

УДК 519.6:574.24:612.1

## НЕЙРОЭМУЛЯТОРЫ ПРИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ПОРЯДКА В ЭКОЛОГИИ ЧЕЛОВЕКА

© 2015 г. В. М. Еськов, О. Е. Филатова, О. В. Проворова, \*О. И. Химикова

Сургутский государственный университет,

\*Муниципальное бюджетное образовательное учреждение гимназия № 2, г. Сургут

Для биосистем, находящихся в разных условиях и разделяемых с помощью нейроэмуляторов в рамках задач бинарной классификации, предлагается процедура выделения наиболее значимых  $x_i$  диагностических признаков (параметров порядка). Ранжирование  $x_i$  осуществляется путём многократного повторения решения задачи бинарной классификации с помощью нейроэмулятора при начальном задании весов признаков  $w_{ja}^i$  где  $j$  – номер итерации ( $i = 1, 2 \dots p$ ), из интервала  $(0, 1)$  с равномерным распределением. Точность идентификации повышается при увеличении  $p$  ( $p > 1\ 000$ ,  $p > 10^4$ ), что и продемонстрировано на примере параметров сердечно-сосудистой системы группы людей, работающих в ночную смену.

**Ключевые слова:** нейроэмулятор, итерации, параметры порядка, системный синтез

## NEURAL EMULATORS IN IDENTIFICATION OF ORDER PARAMETERS IN HUMAN ECOLOGY

V. M. Eskov, O. E. Filatova, O. V., Provorova \*O. I. Khimikova

Surgut State University, Surgut

\*Gymnasium no 2, Surgut, Russia

Binary classification offers the procedure of identification of more significant  $x_i$  diagnostic features (order parameters) for the systems being in different conditions and divided by a neural emulator. Ranking of  $x_i$  is realized by many repetitions ( $p > 100$ ) of problem solving of binary classification by a neural emulator at initial set of feature weights  $w_{ja}^i$  where  $j$  is an iteration number ( $i = 1, 2 \dots p$ ) from the interval  $(0, 1)$  with an uniform distribution. Accuracy of identification increases by increased  $p$  ( $p > 1\ 000$ ,  $p > 10^4$ ), that is demonstrated on parameters of cardiovascular system of groups of people working at night shifts.

**Keywords:** neural emulator, iterations, order parameters, systems synthesis

### Библиографическая ссылка:

Еськов В. М., Филатова О. Е., Проворова О. В., Химикова О. И. Нейроэмуляторы при идентификации параметров порядка в экологии человека // Экология человека. 2015. № 5. С. 57–64.

Eskov V. M., Filatova O. E., Provorova O. V. Khimikova O. I. Neural Emulators in Identification of Order Parameters in Human Ecology. *Ekologiya cheloveka* [Human Ecology]. 2015, 5, pp. 57-64.

В экологии человека очень часто возникают задачи разделения разных групп (например, популяций), имеющих одинаковые (возрастные, половые и др.) характеристики, но находящихся в разных экологических условиях. В частности, при изучении различий в параметрах организма между представителями коренного и пришлого населения, между разными этническими группами, выходцами из разных территорий, но уже проживающими на одной территории и т. д. После выявления различий в параметрах (для сравниваемых групп) сразу возникает вопрос о значимости (ранжировании) используемых диагностических признаков. Это задача системного синтеза, т. е. отыскание параметров порядка. В экологии человека такая процедура укажет, на какие процессы следует обратить особое внимание (какие функциональные системы и как реагируют на внешние экофакторы).

В целом при идентификации состояний сложных экологических систем (как и любых других сложных биосистем) очень часто возникают задачи, которые требуют выявления и идентификации появления существенных отличий между исходным состоя-

нием экосистемы (до каких-либо воздействий) и последующим состоянием этой же системы после действия физических, химических, биологических и других факторов, способных существенно влиять на состояние изучаемой экосистемы. Подобные задачи возникают в системной экологии, хроноэкологии, промышленной экологии, экологии человека [1, 2, 5, 6, 11, 12, 17, 18].

С математической точки зрения подобные задачи обычно решаются в рамках анализа статистических функций распределения для всех компонент  $x_i$  вектора состояния системы (ВСС)  $x = x(t) = (x_1, x_2 \dots x_m)^T$  на основе статистической проверки гипотез или методами теории рисков. Последние годы к решению такой проблемы диагностики стали привлекаться методы нечетких множеств и теории нейросетей мозга. В последнем случае при использовании нейроэмуляторов возможно решение задачи бинарной классификации, которая определяет не только возможность (или невозможность) разделения двух разных в экологическом отношении сравниваемых групп, но и одной группы, находящейся в состоянии до воздействия

экофакторов и после такого воздействия (это часто встречается именно в экологии человека).

Традиционно (в рамках стохастического подхода) такая задача решалась на основе анализа различий в функциях распределений для каждого из признаков  $x_i$ , характеризующих состояние экосистемы (ЭС). Все это состояние ЭС описывается вектором состояния системы  $x(t)$ , компоненты которого  $x_i$  могут принимать различные значения из некоторой области  $\Delta x_i$  по каждой такой координате ВСС в фазовом пространстве состояний — ФПС. При этом динамика поведения ЭС может быть очень сложной, и такие системы I. R. Prigogine и Н. Накен [19, 20] относили к complexity, т. е. к уникальным системам с неповторимой динамикой и состояниями.

Если мы не можем повторять биопроцессы одинаковым образом, то такой стохастический подход к complexity неприменим. В реальности любой биологический процесс не может быть повторён дважды не только одинаковым образом, но и в смысле одинаковых функций распределений. Это составляет основу современной теории хаоса-самоорганизации — ТХС. Тем более что задача идентификации различий между двумя состояниями ЭС резко усложняется, если речь идёт о единичной траектории экосистемы. Иными словами, если в момент времени  $t_1$  мы имеем ВСС  $x(t_1)$ , а в другой момент  $t_2$  имеем  $x(t_2)$ , то установить различие в этих состояниях ВСС и тем более выделить параметры порядка (по каким  $x_i$  эти два состояния различаются наиболее существенно) при разовой динамике процесса в рамках детерминизма или стохастики представляется весьма затруднительным. На это обращал внимание выдающийся эколог Ernst W. Maug и группа ученых из университета в Стэнфорде [13]. Именно для таких (разовых и уникальных) процессов, без возможности многократных повторений, методы нейросетевой диагностики и применимы наиболее успешно [3, 4, 7]. Существенно, что задачи системного синтеза в стохастике не имеют общего решения и мы сейчас предлагаем новый метод для их решения [8–10].

### 1. Невозможность использования нейроэмуляторов в идентификации параметров порядка при малом числе итераций

Использование нейроэмуляторов при решении задачи бинарной классификации в экологии являлось до настоящего времени довольно продуктивным способом быстрой диагностики существенных (или несущественных) различий при оценке действия экологических факторов на исследуемый биологический объект. Действительно, при действии неблагоприятных экологических факторов среды на экосистему (в частности, на популяцию или даже отдельную группу испытуемых) нейроэмулятор однозначно может диагностировать различие между состояниями группы обследуемых до воздействия и после. Подобные задачи возникают не только в условиях действия химических или физических факторов, но и при широтных перемещениях (или климатических изменениях) групп ис-

пытуемых или в хроноэкологии при изучении суточных и сезонных изменений в организме испытуемых.

Во всех подобных задачах мы имеем вектор состояния системы  $x = x(t)$ , где его компоненты  $x_i$  — это диагностические признаки изучаемой системы, а если объектов (входящих в ЭС) много, то мы имеем набор точек в фазовом пространстве состояний с координатами  $x_i$  ( $i = 1, 2 \dots m$ ). Использование нейроэмулятора (на основе некоторого входного сигнала для нейросетей мозга) для идентификации различий в состояниях экосистемы до и после воздействия позволяет установить наличие различий (если экофакторы существенно повлияли на изучаемый объект) или установить отсутствие таких различий (тогда влияние факторов несущественное). В первом случае нейроЭВМ (НЭВМ) разделяет обучающие выборки (характеризующие ЭС до воздействия и после воздействия), во втором случае задача бинарной классификации не решается, и мы принимаем решение о незначимом влиянии факторов на экосистемы. Отметим, что очень часто в таких задачах статистические методы становятся бесполезными, т. е. функции распределения (и их параметры, характеристики) могут не различаться существенно (даже по всем  $x_i$  сразу!).

Однако вслед за выявлением наличия существенных различий между двумя состояниями экосистемы (в момент времени  $t_1$  — до воздействия и  $t_2$  — после воздействия) возникает проблема выявления параметров порядка, т. е. наиболее важных диагностических признаков  $x_j$  ( $j = 1 \dots k$ , где  $k < m$ ). В экологии человека в качестве  $x_i$  могут выступать параметры функциональных систем организма (например, параметры сердечно-сосудистой системы — ССС или нервно-мышечной системы) или психофизиологических функций испытуемых. Состояние организма испытуемых, их психофизиологических функций может характеризовать эффект экологического напряжения или экологического стресса. Поэтому попытки использования нейроэмуляторов для идентификации наиболее важных диагностических (экологических) признаков представляет весьма важное направление как в экологии человека, так и в экологии природных экосистем в целом.

Применение нейросетевых технологий в идентификации параметров порядка связано всё-таки с определёнными трудностями, которые присущи работе любых нейроэмуляторов, т. е. систем, подобных работе мозга человека. Эта трудность базируется на невозможности однозначного повторения любого состояния мозга, его нейронных систем. Действительно, если при каждой  $j$ -й итерации задавать начальные значения весов признаков  $x_i$  из области равномерного распределения на отрезке  $(0, 1)$ , то после настройки нейросети мы будем получать уникальные и неповторимые значения весов признаков  $x_i$ , которые на графике можно представить в виде ординат (столбцы на рисунке), а по горизонтальной оси откладывать  $j$ -й номер итерации ( $j = 1, 2 \dots p$ ). Наборы этих ординат для всех  $p = 50$  итераций образуют выборку по

каждой координате  $x_i$  всего ВСС (это выборка весов признаков  $x_i$ ). Каждый такой набор из 50 столбцов  $w_{ij}$  (величин весовых признаков) образует хаотическую динамику для каждого признака  $x_i$  (координаты  $x_i$  всего ВСС), а общая картина для всех  $x_i$  представлена на рисунке в виде 11 различных диаграмм ((т. е.  $m = 1 \dots 11$ ). Они различаются между  $x_i$  и  $x_j$ , а при повторях итераций по  $p = 50$  мы будем получать каждый раз разные функции распределения.

На рисунке представлена диаграмма расчета весов  $w_{ij}$  признаков  $x_i$  для  $m = 11$  компонент  $x_i$  (координат ВСС) при сравнении группы из 19 человек по параметрам ССС до начала работы в ночную смену и после работы в ночную смену. Это пример из хроноэкологии, когда мы сравниваем состояние ССС для группы, находящейся в разных экологических (хроноэкологических) условиях. Ординаты  $x_i$  для каждого ряда (общий набор всех рядов представляет  $m$ -мерную размерность ( $m = 11$ ) всего фазового пространства состояний) представляют величины  $w_i$  весовых коэффициентов для каждого цикла (из общего числа  $p$  циклов,  $p = 50$ ), причем начальные веса  $w_{i0}$  укладываются в интервале  $w \in (0, 1)$ . Каждая колонка для каждого признака  $x_i$  представляет величину каждого

$j$ -го значения выходного весового коэффициента  $w_{ij}$  на  $j$ -й ( $j = 1 \dots 50$ ) итерации для  $k$ -го набора итераций ( $k = 1, 2 \dots N$ ). Таким образом, осуществляется  $j$ -я настройка искусственной нейронной сети каждый раз для нового, хаотического набора весовых признаков  $w_{i0}$ , при этом повторяется решение каждой задачи бинарной классификации  $p = 50$  раз. На выходе НЭВМ мы каждый раз получаем свое значение  $w_{ij}$  ( $i = 1 \dots 11$ ) для соответствующей задачи бинарной классификации.

Существенно, что при каждом повторении настройки нашей нейронной сети мы получаем различные значения каждого  $w_{ij}$  на каждой  $j$ -й настройке (итерации) и совпадения этих весов  $w_{ij}$  ( $i$ -й номер координаты и  $j$ -я итерация) никогда не наблюдается даже для  $N = 10^6$  (мы делали миллион итераций). Тем более если мы используем только 1 или 2 итерации ( $j = 1, 2$ ), как это обычно делалось ранее в разных работах. При этом мы получили единичное (разовое) распределение выходных весов признаков, которые не обладают информацией.

Осуществив многократное повторение ( $p \rightarrow \infty$ ) данной процедуры, для каждого  $x_i$  после  $j$ -го повторения мы можем получить общее число хаоти-



Диаграмма распределения весовых коэффициентов  $w_{ij}$  ( $i = 1 \dots 11$ ) каждого из параметров ( $x_i$ ) для каждого  $j$ -го обучения (метод градиентного спуска) искусственной нейронной сети ( $j = 1 \dots 50$ ). В качестве  $x_i$  выступали:  $x_1$  – СИМ – показатель активности симпатического отдела вегетативной нервной системы (ВНС, у. е.),  $x_2$  – ПАР – показатель активности парасимпатического отдела ВНС (у. е.),  $x_3$  – ЧСС – частота сердечных сокращений (уд./мин),  $x_4$  – ИНБ – показатель индекса напряжения по Р. М. Баевскому (у. е.),  $x_5$  – SPO2 – содержание оксигемоглобина в крови испытуемых;  $x_6$  – VLF – мощность спектра сверхнизкочастотного компонента variability (мс<sup>2</sup>/Гц),  $x_7$  – LF – мощность спектра низкочастотного компонента variability (мс<sup>2</sup>/Гц),  $x_8$  – HF – мощность спектра высокочастотного компонента variability (мс<sup>2</sup>/Гц),  $x_9$  – Total – общая спектральная мощность (мс<sup>2</sup>/Гц),  $x_{10}$  – LFnorm – низкочастотный компонент спектра в нормализованных единицах (%),  $x_{11}$  – HFnorm – высокочастотный компонент спектра в нормализованных единицах (%)

ческой генерации значений весовых коэффициентов  $w_{ij}$ . Из таких повторений мы получаем хаотическую динамику в виде матрицы:  $W = \{w_{ij}\}_{i=1, \dots, m}^{j=1, \dots, p}$ . Графическая иллюстрация такой матрицы представлена на рисунке. Здесь для  $j = 50$  мы получаем 11 разных законов распределений (и они все разные!), а для  $N$  серий мы получим  $N \times m$  выборок и функций распределения. Однако для каждой  $k$ -й серии будем иметь уникальное распределение весов признаков. Такая ситуация является обычной (или нормальной) для хаотического процесса настройки нейросети при одинаковых обучающих выборках (и наборах  $x_{i0}$ ). Именно такой хаотической настройкой нейросети мы сейчас объясняем хаос тремора, кардиоинтервалов и любых других параметров гомеостаза отдельного организма и любой экосистемы в целом.

Таким образом, мы утверждаем: для каждой такой процедуры на выходе каждый раз мы получаем один и тот же общий результат в виде дифференцировки двух выборок (искусственные нейронные сети, как и биологические, реализуют задачу бинарной классификации), но в каждый момент времени величины весов признаков  $w_{ij}$ , т. е. внутренней структуры нейронной сети, будут различными. Это значит, что все уже известные, т. е. полученные ранее в экологии, параметры исследований, связанные с численными расчетами на основе нейроэмуляторов, могут вносить значимый вклад в постановку диагноза о состоянии экосистемы, а могут быть и недостоверными. Эти меры значимости определяются также нейронной сетью путем подсчета весовых коэффициентов  $w_{ij}$ . При этом сами значения  $x_i$  тоже могут хаотически изменяться, и поэтому мы должны проверять ещё и наличие различий в исходных выборках  $x_i$ .

В этом хаосе поведения ЭС раскрывается механизм работы (в нашем случае это нейроэмулятор, а в природе — экосистемы с параметрами  $x_i$ ) системы «чёрный ящик» — его структура и внутренние функции никогда не будут определены, т. к. он представляет из себя хаотический объект с самоорганизацией и любое конкретное состояние (т. е.  $w_{ij}$ ) неповторимое в принципе, оно не имеет информационного значения (это составляет основу базового 2-го постулата ТХС) [7–9]. В каждый следующий момент «чёрный ящик» (параметры экосистемы, набор её  $x_i$ ) будет другим, при этом выполняемая им функция остается неизменной (например, удерживается гомеостаз организма или экосистемы, сохраняются рефлексы и т. д.). Подчеркнем, что структуру, т. е. внутренние связи нейросети можно будет определить, но эта информация не имеет смысла, будучи лишь одной реализацией из многих миллиардов других. В следующую секунду нейросеть уже будет другой и так до бесконечности. И это для сети из нескольких нейронов. В действительности если мы используем свой мозг из миллиардов нейронов, то хаос в нём будет бесконечным (и неповторимым).

Веса синаптических связей, значимость признаков  $w_{ij}$  при этом будут каждый раз меняться. Мы после

каждой повторной настройки — итерации будем иметь одинаковый вход (обучающие выборки) и выход для нейросети, но внутреннее ее состояние каждый раз будет различным. Мы проделывали сотни и тысячи повторов и всегда получали другую структуру внутренней организации нейроэмулятора на каждой итерации. Аналогично работает и мозг человека: при повторах входного образа (одинаковой входной информации) мы будем получать на выходе одинаковый результат (узнавание образа, воспроизведение текста и т. д.), но внутреннее состояние нейросети мозга будет всегда различным. Мозг человека, как и весь его организм, постоянно изменяется. Аналогично ведёт себя и любая экосистема на внешнее воздействие — её внутренняя структура неповторимо изменяется под действием факторов среды. На это уже давно указывал эволюционист Ernst W. Mayr [10], но тогда отсутствовал (и пока еще отсутствует) формальный аппарат для описания таких хаотических (по своей морфологии и функциям) сложных биосистем. Сейчас такой аппарат мы создали в виде ТХС, когда хаотически изменяющиеся  $x_i$  и  $w_{ij}$  можно оценивать параметрами квазиаттракторов, но это будет представлено в другом сообщении.

Переход хаоса в порядок реализуется за счёт ревербераций в нейросетях мозга

Из предыдущего раздела следует, что разовая настройка нейросети не даёт ответа на вопрос об идентификации параметров порядка из всех  $x_i$ . При увеличении числа повторов итераций  $p$ , т. е. повторов решения задачи бинарной классификации в рамках исходного задания хаотичного набора весов  $w_{i0}$  признаков  $x_i$ , и при переходе к  $10^2 < p < 10^3$ , картина начинает существенно изменяться. Веса  $w_{ij}$  признаков  $x_i$ , получаемые после настройки НЭВМ, 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 после запятой, 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 для каждого набора  $l$  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  $f(p_l)$ , т. е. при  $N$  повторах, сериях ( $l = 1 \dots N$ ), мы можем получить  $N$  различных

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 пластинкой на некотором расстоянии от датчика, то это будет (по факту наличия цели в таком движении) произвольное движение. Однако это движение (удержание пальца в пространстве) будет реализовываться произвольно (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  $p$  итерациям в каждой). Каждый набор таких весов на выходе нейросети будет давать некоторую вариацию выходных (эффektorных) сигналов для мышц (если мы говорим о позе), и палец будет удерживаться в пространстве, но не в режиме  $dx/dt = 0$ , всегда будет  $dx/dt \neq 0$ .

При этом регистрация тремора будет демонстрировать существование некоторого квазиаттрактора в фазовом пространстве состояний  $x = x(t) = (x_1, x_2, x_3)^T$ , 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 начальных параметров системы в виде начального значения вектора состояния системы  $x(t_0)$  не определяет дальнейшей траектории и конечного состояния  $x(t_k)$ . При этом  $x(t_0)$  для пальца и  $w_{io}$  для НЭВМ не определяют дальнейшей траектории её развития и её конечного состояния  $x(t_k)$ .

Для наших особых систем тем более нельзя повторить их начальное состояние, 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 определено (это хаотичное движение в квазиаттракторе) и поэтому любое  $x_{io}$  будет выбираться для рецепторов хаотически из некоторого квазиаттрактора. А это означает, что и веса синаптических связей меняются непрерывно в нейросетях мозга. Это легко наблюдать по нейрограммам афферентов и эфферентов (они весьма различны). На это обращали внимание и наши коллеги из Стэнфорда [1].

В случае с нейроэмулятором для  $p < 100$  мы будем получать для каждого значения  $l$  свои 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 таблице, где производится сравнение пяти выборок по  $p = 100$  итераций в каждой. При переходе к  $p \geq 1\,000$  мы получаем сходную устойчивость уже по первым двум значащим цифрам после запятой (см. таблицу) 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., т. е. всех динамических процессов, которые характеризуют организм человека в том или ином экономическом состоянии. Экофакторы изменяют эти параметры. В таблице мы приводим первые 3 наиболее значимые  $x_i$  и последние 3 (менее значимые).

Характерно, что в подобных нейросетевых системах не возникают флуктуации, которые закономерно возникают в стохастических системах. Например, при бросании монетки 1 000 раз мы можем получить отклонение уже в первой значащей цифре, т. е. 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  $p \times (A)$ ) 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 (в нашем случае роль хаоса играет генератор равномерного распределения для  $x_i$ , 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

**Усредненные значения отдельных координат весов признаков  $w_i$  вектора состояния системы** (параметры  $w_i$  – это показатели ССС людей перед их работой в ночную смену и после) **при идентификации параметров порядка нейроэмулятором после  $p \geq 1\ 000$  итераций** (настроек НЭВМ) **в режиме бинарной классификации**

Нейросети с  $p \leq 5\ 000 = 5 \times 1\ 000$

Расчеты итераций по выборкам ( $N > 1000$ )	Средние значения весов признаков $\langle w_i \rangle$ для координат вектора состояния системы $x_i$ по наибольшим и наименьшим весам					
	LF для $\langle w_1 \rangle$	SIM для $\langle w_2 \rangle$	HF для $\langle w_3 \rangle$	CSS для $\langle w_{13} \rangle$	NN для $\langle w_{14} \rangle$	SPO2 для $\langle w_{15} \rangle$
P=5000 j=(1...5000)	0,8012	0,5655	0,5603	0,4413	0,3709	0,337
P=1000 j=(1...1000)	0,7985	0,565	0,557	0,4443	0,3647	0,3337
P=1000 j=(1000...2000)	0,8058	0,5663	0,5641	0,4371	0,3642	0,3362
P=1000 j=(2000,...,3000)	0,7957	0,5678	0,558	0,4426	0,3678	0,3339
P=1000 j=(3000,...,4000)	0,8032	0,5571	0,558	0,4353	0,3774	0,3336
P=1000 j=(4000,...,5000)	0,8074	0,5741	0,5666	0,4526	0,3786	0,3536
Интервалы изменений средних $\langle \Delta w_i \rangle$	0,0117	0,017	0,0096	0,0173	0,0144	0,0166

*Примечание.* LF ( $mc^2$ ) – спектральная мощность колебаний ритма в диапазоне низких частот (0,04...0,15 Гц), HF ( $mc^2$ ) – спектральная мощность колебаний ритма в диапазоне высоких частот (0,15...0,4 Гц), SIM – индекс активности симпатического звена вегетативной нервной системы, NN – кардиоинтервалы в анализируемой выборке, SPO2 – содержание оксигемоглобина в крови, CSS – частота сердечных сокращений.

распределения получаются или нормальными, или непараметрическими 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 большие флуктуации [14–16].

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

**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. Отсюда следует бесперспективность применения нейроэмуляторов для диагностики наиболее важных диагностических признаков в медицине при числе итераций  $N < 100$ . Все такие попытки (при малых  $N$ ) обречены на ошибки, а полученные ранее результаты следует пересмотреть, т. к. мы имеем каждый раз одну особую реализацию из многих возможных.

2. Нарастание числа итераций ( $N \geq 100$ ) повышает точность идентификации параметров порядка, и результаты когнитивной деятельности при многократных реверберациях нейросетей мозга могут быть весьма высокими.

3. Очевидно, что гениальные люди отличаются от обычных людей именно из-за числа повторов решения одной и той же задачи (анализа данных, процессов, явлений). Эвристическая деятельность мозга (как и НЭВМ при идентификации параметров порядка) невозможна без многократных повторов решения задачи (при минимальной неопределённости в состоянии сети и при одинаковых обучающих выборках). Однако в условиях Севера Российской Федерации преобладают парасимпатотоники, у которых возбудимость центральной нервной системы понижена и они демонстрируют в целом более низкие параметры сенсомоторных реакций, что и будет продемонстрировано в следующем сообщении. Реверберации необходимы для повышения точности при выборе правильного значения в диагностических задачах как человеку, так и НЭВМ.

**Список литературы**

1. Агаджанян Н. А., Петров В. И., Радыш И. В., Краюшкин С. И. Хронофизиология, хронофармакология и хронотерапия : монография. Волгоград : Изд-во ВолГМУ, 2005. 336 с.
2. Агаджанян Н. А., Бяхов М. Ю., Токмалаев А. К. Экология человека и здоровье: экологические проблемы эпидемиологии : монография. М. : Изд-во «Просветитель», 2001. 128 с.
3. Буров И. В., Ефремов Д. С., Митющенко Н. А., Романова Ю. В., Филатов М. А. Синергетический подход в изучении сенсомоторных параметров человека в условиях широтных перемещений // Вестник новых медицинских технологий. 2012. Вып. 2. С. 424–425.
4. Гавриленко Т. В., Дегтярев Д. А., Еськов В. В., Хмикова О. И., Пудков А. В. Особенности хаотической динамики кардиоритма у представителей народа ханты в аспекте прогноза долгожительства // Вестник новых

медицинских технологий № 1. 2013. URL: <http://medtsu.tula.ru/VNMT/Bulletin/E2013-1/4338.pdf>.

5. Гудков А. Б., Небученных А. А., Попова О. Н. Показатели деятельности сердечно-сосудистой системы у военнослужащих учебного центра Военно-морского флота России в условиях Европейского Севера // Экология человека. 2008. № 1. С. 39–43.

6. Гудков А. Б., Мосягин И. Г., Иванов В. Д. Характеристика фазовой структуры сердечного цикла у новобранцев учебного центра ВМФ на Севере // Военно-медицинский журнал. 2014. Т. 335, № 2. С. 58–59.

7. Еськов В. М., Еськов В. В., Добрынин Ю. В., Гришаева Ю. Е. Системный анализ параметров квазиаттракторов кардиореспираторной системы больных, постоянно проживающих в условиях Севера РФ, в стадии обострения хронических заболеваний в зависимости от пола и возраста // Вестник медицинских технологий. 2010. Т. 17, № 1. С. 19–21.

8. Еськов В. М., Берестин К. Н., Лазарев С. Н., Русак С. Н., Полухин В. В. Хаотическая и стохастическая оценка влияния динамики метеофакторов Югры на организм человек // Вестник медицинских технологий. 2009. Т. 16, № 1/1. С. 121–123.

9. Еськов В. М., Буров И. В., Филатова О. Е., Хадарцев А. А. Основы биоинформационного анализа динамики макрохаотического поведения биосистем // Вестник новых медицинских технологий. 2012. № 1. С. 15–18.

10. Еськов В. В., Вохмина Ю. В., Гавриленко Т. В., Зимин М. И. Модели хаоса в физике и теории хаоса-самоорганизации // Сложность. Разум. Постнеклассика. 2013. № 2. С. 42–56.

11. Карпин В. А., Гудков А. Б., Катюхин В. Н. Мониторинг заболеваемости коренного населения Ханты-Мансийского автономного округа // Экология человека. 2003. № 3. С. 3–8.

12. Карпин В. А., Филатова О. Е., Солтыс Т. В., Соколова А. А., Башкатова Ю. В., Гудков А. Б. Сравнительный анализ и синтез показателей сердечно-сосудистой системы у представителей арктического и высокогорного адаптивных типов // Экология человека. 2013. № 7. С. 3–9.

13. Churchland M. M., Cunningham J. P., Kaufman M. T. et al. Neural population dynamics during reaching // Nature. 2012. Vol. 487. P. 51–56.

14. Eskov V. M. Modeling of the hierarchical respiratory neuron networks // Neurocomputing. 1996. Vol. 11. P. 203–226.

15. Eskov V. M., Kulaev S. V., Popov Yu. M., Filatova O. E. Computer technologies in stability measurements on stationary states in dynamic biological systems // Measurement Techniques. 2006. Vol. 49, N 1. P. 59–65.

16. 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. Vol. 53, N 12. P. 1404–1410.

17. Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Kozlova V. V., Filatov M. A. Measurement of the dynamic parameters of microchaos in the behavior of living biosystems // Measurement Techniques. 2012. Vol. 55, N 9. P. 1096–1100.

18. 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. Vol. 5, N 10. P. 602–607.

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

20. Prigogine I. The Die Is Not Cast // Futures. Bulletin of the World Futures Studies Federation. 2000. Vol. 25, N 4. P. 17–19.

#### References

1. Agadzhanian N. A., Petrov V. I., Radysh I. V., Krayushkin S. I. *Khronofiziologiya, khronofarmakologiya i khronoterapiya* [Chronofiziologiya, chronopharmacology and chronotherapy]. Volgograd, 2005, 336 p.

2. Agadzhanian N. A., Byakhov M. Yu., Tokmalayev A. K. *Ekologiya cheloveka i zdorov'e: ekologicheskie problemy epidemiologii* [Human Ecology and Health: Epidemiology environmental problems]. Moscow, 2001, 128 p.

3. Burov I. V., Efremov D. S., Mityushenko N. A., Romanova Yu. V., Filatov M. A. Synergetic approach in studying sensorimotor parameters in latitudinal replacements. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologii* [Journal of New Medical Technologies]. 2012, 2, pp. 424-425. [in Russian]

4. Gavrilenko T. V., Degtjarev D. A., Eskov V. V., Khimikova O. I., Gudkov A. V. Features of cardiac chaotic dynamics in Khanty people in prediction of life expectancy. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologii* [Journal of New Medical Technologies]. 2013, 1. Open access: <http://medtsu.tula.ru/VNMT/Bulletin/E2013-1/4338.pdf>. [in Russian]

5. Gudkov A. B., Nebuchennykh A. A., Popova O. N. Indices of cardiovascular system activity in military men from Russian navy training center in conditions of European North. *Ekologiya cheloveka* [Human Ecology]. 2008, 1, pp. 39-43. [in Russian]

6. Gudkov A. B., Mosyagin I. G., Ivanov V. D. Characteristic of cardiac cycle phase structure in recruits of a Navy Training Center in the North. *Voenno-meditsinskii zhurnal* [Military-Medical Journal]. 2014, 335 (2), pp. 58-59. [in Russian]

7. Eskov V. M., Eskov V. V., Dobrynin Yu. V., Grishaeva Yu. E. System analysis of cardio-respiratory system quasi-attractors' parameters in patients, constantly living in the North, with chronic disease depending on sex and age. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologii* [Journal of New Medical Technologies]. 2010, 17 (1), pp. 19-21. [in Russian]

8. Eskov V. M., Berestin K. N., Lazarev S. N., Rusak S. N., Polukhin V. V. Chaotic and stochastic estimation of impact of weather factors of Ugra on human body. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologii* [Journal of New Medical Technologies]. 2009, 16 (1/1), pp. 121-123. [in Russian]

9. Eskov V. M., Burov I. V., Filatova O. E., Khadartsev A. A. Basis of bioinformation analysis of macrochaotic behavior dynamics of biosystems. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologii* [Journal of New Medical Technologies]. 2012, 1, pp. 15-18. [in Russian]

10. Eskov V. V., Vokhmina Yu. V., Gavrilenko T. V., Zimin M. I. Chaos models in physics and theory of chaos and self-organization. *Slozhnost. Razum. Postneklassika* [Complexity. Mind. Postnonclassics]. 2013, 2, pp. 42-56. [in Russian]

11. Karpin V. A., Gudkov A. B., Katyuhin V. N. Monitoring of sickness rate in indigenous people in Ugra. *Ekologiya cheloveka* [Human Ecology]. 2003, 3, pp. 3-8. [in Russian]

12. Karpin V. A., Filatova O. E., Soltysh T. V., Sokolova A. A., Bashkotova J. V., Gubkov A. B. Comparative analysis and synthesis of cardiovascular system values in representatives of arctic and high-mountain adaptive types. *Ekologiya cheloveka* [Human Ecology]. 2013, 7, pp. 3-9. [in Russian]

13. Churchland M. M., Cunningham J. P., Kaufman M. T. et al. Neural population dynamics during reaching. *Nature*. 2012, 487, pp. 51-56.

14. Eskov V. M. Modeling of the hierarchical respiratory neuron networks. *Neurocomputing*. 1996, 11, pp. 203-226.
15. Eskov V. M., Kulaev S. V., Popov Yu. M., Filatova O. E. Computer technologies in stability measurements on stationary states in dynamic biological systems. *Measurement Techniques*. 2006, 49 (1), pp. 59-65.
16. 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, 53 (12), pp. 1404-1410.
17. Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Kozlova V. V., Filatov M. A.. Measurement of the dynamic parameters of microchaos in the behavior of living biosystems. *Measurement Techniques*. 2012, 55 (9), pp. 1096-1100.
18. 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, 5 (10), pp. 602-607.
19. Haken H. Principles of brain functioning: a synergetic approach to brain activity, behavior and cognition (Springer series in synergetics). *Springer*. 1995. 349 P.
20. Prigogine I. The Die Is Not Cast. Futures. *Bulletin of the Word Futures Studies Federation*. 2000, 25 (4), pp. 17-19.

**Контактная информация:**

Еськов Валерий Матвеевич – доктор физико-математических наук, доктор биологических наук, профессор, зав. научно-исследовательской лабораторией «Биокибернетики и биофизики сложных систем» института естественных и технических наук ГБОУ ВПО «Сургутский государственный университет Ханты-Мансийского автономного округа – Югры»

Адрес: 628412, Тюменская область, г. Сургут, пр. Энергетиков, д. 22.

E-mail: kafedra\_bin@mail.ru