

DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6

ВОЗМОЖНОСТИ СОЗДАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА БАЗЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

В. М. Еськов¹, М. А. Филатов², Г. В. Газя², Н. Ф. Стратан²

¹ Сургутский филиал Федерального государственного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»,
г. Сургут, Российская Федерация

² Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация, filatovmik@yandex.ru

Аннотация: в настоящее время не существует единого определения искусственного интеллекта. Требуется такая классификация задач, которые должны решать системы искусственного интеллекта. В сообщении дана классификация задач при использовании искусственных нейросетей (в виде получения субъективно и объективно новой информации). Показаны преимущества таких нейросетей (неалгоритмизируемые задачи) и показан класс систем (третьего типа — биосистем), которые принципиально не могут изучаться в рамках статистики (и всей науки). Для изучения таких биосистем (с уникальными выборками) предлагается использовать искусственные нейросети, которые решают задачи системного синтеза (отыскание параметров порядка). Сейчас такие задачи решает человек в режиме эвристики, что не моделируется современными системами искусственного интеллекта.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросети мозга, системный синтез, эффект Еськова-Зинченко.

Для цитирования: Еськов В. М., Филатов М. А., Газя Г. В., Стратан Н. Ф. Возможности создания искусственного интеллекта на базе искусственных нейросетей. *Успехи кибернетики*. 2021;2(3):44–52. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6.

ARTIFICIAL INTELLECT WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

V. M. Eskov¹, M. A. Filatov², G. V. Gazya², N. F. Stratan²

¹ Surgut Branch of Federal State Institute “Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences”, Surgut, Russian Federation

² Surgut State University, Surgut, Russian Federation, filatovmik@yandex.ru

Abstract: currently, there is no single definition of artificial intelligence. We need a Such categorization of tasks to be solved by artificial intelligence. The paper proposes a task categorization for artificial neural networks (in terms of obtaining subjectively and objectively new information). The advantages of such neural networks (non-algorithmizable problems) are shown, and a class of systems (third type biosystems) which cannot be studied by statistical methods (and all science) is presented. To study such biosystems (with unique samples) it is suggested to use artificial neural networks able to perform system synthesis (search for order parameters). Nowadays such problems are solved by humans through heuristics, and this process cannot be modeled by the existing artificial intelligence systems.

Keywords: artificial intelligence, brain neural networks, system synthesis, the Eskov-Zinchenko effect.

Cite this article: Eskov V. M., Filatov M. A., Gazya G. V., Stratan N. F. Artificial Intellect with Artificial Neural Networks. *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(3):44–52. DOI: 10.51790/2712-9942-2021-2-3-6.

Введение

Работа мозга человека направлена на выполнение познавательной деятельности и в итоге на обеспечение приспособляемости к окружающей действительности. Эта познавательная (когнитивная) деятельность связана с получением, переработкой, хранением информации и в итоге — выработкой определенных решений. Именно в этой последней части данной цепочки и раскрывается интеллект человека.

Любое принятие решений до недавнего времени могло быть формализовано в рамках существующих алгоритмов и математики в целом. Однако в 50-е годы появляются работы по созданию

искусственных нейронных сетей (ИНС), которые (как было доказано в 60-х и 70-х годах 20-го века) могут решать задачи, не поддающиеся формальной алгоритмизации. В первую очередь, речь идет о распознавании образов (визуальных, звуковых, запахов и т.д.) [1–4].

За последние 30–40 лет разработка и создание ИНС существенно раскрыли диапазон решаемых ими задач. Сейчас ИНС решают задачи распознавания зрительных образов, речи человека, и это задачи, действительно, трудно решаемые в рамках алгоритмизируемых ЭВМ. Возникает закономерный вопрос: какие интеллектуальные задачи может решать ИНС в режиме моделирования искусственного интеллекта?

Напомним, что итог любой интеллектуальной деятельности человека — это получение новой информации. Эта новая информация может быть субъективно новой (нужной в повседневной деятельности конкретного индивидуума) и объективно новой. В последнем случае (в том числе) создаются новые теории, модели, новые науки [1–5]. Возникает закономерный вопрос: может ли ИНС решать такие задачи (создание принципиально новых знаний)? Особенно это касается систем третьего типа (биосистем), которые в рамках статистики невозможно изучать [5–8].

Существуют ли границы создания и применения искусственного интеллекта (ИИ)?

Во введении мы обратили особое внимание на определенное деление задач, которые решаются в ходе интеллектуальной деятельности человека: решение алгоритмизируемых задач (то, что можно решить на цифровых ЭВМ) и решение задач неалгоритмизируемых. ИНС именно и начали активно разрабатывать для решения второго класса задач. Мозг человека легко различает портреты разных людей, голоса людей, птиц и т.д.

Однако такие задачи различия (образа, звуков, запахов) на ЭВМ очень сложно решить (в общем виде они нерешаемы). В итоге мы сейчас говорим о разных областях работы ИИ. В классах алгоритмизируемых задач многие системы ИИ вполне активно используют ЭВМ и различные модели на базе ЭВМ. Это задачи управления автомобилем, самолетом, поездом, атомными и другими электростанциями и т.д. Мы же в настоящем сообщении сосредотачиваем свое внимание на системах (создаваемых на базе ИНС) в необычных для ЭВМ режимах.

Эти режимы работы ИНС сопровождаются решением задач с получением субъективно новой информации и объективно новой информации. В последнем случае речь идет об огромном классе задач, которые уже невозможно решить в рамках традиционной детерминистской и стохастической науки (ДСН). Иными словами, за последние 20 лет был открыт огромный класс объектов и систем, которые не могут быть диагностированы и смоделированы (описаны) в рамках существующих теорем и моделей (на базе ДСН). В первую очередь, речь идет о работе мозга [8–12] и о поведении любых биосистем, образующих организм человека [13–17].

Существующие системы ИИ на базе алгоритмизируемых ЭВМ не могут их решить в принципе из-за потери причинно-следственных связей (прошлой состояние $x(t_0)$ вектора состояния биосистемы $x=x(t)=(x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ в m -мерном фазовом пространстве состояний (ФПС) не определяет будущее (конечное) состояние $x(t_f)$ этого вектора $x(t)$) [5–8].

В рамках современной ДСН пока не существует алгоритмов для описания стационарных режимов таких систем (систем третьего типа — СТТ по классификации W. Weaver [18]) и для идентификации реальных свойств в таких СТТ. Еще раз подчеркнем, что речь идет об алгоритмизируемых системах ИИ на базе цифровых или аналоговых ЭВМ. Не существует алгоритмов, которые бы описывали статистически неустойчивые биосистемы (СТТ). Однако на это надеялись многие выдающиеся ученые 20-го века [1–3, 9–11, 19–20].

Очевидно, что для изучения таких систем необходимы особые системы ИИ, которые бы работали по особым правилам. Эти гипотезы и модели должны выходить за рамки ДСН. Такие СТТ не могут генерировать статистически устойчивые выборки, и первым таким объектом является мозг человека, который демонстрирует статистическую неустойчивость в покое. Эти особые свойства СТТ получили название эффекта Еськова-Зинченко (ЭЕЗ) [5–8, 12–17, 21–27]. Подчеркнем, что системы ИИ должны моделировать нейросети мозга (на базе ИНС) и, очевидно, использовать свойства СТТ [18, 21–27].

Для иллюстрации вышесказанного мы представляем типичную матрицу парных сравнений выборок электроэнцефалограмм (ЭЭГ) одного и того же человека, в спокойном состоянии. Очевидно, что в табл. 1 мы имеем число k_e пар выборок ЭЭГ с критерием Вилкоксона $p_{i,j} \geq 0,05$ в виде весьма

небольшого по величине $k_e=33$. С позиций статистики мозг любого человека генерирует непрерывный статистический хаос (неповторяющиеся выборки).

Таблица 1

Матрица парного сравнения ЭЭГ одного и того же здорового человека (число повторов $N = 15$) в период релаксации в отведении Т6-Ref (критерий Вилкоксона, значимость $< 0,05$, число совпадений $k_e = 33$)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1		0,00	0,32	0,05	0,10	0,64	0,01	0,55	0,00	0,28	0,31	0,00	0,90	0,00	0,00
2	0,00		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,58
3	0,32	0,00		0,75	0,00	0,03	0,67	0,19	0,00	0,01	0,30	0,02	0,10	0,00	0,00
4	0,05	0,00	0,75		0,00	0,07	0,83	0,00	0,00	0,00	0,06	0,03	0,04	0,00	0,00
5	0,10	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,41	0,38	0,66	0,03	0,00	0,21	0,00	0,00
6	0,64	0,00	0,03	0,07	0,00		0,21	0,86	0,00	0,21	0,52	0,00	0,66	0,00	0,00
7	0,01	0,00	0,67	0,83	0,00	0,21		0,02	0,00	0,00	0,01	0,19	0,00	0,00	0,00
8	0,55	0,00	0,19	0,00	0,41	0,86	0,02		0,08	0,93	0,15	0,00	0,97	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,38	0,00	0,00	0,08		0,06	0,00	0,00	0,07	0,00	0,01
10	0,28	0,00	0,01	0,00	0,66	0,21	0,00	0,93	0,06		0,00	0,00	0,36	0,00	0,00
11	0,31	0,00	0,30	0,06	0,03	0,52	0,01	0,15	0,00	0,00		0,00	0,05	0,00	0,00
12	0,00	0,00	0,02	0,03	0,00	0,00	0,19	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00
13	0,90	0,00	0,10	0,04	0,21	0,66	0,00	0,97	0,07	0,36	0,05	0,00		0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00
15	0,00	0,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Такой результат мы получили по всем параметрам организма человека и доказали [12–17, 25–30] особые свойства биосистем. Очевидно, что любая система ИИ на базе ЭВМ не сможет диагностировать стационарное состояние мозга (см. табл. 1), мышц, работы сердца и т.д. Тем более ИИ не сможет идентифицировать реальные изменения в СТТ (биосистемах) [15–22].

Детальное изучение особых свойств СТТ (биосистем) показало, что указанное выше свойство СТТ (в виде ЭЕЗ) является неопределенностью 2-го типа (не решается в рамках ДСН). Однако существует и неопределенность 1-го типа. В этом случае статистика не показывает статистических различий между выборками параметров $x(t)$ биосистемы, а реально СТТ (биосистемы) изменяются (и весьма существенно) [31–36].

Неопределенности 2-го и 1-го типов накладывают принципиальные ограничения на их познаваемость в рамках современной науки — ДСН. Существующие алгоритмы не могут пока описывать статистически неустойчивые биосистемы (СТТ) и не могут разделять состояния СТТ, если статистика показывает их совпадения. Возникает огромный класс систем, которые не могут быть изучены в рамках алгоритмизируемых систем ИИ [37–39].

При этом возникают классы задач, которые также не могут быть формализованы (в рамках ДСН), например, нахождение параметров порядка — ПП (для СТТ во всех науках о жизни). Очевидно, что такие задачи (системного синтеза — СС) не могут быть решены в рамках ДСН и, следовательно, на базе систем ИИ (на базе ЭВМ). В итоге мы сейчас выделили несколько больших классов задач, которые не могут решать системы ИИ (на базе ЭВМ).

Возможности ИНС в режиме неалгоритмизируемых задач (с позиций ДСН) как системы ИИ

Еще раз подчеркнем, что в предыдущем разделе мы выделили классы задач, которые принципиально системы ИИ не могут решать в рамках ДСН. Это, во-первых, задачи распознавания образов (зрительных, слуховых и т.д.) и задачи изучения любых биосистем (СТТ). Последние имеют неопределенности 1-го и 2-го типов, которые не могут быть решены в рамках алгоритмизируемых систем ИИ (и любых систем на базе ЭВМ). Поскольку это касается познания человека другим человеком (ученым), то речь идет об особых ИИ, которые выходят за рамки ДСН [37–39].

Эти новые системы ИИ должны работать по другим законам (не в рамках теории динамических систем на базе дифференциальных, интегральных, разностных и других уравнений, не в рамках стохастики). Возникает закономерный вопрос: могут ли современные ИНС решать такие задачи? За

последние 40-50 лет ИНС доказали свои возможности в распознавании образов (это неалгоритмизируемая задача). Имеет ли ИНС другие возможности?

Для ответа на этот вопрос следует напомнить, что современные ИНС используют пока только три основных свойства реальных нейросетей мозга. Это грубая модель нейрона (с его пороговыми свойствами), принцип организации нейронов в сеть (коммуникативные свойства нейросетей мозга) и нелинейные свойства пороговых функций (и все, что связано с настройкой ИНС с использованием нелинейных свойств) [30–31, 34, 37–39].

Очевидно, что все биосистемы нелинейные. Однако в предыдущем параграфе мы указали на еще одно фундаментальное свойство нейросетей мозга: нейросети мозга генерируют неустойчивые выборки ЭЭГ (они хаотичны в динамике своего поведения). Более того, нейросети мозга постоянно ревербируют, их биопотенциалы $x(t)$ (в виде ЭЭГ) никогда не находятся в покое ($dx/dt=0$ и $x=const$ невозможно!). Если $x=const$ (нет ЭЭГ), то это мертвый мозг [1, 19, 20, 30–31].

В этой связи, если следовать логике создания ИНС на первых этапах, то мы должны активно внедрять в работу ИНС все базовые свойства нейросетей мозга. К этим свойствам мы сейчас добавили два новых свойства реальных нейросетей мозга: хаос и многократные реверберации ($dx/dt \neq 0$). Оказалось, что эти два новых свойства существенно изменили круг задач, которые теперь может решать ИНС в двух этих особых режимах (хаоса и реверберации).

Следует отметить, что во многих науках о живых системах (биологии, психологии, медицине, экологии и т.д.) в последние годы активно применяются ИНС. При этом довольно часто ИНС используют для нахождения главных диагностических признаков x_i^* . Подчеркнем, что сама процедура разделения выборок и нахождения главных x_i^* требует первоначально задания весов W_{i0} (начальные веса) признаков $x_i(t)$ из равномерного распределения на интервале $W_{i0} \in (0,1)$ [37–39].

После настройки ИНС мы получаем окончательные веса признаков W_i , которые должны как бы показывать нам реальные веса. Многие исследователи после такой процедуры говорили о ранжировании признаков. Однако это ошибочное мнение. Если исходные начальные веса не менять (W_{i0} для каждой особой настройки будут без изменений), то оказалось, что и конечные (после настройки ИНС) веса W_i диагностических признаков $x_i(t)$ остаются без изменений.

Иными словами, если изменить набор значений W_{i0} , то мы получим и другой набор конечных весов W_i для всех диагностических признаков $x_i(t)$. Подчеркнем, что именно так работают реальные нейросети мозга. Они не могут сохранять неизменными параметры своих состояний. Любая ЭЭГ непрерывно и хаотически изменяется, и при этом идут непрерывные реверберации (см. табл. 1 выше).

Мы ввели эти два особых свойства (см. табл. 1) в работу ИНС и получили выборки конечных весов W_i для всех диагностических признаков $x_i(t)$. После многих итераций (повторных настроек ИНС в режиме хаоса и многократных ревербераций) мы установили, что эти выборки подчиняются закону больших чисел.

Эти выборки после 100, 1000 и 10000 итераций (повторных настроек ИНС) сходятся к некоторым средним значениям $\langle W_i \rangle$. Для одних и тех же выборок (например, для шестимерного ФПС, $m=6$) после $k=1000$ итераций мы всегда получали повторные значения $\langle W_i \rangle$, которые с высокой точностью совпадали. Менее одной сигмы был интервал изменения $\langle W_i \rangle$ для каждого усреднения (которое состояло из каждой серии 1000 итераций).

Иными словами, наблюдается устойчивая сходимости всех $\langle W_i \rangle$ для всех повторов из 1000 измерений (по каждому диагностическому признаку $x_i(t)$). Фактически эти многочисленные настройки и расчеты $\langle W_i \rangle$ показали, что эти средние веса $\langle W_i \rangle$ подчиняются закону больших чисел. В итоге эти $\langle W_i \rangle$ могут быть ранжированы (по значимости).

Во всей этой процедуре (с хаотическим заданием начальных весов W_{i0} из интервала $W_{i0} \in (0,1)$) строго выполняются законы больших чисел. Можно сформулировать гипотезу о том, что реальные нейросети мозга при принятии решения тоже так работают. Хаос и многократные реверберации подчиняются закону больших чисел. Однако при этом мы ранжируем $\langle W_i \rangle$.

Такое ранжирование нам обеспечивает выделение параметров порядка, т.е. нахождение главных диагностических признаков. До настоящего времени эта задача системного синтеза (в общем виде, по полученным выборкам) в математике не решена. Фактически мы сейчас говорим о модели ИИ, когда алгоритмизируемые системы ИИ не могут разделить выборки (неопределенность 1-го типа), а ИНС в режиме хаоса и многократных ревербераций такую задачу решает [37–39].

Наша ИНС (в особых режимах) решает задачу разделения состояний биосистемы (у которой выборки $x_i(t)$ статистически совпадают). На практике талантливый врач тоже может выполнить такую процедуру, когда он ставит диагноз или принимает решение по больному в случаях нечеткой (статистически не определяемой по параметрам $x_i(t)$) картины заболевания. Интеллектуальная деятельность гениального врача сводится к нахождению главных (неявных) признаков там, где ДСН не работает.

Сама задача по раскрытию неопределенности 1-го типа в рамках ДСН неразрешима (она не алгоритмируется). Очевидно, что и ИИ на базе ЭВМ не могут ее решить. Однако ИНС (в режиме хаоса и ревербераций) решают эту задачу. Фактически мы сейчас говорим о создании особых ИИ (на базе ИНС), которые решают особые (неалгоритмируемые) задачи, т.е. задачи 2-го типа (в области принятия решений и обработки информации).

Пример решения задач 2-го типа (неалгоритмируемых)

В медицине, биологии, экологии часто возникают проблемы с диагностикой изменений (или неизменности) состояния организма человека (или группы людей), которые находятся в особых условиях [39]. Например, мы сравнивали группы мужчин (м) и женщин (ж) разных возрастов (m_1 и $ж_1$; m_3 и $ж_3$ до 35 лет и m_2 , $ж_2$ и m_4 , $ж_4$ старше 35 лет), которые подвергаются действию слабых промышленных электромагнитных полей (СПЭМП) и без действия этих полей (группы m_1 , $ж_1$ и m_2 , $ж_2$).

Попарное сравнение выборок шести ($m=6$) параметров $x_i(t)$ всего вектора состояния $x(t)$ сердечно-сосудистой системы (ССС) показало, что многие пары выборок $x_i(t)$ имеют критерий Манна-Уитни $p_{i,j} \geq 0,05$. В этом случае такая пара $x_i(t)$ может иметь общую генеральную совокупность (выборки статистически совпадают). В табл. 2 мы представляем результаты таких парных сравнений выборок шести параметров $x_i(t)$ для ССС. Очевидно, что только 2 пары различаются.

Таблица 2

Матрица парных сравнений параметров variability сердечного ритма гендерных групп (сравниваемых мужских — м и женских — ж групп), одинаковых по возрасту и влиянию производственных факторов

Группы \ Параметры	<i>CI</i>	<i>SIM</i>	<i>PAR</i>	<i>SSS</i>	<i>SDNN</i>	<i>INB</i>
$m_1 ж_1$	0,712	0,019*	0,244	0,954	0,168	0,076
$m_2 ж_2$	0,337	0,148	0,541	0,204	0,024*	0,561
$m_3 ж_3$	0,655	0,377	0,854	0,393	0,362	0,479
$m_4 ж_4$	0,204	0,244	0,065	0,118	0,734	0,101

Примечание: m_1 — мужчины до 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей, m_2 — мужчины после 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей; m_3 — мужчины до 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, m_4 — мужчины после 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, $ж_1$ — женщины до 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей, $ж_2$ — женщины после 35 лет без воздействия источников электромагнитных полей; $ж_3$ — женщины до 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, $ж_4$ — женщины после 35 лет под воздействием источников электромагнитных полей, p — достигнутый уровень значимости (при критическом уровне $p < 0,05$); * — группы p статистически принадлежат к разным генеральным совокупностям.

Здесь и далее: *CI* — кардиоинтервал; *SIM* — показатель симпатической вегетативной нервной системы; *PAR* — показатель парасимпатической вегетативной нервной системы; *SSS* — частота сердечных сокращений; *SDNN* — стандарт отклонения для кардиоинтервалов; *INB* — индекс Баевского.

В табл. 2 из 24-х разных пар сравнения выборок $x_i(t)$ только *SIM* и *SDNN* показали различия (их $p_{i,j} < 0,05$). Остальные пары статистически совпадают. Возникает неопределенность 1-го типа, с позиций статистики ни гендерные различия, ни возраст, ни СПЭМП как бы не действуют на ССС всех этих 8-ми групп.

Наша система ИИ на базе ИНС (*NeuroPro*) в режиме хаоса и многократных ревербераций не только различила выборки, но и обеспечила их ранжирование (по значимости). В табл. 3 мы демон-

стрируем веса всех 6-ти $x_i(t)$ для всех пар сравнения. В табл. 3 мы вносили средние веса $\langle W_i \rangle$ для $x_i(t)$ после 50-ти итераций ИНС (в режиме хаоса и ревербераций). Например, для показателя кардиоинтервалов (CI) в табл. 2 мы имеем полное совпадение выборок (для всех групп), а в табл. 3 для пары м₃-ж₃ этот признак CI становится даже параметром порядка (его $\langle W_i \rangle = 0,641$).

Таблица 3

Результаты статистической обработки значений весов W_i после 50-ти итераций выборки $x_i(t)$ для групп сравнения мужчин и женщин 1–4

Группы сравнения	W_i	CI	SIM	PAR	SSS	SDNN	INB
м ₁ ж ₁	$M \pm \sigma$	0,457 ± 0,223	0,718 ± 0,279	0,465 ± 0,270	0,427 ± 0,222	0,642 ± 0,283	0,706 ± 0,238
м ₂ ж ₂	$M \pm \sigma$	0,551 ± 0,253	0,637 ± 0,248	0,527 ± 0,257	0,655 ± 0,241	0,685 ± 0,268	0,568 ± 0,241
м ₃ ж ₃	$M \pm \sigma$	0,641 ± 0,263	0,655 ± 0,266	0,507 ± 0,219	0,508 ± 0,254	0,729 ± 0,249	0,662 ± 0,278
м ₄ ж ₄	$M \pm \sigma$	0,548 ± 0,259	0,613 ± 0,263	0,734 ± 0,263	0,582 ± 0,235	0,504 ± 0,208	0,656 ± 0,254

В целом, табл. 3 показала, что параметры SIM, SDNN и INB являются параметрами порядка почти во всех сравнениях. Однако, в табл. 2 статистика для INB вообще ничего не выделила, как и для PAR. В табл. 3 мы имеем главные диагностические признаки, которые статистика не может выделить. В итоге мы не только раскрыли неопределенности 1-го типа (разделили выборки $x_i(t)$), но и нашли главные из них (ПП). Это и есть решение задачи системного синтеза (в экологии). До настоящего времени такие задачи решал врач (очень талантливый) с развитым интеллектом, а ИИ такие задачи решить не мог.

Обсуждение

Любая интеллектуальная деятельность, которая может быть описана и представлена (с помощью системы искусственного интеллекта) может быть оценена как получение субъективно или объективно новой информации. Сам этот процесс получения новой информации связан с интеллектуальной деятельностью, и она должна демонстрировать высокие результаты. В итоге система ИИ должна выдать субъективно (или объективно) новую информацию.

Работа систем ИИ (а эти системы могут быть физическими или виртуальными, например, на базе ЭВМ) связана с решением двух классов задач. Во-первых, существуют алгоритмизируемые задачи, когда их можно решать с помощью различных видов ЭВМ. Во-вторых, имеются огромные классы задач, которые очень сложно (или невозможно) решать в рамках методов современной детерминистской и стохастической науки (ДСН). Это неалгоритмизируемые задачи с особыми объектами.

В качестве таких объектов (и систем) выступает все окружающее нас пространство, содержащее различные живые системы [1–8]. Оно может включать большой набор объектов (группа людей, человек на природе, портреты, голоса человека, птиц, зверей и т.д.), которые невозможно различать (диагностировать) в рамках каких-либо алгоритмов. Для распознавания таких образов (зрительные, слуховые, тактильные, обонятельные и т.д.) сейчас активно используются ИНС.

Однако эти ИНС моделировали только несколько (базовых) свойств нейронов головного мозга. Но при этом они уже решают множество неалгоритмизируемых задач. За последние 20 лет была доказана гипотеза W. Weaver [18] (биосистемы – СТТ – не могут быть объектом ДСН). Фактически описание биосистем (СТТ) было за эти 20 лет выведено за пределы ДСН, и работа с ними также приводит к неалгоритмизируемым (в рамках ДСН) задачам. Возникает базовая проблема: может ли ИИ изучать самого человека [27–30, 35–39]?

Решение этой фундаментальной проблемы для всей науки может быть связано опять с применением ИНС, как и в классах задач по распознаванию образов. Может ли человек или им созданная система ИИ познать самого человека? Можно ли смоделировать (с помощью ИИ) процесс познания и создания новой (объективно) информации для науки и практики?

Одновременно за последние 20-30 лет разные группы ученых Сургута, Москвы, Тулы активно разрабатывают методы системного синтеза (СС). В этом СС мы должны научиться находить параметры порядка, джокеры, русла. При этом главная задача для системы ИИ – это нахождение параметров порядка – главных диагностических признаков. Выполнить это в рамках ДСН невозможно во многих случаях. Например, в связи с открытием неопределенности 2-го типа (ЭЭЗ) и неопределенности 1-го типа. В последнем случае почти все выборки совпадают.

Решение задачи раскрытия неопределенности 1-го типа сейчас в медицине может быть выполнено талантливым врачом. Когда все методы (ДСН) показывают одно (например, неизменность состояния организма), а гениальный врач ставит правильный диагноз и спасает пациента. Именно такие задачи должна решать будущая система ИИ при изучении живых систем. Эта задача не может быть формализована, и поэтому мы применили ИНС.

Однако наука об ИНС работала в двух (новых) режимах: хаоса W_{i0} на каждой итерации и многократных итераций (новых настроек ИНС). В итоге такая ИНС может решать задачу системного синтеза: находить параметры порядка, ранжировать (по значимости) все диагностические признаки. Подчеркнем, что в рамках ДСН это не разрешимая задача, нет алгоритмов (теорий в ДСН), которые бы выполнили системный синтез.

Очевидно, что для таких систем ИИ открываются новые (особые) перспективы, т.к. задача системного синтеза не формализована (в общем виде). Наша система ИИ на базе ИНС не только разделяет состояние функций организма человека, но и показывает, какие признаки будут главными при такой процедуре диагностики. Фактически речь идет о новом типе диагностических систем, и не только в биомедицине, но и в технике, когда необходимо быстро выявить режимы работы технической системы. Например, для авиационного двигателя АИ-24 можно идентифицировать режимы автофлюгирования и авторотации.

В целом, человечество подошло к созданию систем ИИ, которые способны решать математически не формализованные задачи. В наших примерах они возникают у СТТ при неопределенности 2-го типа (при ЭЭЗ) и при неопределенности 1-го типа. Эти проблемы в рамках алгоритмизуемых задач решить невозможно (методы ДСН неэффективны).

Выводы

Любая интеллектуальная система (мозг человека или ИИ) решают когнитивные задачи, и в итоге создается субъективно новая или объективно новая информация. До настоящего времени такие процессы протекали на базе некоторых алгоритмов (системного анализа). Однако последние 30–40 лет начали активно разрабатывать и внедрять в этот процесс ИНС.

Впервые ИНС начали использоваться в задачах распознавания образов (портреты, фото, голоса и т.д.). В итоге были созданы весьма эффективные ИНС, которые решали неалгоритмизируемые задачи. Двадцать лет назад был доказан эффект Еськова-Зинченко (любая выборка параметров организма человека уникальна). Это поставило глобальную проблему познаваемости человека человеком и создания системы ИИ, которая бы могла изучать организм человека (все СТТ).

Статистическая неустойчивость выборок ЭЭГ (и отсутствие покоя, $dx/dt \neq 0$) подтолкнула исследователей к созданию новых режимов ИНС. В итоге были созданы ИНС в режимах хаоса и ревербераций, которые подтвердили законы больших чисел для выборок средних значений $\langle W_i \rangle$ весов диагностических признаков $x_i(t)$. Это позволило решать задачи системного синтеза и разделять выборки $x_i(t)$, которые в рамках ДСН невозможно выполнить.

Такие системы ИИ (на базе ИНС в двух новых режимах работы) обеспечили решение неалгоритмизируемой проблемы неопределенности 1-го типа, и одновременно стало возможным находить параметры порядка (главные диагностические признаки x_i^*).

В целом, системы ИИ на базе ИНС дают решение задач, которые в рамках детерминизма и стохастики не могут быть решены. Это новый класс задач и систем (статистически неустойчивых) и новый вид моделей для их решения и описания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Haken H. *Principles of Brain Functioning: a Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition*. Springer Series in Synergetics: Springer; 1995. 349 p.
2. Miri A., Warriner C. L., Seely J. S., Elsayed G. F., Cunningham J. P., Churchland M. M., Jessell T. M. Behaviorally Selective Engagement of Short-Latency Effector Pathways by Motor Cortex. *Neuron*. 2017. PMID 28735748. DOI: 10.1016/j.neuron.2017.06.042.
3. Albert S. T., Hadjiosif A. M., Jang J., Zimmnik A. J., Soteropoulos D. S., Baker S. N., Churchland M. M., Krakauer J. W., Shadmehr R. Postural Control of Arm and Fingers Through Integration of Movement Commands. *Elife*. 2020;9:1–35.

4. Vokhmina Y. V., Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Filatova O. E. Measuring Order Parameters Based on Neural Network Technologies. *Measurement Techniques*. 2015;58(4):462–466. DOI: 10.1007/S11018-015-0735-X.
5. Eskov V. V. *Mathematical Modeling of Homeostasis and Evolution of Complexity*. Tula: TSU Publishing; 2016. 307 p. (In Russ.)
6. Eskov V. V., Pyatin V. F., Filatova D. Yu. Bashkatova Yu. V. *Chaos of Homeostasis Parameters of the Human Cardiovascular System*. Samara: Porto-Print Publishing; 2018. 312 p. (In Russ.)
7. Eskov V. V., Pyatin V. F., Shakirova L. S., Melnikova E. G. *The Role of Chaos in the Regulation of Organism Physiological Functions*. Samara: Porto-print LLC; 2020. 248 p. (In Russ.)
8. Eskov V. M., Galkin V. A., Pyatin V. F., Filatov M. A. *Control of Movements: Stochastic or Chaos?* Samara: Porto-print Publishing; 2020. 144 p. (In Russ.)
9. Menskii M. B. Concept of Consciousness in the Context of Quantum Mechanics. *Physics-Uspekhi*. 2005;48(4):389. DOI: 10.3367/UFNr.0175.200504c.0413.
10. Mensky M. B. Quantum Measurements, the Phenomenon of Life, and Time Arrow: Three Great Problems of Physics (in Ginzburg's Terminology) and Their Interrelation. *Physics-Uspekhi*. 2007;50(4):397. DOI: 10.3367/UFNr.0177.200704j.0415.
11. Penrose R. *The Emperor's New Mind: Concerning Computers, Mind and Laws of Physics*. Oxford University Press; 1989.
12. 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):1096-1101. DOI: 10.1007/S11018-012-0082-0.
13. Eskov V. M., Gavrilenko T. V., Vokhmina Y. V., Zimin M. I., Filatov M. A. Measurement of Chaotic Dynamics for Two Types of Tapping as Voluntary Movements. *Measurement Techniques*. 2014;57(6):720-724. DOI: 10.1007/S11018-014-0525-X.
14. Eskov V. V., Filatova D. Y., Ilyashenko L. K., Vochmina Y. V. Classification of Uncertainties in Modeling of Complex Biological Systems. *Moscow University Physics Bulletin*. 2019;74(1):57-63. DOI: 10.3103/S0027134919010089.
15. Eskov V. M., Eskov V. V., Vochmina Y. V., Gorbunov D. V., Ilyashenko L. K. Shannon Entropy in the Research on Stationary Regimes and the Evolution of Complexity. *Moscow University Physics Bulletin*. 2017;72(3):309-317. DOI: 10.3103/S0027134917030067.
16. Zilov V. G., Khadartsev A. A., Eskov V. V., Ilyashenko L. K., Kitanina K. Yu. Examination of Statistical Instability of Electroencephalograms. *Bulletin of Experimental Biology and Medicine*. 2019;168(7):5-9. DOI: 10.1007/s10517-019-04633-7.
17. Filatova O. E. Standardizing Measurements of the Parameters of Mathematical Models of Neural Networks. *Measurement Techniques*. 1997;40(1):55-59. DOI: 10.1007/BF02505166.
18. Weaver W. Science and Complexity. *American Scientist*. 1948;36:536–544.
19. Kauffman S. A. *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*. Oxford: Oxford University Press; 1993.
20. Kelso J. S. *Dynamic Patterns: the Self-Organization of Brain and Behavior*. Cambridge, MA: MIT Press; 1995.
21. Eskov V. M., Pyatin V. F., Bashkatova Y. V. Medical and Biological Cybernetics: Perspectives of Development. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(1):58–67.
22. Khadartsev A. A., Filatova O. E., Mandryka I. A., Eskov V. V. The Entropy-Based Approach to Physics of Living Systems and the Chaos and Self-Organization Theory. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(3):41–49.
23. Tomasello M. *A Natural History of Human Thinking*. Cambridge, M.A.: Harvard University Press; 2014.
24. Hill A. V. Why Biophysics? *Science*. 1956;124(3234):1233–1237.
25. Eskov V. M., Pyatin V. F., Eskov V. V., Ilyashenko L. K. Heuristic Work of the Brain and Artificial Neural Networks. *Biophysics*. 2019;64(2):293–299. DOI: 10.1134/S0006350919020064.
26. Zilov V. G., Khadartsev A. A., Ilyashenko L. K., Eskov V. V., Minenko I. A. Experimental Analysis of the Chaotic Dynamics of Muscle Biopotentials under Various Static Loads. *Bulletin of Experimental Biology and Medicine*. 2018;165(4):415–418. DOI: 10.1007/s10517-018-4183-x.
27. Kolosova A. I., Filatov M. A., Maistrenko E. V., Ilyashenko L. K. An Analysis of the Attention Indices

- in Students from Surgut and Samara Oblast From the Standpoint of Stochastics and Chaos. *Biophysics*. 2019;64(4):662–666. DOI: 10.1134/S0006350919040067.
28. Pyatin V. F., Eskov V. V. Can Homeostasis Be Static? *Russian Journal of Cybernetics*. 2021;2(1):26–34.
29. Eskov V. V. Modeling of Biosystems from the Stand Point of “Complexity” by W. Weaver and “Fuzziness” by L. A. Zadeh. *Journal of Physics Conference Series*. 2021;1889(5):052020. DOI: 10.1088/1742-6596/1889/5/052020.
30. Eskov V. M., Filatova O. E., Ivashenko V. P. Computer Identification of Compartmental Neuron Circuits. *Measurement Techniques*. 1994;37(8):967–971. DOI: 10.1007/BF01418921.
31. Galkin V. A. *Analysis of Mathematical Models: Systems of Conservation Laws, Boltzmann and Smoluchowski Equations*. M.: BINOM. Laboratoriya znanii; 2009. 408 p. (In Russ.)
32. Filatova O. E., Bazhenova A. E., Ilyashenko L. K., Grigorieva S. V. Estimation of the Parameters for Tremograms According to the Eskov–Zinchenko Effect. *Biophysics*. 2018;63(2):262–267. DOI: 10.1134/S0006350918020082.
33. Filatova O. E., Berestin D. K., Ilyashenko L. K., Bashkatova Yu. V. The Influence of Hypothermia on the Parameters of the Electromyogram at Low Muscle Tone State. *Human Ecology*. 2019;5:43–48. DOI: 10.33396/1728-0869-2019-5-43-48.
34. Filatova O. E. Measurement and Control Facilities for Investigating Neuron Systems. *Measurement Techniques*. 1998;41(3):229–232. DOI: 10.1007/BF02503888.
35. Galkin V. A., Eskov V. V., Pyatin V. F., Kirasirova L. A., Kulchitsky V. A. Is There Stochastic Sample Stability in Neurosciences? *News of Biomedical Sciences*. 2020;20(3):126–132.
36. Eskov V. V., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Vedeneeva T.S., Mordvintseva A. Yu. Problem of Standard in Medicine and Physiology. *Archives of Clinical and Experimental Medicine*. 2020;29(3):211–216.
37. Filatova O. E., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Filatov M. A. Neural Network Technologies in System Synthesis. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*. 2021;1047:012099. DOI: 10.1088/1757-899X/1047/1/012099.
38. Grigorenko V. V., Bashkatova Yu. V., Shakirova L. S., Egorov A. A., Nazina N. B. New Information Technologies in the Estimation of Stationary Modes of the Third Type Systems. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020;862:052034. DOI: 10.1088/1757-899X/862/5/052034.
39. Grigorenko V. V., Nazina N. B., Filatov M. A., Chempalova L. S., Tretyakov S. A. New Information Technologies in the Estimation of the Third Type Systems. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1889:032003. DOI: 10.1088/1742-6596/1889/3/032003.