

УДК 57:007:004.8

НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕАЛЬНЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ИДЕНТИФИКАТОРОВ

В. В. Еськов, Т. В. Гавриленко, М. И. Зимин, Ю. В. Вохмина, Н. А. Черников

Сургутский государственный университет

Представлена нейросетевая модель принятия решения по установлению наиболее важных диагностических признаков. Подобные задачи лежат в основе когнитивной и эвристической деятельности человека, которому необходимо выделять параметры порядка при изучении любого процесса и анализе любых событий. Как можно показать, при небольшом числе N итераций настройки нейросети ($N < 100$) в условиях задания начальных весов признаков x_{i0} на основе равномерного распределения возможность правильной идентификации параметров порядка очень мала. Очевидно, что качество принимаемых решений будет существенно зависеть от числа итераций в нейросетях головного мозга.

Ключевые слова: нейрокомпьютер, модель, системный синтез.

NEUROCOMPUTING MODELING OF REAL NEURAL NETWORK IDENTIFIERS

V. V. Eskov, T. V. Gavrilenko, M. I. Zimin, Y. V. Vokhmina, N. A. Chernikov

Surgut State University

The article presents a neural network model for decision making on the establishment of the most important diagnostic features. Similar problems underlie the cognitive and heuristic activity of a human, for whom it is necessary to allocate the order parameters in the study and analysis of any process any events. As it can be shown, with a small number N iterations tuning neural network ($N < 100$) in terms of specifying the initial weights signs x_{i0} based on a uniform distribution of the possibility of correct identification of the order parameter is very small. It is obvious that the quality of decisions will depend significantly on the number of iterations in the neural networks of the brain.

Keywords: neurocomputer, model, system synthesis.

Введение

В рамках решения глобальной проблемы перехода от хаоса к порядку имеется одна весьма важная задача, которая составляет основу всей науки. Это задача выбора параметров порядка при изучении того или иного природного процесса. Такая задача решается каждым ученым – исследователем да и просто каждым человеком в его повседневной жизни. Фактически, открытие любого закона природы в физике, химии, технике сводится к многократному наблюдению конкретного процесса и попыток исследователя выявить скрытую закономерность. При этом возникает принципиальная неопределенность: почему конкретный закон открывает конкретный человек (а не другой) и какими свойствами должен обладать такой человек, каковы свойства его мозга, что особенного содержится в работе его нейронных сетей? В целом, чем работа мозга гениального человека отличается от мозга обычного (и тем более умственно ограниченного) человека? Это фундаментальные вопросы кибернетики психологии, физиологии и науки в целом.

Подобные задачи возникают и в эволюции всего живого. Почему эволюция пошла именно этим путем, а не другим? Ведь порой выбранный путь эволюции не бывает оптимальным с точки зрения современной науки. Один из ответов на данный вопрос скрыт в базовых механизмах перехода от хаоса к порядку, в механизмах самоорганизации мозга, в его когнитивной и эвристической деятельности. Что нужно для изучения этих механизмов и как мозг может проявить свои когнитивные функции, которые неизбежно связаны с эвристической деятельностью нейронных сетей мозга? Имеют ли отношения работы эволюции биосферы на Земле? Каковы общие механизмы выбора правильной динамики эволюции complexity (природой за миллионы лет и мозгом за минуты)?

1. Проблемы динамики сложных биосистем-complexity

При идентификации состояний сложных физиологических или экологических систем (как и любых других сложных биосистем) очень часто возникают задачи, которые требуют выявления и

идентификации возникновения существенных отличий между исходным состоянием биосистемы (до каких-либо воздействий) и последующим состоянием этой же системы после действия физических, химических, биологических и других факторов, способных существенно влиять на состояние изучаемой биосистемы. Подобные задачи возникают в медицине, биологии, системной экологии, хроноэкологии, промышленной экологии, экологии человека, когда такие сложные биомедицинские системы не могут описываться в рамках *детерминистско-стохастического подхода* - ДСП и мы говорим о *системах третьего типа* (СТТ), которые не описываются функциями $y = y(x)$ или статистическими функциями $f(x)$.

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 физиологическом отношении сравниваемых групп, но и одной группы, находящейся в состоянии до воздействия факторов (заболевания) и после такого воздействия (когда уже болезнь прогрессирует).

Очевидно, что стохастический подход к complexity не применим, если мы не можем повторять биопроцессы одинаковым образом. 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 БДС резко усложняется, если речь идёт о единичной траектории биосистемы. 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 затруднительно. Именно для таких (разовых и уникальных) процессов, без возможности многократных повторений, методы нейросетевой диагностики и применимы наиболее успешно [5; 6; 11; 12]. Хотя на сегодня нами разработано ещё 2 новых, эффективных подхода [1-4; 7-18].

2. Задачи системного синтеза в экологии и биологии

При действии неблагоприятных экологических факторов среды на экосистему (в частности, на популяцию или даже отдельную группу испытуемых) нейроэмулятор однозначно может диагностировать различие между состоянием 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 испытуемых или в хроноэкологии при изучении суточных и сезонных изменений в организме испытуемых [1-7].

Во всех подобных задачах мы имеем вектор состояния системы (ВСС) $x = x(t)$, где его компоненты x_i – это диагностические признаки изучаемой системы, а если объектов (входящих в БДС) много, то мы имеем набор точек в *фазовом пространстве состояний* (ФПС) с координатами x_i ($i = 1, 2, \dots, m$). При использовании нейроэмулятора (на основе некоторого входного сигнала для нейросетей мозга) для идентификации различий в состояниях экосистемы до и после воздействия мы можем установить наличие различий (если факторы существенно повлияли на изучаемый объект) или установить отсутствие таких различий (тогда влияние факторов несущественное). В первом случае нейро-ЭВМ разделяет обучающие выборки (характеризующие БДС до воздействия и после воздействия), во втором случае задача бинарной классификации не решается и мы принимаем решение о незначимом влиянии факторов на биосистемы. Отметим, что очень часто в таких задачах статистические методы становятся бесполезными, т.е. функции распределения могут не различаться существенно (даже по всем x_i сразу!). Аналогичные задачи возникают в медицине (до начала лечения и после курса лечения), психологии, биологии и других науках при изучении физиологических особенностей организма или психического состояния обследуемого [3;6-14].

Однако, вслед за выявлением наличия существенных различий между двумя состояниями биосистемы или отдельного организма (в момент времени t_1 – до воздействия, и t_2 – после воздействия) возникает проблема выявления параметров порядка, т.е. наиболее важных диагностических призна-

ков x_j ($j = 1, \dots, k$, где $k < m$). В физиологии человека в качестве x_i могут выступать параметры функциональных систем организма (например, параметры *сердечно-сосудистой системы* – ССС или *нервно-мышечной системы* – НМС) 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 физиологии человека, так и в экологии природных экосистем в целом. Одновременно подобные задачи стоят и в медицине физиологии человека и психофизиологии при оценке реальных изменений параметров вектора состояния биосистемы $x(t)$, т.е. организма, при развитии патологического процесса.

Применение нейросетевых технологий в идентификации параметров порядка связано, всё-таки, с определёнными трудностями, которые присущи работе любых нейроэмуляторов, т.е. систем, подобной 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-ти 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-ти различных диаграмм ((т.е. $m = 1, \dots, 11$). Они различаются между x_i и x_j , а при повторах итераций по $p = 50$ мы будем получать каждый раз разные функции распределения $f(x)$ [15-18].

В этом хаосе поведения СТТ 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. Для любых природных СТТ любое конкретное состояние (т.е. w_{ij}) неповторимое в принципе, оно не имеет информационного значения (это составляет основу базового 2-го постулата ТХС) [12-14]. В каждый следующий момент «чёрный ящик» (параметры организма больного или 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 искусственной сети из нескольких нейронов – НЭВМ. В действительности, если мы используем свой мозг из миллиардов нейронов, то хаос в нём будет бесконечным (и неповторимым). Никогда конкретное состояние мозга не может быть повторено [8-11].

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 проходили обследование по параметрам *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 ($N = 50$) 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 11-ти диагностическим признакам x_i ($i = 1, 2, \dots, 11$) указанных двух групп (до и после смены). При этом каждый раз она выдаёт свой уникальный (и неповторимый) набор весов признаков x_i , то есть w_{ij} , где j – номер итерации ($j = 1, \dots, N$), а i – номер признака (компармента x_i для ВСС).

В таблице 1 мы представляем результаты расчёта четырёх выборок по $N = 100$ итераций в каждой и их общую выборку ($N = 400$) для наглядности динамики изменения $\langle w_{il} \rangle$ при $l = 1, \dots, 4$ и $N = 100$. Из этой таблицы следует, что и усреднённые значения весов по каждой выборке после 100 итераций существенно изменяются (их распределение получается непараметрическим и изменяется для разных серий выборок).

Результаты одной серии из 50-ти повторов представлены на рисунке, для $m = 11$ (были выбра-

ны 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 p . Для всех признаков (на рисунке 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 учёных Стенфорда при анализе выполнения движений при якобы произвольном (целевом) движении (reaching).

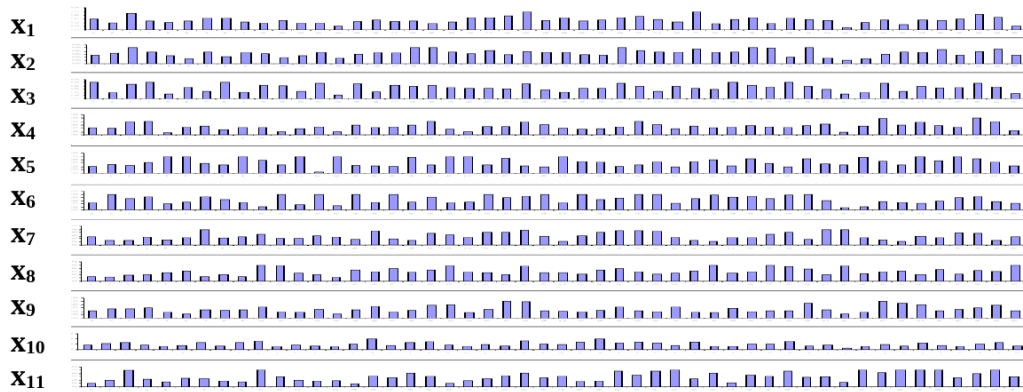


Рис. 1. Диаграмма распределения весовых коэффициентов каждого из параметров (x_i) для каждого j -того обучения (метод градиентного спуска) искусственной нейронной сети ($j = 1, \dots, 50$). Здесь: x_1 – NN – значение кардиоинтервалов в выборке, мс; x_2 – SpO_2 – концентрация оксигемоглобина в крови, %; x_3 – SIM – индекс активности симпатического отдела вегетативной нервной системы, условных единиц; x_4 – PAR – индекс активности парасимпатического отдела вегетативной нервной системы, условных единиц; x_5 – $SDNN$ – стандартное отклонение измеряемых кардиоинтервалов, мс; x_6 – HRV – отношение общего числа кардиоинтервалов к количеству интервалов с наиболее часто встречающейся длительностью (амплитуде моды), %; x_7 – IB – индекс напряжения (по Р.М. Баевскому); x_8 – VLF – спектральная мощность очень низких частот, мс²; x_9 – LF – спектральная мощность низких частот, мс²; x_{10} – HF – спектральная мощность высоких частот, мс²; x_{11} – LF/HF – отношение низкочастотной составляющей к высокочастотной.

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 = 5 сек каждый интервал $\tau_i = 1$ сек, где $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = \tau_4 = \tau_5 = /5$ генерирует свою выборку) и здесь статистические функции распределения не совпадают, они как бы получаются из разных генеральных совокупностей. Аналогичную закономерность имеем и для теппинграмм, кардиограмм, электроэнцефалограмм, миограмм и даже при анализе биохимических параметров крови больных при длительном мониторинге параметров крови различия только в интервалах времени и числе точек для исследования.

Разовая настройка нейросети не даёт ответ на вопрос об идентификации параметров порядка из всех x_i . При увеличении числа повторов итераций N , т.е. повторов решения задачи бинарной классификации в рамках исходного задания хаотичного набора весов ω_{i0} признаков x_i , и при переходе к $10^2 < N < 10^3$, картина начинает существенно изменяться. Веса ω_{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 (см. табл. 5). 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 $\Delta\omega_i = \omega_{i \max} - \omega_{i \min}$ для каждого набора итераций l , где $l = 1, 2, \dots, N$.

Характер их изменения подобен изменению весов признаков при $N < 100$. Это значит, что отдельные наборы (выборки для каждого набора l весов признаков ω_{ij}^l , где j – номер порядка итерации, а l – номер набора (выборки) итераций) демонстрируют ненормальное распределение (хотя нормальные

Нейросети с $N \leq 400 = 4 \times 100$						
Расчеты итераций по выборкам ($N > 100$)	Средние значения весов признаков $\langle w_i \rangle$ для координат вектора состояния системы x_i по наибольшим и наименьшим весам					
	LF для $\langle w_1 \rangle$	HF для $\langle w_2 \rangle$	SIM для $\langle w_3 \rangle$	NN для $\langle w_{13} \rangle$	SPO2 для $\langle w_{14} \rangle$	CSS для $\langle w_{15} \rangle$
N=400 j=(1, ..., 400)	0,77	0,664	0,629	0,269	0,247	0,231
N=100 j=(1, ..., 100)	0,831	0,664	0,614	0,260	0,275	0,247
N=100 j=(100, ..., 200)	0,773	0,683	0,683	0,287	0,247	0,242
N=100 j=(200, ..., 300)	0,77	0,674	0,646	0,261	0,23	0,223
N=100 j=(300, ..., 400)	0,71	0,673	0,589	0,264	0,231	0,217
Интервалы изменений средних $\langle \Delta w_i \rangle$	0,121	0,019	0,094	0,027	0,045	0,025

Таблица 1

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 $p \geq 100$ итераций (настроек НЭВМ) в режиме бинарной классификации. Здесь 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 – интервалы в анализируемой выборке, SPO2 – содержание оксигемоглобина в крови, CSS – частота сердечных сокращений.

законы распределения тоже возможны). Возникающие непараметрические распределения при этом постоянно изменяются (при переходе от N_1 ($l = 1$) к другому N_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, в 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. При этом, регистрация тремора будет демонстрировать существование некоторого квазиаттрактора в фазовом пространстве состояний $x(t) = (x_1, x_2, x_3)^T$, 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 дальнейшую траекторию и конечное состояние $x(t)$. При этом $x(t_0)$ для пальца и w_{i_0} для НЭВМ не определяют дальнейшую траекторию её развития и её конечное состояние (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 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 в нейросетях мозга. Это легко наблюдать по нейрограммам афферентов и эфферентов (они весьма различны).

В случае с нейроэмулятором для $p < 100$ мы будем получать для каждого l 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.

Заключение

Очевидно, что 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 и полученные ранее другими исследователями результаты следует пересмотреть, т.к. мы имеем каждый раз одну особую реализацию из многих возможных.

При возрастании числа итераций ($N \geq 100$) мы повышаем точность идентификации параметров порядка и результаты когнитивной деятельности при многократных реверберациях нейросетей мозга могут быть весьма высокими. Очевидно, что при эволюции видов происходит нечто подобное, но время повторов исчисляется тысячами.

ЛИТЕРАТУРА

1. Измерение параметров порядка на основе нейросетевых технологий / Ю. В. Вохмина, В. М. Еськов, Т. В. Гавриленко, О. Е. Филатова // Измерительная техника. 2015. № 4. С. 65–68.
2. Хаотическая динамика кардиоинтервалов трёх возрастных групп представителей коренного населения Югры / Г. Р. Гараева, В. М. Еськов, В. В. Еськов и др. // Экология человека. 2015. № 9. С. 50–55.
3. Гирудотерапевтическое управление гомеостазом человека при гинекологических патологиях в условиях Севера РФ / Г. Р. Гараева, В. М. Еськов, В. В. Еськов и др. // Вестник новых медицинских технологий. 2005. Т. 12, № 2. С. 25–27.
4. Системный анализ признаков дислипидемии, характеризующий биологические факторы адаптации у больных сахарным диабетом 2 типа с различными клиническими вариантами течения, постоянно проживающих в условиях Севера РФ / И. Ю. Добрынина, Ю. В. Добрынин, В. М. Еськов, Т. Н. Коваленко // Вестник новых медицинских технологий. 2006. Т. 13, № 1. С. 15–17.
5. Физиотерапия при гипертонической болезни с позиций хаотической динамики параметров ССС у пациентов / В. В. Еськов, Г. Р. Гараева, К. А. Эльман и др. // Вестник новых медицинских технологий [электронное издание]. 2014. № 1. С. 12.
6. Проблема выбора оптимальных математических моделей в теории идентификации биологических динамических систем / В. М. Еськов, О. Е. Филатова, Н. А. Фудин, А. А. Хадарцев // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2004. Т. 3, № 2. С. 150–152.
7. Параметры квазиаттракторов поведения вектора состояния организма пловцов / В. М. Еськов, Е. А. Нанченко, В. В. Козлова и др. // Вестник новых медицинских технологий. 2009. Т. 16, № 4. С. 24–26.
8. Еськов В. М., Еськов В. В., Филатова О. Е. Способ корректировки лечебного или лечебно-оздоровительного воздействия на пациента // патент на изобретение RUS 2433788 01.02.2010.
9. Еськов В. М., Еськов В. В., Филатова О. Е. Корректировка лечебного или лечебно-оздоровительного воздействия с помощью фазовых пространств состояний // Информатика и системы управления. 2010. № 2. С. 16–18.

10. Флуктуации и эволюции биосистем - их базовые свойства и характеристики при описании в рамках синергетической парадигмы / В. М. Еськов, А. А. Хадарцев, В. В. Еськов, О. Е. Филатова // Вестник новых медицинских технологий. 2010. Т. 17, № 1. С. 17–19.
11. Можно ли моделировать и измерять хаос в медицине? / В. М. Еськов, А. А. Балтикова, И. В. Буров и др. // Вестник новых медицинских технологий. 2012. Т. 19, № 2. С. 412–414.
12. Разработка и внедрение новых методов в теории хаоса и самоорганизации в медицину и здравоохранения / В. М. Еськов, И. Ю. Добрынина, Е. В. Дрожжин, Р. Н. Живогляд // Северный регион: наука, образование, культура. 2013. Т. 27, № 1. С. 150.
13. Измерение хаотической динамики двух видов теппинга как произвольных движений / В. М. Еськов, Т. В. Гавриленко, Ю. В. Вохмина и др. // Метрология. 2014. № 6. С. 28–35.
14. Математическое моделирование произвольных движений в норме и при патологии / В. М. Еськов, В. В. Полухин, В. Ю. Дерпак, А. С. Пашнин // Сложность. Разум. Постнеклассика. 2015. № 2. С. 75–86.
15. Параметры квазиаттракторов поведения вектора состояния нейро-вегетативной системы тренированных и нетренированных студентов Югры в условиях дозированных физических нагрузок / С. Н. Русак, В. В. Козлова, О. Б. Семerez и др. // Вестник новых медицинских технологий. 2013. Т. 20, № 2. С. 459–461.
16. Eskov V. M., Filatova O. E. Respiratory rhythm generation in rats: the importance of inhibition // Neurophysiology. 1993. Vol. 25, no. 6. P. 420.
17. Quantitative registration of the degree of the voluntariness and involuntariness (of the chaos) in biomedical systems / V. M. Eskov, A. A. Khadartsev, V. V. Eskov, O. E. Filatova // Journal of Analytical Sciences, Methods and Instrumentation. 2013. no. 3. P. 67–74.