

# I. БИОМЕДИЦИНСКИЕ НАУКИ И СИНЕРГЕТИКА

DOI: 10.12737/5514

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ПОРЯДКА В ПСИХОФИЗИОЛОГИИ

М.А. ФИЛАТОВ, Д.Ю. ФИЛАТОВА, Д.А. СИДОРКИНА, С.М. НЕХАЙЧИК

*ГБОУ ВПО «Сургутский государственный университет ХМАО-Югры», пр. Ленина, д.1,  
г. Сургут, Россия, 628412*

**Аннотация.** При использовании набора диагностических признаков  $x_i$ , которые представляют общий вектор состояния системы  $x=x(t)$ , возникает задача выбора из общего числа  $m$  таких признаков в наиболее значимых числом  $l \ll m$ . На сегодня общее решение таких задач отсутствуют и в работе представлен метод ее решения для оценки различий в психофизиологических состояниях двух больших групп испытуемых (находящихся в условиях изменения факторов экосреды) с использованием нейроэмуляторов. При решении задачи бинарной классификации на основе анализа сенсомоторных параметров двух обследуемых групп предложена процедура, обеспечивающая реальное ранжирование  $x_i$  и выделение из них наиболее значимых. Делаются аналогии в такой работе нейроэмулятора с работой нейросетей гиппокампа при эвристической деятельности мозга.

**Ключевые слова:** биологические динамические системы, фазовое пространство состояний, теория хаоса – самоорганизации.

## ORDER PARAMETER IDENTIFICATION IN PSYCHOPHYSIOLOGY

M.A. FILATOV, D.YU. FILATOVA, D.A. SIDORKINA, S.M. NEKHAICHIK

*Surgut State University, Lenina, 1, Surgut, Russia, 628412*

**Abstract.** While using a set of diagnostic characters  $x_i$ , which form a total system state vector  $x=x(t)$ , there emerges problem of selections such characters with more significant number  $l \ll m$  from the total number  $m$ . Today such problems are still not solved, therefore, the paper presents method of its solving for assessment of distinctions in psychophysiological state of two big groups of subjects (under changing ecological factors) using neuroemulators. While binary classification problem solving based on analysis of sensomotor parameters of two groups the procedure, providing real ranking  $x_i$  and choosing more significant  $l$ , is produced. The work of neuroemulator is similar to work of neural networks of hippocampus while heuristic brain activity.

**Key words:** biological dynamic systems, phase space of states, theory of chaos and self-organization.

Общеизвестно, что различные внешние воздействия, в том числе и действие экологических факторов внешней среды, способны существенно изменят психофизиологический статус испытуемого. Более того, в последние годы мы говорим о состоянии экологического стресса у жителей северных регионов РФ, которые находятся в

особых условиях климата, продолжительности светового дня и в гипокинезии. Попытки изменения негативного психофизиологического состояния жителей Севера РФ, путем их перемещения в лечебно-оздоровительные зоны РФ, приводят к определенным изменениям в параметрах экологического стресса. Однако качественная и количественная

оценка эффективности подобных оздоровительных мероприятий наталкивается на определенные трудности. Главная из них – невозможность применения статистических методов для такой оценки.

Очень часто эта ситуация демонстрируется незначительными статистическими различиями в параметрах *вектора состояния психофизиологических функций человека* (ВСПФЧ)  $x=x(t)=(x_1, x_2, \dots, x_m)^T$  до и после проведения лечебно-оздоровительных мероприятий или при смене экофакторов среды (например, при переезде с севера на юг и обратно). Для объективного установления таких различий нами сейчас разработаны два новых подхода: на базе *теории хаоса-самоорганизации* (ТХС) (путем анализа параметров квазиаттракторов) и на базе нейроэмуляторов. Последняя и рассматривается в настоящем сообщении.

Отметим, что идентификация параметров порядка (наиболее важных диагностических признаков из всех  $m$ , которые изучаются) – основа системного синтеза, а значит и одна из главных проблем естествознания вообще. Один из ответов на этот фундаментальный вопрос естествознания мы предлагаем в рамках решения задачи бинарной классификации с помощью нейроэмулятора (нейро-ЭВМ или НЭВМ), как некоторой модели принятия правильного решения мозгом человека, его нейронными сетями. При этом для нейроэмулятора создавались определенные условия в виде многократного представления на вход НЭВМ двух одинаковых обучающих выборок, которые нейросеть устойчиво разделяла на два разных объекта, т.е. выполняла процедуры бинарной классификации. Однако, сама нейросеть каждый раз (в исходном состоянии, до начала деятельности) получала хаотичный набор  $w_{i0}$  весов признаков  $x_i$  (перед настройкой) для конкретного вектора состояний  $x=x(t)$  исходной (исследуемой) биологической системы. В общем случае в качестве последней брали группы больных и здоровых людей, или группы больных одинаковым заболеванием, но для которых применялось два вида лечения, или бралась одна экспериментальная группа до воздействия и после воздействия. Всего было обследовано более 20-ти тысяч человек в виде наблюде-

ний и экспериментов в рамках задачи бинарной классификации, из них более 8-ми тысяч – по параметрам психофизиологических функций. Результаты во всех случаях были получены однотипные в отношении общих закономерностей. Сами эти закономерности в работе НЭВМ при идентификации параметров порядка мы представляем в нашем сообщении.

Применение НЭВМ для ранжирования значимости диагностических признаков, т.е. для понимания размерности фазового пространства с  $m$  до  $l$ , где  $l \ll m$ , используется в физиологии, психологии, медицине уже на протяжении последних 30-35 лет. Однако, однократное решение задачи бинарной классификации представляет только одну возможную реализацию весов  $w_i$  признаков (компонент  $x_i$  вектора состояния системы). Разовая диагностика может быть ошибочной (и обычно она ошибочна!). Поэтому мы предлагаем особую процедуру такого ранжирования, которая подобна работе мозга человека [7,8].

Общеизвестно, что любая когнитивная деятельность человека сопровождается многократными реверберациями в нейронных сетях гиппокампа. Возникает закономерный вопрос: зачем нужны мозгу эти реверберации и каково их значение при наших попытках градации умного человека (с хорошей памятью и наличием признаков эвристической деятельности) от глупого человека (у него эти характеристики отсутствуют). При этом, в различных многочисленных исследованиях (более 20-ти тысяч испытуемых) мы доказали, что одинаковых состояний в эфферентных и афферентных системах человека не существует. Тремор, кардиоинтервалы, теппинг, миограммы и электроэнцефалограммы постоянно изменяют свои параметры. Тогда очевидно, что и входные потоки информации (биоэлектрические сигналы, поступающие в нейросети мозга) не будут одинаковы, они будут постоянно изменяться, оставаясь в пределах некоторых квазиаттракторов.

Фактически, нейросети мозга постоянно находятся в хаотическом режиме своих динамических характеристик (возбудимость, параметры биопотенциалов и т.д.), но

при этом из этого хаоса рождается порядок. Мы мыслим, принимаем решения, создаем цивилизацию. Однако главное во всем этом – это ответ на вопрос: как мы выбираем параметры порядка, как мы решаем что главное, а что – второстепенное, как из огромного числа  $x_i$  (параметров внешней среды) выбрать их необходимое число  $l$ ? Для ответа на этот вопрос рассмотрим как работает аналог мозга – НЭВМ в режиме малого числа итераций  $i$ , когда  $i=1,2,\dots,P$  и  $P \ll 100$ .

**1. Нейросеть при малом числе повторов работает с низкой эффективностью.** Если использовать генератор чисел в рамках равномерного распределения на интервале  $(0,1)$  и для каждого конкретного значения весов  $w_i$  признаков  $x_i$ , которые образуют  $m$ -мерное фазовое пространство состояний ( $i=1,2,\dots,m$ ), задавать конкретные значения весов  $w_{i0}$  хаотическим образом (т.е.  $0 < w_{i0} < 1$  из генератора равномерного распределения в интервале  $(0,1)$ ), то после решения задачи бинарной классификации, на выходе нейроэмулятора, мы будем получать наборы  $w_{ij}$  весовых значений каждого диагностического признака  $x_i$ , где  $i$  – номер координаты,  $a_j$  – номер итераций ( $j=1,2,\dots,p$ ). Эти наборы после каждой  $j$ -й итерации будут различными и они образуют матрицу  $W = \{w_{ij}\}_{i=1,\dots,m}^{j=1,\dots,p}$ . Если таких  $p$  будет невелико ( $p < 100$ ), то мы будем получать конкретные выборки этих весовых коэффициентов  $x_i$  (для каждого отдельного  $p_l$ , где  $l$  – номер серии итераций из числа  $p$ ). Однако попытки выделения из них наиболее значимых признаков (т.е. ранжирование  $x_i$ ) обречены на провал. Веса диагностических признаков  $w_{ij}$  будут хаотически изменяться для разных серий итераций  $l=1,2,\dots,r$  и мы не сможем выделить главные из них. При малых  $p \leq 100$  мы для каждого значения  $l$  будем получать свой набор ранжирования  $w_{ij}$  и свои значения средних весов  $\langle w_{il} \rangle$  для каждой выборки  $l$ . Задача идентификации параметров порядка не будет решена.

Состояние психофизиологических функций зависит от большого комплекса воздействий природного, техногенного и социально-психологического характера. Особенно в последнее десятилетие мы наблюдаем массовое возматание информа-

ционного «загрязнения» и прессинга на сенсорные системы (интернет, СМИ) человека, которое по большей своей части содержит не ликвидную и не значимую информацию. Такое «загрязнение» вызывает сложные ответные реакции психофизиологических функций (изменения в поведении, памяти, пороге восприятия информации) человека. У современной молодежи наблюдается зависимость от потребности постоянного прослушивания музыки, просмотра телевизора, игры в телефоне и на планшете (выполнение домашнего задания «под телевизор», что непосредственно снижает усвоение и закрепление новой информации). Физиологические или патологические смещения *функциональных систем организма* (ФСО) особенно четко проявляются у растущего организма под воздействием факторов техногенного, экологического характера. В пубертатном периоде эмоциональная компонента играет ведущую роль в работе сенсорных и психофизиологических систем восприятия информации. Известно, что «информационными» структурами мозга является комплекс гиппокамп-миндалины-гипоталамус, которые выполняют существенную роль в организации восприятия, памяти и переработки информации, соответственно смещение движения вектора сенсорных и психофизиологических функций в  $m$ -мерном фазовом пространстве в условиях широтных перемещений, указывает на косвенные изменения в работе этих функций [2,3]. Таким образом, решающую роль в деятельности любой адаптирующейся системы играет способность человека корректировать свои реакции согласно изменениям воздействующего стимула на основе уже имеющегося опыта, а также накопления и хранения вновь поступающей информации. Именно поэтому приспособление (усвоение новой информации) возможно лишь при условии сохранности и четкой работы психофизиологических механизмов.

В рамках применения нейро-ЭВМ были поставлены задачи по идентификации различий в работе психофизиологических функций в разных экологических условиях групп детей (мальчики и девочки) до отъезда в санаторий «Юный Нефтяник» и после

приезда в г. Сургут. В табл. 1-2 представлены результаты 30-ти 100 и 1000-кратного обучения нейросети для определения ранговой значимости признаков (P4-P7).

**Усредненные значения отдельных координат весов признаков  $w_i$  вектора состояния системы (параметры  $w_i$  – показатели психофизиологических функций детей (P4-P7), отъезд из Сургута на юг) полученные в процессе идентификации параметров порядка нейроэмулятором после  $p \geq 1000$  итераций (настроек ЭВМ) в режиме бинарной классификации**

Нейросети с $p \leq 400=4 \times 100$				
Расчеты итераций по выборкам ( $p \geq 1000$ )	Средние значения весов признаков $\langle w_i \rangle$ для координат вектора состояния системы $x_i$ по наибольшим и наименьшим весам			
	ZK= $\langle w_1 \rangle$	CHIS= $\langle w_2 \rangle$	OP= $\langle w_3 \rangle$	SIMB= $\langle w_4 \rangle$
$p=4000$ $j=(1, \dots, 100)$	1	0,6009	0,5264	0,2524
$p=1000$ $j=(0, \dots, 1000)$	1	0,6122	0,5196	0,2526
$p=1000$ $j=(1000, \dots, 2000)$	1	0,6007	0,5245	0,2461
$p=1000$ $j=(2000, \dots, 3000)$	1	0,5930	0,5329	0,2527
$p=1000$ $j=(3000, \dots, 4000)$	1	0,5976	0,5288	0,2579
Интервалы изменений $\langle \Delta w_i \rangle$	0	0,0192	0,0133	0,0118

Таблица 1

интервал вариации весовых коэффициентов сужается. Следует отметить, что при 50-ти кратном, 100-кратном обучении и более, в результате обучения нейросеть будет выдавать тоже разные результаты ранговой значимости, т.е. вклад каждого признака в процедуру идентификации важных диагностических признаков при каждой итерации (настройке нейроэмулятора) будет различным. Однако, при увеличении числа повторов итераций  $p$ , т.е. повторов решения задачи бинарной классификации в рамках исходного задания хаотичного набора весов признаков  $x_{i0}$ , и при переходе к  $10^2 < p < 10^3$ , картина начинает существенно изменяться. Веса  $w_{ij}$  признаков  $x_i$  продолжают демонстрировать хаотические вариации (их законы распределения не совпадают!), но эти хаотические изменения выходных значений весов  $x_i$  (после разделения двух групп) проявляются в пределах некоторого квазиаттрактора для всех компонент вектора  $x$ . Иными словами возникает некоторая устойчивая первая цифра, а последующие две цифры (для  $p \geq 100$ ) могут изменяться от минимума до максимума, образуя интервал изменения  $\Delta w_i = w_{i \max} - w_{i \min}$  для каждого набора итераций  $l$ , где  $l=1, 2, \dots, N$ . Характер их изменения подобен изменению весов признаков при  $p < 100$ . Это значит, что отдельные наборы (выборки весов признаков  $W_{ij}^l$ , где  $j$  – номер порядка итерации, а  $l$  – номер набора (выборки) итераций) демонстрируют ненормальное распределение (хотя нормальные законы распределения тоже возможны). Возникающие непараметрические распределения при этом постоянно изменяются (при переходе от  $p_1$  ( $l=1$ ) к другому  $p_2$  ( $l=2$ )). Для каждой выборки  $p^l$ , где  $l$  – номер серии повторов настройки нейроэмулятора для задачи

Таблица 2

**Усредненные значения отдельных координат весов признаков  $w_i$  вектора состояния системы (параметры  $w_i$  – показатели психофизиологических функций детей (P4-P7), приезде в Сургут из санатория) полученные в процессе идентификации параметров порядка нейроэмулятором после  $p \geq 1000$  итераций (настроек ЭВМ) в режиме бинарной классификации**

Нейросети с $p \leq 400=4 \times 100$				
Расчеты итераций по выборкам ( $p \geq 1000$ )	Средние значения весов признаков $\langle w_i \rangle$ для координат вектора состояния системы $x_i$ по наибольшим и наименьшим весам			
	ZK= $\langle w_1 \rangle$	CHIS= $\langle w_2 \rangle$	OP= $\langle w_3 \rangle$	SIMB= $\langle w_4 \rangle$
$p=4000$ $j=(1, \dots, 100)$	1	0,4384	0,3343	0,2891
$p=1000$ $j=(0, \dots, 1000)$	1	0,4474	0,3296	0,2889
$p=1000$ $j=(1000, \dots, 2000)$	1	0,4343	0,3339	0,2919
$p=1000$ $j=(2000, \dots, 3000)$	1	0,4366	0,3374	0,2828
$p=1000$ $j=(3000, \dots, 4000)$	1	0,4351	0,3365	0,2927
Интервалы изменений $\langle \Delta w_i \rangle$	0	0,0131	0,0078	0,0099

Как видно из табл. 1-2 с увеличением количества итераций обучений нейросети

интервал вариации весовых коэффициентов сужается. Следует отметить, что при 50-ти кратном, 100-кратном обучении и более, в результате обучения нейросеть будет выдавать тоже разные результаты ранговой значимости, т.е. вклад каждого признака в процедуру идентификации важных диагностических признаков при каждой итерации (настройке нейроэмулятора) будет различным. Однако, при увеличении числа повторов итераций  $p$ , т.е. повторов решения задачи бинарной классификации в рамках исходного задания хаотичного набора весов признаков  $x_{i0}$ , и при переходе к  $10^2 < p < 10^3$ , картина начинает существенно изменяться. Веса  $w_{ij}$  признаков  $x_i$  продолжают демонстрировать хаотические вариации (их законы распределения не совпадают!), но эти хаотические изменения выходных значений весов  $x_i$  (после разделения двух групп) проявляются в пределах некоторого квазиаттрактора для всех компонент вектора  $x$ . Иными словами возникает некоторая устойчивая первая цифра, а последующие две цифры (для  $p \geq 100$ ) могут изменяться от минимума до максимума, образуя интервал изменения  $\Delta w_i = w_{i \max} - w_{i \min}$  для каждого набора итераций  $l$ , где  $l=1, 2, \dots, N$ . Характер их изменения подобен изменению весов признаков при  $p < 100$ . Это значит, что отдельные наборы (выборки весов признаков  $W_{ij}^l$ , где  $j$  – номер порядка итерации, а  $l$  – номер набора (выборки) итераций) демонстрируют ненормальное распределение (хотя нормальные законы распределения тоже возможны). Возникающие непараметрические распределения при этом постоянно изменяются (при переходе от  $p_1$  ( $l=1$ ) к другому  $p_2$  ( $l=2$ )). Для каждой выборки  $p^l$ , где  $l$  – номер серии повторов настройки нейроэмулятора для задачи

бинарной классификации, мы будем иметь свои функции распределения  $f(p^l)$ , то есть при  $N$  повторах ( $l=1, \dots, N$ ), мы можем получить  $N$  различных функций распределения.

Ниже мы представляем объединенные результаты применения новых биофизических методов в рамках ТХС и нейро-ЭВМ в сравнительном аспекте для психофизиологических функций в 4-х мерном *фазовом пространстве состояний* (ФПС). Как показано выше, на основе полученных экспериментальных данных было доказано, что 30-ти кратная итерация нейрокомпьютерного анализа не позволяет идентифицировать параметры порядка (наиболее важные диагностические признаки), а новые биофизические методы в рамках ТХС (метод исключения отдельных признаков) обеспечивают идентификацию параметров порядка, предложен метод одиночного исключения для эффективного использования нейроэмулятора.

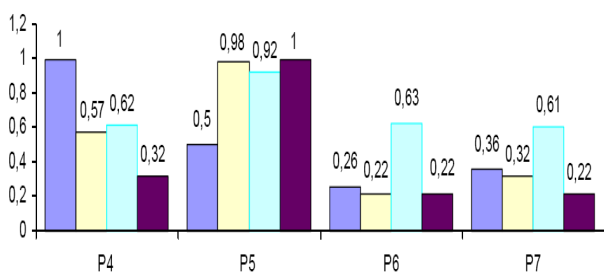


Рис. 1. Средние значения весов диагностических признаков нейронной сети (30-ти кратное обучение) параметров психофизиологических (P4-P7) функций учащихся в условиях широтных перемещений (столбцы соответствуют порядку этапов тестирования)

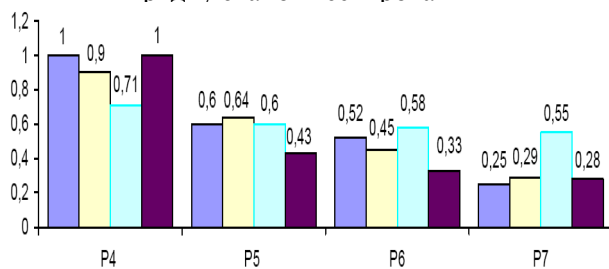


Рис. 2. Средние значения весов диагностических признаков нейронной сети (4000 обучений нейросети) параметров психофизиологических (P4-P7) функций учащихся в условиях широтных перемещений (столбцы соответствуют порядку этапов тестирования)

Наиболее значимый весовой коэффициент идентифицированный в нейро-ЭВМ до отъезда в санаторий является P4, однако на четвертом этапе при 30-ти кратном обучении происходит смещение значимости и параметром порядка является P5 (при  $p=1000$  обучении этого не происходит – рис. 1 и 2. Оба теста направлены на концентрацию внимания, но в пятом тесте добавляется новая задача в распознавании четных и нечетных чисел, соответственно для решения поставленной задачи задействованы память, мышление. Как видно из рис. 1 и 2, инверсия весовых коэффициентов при увеличении количества итераций обучения нейросети происходит для параметра P4 во втором и четвертом измерении, для параметра P5 в 2-4 измерениях; для параметра P6 в 1-м измерении, для параметра P7 во всех измерениях веса коэффициентов значимости принципиально не изменились. Определение параметром порядка в нейро-ЭВМ – показателя P5 говорит о том, что после приезда в г. Сургут у учащихся повысился контроль над произвольным вниманием и решение поставленной задачи сопровождается высокой устойчивостью внимания и внутренней мотивацией.

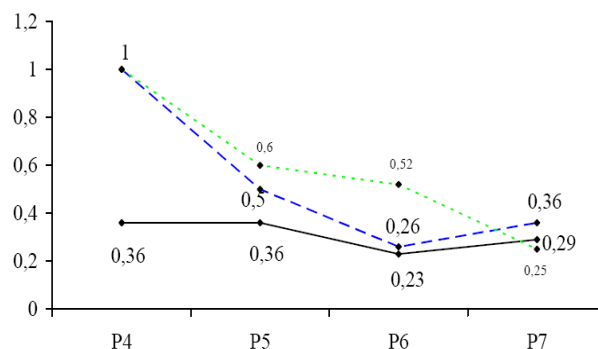


Рис. 3. Результаты 30-ти итераций (крупный пунктир), 1000 итераций (мелкий пунктир) усредненные значения) нейронной сети и результаты системного синтеза (идентификация параметров порядка, сплошная линия) параметров психофизиологических функций учащихся в условиях широтных перемещений (до отъезда в санаторий). Примечание: P4 – ЛП реакции на появление зеленого/красного квадрата в произвольном месте экрана, (с); P5 – ЛП распознавания четных и нечетных чисел, (с); P6 – ЛП распознавания символа, (с); P7 – сосредоточенность внимания, (с)

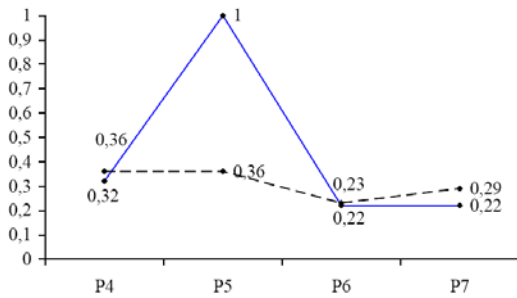


Рис. 4. Результаты 30-ти обучений (усредненные значения) нейронной сети (сплошная линия) и результаты системного синтеза (идентификация параметров порядка) параметров психофизиологических функций учащихся в условиях широтных перемещений (приезд в г. Сургут)

Сравнительный анализ весовых коэффициентов и результатов идентификации параметров порядка с помощью новых методов на базе ТХС в условиях широтных перемещений представлены на рис. 1 и 2.

На рис. 3 и 4 представлены усредненные весовые коэффициенты полученные в результате 30-ти кратного обучения и 1000-кратного. В сравнении с результатами применения методов ТХС в этом случае мы видим диаметрально противоположные результаты. Однако в случае исключения признаков параметр P6 изначально был идентифицирован как параметр определяющий ВСС.

Таким образом, полученная детальная обработка числовых массивов новыми биофизическими методами позволила получить точные количественные данные о динамике изменения психофизиологических функций человека в условиях широтных перемещений. Подобный подход целесообразно производить перед направлением в оздоровительный комплекс, чтобы иметь конкретные рекомендации для каждого ребенка с целью проведения специфических и строго дозированных индивидуально физиотерапевтических, кинезиологических, психологических (разгрузочные тренировки) и других лечебных мероприятий в санатории.

Представлены результаты 30-ти кратного обучения нейросети для определения ранговой значимости признаков (P1-P7).

Для иллюстрации представим основные результаты 4-го блока исследований настоящей работы, в частности, пример ре-

шения одинаковой задачи бинарной классификации (например, различие параметров сенсомоторных и психофизиологических функций мальчиков и девочек в 1-м измерении), которая повторялась 30 раз, и 30 раз мы получали разные наборы весовых коэффициентов и разные наборы значимости  $x_i$ .

Из приведенных выше примеров следует, что 30-ти кратная настройка нейросети не даёт ответ на вопрос об идентификации параметров порядка из всех  $x_i$ . В случае с нейроэмулятором для  $p < 100$  мы будем получать наборы выборок для каждого  $x_i$ , но функции распределения (для каждого набора  $p^1 = p^2 = \dots = p_N$ ) будут получаться разными. При переходе к  $p \geq 100$  возникает устойчивость в значениях весов признаков  $x_i$  в первой значащей цифре (после запятой) и далее, с ростом  $p$  ( $p \geq 10^3$ ,  $p \geq 10^4$ ), мы будем иметь хаотические вариации двух последних значащих цифр. Конкретный пример для  $p=100$  мы представляем в табл. 1, где производится сравнение пяти выборок по  $p=100$  итераций в каждой. При переходе к  $p \geq 1000$  мы получаем сходную устойчивость уже по первым двум значащим цифрам после запятой (табл. 2) для всех четырёх значимых цифр после запятой. Очень часто этими хаотическими изменениями в биологии пренебрегают, если мы оперируем с большими цифрами.

**2. Нейро-ЭВМ идентифицирует параметры порядка при большом числе итераций.** В качестве примера реализации таких процедур мы предлагаем результаты ранжирования весовых значений  $\langle w_i \rangle$  признаков  $x_i$  для решения задачи разделения (бинарной классификации) группы испытуемых из 19-ти человек, которые прошли обследование по параметру *сердечно-сосудистой системы* (ССС) до работы в ночную смену и после такой работы (сходные данные были получены и для психофизиологических параметров человека). При многократных повторах процедуры бинарной классификации (разделения двух обучающих выборок, т.е. состояний  $x_i$  для ССС перед ночной сменой и после смены) нейросеть каждый раз четко обучается в этом разделении по 15-ти диагностическим признакам  $x_i$  ( $i=1,2,3,\dots,15$ ) указанных двух

групп (до и после смены). При этом каждый раз выдает свой уникальный (и неповторимый) набор весов признаков  $x_i$ , то есть  $W_{ij}$ , где  $j$  – номер итерации ( $j=1, \dots, p$ ), а  $i$  – номер признака (компартамента  $x_i$  для ВСС). В табл. 1 мы представляем результаты расчёта четырёх выборок по  $p=100$  итераций в каждой и их общую выборку ( $p=400$ ) для наглядности динамики изменения  $\langle w_{ij} \rangle$  при  $p=100$ .

Результаты одной серии из 50-ти повторений представлены на рис.1, для  $m=11$  (были выбраны наиболее важные параметры из биологических признаков). Очевидно, что веса признаков (все  $x_i$ ) изменяются при каждой настройке и эти вариации (распределения каждого  $x_i$ ) НЭВМ не попадают под закон нормального распределения. Особым образом себя ведут и средние значения весов для разных наборов выборок, т.е. с увеличением  $l$  и  $p$  для всех признаков (на рис. 1 их число  $m=11$ ) мы получаем разные законы распределения и для разных выборок из  $x_i$  мы тоже имеем существенные различия. Подобную картину описала группа ученых Стэнфорда при анализе выполнения движения при якобы произвольном (целевом) движении (reaching) [1]. Любое движение человека повторить невозможно. Более того постуральный тремор – это тоже неповторимое (невоспроизводимое) движение, которое произвольное по сути (есть цель!), но оно выполняется произвольно, т.е. хаотически. Этот хаос начинается с афферентов, с хаоса в нейросетях мозга и заканчивается хаосом в эфферентных сигналах и в эффекторном органе (в мышцах для тремора).

Более того, непараметрические распределения для каждой серии (из  $p=50$ ) тоже получаются разными. Мы имеем просто некоторые наборы выборок, которые генерируются как бы из разных генеральных совокупностей. Подобную картину мы наблюдаем при анализе треморограмм (на интервале  $T=5$  сек каждый интервал  $\tau_i=1$  сек, где  $\tau_1=\tau_2=\tau_3=\tau_4=\tau_5=T/5$  генерирует свою выборку) и здесь статистические функции распределения не совпадают, они как бы получаются из разных генеральных совокупностей [4-6]. Аналогичную закономерность имеем и для теппинграмм, кардио-

грамм, электроэнцефалограмм, миограмм и даже из анализа биохимических параметров больных. При длительном мониторинге параметров крови имеются. В общем случае мы сейчас в рамках ТХС говорим о хаотической динамике всех параметров гомеостаза любого жителя планеты Земля. В целом, мы можем говорить, что при малых повторениях неопределенность значимости  $x_i$  велика, а для НЭВМ определить параметры порядка для  $p < 100$  невозможно!

**3. Переход хаоса в порядок реализуется за счёт ревербераций в нейросетях мозга.** Из предыдущего параграфа следует, что разовая настройка нейросети не даёт ответ на вопрос об идентификации параметров порядка из всех  $x_i$ . При увеличении числа повторений итераций  $p$ , т.е. повторений решения задачи бинарной классификации в рамках исходного задания хаотичного набора весов признаков  $x_{i0}$ , и при переходе к  $10^2 < p < 10^3$ , картина начинает существенно изменяться. Веса  $w_{ij}$  признаков  $x_i$  продолжают демонстрировать хаотические вариации (их законы распределения не совпадают!), но эти хаотические изменения выходных значений весов  $x_i$  (после разделения двух групп) проявляются в пределах некоторого квазиаттрактора для всех компонент вектора  $x$ . Иными словами возникает некоторая устойчивая первая цифра, а последующие две цифры (для  $p \geq 100$ ) могут изменяться от минимума до максимума, образуя интервал изменения  $\Delta w_i = w_{i \max} - w_{i \min}$  для каждого набора итераций  $l$ , где  $l=1, 2, \dots, N$ . Характер их изменения подобен изменению весов признаков при  $p < 100$ . Это значит, что отдельные наборы (выборки весов признаков  $W_{ij}^l$ , где  $j$  – номер порядка итерации, а  $l$  – номер набора (выборки) итераций) демонстрируют ненормальное распределение (хотя нормальные законы распределения тоже возможны). Возникающие непараметрические распределения при этом постоянно изменяются (при переходе от  $p_1$  ( $l=1$ ) к другому  $p_2$  ( $l=2$ )). Для каждой выборки  $p^l$ , где  $l$  – номер серии повторений настройки нейромулятора для задачи бинарной классификации, мы будем иметь свои функции распределения  $f(p^l)$ , то есть при  $N$  повторениях ( $l=1, \dots, N$ ), мы можем получить  $N$  различ-

ных функций распределения. Подобное мы имеем и для тремора (теппинга, кардиоинтервалов и т.д.), если считать, что функция регуляции позы работает подобно нейроэмулятору в режиме неопределенности (постоянного изменения весов синаптических связей между нейронами). Постоянная и хаотичная самоорганизация нейросетей мозга порождает хаотичную динамику теппинга, тремора, кардиоритма и других параметров гомеостаза. В этом смысле гомеостаз отдельного организма подобен гомеостазу экосистем (непрерывный хаос, но в пределах квазиаттрактора).

Действительно, именно такая картина наблюдается и при регистрации тремора. Если мы будем пытаться удержать палец с пластиной на некотором расстоянии от датчика (рис. 2), то это будет (по факту наличия цели в таком движении) произвольное движение. Однако, это движение (удержание пальца в пространстве) будет реализовываться непроизвольно (т.е. хаотически). Каждая секунда тремора будет давать свою функцию распределения (могут возникать даже параметрические распределения!). Однако, повторов распределения мы произвольно получить не можем в этом простом опыте. Тремор будет генерировать хаотический набор функций распределения для каждого отдельного интервала измерения  $\tau$ , что подобно генерации нейроэмулятором весов признаков для набора итераций  $p^l$  ( $l$  – номер выборки по  $p$  итераций в каждой).

При этом, регистрация тремора будет демонстрировать существование некоторого квазиаттрактора в ФПС  $x=x(t)=(x_1, x_2, x_3)^T$ , где  $x_1$  – реальная координата пальца по вертикали,  $x_2=dx_1/dt$  – скорость перемещения и  $x_3=dx_2/dt$  – ускорение. Движение пальца будет происходить с точностью до метра или даже сантиметра без изменений, а вот миллиметры и более мелкие единицы измерения будут непрерывно и хаотически изменяться. При этом для подобных сложных систем под хаотической динамикой их поведения мы понимаем не положительные константы Ляпунова (расхождение двух фазовых траекторий) и не стремление автокорреляционной функции к нулю, а фундаментальное определение хаоса. Оно звучит так: задание началь-

ных параметров системы в виде начального значения вектора состояния системы  $x(t_0)$  не определяет дальнейшую траекторию и конечное состояние  $x(t_k)$ . При этом  $x(t_0)$  не определяет дальнейшую траекторию её развития и её конечное состояние ( $x(t_k)$ ) для наших особых систем тем более, так как  $x(t_0)$  нельзя дважды повторить, любое состояние биосистемы изменяется непрерывно. Аналогия с тремором здесь весьма сильна, так как начальное положение пальца в пространстве мы не можем задать повторно и определенно (это хаотичное движение в квазиаттракторе) и поэтому любое  $x_{i0}$  будет выбираться для рецепторов хаотически из некоторого квазиаттрактора. А это означает, что и веса синаптических связей меняются непрерывно. Это легко наблюдать по нейрограммам афферентов и эффекторов (они весьма различны и непрерывно изменяются).

В случае с нейроэмулятором для  $p < 100$  мы будем получать наборы выборок для каждого  $x_i$ , но функции распределения (для каждого набора  $p^1=p^2=\dots=p^N$ ) будут получаться разными. При переходе к  $p \geq 100$  возникает устойчивость в значениях весов признаков  $x_i$  в первой значащей цифре (после запятой) и далее, с ростом  $p$  ( $p \geq 10^3$ ,  $p \geq 10^4$ ), мы будем иметь хаотические вариации двух последних значащих цифр. Конкретный пример для  $p=100$  мы представляем в табл. 1, где производится сравнение пяти выборок по  $p=100$  итераций в каждой. При переходе к  $p \geq 1000$  мы получаем сходную устойчивость уже по первым двум значащим цифрам после запятой (табл. 2) для всех четырёх значимых цифр после запятой. Очень часто этими хаотическими изменениями в биологии пренебрегают, если мы оперируем с большими цифрами. Например для тремора, если мы регистрируем положение пальца с точностью до 0,5 см, хаотической динамикой можно пренебречь. Тогда можно утверждать, что человек держит произвольно свою конечность в данной точке пространства (но эта «точка» определяется с точностью до амплитуды тремора – 0,5 см). Аналогичные высказывания можно делать и в отношении кардиоинтервалов, теппинга, электромиограмм и т.д. Для обозначения границ всех



таких фазовых координат (а это может быть  $x_1$  – координата пальца в пространстве,  $x_2=dx_1/dt$  и  $x_3=dx_2/dt$ ) мы вводим понятие квазиаттрактора, объемом  $V_G$ . Квазиаттрактор представляет некоторый объем фазового пространства, внутри которого непрерывно и хаотически движется ВСС  $x(t)$ .

Характерно, что в подобных нейросетевых системах не возникают флуктуации, которые закономерно возникают в стохастических системах. Например, при бросании монетки 1000 раз мы можем получить отклонение уже в первой значащей цифре, то есть вместо 0,5... можно получить 0,6... или 0,4... и при этом легко рассчитать вероятность такого отклонения. При этом, первая значащая цифра после запятой (в частоте события  $p^*(A)$ ) будет всё-таки варьировать. В стохастике мы имеем флуктуации, которые затухают с увеличением  $N$ , но редкие (и большие!) флуктуации всё-таки возможны (хоть и с малой вероятностью). Для систем с хаосом и самоорганизацией (роль хаоса играет генератор равномерного распределения для  $x_{i0}$ , а роль самоорганизации выполняет нейроэмулятор и нейронные сети мозга, которые контролируют тремор, теппинг, кардиоинтервалы, электромиограммы и гомеостаз человека в целом), картина получается другой. Все наблюдаемые распределения получаются или нормальными, или ненормальными и при малых выборках (числе итераций), т.е.  $N < 100$ , мы будем иметь непрерывно изменяющиеся функции распределения, которые для каждой выборки итерации имеют свои значения. При бросании монетки для  $N < 100$  мы всегда (как и для других стохастических процессов) будем иметь определённые (и неизменные!) законы распределения и даже большие флуктуации их не могут существенно изменить.

Анализируя результаты, полученные на модели, которая демонстрирует переход хаоса в порядок можно сделать ряд важных выводов, которые следует учитывать всем, кто использует НЭВМ для диагностических целей в медицине, психологии и биологии.

#### **Выводы:**

1. Если число повторов итераций в работе нейросети будет невелико (например, у человека число ревербераций в гиппокампе будет невелико), то когнитивная

деятельность реализуется с низкой эффективностью, параметры порядка будут неправильно выбраны нейросетью. Это будет нейроэмуляторная модель некомпетентного человека, который не умеет находить параметры порядка. Все такие попытки (при малых  $N$ ) обречены на ошибки и полученные ранее результаты следует пересмотреть, т.к. мы имеем каждый раз одну особую реализацию из многих возможных.

2. При увеличении числа итераций ( $N \geq 100$ ) мы повышаем точность идентификации параметров порядка и результаты когнитивной деятельности при многократных реверберациях нейросетей мозга могут быть весьма высокими. Такие нейросети способны к тонким оценкам.

3. Очевидно, что гениальные люди отличаются от обычных людей именно из-за числа повторов решения одной и той же задачи (анализа данных, процессов, явлений). Гений должен многократно возвращаться к решению возникающей задачи даже в режиме исходно хаотического состояния нейросетей мозга (воспроизводить задачу как новую каждый раз). Эвристическая деятельность мозга (как НЭВМ при идентификации параметров порядка) невозможна без многократных повторов решения задачи (при минимальной неопределенности в состоянии сети и при одинаковых обучающих выборках). В нашей модели отсутствует память, которая может резко снизить число необходимых итераций.

#### **Литература**

1. Churchland M.M., Cunningham J.P., Kaufman M.T. and others. Neural population dynamics during reaching // Nature.– 2012.– V.487.– P.51–56.
2. Eskov V.M. Modeling of the hierarchical respiratory neuron networks // Neurocomputing.– 1996.– V.11.– P. 203–226.
3. Eskov V.M., Eskov V.V., Filatova O.E. Characteristic features of measurements and modeling for biosystems in phase spaces of states // Measurement Techniques (Medical and Biological Measurements).– 2011.– V.53, №12.– P. 1404–1410.
4. Eskov V.M., Gavrilenko T.V., Kozlova V.V., Filatov M.A. Measurement of the dy-

dynamic parameters of microchaos in the behavior of living biosystems // *Measurement Techniques*.– 2012.– V.55, №9.– P.1096–1100.

5. Eskov V.M., Eskov V.V., Filatova O.E., Filatov M.A. Two types of systems and three types of paradigms in systems philosophy and system science // *Journal of Biomedical Science and Engineering*.– 2012.– V.5, №10.– P. 602–607.

6. Haken H. Principles of brain functioning: a synergetic approach to brain activity, behavior and cognition (Springer series in synergetics). Springer, 1995.– 349 p.

7. Prigogine I. The Die Is Not Cast // *Futures. Bulletin of the World Futures Studies Federation*.– 2000.– V.25, №4.– P.17–19.

### References

1. Churchland MM, Cunningham JP, Kaufman MT and others. Neural population dynamics during reaching. *Nature*. 2012;487:51-6.

2. Eskov VM. Modeling of the hierarchical respiratory neuron networks. *Neurocomputing*.1996;11:203-26.

3. Eskov VM, Eskov VV, Filatova OE. Characteristic features of measurements and modeling for biosystems in phase spaces of states. *Measurement Techniques (Medical and Biological Measurements)*.2011;53(12):1404-10.

4. Eskov VM, Gavrilenko TV, Kozlova VV, Filatov MA. Measurement of the dynamic parameters of microchaos in the behavior of living biosystems. *Measurement Techniques*. 2012;55(9):1096-100.

5. Eskov VM, Eskov VV, Filatova OE, Filatov MA. Two types of systems and three types of paradigms in systems philosophy and system science. *Journal of Biomedical Science and Engineering*. 2012;5(10):602-7.

6. Haken H. Principles of brain functioning: a synergetic approach to brain activity, behavior and cognition (Springer series in synergetics). Springer, 1995.

7. Prigogine I. The Die Is Not Cast. *Futures. Bulletin of the World Futures Studies Federation*.2000;25(4):17-9.