей, метод обратной ошибки), представлены два новых главных свойства реальных нейросетей мозга, которые внедряются в работу нейроэмуляторов. Дается обоснование их использования в практических целях в работе нейроЭВМ. Первое свойство – постоянный статистический хаос в структуре и функциях нейросетей мозга. Второе – наличие ревербераций (многократных повторений) в работе нейросети. Введение этих двух свойств в работу общепринятой искусственной нейросети обеспечивает новое качество – они решают задачу системного синтеза (отыскание параметров порядка). До настоящего времени в современной науке эта задача (в медицине как фундаментальная проблема в общем виде) не изучена и не решена. Показано, что эта задача идентична эвристической деятельности мозга.

Ключевые слова: реверберация, хаос параметров, искусственные нейросети, системный синтез.

DOI: 10.1134/S0006302919020182

До настоящего времени развитие нейрокибернетики не закончилось, хотя фактически ее заменили на множество других наук о живых системах как в России, так и в других странах [1–4]. Этот термин все глубже уходит в прошлое, однако новая теория хаоса–самоорганизации (ТХС) и задачи системного синтеза реанимируют сейчас эту науку – нейрокибернетику. Напомним, что системный синтез является завершающей стадией развития кибернетики и биофизики сложных систем, т.е. при применении методов кибернетики в теории управления живыми системами. При формализации проблемы системного синтеза мы фактически решаем задачу эвристической работы мозга. Более того, мы сейчас доказываем, что любые выборки параметров гомеостаза x_i являются уникальными.

Это становится ясно, если проанализировать деятельность врача. Как правило, он имеет мало информации о больном (ее недостаточно) и работает с разными неустойчивыми выборками диагностических признаков x_p , по которым ему необходимо выбрать параметры порядка (главные диагностические признаки x_i^*). В итоге врач должен по ним правильно поставить диагноз [5–10], и такая процедура все эти годы была искусством (очень часто инсайтом). На сегодня существуют реальные вероятностно формализованные процедуры (алгоритмы и диагностические программы) для автоматизированной постановки диагноза. Однако все они обладают главным недостатком – они не учитывают статистическую неустойчивость подряд получаемых выборок параметров x_p , т.е. их уникальность [5–13].

Написаны десятки тысяч статей и книг, с подробным описанием различных статистических алгоритмов постановки диагноза в медицине, но задача системного синтеза на сегодня

Сокращения: ТХС – теория хаоса–самоорганизации, НСМ – нейросети мозга, ДСН – детерминистско-стохастическая наука, СТТ – система третьего типа, ИНС – искусственные нейронные сети, ЭЭГ – электроэнцефалограмма.

все-таки не формализована [5–11]. В рамках стохастики она наталкивается на эффект Еськова–Зинченко [9–15], когда нет статистической устойчивости подряд получаемых выборок x_i у одного испытуемого в неизменном гомеостазе [11–19]. Невозможность произвольного повторения выборок динамических признаков x_i переводит физиологию, психологию, медицину в разряд неточных наук и делает дальнейшее использование стохастики в психологии и медицине весьма проблематичным [5–19]. Как работать с выборками x_i параметров гомеостаза, если каждая выборка, ее статистическая функция $f(x_i)$, ее спектральная плотность сигнала и автокорреляция $A(t)$ являются уникальными?

В целом вся эта работа по формализации постановки диагноза является частью большого направления в психологии, медицине и в биокибернетике по созданию новых информационных систем моделирования эвристической деятельности мозга человека. Однако в этом направлении развития биофизики сложных систем, нейрокибернетики и психологии как науке о мозге в целом имеется ряд существенных проблем. Главная из них – это статистическая неустойчивость получаемых подряд выборок x_i переменных, описывающих гомеостаз одного человека [20–25], включая и динамику поведения нейросетей мозга (НСМ) человека.

Особенности гомеостатических систем с позиций теории хаоса–самоорганизации. Главные из этих недостатков заключаются в двух принципиальных (и фундаментальных) фактах. Во-первых, в рамках эффекта Еськова–Зинченко сейчас доказано, что получаемые подряд выборки x_i параметров вектора состояния организма человека $x = x(t) = (x_1, x_2 \dots x_m)^T$ в m -мерном фазовом пространстве состояний не могут демонстрировать статистическую устойчивость. Если они получены подряд у одного испытуемого (или группы испытуемых), находящегося в неизменном гомеостатическом состоянии, то $f_j(x_i) \neq f_{j+1}(x_i)$ с вероятностью $p \leq 0,95$. В этом случае любая выборка x_i уникальна, ее информационная ценность аналогична знаниям об одной квантовой вселенной Хокинга (из многих других), но вся функция распределения (истинная) нам неизвестна. Более того, в рамках детерминистско-стохастической науки (ДСН) мы никогда не узнаем ее для отдельного человека [16–25] из-за непрерывной эволюции гомеостаза организма каждого жителя планеты. Все непрерывно изменяется в организме отдельного человека (он эволюционирует), а любой человек уникален, он не похож на другого жителя Земли [10–24]. Об этом пытался сказать W. Weaver [26], а M. Gell-Mann [27] и I.R. Pri-

gogine [28] вообще пытались описывать такие системы в рамках динамического хаоса Лоренца (что было ошибкой [29–35]).

С позиций эффекта Еськова–Зинченко (для гомеостатических систем, систем третьего типа – СТТ по W. Weaver [26]) уникальность означает, что две соседние выборки, их $f(x_i)$, не совпадают, вероятность p для $f_j(x_i) = f_{j+1}(x_i)$ крайне низка, $p \leq 0,05$. Более того, существует еще (это вторая особенность СТТ-*complexity*) и эффект Еськова–Филатовой, когда выборки x_i разных людей более статистически близки (подобны), чем пятнадцать выборок x_i одного человека в режиме пятнадцати повторных регистраций в неизменном гомеостазе. В этом случае мы не можем говорить о статистической устойчивости получаемых выборок x_i в принципе. Это справедливо как для одного человека, так и для группы испытуемых, находящихся в неизменном гомеостазе [9–16].

Все x_i непрерывно и хаотически изменяются, информация о $f_j(x_i)$ на данном интервале времени Δt_j не совпадает с информацией о $f_{j+1}(x_i)$ на интервале Δt_{j+1} . Все выборки x_i хаотически изменяются и любая экспертная система (в медицине, например, при постановке диагноза) имеет уникальный характер (так как она справедлива только на данном интервале Δt_j). Получается, что неправильна сама идеология, базирующаяся на статистической обработке выборок x_i . В целом стохастика не может описывать эвристическую деятельность мозга, так как мозг работает по другим принципам. Новые принципы работы мозга и новые его модели, отличные от детерминистской и стохастической науки, представлены сейчас нами с позиций новой ТХС, в которой имеют место оба этих эффекта: эффект Еськова–Зинченко и эффект Еськова–Филатовой, они уведут все СТТ-*complexity* [26–28] из области ДСН в область ТХС. Специфику таких систем выделял Г.Р. Иваницкий [1–3], подчеркивая статистическую неустойчивость СТТ-живых систем.

В целом статистическая неопределенность (или неустойчивость) выборок x_i в новой ТХС классифицируется как неопределенность второго типа [9–20]. Эта неопределенность логически связана и является аналогом неопределенности Гейзенберга в квантовой механике, математически она определяется как система неравенств для x_i (в квантовой механике она дается для сопряженных величин Δx_1 и Δx_2 , а в ТХС мы ее определяем шире, для всех x_i в фазовом пространстве состояний) [9–13, 21–25], о чем пытался сказать еще в 1948 г. W. Weaver [26]. Эта неопределенность второго типа лежит в основе

Таблица 1. Критерий Вилкоксона p для парных сравнений интегрально-временных параметров x_i кардиореспираторной системы девочек при широтных перемещениях

Группы сравнения	Уровни значимости p для признаков x_i					
	$P_1 - SIM$	$P_2 - PAR$	$P_3 - SSS$	$P_4 - SDNN$	$P_5 - INB$	$P_6 - SpO_2$
G_1 и G_2	0,47	0,24	0,28	0,07	0,16	0,84
G_1 и G_3	0,10	0,02	0,01	0,03	0,06	0,47

Примечание. $n = 30$, $p < 0,05$ для разных выборок.

постулатов ТХС, является базовым принципом организации гомеостатических систем (*complexity* по классификации М. Gell-Mann [27] и I.R. Prigogine [28]). Эта неопределенность полностью опровергает возможности ДСН в описании СТТ или гомеостатических систем (в ТХС). До настоящего времени эта неопределенность никем не учитывалась, но на нее очень надеялся W. Weaver [26] и ее подразумевал Г.Р. Иваницкий в своих работах [1–3].

1. Модели нейросетей мозга (искусственные нейросети) в изучении неопределенности первого типа в медицине. Еще раз отметим, что эвристика необходима в случаях недостатка информации, но неопределенность второго типа уже сразу дает такую ситуацию: нет статистической устойчивости – нет информации (правильной) об объекте. Однако проблема ДСН – в виде моделирования эвристической деятельности мозга (и попытки построения экспертных систем в медицине, которые якобы заменяют врача) – имеет более широкие ограничения на применение ДСН и на все статистические методы [16–25]. К этой проблеме (в рамках уже доказанной неопределенности второго типа в ТХС [9,21–25]) добавляется весьма неприятная неопределенность первого типа, когда получаемые выборки СТТ, находящейся в двух разных состояниях гомеостаза, демонстрируют статистическое совпадение. При этом обе эти неопределенности существенно уводят СТТ – гомеостатичные системы – из области ДСН в область ТХС. В последней теории имеются другие понятия статики (неизменности) и динамики (у нас – эволюция СТТ), где отсутствует статистическая устойчивость для подряд получаемых выборок любых параметров x_i гомеостаза (в неизменном гомеостазе) [29–34].

В этом случае $f_j(x_i) \neq f_{j+1}(x_i)$ с вероятностью $P \geq 0,95$ для j -го и $(j + 1)$ -го гомеостазов СТТ, хотя они теперь существенно различаются (это могут быть группы больных и здоровых пациентов; группы, находящиеся в условиях физических воздействий и без таковых и т.д.). В этих случаях статистика показывает совпадение параметров двух разных гомеостазов, а реально

эти два (или несколько) состояний организма различны. В рамках ТХС несовпадение гомеостазов G_1 и G_2 (т.е. $G_1 \neq G_2$) легко доказывается, а в стохастике – гомеостазы одинаковы ($G_1 = G_2$). Наблюдается инверсия понятий: то, что одинаково в ДСН – различно в ТХС и наоборот: в стохастике $G_1 = G_2$, а в ТХС они различаются [16–25]. Эти свойства удовлетворяют условиям теоремы Гёделя, и мы уходим из ДСН в область другой науки – ТХС, где другие понятия и модели, другое понимание покоя и эволюции движения СТТ [9–12,22–25,29–35].

В этом случае на помощь может прийти искусственная нейронная сеть или нейрокомпьютер – нейроЭВМ. Оказывается, что в m -мерном фазовом пространстве состояний наборы выборок x_i в состоянии k -м и j -м (двух гомеостазах) с помощью искусственных нейросетей (ИНС) будут различаться. Такая ситуация в ТХС нами обозначена как неопределенность первого типа, когда с позиции ДСН мы имеем стационарный режим гомеостатичной системы – СТТ, а с позиции ТХС j -й и k -й гомеостазы различаются [13–24]. В качестве примера представим сравнение шести параметров кардиореспираторной системы детей (девочек) перед отъездом из г. Сургута (ХМАО–Югра, север России) – состояние G_1 , после приезда на юг (г. Туапсе Краснодарского края) – состояние G_2 , после оздоровления на юге, т.е. перед отъездом из Туапсе – G_3 и G_4 – после возвращения в Сургут. Первые состояния по параметрам сердечно-сосудистой системы статистически слабо различаются (см. табл. 1), так как во многих случаях критерий p Вилкоксона показывает совпадение выборок x_i . Во многих случаях $p > 0,05$, т.е. выборки не различаются в состояниях G_1 , G_2 и G_3 .

В табл. 1 представлены результаты двух попарных сравнений x_i параметров кардиореспираторной системы, из которых следует, что многие выборки x_i совпадают статистически, хотя дети подвергались оздоровительным мероприятиям, а при переезде (широтные перемещения) происходит изменение экофакторов среды проживания (в Сургуте $t_1 = -17^\circ\text{C}$, в

Таблица 2. Расчет весовых коэффициентов w_i для шести признаков параметров x_i кардиореспираторной системы девочек при широтных перемещениях в режиме многих n итераций

Расчеты итераций по выборкам ($N \geq 50$)	Веса w_i признаков x_i после итераций искусственной нейросети					
	$x_1 - SIM$	$x_2 - PAR$	$x_3 - SSS$	$x_4 - SDNN$	$x_5 - INB$	$x_6 - SpO_2$
$n = 50$ $j = (1, \dots, 50)$						
G_1 и G_2	0,53	0,38	0,26	0,37	0,84	0,67
G_1 и G_3	0,59	0,41	0,21	0,65	0,95	0,48

Примечание. $n = 30$, $N \leq 50$.

Туапсе $t_2 = +18^\circ\text{C}$). С позиций ДСН получается, что эффект оздоровления нулевой, так как сравнение G_1 и G_2 показывает совпадение всех пар x_i , а G_1 и G_3 показывают различия только по нескольким x_i (здесь критерий Вилкоксона $p < 0,05$). Однако использование ИНС в режиме бинарной классификации показывает различия между j -м и k -м гомеостазам по всем без исключения диагностическим признакам x_i , $i = 1, 2, \dots, 6$. ИНС (NeuroPro) показывает различия между этими тремя гомеостазам сердечно-сосудистой системы. Это доказывает, что и сам переезд (широтное перемещение) и оздоровительные мероприятия все-таки имеют эффективность, но не в рамках ДСН [18–25].

Использование ИНС NeuroPro строго демонстрирует (табл. 2) различия между всеми парами выборок кардиореспираторной системы до отъезда и после оздоровительных мероприятий на юге России. Возникает неопределенность 1-го типа: статистика не показывает различий между группой в j -м и k -м гомеостазах, а ИНС четко демонстрирует различия по всем x_i . Однако возникает вопрос: достаточно ли полно демонстрирует ИНС работу нейросетей мозга (в нашем случае в режиме бинарной классификации)? Ведь нам важно знать не только факт различий G_1 , G_2 и G_3 , но и значимость диагностических признаков x_i . Это уже задача выбора главных диагностических признаков x_i , когда уменьшается размерность фазового пространства состояний и мы переходим от размерности m к размерности n , где $n \ll m$ (это и есть системный синтез).

Два новых принципа работы нейроэмуляторов. Как известно, в ИНС заложены несколько реальных принципов работы НСМ. В частности, это пороговые свойства нейрона и их коммуникации в нейросети (в ИНС это происходит по принципам стохастичности на основе метода обратной ошибки). Таким образом то, что ИНС работает на базе стохастичности уже плохо, так как согласно неопределенности второго типа (см. выше) мы всегда будем иметь разовую выборку x_i и ИНС будут иметь разовый ха-

рактер действия. Рассмотрим, в чем это проявляется.

Если мы попытаемся в нашей задаче с разделением гомеостаза сердечно-сосудистой системы школьников решить задачу системного синтеза, т.е. выделить главные диагностические признаки (параметры порядка x_j^* в системном синтезе), то легко убедиться, что многократно повторяя эту процедуру бинарной классификации (настройки нейросети на разделение выборок x_i^k и x_i^j , например, в шестимерном фазовом пространстве состояний), мы на выходе будем всегда иметь неизменные веса W_i признаков x_i . ИНС NeuroPro будет каждый раз выдавать одинаковые веса признаков w_i при каждом повторении решения задачи бинарной классификации (разделение G_1 и G_2 или G_1 и G_3). Отсутствуют различия (реальные) между весами w_i в режиме одинаковых w_{i0} .

Такой результат для НСМ ошибочен, так как мы знаем, что мозг работает в режиме повторений, но состояние НСМ не может сохраняться статистически! Например, регистрация подряд выборок x_i параметров электроэнцефалограмм (ЭЭГ) не может показывать совпадение выборок ЭЭГ (для одного человека в неизменном гомеостазе). Вероятность совпадения подряд получаемых выборок x_i (в неизменном гомеостазе) ЭЭГ при пятнадцати повторениях регистрации невелика: $p \leq 0,13$. Это крайне малая величина в стохастике, и для иллюстрации этого факта в табл. 3 мы представляем матрицу парных сравнений ЭЭГ в режиме непрерывной регистрации из одной точки (области мозга Z-Ref) у одного человека (в неизменном гомеостазе). Отметим, что сейчас у нас подобных таблиц несколько сотен, и это не только для ЭЭГ, но и для электромиограмм, т.е. записей регистрации активности мышц, которыми управляет наш мозг [16,25,35–41].

Очевидно, что статистическая неустойчивость параметров ЭЭГ в этом случае (см. табл. 3) доказывается низким числом k пар совпадений выборок ЭЭГ (в общем случае число $k < 40$, а в табл. 3 $k = 25$). Поскольку в

Таблица 3. Матрица парного сравнения ЭЭГ одного и того же здорового человека в период релаксации в отведении *Fz-Ref*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1		0,00	0,03	0,29	0,65	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,71	0,19	0,64	0,00	0,00
2	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,03	0,00		0,15	0,19	0,11	0,00	0,00	0,00	0,02	0,40	0,00	0,88	0,00	0,00
4	0,29	0,00	0,15		0,00	0,65	0,00	0,00	0,00	0,10	0,31	0,07	0,38	0,00	0,00
5	0,65	0,00	0,19	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,79	0,00	0,48	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,11	0,65	0,00		0,00	0,02	0,00	0,22	0,34	0,00	0,68	0,00	0,00
7	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00		0,82	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9	0,00	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,82		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,02	0,10	0,00	0,22	0,00	0,01	0,00		0,00	0,00	0,07	0,00	0,00
11	0,71	0,00	0,79	0,31	0,40	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,78	0,00	0,00
12	0,19	0,00	0,00	0,07	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00
13	0,64	0,00	0,88	0,38	0,48	0,68	0,00	0,00	0,00	0,07	0,78	0,00		0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00
15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Примечание. Число повторов $N = 15$. Использован критерий Вилкоксона (значимость $p < 0,05$, число совпадений $k = 25$).

табл. 3 мы имеем 105 независимых пар сравнений ЭЭГ, то говорить о статистической устойчивости ЭЭГ бессмысленно ($k < 25\%$); 80 пар не показывают их статистические совпадения, тем более, что две соседние выборки совпадают с вероятностью $p_2 < 0,15$, т.е. $f_j(x_i) = f_{j+1}(x_i)$ с $p_2 < 0,15$. Нет статистической устойчивости ЭЭГ и для подряд получаемых выборок ЭЭГ x_i .

Роль стохастики в организации биопотенциалов мозга крайне мала. Мы не можем говорить о статистической устойчивости как ЭЭГ (их $f(x_i)$ непрерывно изменяются), так и их спектральных плотностей сигнала и автокорреляций $A(t)$. Для спектральных плотностей сигнала и $A(t)$ мы во всех случаях (при повторах регистрации ЭЭГ в неизменном гомеостазе) будем иметь низкие значения статистических совпадений ($k < 50\%$). Это доказывает бесполезность стохастики в изучении НСМ, но одновременно доказывает целесообразность введения двух наших базовых принципов. Более того, все НСМ не имеют статистической устойчивости [33–41], у них имеется непрерывный хаос в их организации (и активности), НСМ постоянно демонстрирует реверберации, которые проявляются в некоторой (но не стохастической) повторяемости ЭЭГ. При этом ЭЭГ – это колебания, но они хаотические, их спектральные плотности сигнала (их гармоники) непрерывно и хаотически изменяются, нет ста-

тистической устойчивости любых параметров x_i гомеостаза (на фоне ревербераций) [6–10, 29–35].

НСМ и их эффекторы находятся в непрерывном и хаотическом возбуждении [9–18]. Невозможно получить стационарные режимы для ЭЭГ (в виде $dx/dt = 0$ или $f_j(x_i) = f_{j+1}(x_i)$). Именно эти два факта и составили два базовых принципа, которые мы ввели в работу искусственной нейронной сети. Впервые с момента разработки алгоритма «back propagation», который был представлен еще в 1980–1982 гг., мы дополнили работу ИНС двумя принципиально новыми свойствами (алгоритмами). Во-первых, мы заставили ИНС работать в режиме многократных итераций (их число $N > 1000$), что имеет место в любой ЭЭГ. Но эти итерации совершаются по определенным правилам: выборки x_i в фазовом пространстве состояний (которые сравниваются с помощью нейроЭВМ для двух гомеостазов и которые характеризуют два разных гомеостаза, но они в стохастике совпадают) и многократно подвергаются решению задачи бинарной классификации (разделению этих выборок на каждом j -м шаге итерации). Одновременно начальные веса W_{i0} диагностических признаков x_i хаотически выбираются из интервала (0, 1), т.е. мы используем равномерное распределение, как в аттракторах Лоренца [9,11,13,23], для задания начальных весов x_i .

Непрерывное и хаотическое изменение значений W_{i0} задается для каждого x_i из всего m -мерного пространства состояний на каждой j -й итерации, и это моделирует хаос ЭЭГ, который мы наблюдаем в реальной НСМ. Поскольку число итераций N велико ($N > 1000$), то этим мы моделируем реальные реверберации в НСМ (они постоянно генерируют активность). Тогда НСМ работают в двух режимах: хаос параметров (у нас W_{i0}) и многократные реверберации (настройки ИНС). Все это говорит о сильной вариативности параметров НСМ и кардиореспираторной системы, на что указывает и Г.Р. Иваницкий [42,43].

Введение в работу ИНС этих двух принципов (хаос начального состояния W_{i0} НСМ и их многократные реверберации) существенно изменило возможности работы ИНС. Теперь ИНС еще добавила себе два реальных принципа своей работы и приблизилась к работе биологических НСМ. Однако при этом появились и новые свойства! Оказалось, что после $N > 1000$ итераций нейроЭВМ генерирует нехаотические выборки весов связей W_i (в конце настройки, т.е. в конце каждой итерации). При решении одной и той же задачи бинарной классификации происходит разделение m выборок x_i (в одном гомеостазе G_1 и другом гомеостазе G_2), которые могут ранжироваться. Их средние значения $\langle W_i \rangle$ после $N = 1000$ итераций могут быть разделены по значимости, и тем самым решается задача системного синтеза.

Отметим, что в современной науке не существует таких универсальных моделей и методов, которые бы решали для любых выборок x_i задачу системного синтеза (отыскание параметров порядка). Сейчас в науке это является эвристической деятельностью мозга (ученых в той или иной области). ИНС в режиме ревербераций и хаоса W_{i0} способна решить такие задачи, т.е. она моделирует эвристическую работу мозга. Работа ИНС в режиме 50-ти итераций представлена в табл. 2 для трех гомеостазов. Очевидно, что в табл. 2 для G_1 и G_3 задаются главные диагностические признаки x_i^* (это $x_6 - SpO_2$ и $x_5 - INB$), что позволило устранить неопределенность первого типа (см. табл. 1, вторая строка – сравнение гомеостазов G_1 и G_3 , когда многие x_i статистически совпадают, ИНС показывает существенные различия между всеми выборками, а x_5 и x_4 являются главными диагностическими признаками, так как $\langle W_4 \rangle = 0,65$, а $\langle W_5 \rangle = 0,95$). Очевидно, что x_5 (индекс Баевского) и x_4 (стандартное отклонение кардиоинтервалов $SDNN$) являются параметрами порядка.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

М.Б. Менский [44] пытался представить некоторое объединение сознания (у нас – НСМ) и квантовых объектов. Нашу работу тоже следует рассматривать в этом аспекте: мы вводим аналог принципа Гейзенберга в работу нейросетей мозга. Теория Хокинга о квантовой Вселенной подобна состоянию мозга, когда мозг способен генерировать множество N состояний ($N > 10^{100}$) своих НСМ, но в каждом акте управления (удар сердца, вдох и выдох, движения и т.д.) всегда реализуется конкретное (одно, как и наша Вселенная) состояние. Аналогия имеется и ее надо развивать и изучать (как из хаоса создается порядок, но не статистический). Мы уверены, что сейчас находимся в самом начале пути познания тайны мозга и тайн Вселенной. Сейчас доказано, что число нейронов у человека $M \sim 15 \cdot 10^{10}$, и если они имеют количество синапсов в среднем $n \sim 2000$ (для каждого нейрона), то такая система способна генерировать общее число состояний $N \gg 10^{100}$, что больше числа элементарных частиц в нашей Вселенной.

Очевидно, что все эти аналогии (и модели НСМ в виде обновленной искусственной нейронной сети) позволяют особым образом раскрывать механизмы работы мозга. Для нас сейчас очевидно, что НСМ находятся в непрерывном хаосе и реверберациях. Эти хаос и реверберации нужны мозгу для эвристической деятельности, для выбора (при ситуации, когда статистика не работает) из множества вариантов параметров порядка x_i^* и на их основе принимать правильные (на данном этапе существования) решения. Очевидно, что этим занимается и любой гений; когда другие делают $N < 50$ попыток системного синтеза, гений многократно повторяет решение одной и той же (никем пока не решенной) задачи. После таких ревербераций (и начального хаоса W_{i0}) новое решение можно найти, только отбросив старые шаблоны. Гений находит единственно правильное решение (свою собственную Вселенную) из миллионов других состояний (и решений) [32–38]. Эвристика мозга базируется на повторениях (реверберациях) и хаосе состояний (у нас это хаос W_{i0}). При этом такие повторения не могут быть идентичны [42,43], а сознание приближается по свойствам к квантовым объектам [44] из-за неопределенности первого и второго типов (аналога принципа Гейзенберга).

Как выбирается из сотен, тысяч, миллионов возможных состояний единственное и правильное состояние W_{i0} ? Теперь мы знаем: путем хаоса начальных состояний и многих итераций

(ревербераций НСМ) нейроЭВМ в наших модельных представлениях (мы сейчас говорим о нейроэмуляторе как модели реальных НСМ в режиме системного синтеза – эвристики). Там, где не работает стохастика, работают хаос и реверберации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. G. R. Ivanitskii, *Physics-Uspokhi* **53** (4), 327 (2010).
2. G. R. Ivanitskii, A. A. Deev, and E. P. Khizhnyak, *Physics-Uspokhi* **57** (1), 37 (2014). DOI: 10.3367/UFNe.0184.201401b.0043.
3. Г. Р. Иваницкий, *Успехи физ. наук* **187** (7), 757 (2017). DOI: 10.3367/UFNr.2016.08.037871.
4. V. V. Smolyaninov, *Biophysics* **55** (3), 513 (2010).
5. V. M. Eskov, O. E. Filatova, O. V. Provorova, and O. I. Khimikova, *Human Ecology*, № 5, 57 (2015).
6. O. E. Filatova, V. M. Eskov, and Yu. M. Popov, in *Proc. Int. RNNS/IEEE Symp. on Neuroinformatics and Neurocomputers* (1995), pp. 166–172.
7. Y. V. Vokhmina, V. M. Eskov, T. V. Gavrilenko, and O. E. Filatova, *Measurement Techniques* **58** (4), 65 (2015).
8. В. М. Еськов и О. Е. Филатова, *Биофизика* **44** (3), 518 (1999).
9. V. B. Betelin, V. M. Eskov, V. A. Galkin, and T. V. Gavrilenko, *Doklady Mathematics* **95** (1), 92 (2017).
10. V. V. Eskov, T. V. Gavrilenko, V. M. Eskov, and Yu. V. Vochmina, *Technical Physics* **62** (11), 1611 (2017).
11. V. V. Eskov, O. E. Filatova, T. V. Gavrilenko, and D. V. Gorbunov, *Biophysics* **62** (6), 961 (2017).
12. V. M. Eskov, V. V. Eskov, T. V. Gavrilenko, and Yu. V. Vochmina, *Biophysics* **62** (1), 143 (2017).
13. V. M. Eskov, O. E. Filatova, V. V. Eskov, and T. V. Gavrilenko, *Biophysics* **62** (5), 809 (2017).
14. O. E. Filatova, V. V. Eskov, M. A. Filatov, and L. K. Ilyashenko, *Rus. J. Biomechanics* **21** (3), 224 (2017).
15. V. M. Eskov, A. A. Khadartsev, V. V. Eskov, and J. V. Vokhmina, *Advances in Gerontology* **6** (3), 191 (2016).
16. D. U. Filatova, A. N. Veraksa, D. K. Berestin, and T. V. Streltsova, *Human Ecology*, № 8, 15 (2017).
17. V. M. Eskov, A. B. Gudkov, A. E. Bazhenova, and G. S. Kozupitsa, *Human Ecology*, № 3, 38 (2017).
18. V. V. Eskov, O. E. Filatova, T. V. Gavrilenko, and O. I. Khimikova, *Human Ecology*, № 11, 3 (2014).
19. V. M. Eskov, A. E. Bazhenova, U. V. Vochmina, et al., *Rus. J. Biomechanics* **21** (1), 14 (2017).
20. V. G. Zilov, V. M. Eskov, A. A. Khadartsev, and V. V. Eskov, *Bul. Exp. Biol. Medicine*, **164** (1), 4 (2017).
21. V. G. Zilov, A. A. Khadartsev, V. V. Eskov, and V. M. Eskov, *Bul. Exp. Biol. Medicine* **164** (2), 115 (2017).
22. V. M. Eskov, V. V. Eskov, T. V. Gavrilenko, and M. I. Zimin, *Moscow University Phys. Bul.* **69** (5), 406 (2014).
23. V. M. Eskov, V. V. Eskov, T. V. Gavrilenko, and J. V. Vochmina, *Moscow University Phys. Bul.* **70** (2), 140 (2015).
24. V. M. Eskov, V. V. Eskov, J. V. Vochmina, and T. V. Gavrilenko, *Moscow University Phys. Bul.* **71** (2), 143 (2016).
25. V. M. Eskov, V. V. Eskov, J. V. Vochmina, et al., *Moscow University Phys. Bul.* **72** (3), 309 (2017).
26. W. Weaver, *Am. Scientist* **36** (4), 536 (1948).
27. M. Gell-Mann, *Complexity* **3** (1), 13 (1997).
28. I. R. Prigogine, *The End of Certainty: Time, Chaos, and the New Laws of Nature* (Free Press, 1997).
29. О. Е. Филатова, Е. В. Майстренко, А. В. Болтаев и Г. В. Газя, *Экология и промышленность России* **21** (7), 46 (2017).
30. О. Е. Филатова, А. Е. Баженова, Л. К. Иляшенко и С. В. Григорьева, *Биофизика* **63** (2) 358 (2018).
31. В. М. Еськов, А. А. Хадарцев, О. Е. Филатова и Л. К. Иляшенко, *Вестн. новых мед. технологий* **24** (4), 20 (2017).
32. И. В. Мирошниченко, С. В. Прохоров, К. А. Эльман и М. А. Срыбник, *Вестн. новых мед. технологий* **25** (1), 154 (2018). DOI: 10.24411/1609-2163-2018-15997.
33. Л. А. Денисова, С. А. Прохоров, Л. С. Шакирова и Д. Ю. Филатова, *Вестн. новых мед. технологий* **25** (1), 133 (2018). DOI: 10.24411/1609-2163-2018-15989.
34. В. Ф. Пятин, В. В. Еськов, Н. Ш. Алиев и Л. А. Воробьева, *Вестн. новых мед. технологий* **25** (1), 143 (2018). DOI: 10.24411/1609-2163-2018-15990.
35. G. R. Garaeva, V. M. Eskov, V. V. Eskov, et al., *Human Ecology*, № 9, 50 (2015).
36. V. M. Eskov, *Modelling, Measurement and Control C* **48** (1–2), 47 (1995).
37. V. M. Eskov and O. E. Filatova, *Neurophysiology* **25** (6), 348 (1995).
38. V. M. Eskov, *Neural Network World* **4** (4), 403 (1994).
39. V. M. Eskov, O. E. Filatova, and V. P. Ivashenko, *Measurement Techniques* **37** (8), 967 (1994).
40. V. M. Eskov, *Neurocomputing* **11** (2–4), 203 (1996).
41. В. М. Еськов и О. Е. Филатова, *Биофизика* **48** (3), 526 (2003).
42. Г. Р. Иваницкий, *Успехи физ. наук* **188**, 965 (2018). DOI: 10.3367/UFNr.2018.03.038302.
43. Г. Р. Иваницкий, А. А. Деев и Е. П. Хижняк, *Биофизика* **63** (2), 412 (2018).
44. М. Б. Менский, *Сознание и квантовая механика. Жизнь в параллельных мирах* («Век 2», Фрязино, 2011).

Heuristic Work of the Brain and Artificial Neural Networks

V.M. Eskov*, V.F. Pyatin**, V.V. Eskov*, and L.K. Ilyashenko***

**Federal Research Center "Scientific Research Institute for System Studies of the Russian Academy of Sciences",
Nakhimovsky prosp. 36/1, Moscow, 117218 Russia*

***Samara State Medical University, Ministry of Health of the Russian Federation,
ul. Gagarina 18, Samara, 443079 Russia*

****Surgut Branch of Tyumen Industrial University,
ul. Entuziastov 38, Surgut, Khanty-Mansi Autonomous Okrug -Yugra, 628404 Russia*

This paper presents two new fundamental principles of the functioning of real neural networks of the brain. These principles have inspired the design of artificial neural networks (a neuro-computer). In addition to well-known properties of artificial neurons (threshold properties, neural network formation, backward propagation of errors), we describe two new main properties of real neural networks of the brain, by which the neuroemulator may work. We discuss the usefulness of these properties for the neuro-computer. The first property is the permanent static chaos in a structure and functions of the brain neural networks. The second property is the reverberations as uninterrupted repetitions in the work of neurons networks. If these two properties are introduced into the work of artificial neural network, the artificial neural networks immediately give a new quality. They can solve the problem of systemic synthesis (the finding of order parameters). Until now, in modern science, this problem (in medicine as a fundamental problem in general) has not been investigated and resolved. It is shown that it is identical to the heuristic activity of the brain.

Key words: reverberation, chaos of brains parameters, artificial neural networks, systemic synthesis