

Формирование универсального навыка рефлексии в условиях предельных моделей мира

Маркова Галия Муратовна^{1,2}, Барцев Сергей Игоревич^{1,2}

¹Институт биофизики СО РАН – обособленное подразделение ФИЦ КНЦ СО РАН, Россия, Красноярск, *GMarkova@ibp.ru*

²Институт фундаментальной биологии и биотехнологий, Сибирский федеральный университет, Россия, Красноярск

Аннотация. Выживание в изменчивой среде – задача, для решения которой необходимо выявлять и запоминать наиболее существенные закономерности среды, а также действовать с их учетом. Способность организма или агента, имитирующего организм, формировать и использовать представления о внешней среде, мы называем рефлексией в широком смысле. Статья посвящена выявлению связи между предсказуемостью событий в среде и возникновением универсального навыка рефлексии у агентов в этой среде. В качестве агентов используются эвристические модельные объекты – простые рекуррентные нейронные сети, первичное обучение которых проводится в условиях предельных моделей мира. Данные модели реализуются, как задачи: реагирование на случайную последовательность стимулов, рефлексивная игра, реагирование на набор фиксированных последовательностей и реагирование на единственную фиксированную последовательность. Возникновение универсального навыка рефлексии после первичного обучения каждой из этих задач оценивается по качеству отклика обученных модельных объектов в проверочных задачах. Также оцениваются максимальное собственное значение Якобиана матрицы весов сети и тип траектории нейронной активности после иницилирующего одиночного стимула. По совокупности характеристик, в наибольшей степени формированию универсального навыка рефлексии способствуют модели мира с предзаданной периодичностью событий (стимулов). Напротив, в условиях труднопредсказуемой среды возникновение внутренних представлений о мире оказывается затруднено. Полученные результаты позволяют систематизировать представление о рефлексии в широком смысле и упростить выбор условий среды для дальнейших исследований данного явления.

Ключевые слова: рефлексия, простая рекуррентная нейронная сеть, рефлексивные игры, реагирование на последовательности стимулов, предельная модель мира

Цитирование: Маркова Г.М. Формирование универсального навыка рефлексии в условиях предельных моделей мира / Г.М. Маркова, С.И. Барцев // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2026. – № 2(42). – С. 18-28. – DOI:10.25729/ESI.2026.42.2.002.

Введение. Жизнь любого организма связана с освоением окружающей его среды [1-5]. Под освоением в данном случае подразумевается, что организму необходимо выявить и запомнить наиболее существенные для выживания закономерности среды, а также научиться действовать в соответствии с этими закономерностями [6]. Иными словами, необходимо сформировать представление о среде и использовать его для достижения цели [7], которая в общем случае представляет собой выживание. Представление о среде, или репрезентация внешнего мира, является необходимым для реализации когнитивной функции, которую мы, вдохновляясь трудами В.А. Лефевра [8], называем рефлексией в широком смысле.

Формирование репрезентации внешнего мира связано с предсказанием событий [1, 5]. Репрезентации, в сущности, необходимы для того, чтобы живущий в среде организм мог предсказывать ее события и выбирать поведение, наиболее адекватное ситуации, с выгодой для выживания. В труднопредсказуемой среде организмы формируют иные стратегии поведения, чем в предсказуемой [9], которые могут включать более агрессивное или импульсивное поведение [10], также возможны изменения в когнитивных функциях [11].

Настоящая статья посвящена вопросу о том, как предсказуемость событий в среде, первично осваиваемой агентом, влияет на формирование рефлексии в широком смысле, как универсального навыка, с помощью которого агент может запоминать и распознавать

паттерны событий внешнего мира, ранее ему неизвестные, а также формировать правильный поведенческий отклик.

1. Эвристическое нейросетевое моделирование рефлексии в рамках предельных моделей мира. С позиций биофизического подхода наиболее общие функции, присущие живым организмам, могут быть воспроизведены и исследованы на объектах другого типа, например, искусственных нейронных сетях [12, 13]. Мы воспроизводим функцию рефлексии с помощью эвристического (по фон Нейману [14]) нейросетевого моделирования, что позволяет выявлять наиболее общие закономерности исследуемого феномена. Применимость объектов такого типа для моделирования рефлексии обоснована в наших работах [15, 16]. Мы используем нейронные сети малых размеров (30 нейронов) и простейшей рекуррентной структуры, т.к. рекуррентность важна для когнитивных феноменов [17, 18].

Для формирования репрезентаций внешнего мира необходимо поместить эвристический модельный объект (рекуррентную нейронную сеть, РНС) в соответствующую среду. Следуя, как было упомянуто выше, биофизическому подходу, мы выделяем линейку абстрактных моделей мира, предельных с точки зрения информационного взаимодействия: среда случайных событий, среда-соперник, среда кусочно-регулярных (по Клини [19]) событий, среда полностью регулярных событий. Общее их свойство – наличие потока дискретных событий (стимулов), которые предъявляются модельному объекту, и он должен сформировать на каждое отклик, адекватность которого оценивается по заранее заданному правилу. Набор возможных событий для каждой модели мира также задается заранее. В таком случае модель мира может задаваться, как условия некоторой задачи.

Среда полностью регулярных событий представляет собой последовательное предъявление РНС одной фиксированной последовательности стимулов, что является примером абсолютно предсказуемого окружения, где освоение правильного поведенческого паттерна, которому будет соответствовать определенное внутреннее представление – лишь вопрос времени. *Среда кусочно-регулярных (т.е. периодически воспроизводимых) событий*, по сравнению с полностью регулярной менее предсказуема: РНС предъявляются в определенном порядке несколько фиксированных последовательностей стимулов (временных рядов), и задача сводится не только к реагированию, но и распознаванию ряда при его подаче, что требует наличия у РНС внутренних представлений для каждого ряда [20, 21]. *Среда-соперник* представляет собой мир, который «уклоняется» от попыток предсказать его события и потому избегает фиксированных последовательностей. Условия такого мира могут быть представлены, как рефлексивная игра, где противник РНС – другая РНС [22], либо иной объект, например, машина Шеннона [23]. Наконец, в *предельно непредсказуемой среде* события, предъявляемые РНС, выбираются из имеющегося набора случайным образом. В рамках такого мира вопрос о правильном поведенческом паттерне лишен смысла (если не задаваться целью «раскусить» алгоритм генератора случайных чисел), и интерес представляет равновесное состояние, в которое придет РНС в итоге «освоения» такого мира.

1.1. Цель работы. Работа посвящена проверке того, возникает ли универсальный навык рефлексии в широком смысле у эвристических модельных объектов – РНС – в результате освоения задач, представляющих собой предельные модели мира. Проверка производилась путем первичного обучения РНС одной из этих задач и тестирования на других. Ожидалось, что если универсальный навык рефлексии был сформирован, то при тестировании в новой, ранее неизвестной задаче РНС продемонстрируют результат как минимум не хуже, чем РНС, изначально обученные на этой задаче. Оценивались формальная, структурная и нейронная характеристики РНС после освоения первичных задач, что позволило получить наиболее полное представление о том, как условия предельной модели мира влияют на способность

модельного объекта к предсказанию событий среды. Описание исследуемых характеристик представлено в разделе 2.1.

2. Обучение и тестирование РНС. Мы использовали простые гомогенные 30-нейронные РНС, функционирование которых в дискретном режиме описывается формулами:

$$\alpha_i^{n+1} = \frac{\rho_i^n}{a + |\rho_i^n|}, \rho_i^n = \sum_j w_{ij} \alpha_j^n + A_i^n, \quad (1)$$

где α_j^n – выходной сигнал j -го нейрона на n -ом такте; w_{ij} – матрица весовых коэффициентов РНС; A_i^n – входной сигнал, поданный на i -ый нейрон на n -ом такте; a – константа, определяющая крутизну переходной характеристики нейрона. Начальные веса РНС задавались случайным образом в диапазоне $(-0.025; 0.025)$. РНС данного типа использовались нами в предыдущих работах [15, 16, 20, 22].

Мы проводили первичное обучение РНС одной из задач: реагирование на случайную последовательность стимулов, рефлексивная игра, реагирование на фиксированные временные ряды стимулов (кратко – ряды), реагирование на единственную фиксированную последовательность стимулов (кратко – регулярную последовательность). Правильность откликов РНС определялась по двум вариантам правил: соответствующим игре чет-нечет (ЧН) и камень-ножницы-бумага (КНБ).

По правилам ЧН, возможны два хода: «0» и «1», а задача РНС – сделать тот же ход на текущем такте, что и противник, т.е. РНС играли за позицию «чет». Если на предыдущем такте противник выбрал отклик «0», то на текущем такте он подавался как стимулы 01 на два входа РНС, если «1» – как 10. Отклик РНС определялся по соотношению сигналов на двух выходных нейронах. По правилам КНБ, возможны три хода: «0», «1», «2», которые подавались, как стимулы на три входа РНС как 001, 010 и 100. Отклик РНС определялся аналогично правилам ЧН, задача РНС – сделать ход, побеждающий ход противника на текущем такте.

В задаче реагирования на временные ряды стимулов мы использовали 4 ряда с повторяющимися сегментами длины 6 (например, 101001), сгенерированные с помощью генератора случайных чисел единожды перед запуском обучения. Через каждые 60 тактов происходило переключение с одного ряда на другой, в одном и том же порядке. В рефлексивных играх противниками РНС были РНС той же конфигурации и размера. В реагировании на регулярную последовательность мы использовали один ряд с сегментом длины 24, что эквивалентно суммарному размеру вышеописанных 4 рядов с сегментами длины 6. Данная последовательность генерировалась случайно перед началом обучения. Наконец, в задаче реагирования на случайную последовательность каждый последующий стимул также генерировался случайно.

Продолжительность первичного обучения составляла максимально 100 000 тактов, что для выбранных РНС и задач рассматривается, как достаточно долгое, при котором возможен выход динамической системы на устойчивое состояние. Обучение РНС происходило по широко известному алгоритму backpropagation с глубиной распространения 5 тактов, использовалась квадратичная функция потерь.

В качестве проверочных задач мы использовали только рефлексивные игры и реагирование на ряды, поскольку из четырех рассматриваемых в настоящей работе задач именно их можно в полной мере считать задачами на рефлекссию, т.е. такими, где формирование внутренних представлений необходимо для успешного решения. Тест наличия универсального навыка мы проводили, сохраняя возможность модифицировать матрицу весов РНС, что, во-первых, позволяет оценить возможности РНС к адаптации к новым условиям после длительного первичного обучения, а во-вторых – биологически правдоподобно. В проверочных задачах ряды и РНС-противники генерировались заново. Тест проводился в течение 500 тактов.

2.1. Исследуемые характеристики РНС. Мы оценивали качество отклика РНС, как долю правильных откликов за весь тест – отношение количества «победных» тактов (согласно правилам ЧН или КНБ) к их общему количеству. Результаты РНС в проверочных задачах мы сопоставляли с таковыми у контрольной группы РНС того же размера и конфигурации, но не обученных никаким задачам, которые проходили проверку сразу после генерации весов. Во всех группах использовалось по 100 РНС. Данная характеристика названа *формальной*, т.к. отражает только результат тестирования, а не внутренние свойства РНС.

Реализация любой функции обеспечивается определенной структурой. Оценить поведение системы в стационарном состоянии (т.е. по прошествии достаточно длительного времени) с помощью структурных параметров возможно при рассмотрении такой характеристики, как максимальное собственное значение Якобиана (МСЯ) правой части уравнений, описывающих функционирование системы. Так, для уравнений, задающих функционирование РНС (1), элемент Якобиана для стационарного состояния имеет следующий вид:

$$J_{ij} = \frac{1}{a}(1 - |\bar{\alpha}_i|)^2 w_{ij}, \quad (2)$$

где a – крутизна переходной характеристики нейронов РНС, α_i – сигнал на i -том нейроне, w_{ij} – текущий элемент матрицы весов РНС.

Расчет МСЯ позволяет определить, является ли невозбужденное состояние РНС ($\alpha_i = 0$ для всех $0 \leq i \leq N$, где N – количество нейронов РНС) устойчивым. В этом случае элемент Якобиана имеет простой вид:

$$J_{ij} = \frac{1}{a} w_{ij}. \quad (3)$$

По формуле (3) видим, что сам Якобиан, как и его собственные значения, зависят от весов РНС, следовательно, они изменяются в ходе обучения РНС, когда происходит модификация весов. Мы использовали максимальные МСЯ, взятые по модулю, для оценки структурного сходства РНС, рассматривая при этом значения при продолжительности обучения 0, 500, 1000, 3000, 5000, 10 000, 30 000, 50 000, 100 000 тактов, и усредняя данный показатель по 100 РНС для каждой продолжительности. Данная характеристика названа *структурной*.

Доли правильных откликов РНС и величины МСЯ соответствуют нормальному распределению, что было проверено с помощью критерия Пирсона (хи-квадрат), $\alpha=0,95$. Поэтому для описания этих величин использовались средние значения и стандартные отклонения ($m \pm SD$), а для определения значимости различий между выборками применялся параметрический двухсторонний t-тест с различными дисперсиями ($\alpha=0,05$).

Также рассматривалась *нейрональная* характеристика – доля РНС с определенным типом свободного аттрактора нейронной активности. Аттрактор нейронной активности – траектория в многомерном пространстве, где координаты точек представлены сигналами на нейронах РНС на текущем такте. Под свободным аттрактором подразумевается траектория нейронной активности, которая возникает у РНС после подачи иницирующего одиночного стимула «0». У РНС могут формироваться траектории следующих типов: затухающая (устойчивая нулевая точка), циклическая, устойчивая ненулевая точка, странная (квазихаотическая) [22].

Генерация, обучение и тестирование РНС проводились в среде разработки Lazarus (<https://www.lazarus-ide.org/>).

3. Результаты и обсуждение. В этом разделе представлены оценки формальной, нейрональной и структурной характеристик РНС.

3.1. Формальная характеристика РНС. После освоения первичных задач РНС были протестированы в проверочных задачах на рефлексивную игру и реагировании на ряды. Доли правильных откликов РНС в проверочных задачах приведены на Рис. 1.

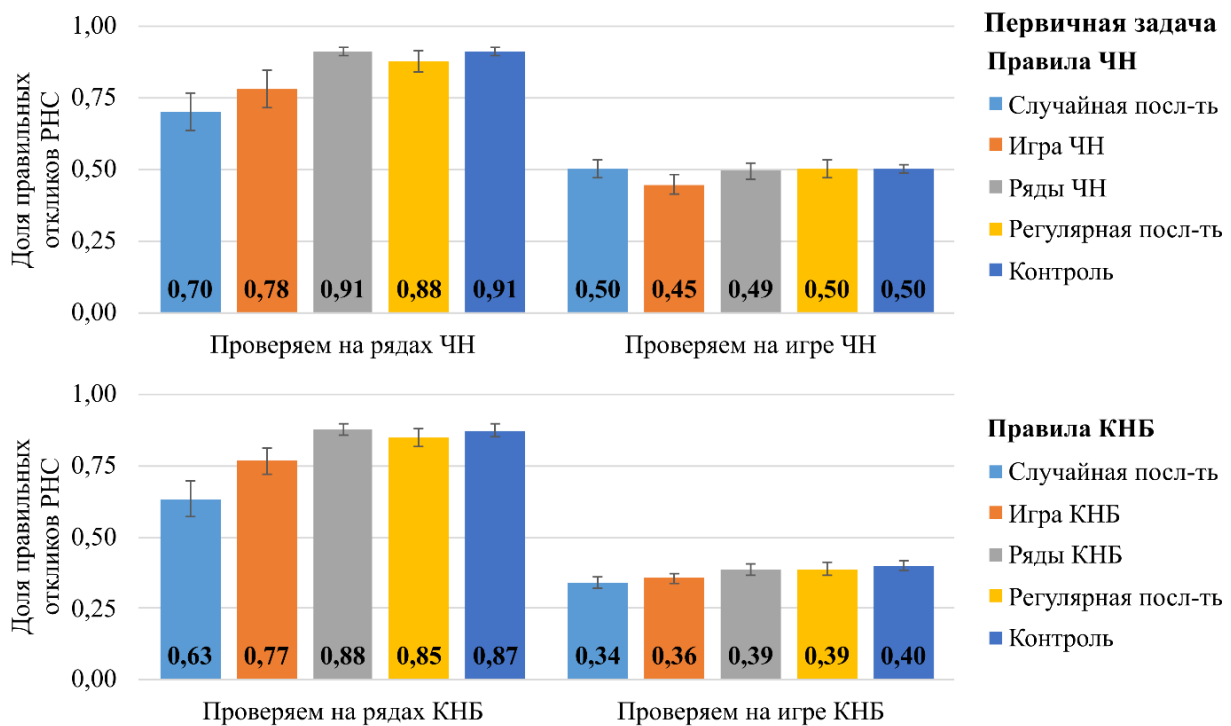


Рис. 1. Доли правильных откликов РНС, первично обученных в разных задачах, при тесте на проверочных задачах: ряды и игра по правилам ЧН либо КНБ. Контрольная группа – необученные РНС того же размера и конфигурации. Здесь и далее погрешности – стандартное отклонение

РНС, первично обученные реагированию на ряды и регулярную последовательность, на проверочных задачах продемонстрировали лучшие результаты, сопоставимые с таковыми у контрольной группы (Рис. 1, серые и желтые столбцы). Данный факт свидетельствует о том, что эти РНС не утратили способность к адаптации, в отличие от РНС, обученных играм и реагированию на случайную последовательность (Рис. 1, оранжевые и голубые столбцы), т.к. их результаты в основном значимо хуже, чем у контрольной группы.

В проверочных задачах рефлексивной игры КНБ и реагирования на ряды по обоим правилам РНС, которые были обучены на случайной последовательности стимулов (Рис.1, голубые столбцы), продемонстрировали результаты значимо хуже прочих РНС. Исключение составляет проверочная задача игры ЧН, где РНС, обученные на случайной последовательности, продемонстрировали тот же средний результат, что и контрольная группа – необученные РНС (Рис. 1, темно-синие столбцы). Интересно, что РНС, первично обученные игре ЧН (Рис.1, оранжевые столбцы), при тестировании на этой же проверочной задаче показали наихудший средний результат среди всех РНС, притом значимо хуже, чем обученные на случайной последовательности. Возможное объяснение состоит в том, что РНС, обученные игре ЧН, сохраняют чувствительность ко входным данным, однако делают при этом ошибки, а РНС, обученные на случайной последовательности, демонстрируют в игре ЧН формально более высокую, но при этом «равновесную» долю правильных откликов 50%, поскольку выдают серии откликов типа «000...» или «111...», т.е. не обладают чувствительностью к получаемым на вход стимулам. В игре КНБ «равновесная» доля составляет около 33%, что и наблюдается (Рис. 1).

Наконец, отметим, что РНС, первично обученные реагированию на ряды и регулярную последовательность, на проверочных задачах продемонстрировали во всех проверочных задачах значимо более высокие доли правильных откликов, чем первично обученные играм, даже в тех случаях, где проверочной задачей была игра. Следовательно, условия предельных

моделей мира с предзаданной повторяемостью событий оказываются более подходящими для формирования универсального навыка рефлексии.

3.2. Нейронная характеристика РНС. После обучения первичным задачам были определены доли РНС с различными типами свободного аттрактора после подачи одиночного иницирующего стимула, что характеризует динамику внутреннего состояния РНС (Рис. 2).

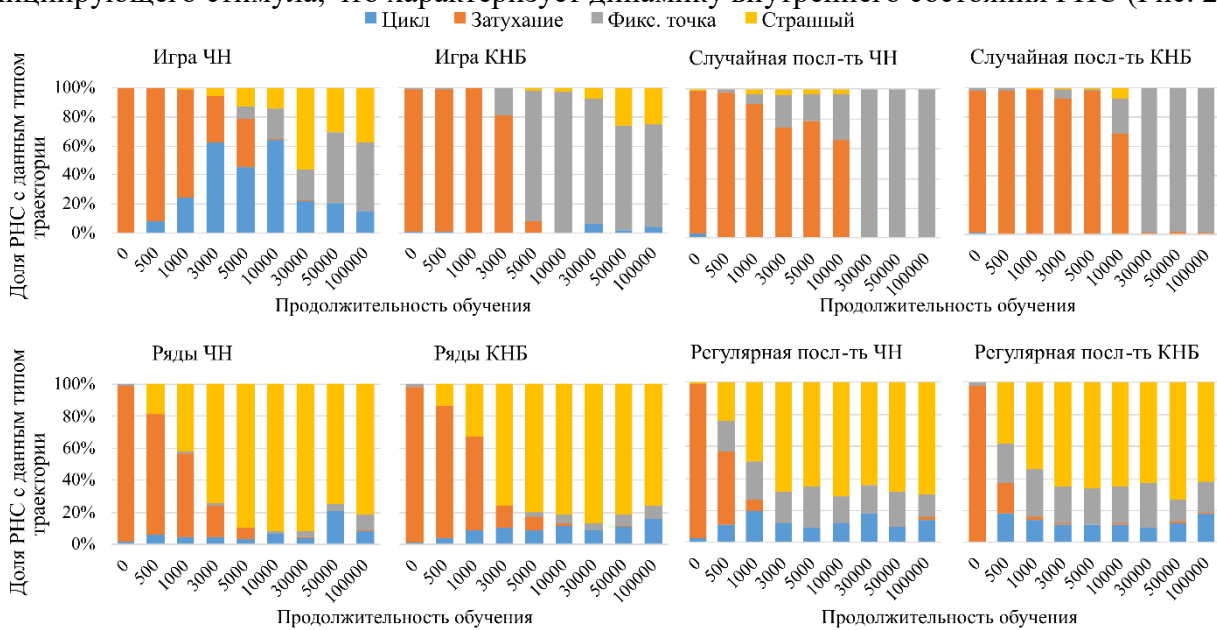


Рис. 2. Доли РНС с разными типами траекторий нейронной активности после одиночного иницирующего стимула, обученных с разной продолжительностью в задачах: игры ЧН и КНБ; реагирование на ряды по правилам ЧН и КНБ; реагирование на случайные последовательности по правилам ЧН и КНБ; реагирование на регулярную последовательность по правилам ЧН и КНБ

Распределения по долям РНС с разными типами свободных аттракторов после обучения на играх ЧН и КНБ оказались непохожими, несмотря на формальное сходство задач (обе – рефлексивные игры с равным по силе противником), в то время как после обучения другим задачам конкретные правила приводят к малым отличиям в долях РНС с разным типом аттракторов (Рис. 2). Также наблюдается некоторое сходство распределений у РНС после обучения на играх и на случайных последовательностях (особенно по правилам КНБ), так же, как и при обучении на рядах и регулярной последовательности.

После обучения на случайной последовательности в течение 100 000 тактов, в отличие от обучения на всех остальных задачах, странные аттракторы полностью отсутствуют (Рис. 2). Данный тип аттрактора связан с хранением информации о внешних стимулах в незатухающем паттерне нейронной активности [24, 25], что может рассматриваться как аналог рабочей памяти. РНС при продолжительном освоении мира случайных событий также формируют незатухающий паттерн, но другого типа – фиксированная ненулевая точка, который, в отличие от странного аттрактора, не характеризуется чувствительностью внутреннего состояния РНС к внешним стимулам. Внутреннее представление о мире, сформировавшееся у РНС в мире случайных событий, не подразумевает попытки предсказания последующего стимула, поэтому при тестировании данные РНС показывают низкий формальный результат (Рис. 1).

3.3. Структурная характеристика РНС. После обучения первичным задачам были рассчитаны абсолютные величины МСЯ, характеризующие матрицы весов РНС.

РНС, обученные реагированию на ряды и регулярную последовательность, как было показано на Рис. 1, демонстрируют лучшие результаты в проверочных задачах. Также эти РНС

после 100 000 тактов обучения обладают значительно меньшими по модулю средними МСЯ, чем обученные играм и реагированию на случайную последовательность (Рис. 3).

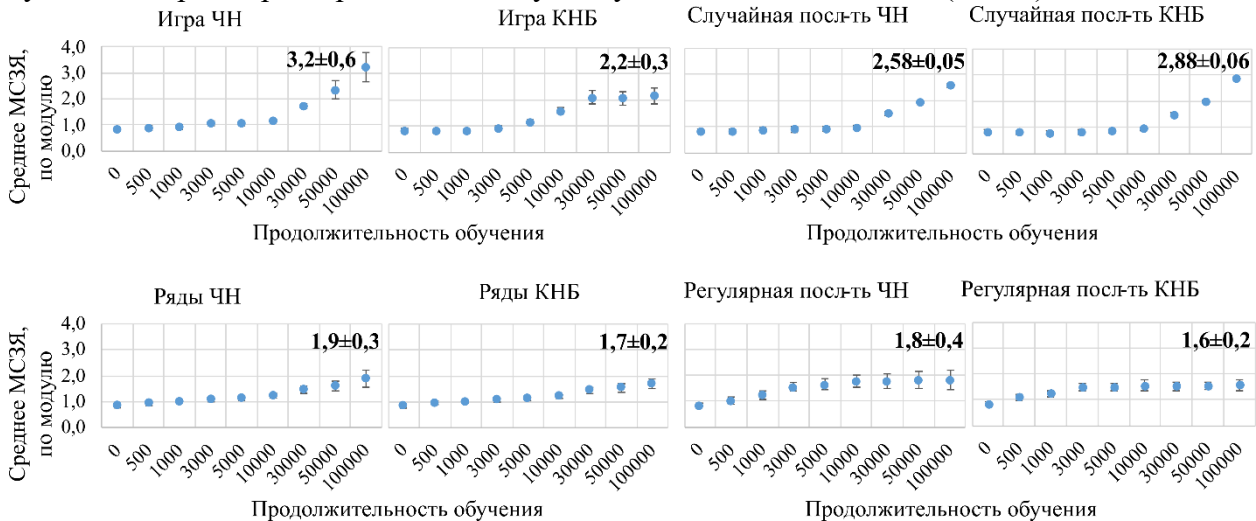


Рис. 3. Средние МСЯ, взятые по модулю, в зависимости от продолжительности обучения задачам: игры ЧН и КНБ; реагирование на ряды по правилам ЧН и КНБ; реагирование на случайные последовательности по правилам ЧН и КНБ; реагирование на регулярную последовательность по правилам ЧН и КНБ. На графиках подписаны итоговые МСЯ после 100 000 тактов обучения (среднее ± стандартное отклонение)

Величины МСЯ, как структурной характеристики РНС, позволяют сделать вывод, что освоение наиболее труднопредсказуемых сред, таких, как случайная среда и среда-соперник, приводит к нарастанию весовых коэффициентов РНС, что, в свою очередь, может затруднять адаптацию в проверочных задачах. Кусочно-регулярная или полностью регулярная среда, напротив, способствует наиболее быстрому освоению новой среды в рамках проверочной задачи, что свидетельствует о формировании у РНС, первично осваивавших такие среды, универсального навыка рефлексии. Неожиданность полученного результата заключается в том, что обучение в полностью регулярной среде не приводит к «жесткости» структуры РНС, которая могла бы помешать формированию правильного отклика в проверочных задачах. Более того, реагирование на регулярную последовательность – единственная задача, где для обоих правил (ЧН и КНБ) наблюдается выход средних абсолютных величин МСЯ на плато по мере увеличения продолжительности обучения (Рис. 3). Для сравнения, продолжительное обучение РНС реагированию на случайную последовательность и рефлексивным играм, напротив, приводят к росту МСЯ, что может объясняться нарастанием весов РНС при неизбежных ошибках вследствие труднопредсказуемости стимулов.

3.4. Обсуждение. Из полученных результатов следует, что наиболее важная характеристика потока событий в среде с точки зрения рефлексии – воспроизводимость (повторяемость), даже если длина повторяющегося сегмента довольно велика. Условия среды-соперника, которые мы моделировали в рамках рефлексивных игр, не содержат предзаданной воспроизводимости последовательностей стимулов-ходов соперника, но она может появиться в ходе игры самопроизвольно при выборе ходов РНС-игроками. Однако полученные нами результаты показывают, что данный процесс либо не происходит, либо его масштабы незначительны, так что условия среды, моделируемой в игре, остаются для РНС почти такими же непредсказуемыми, как случайная последовательность стимулов. Из-за этого формирование внутренних представлений о мире-противнике у РНС при освоении таких задач затрудняется, и наличия универсального навыка рефлексии при тестировании не наблюдается.

В свою очередь, регулярность событий среды способствует формированию внутренних представлений, благодаря чему происходит распознавание типичных паттернов событий и

правильный отклик [16, 20]. Даже если условия среды изменятся, как, например, при переходе от первичной задачи к проверочной, структура РНС уже организована для наиболее эффективного удержания внутренних представлений, например, с помощью сохранения актуальной информации в незатухающем паттерне нейронной активности даже при отсутствии внешних стимулов [24, 25]. Как было показано в настоящей работе, такой паттерн может быть представлен странными аттракторами в пространстве нейронной активности.

Заключение. По совокупности характеристик (формальная – доля правильных откликов в проверочной задаче, нейрональная – доля РНС со странным аттрактором после освоения первичной задачи, структурная – величина МСЯ после освоения первичной задачи), из рассмотренных предельных абстрактных сред кусочно-регулярная и полностью регулярная среда в наибольшей степени способствуют формированию универсального навыка рефлексии. Результат согласуется с данными о значимости регулярных событий для живых организмов, представленными в литературе [12, 26, 27]. Труднопредсказуемость событий внешнего мира рассматривается, как негативный стрессовый фактор, особенно на ранних этапах жизни [9-11].

Полученные результаты позволяют уточнить наше представление о рефлексии в широком смысле, основанной на внутренних представлениях внешнего мира, и упрощают выбор условий среды для дальнейших исследований данного явления.

Список источников

1. Conway Christopher M. How does the brain learn environmental structure? Ten core principles for understanding the neurocognitive mechanisms of statistical learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2020, vol. 112, pp. 279–299, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2020.01.032.
2. Friston K., et al. Active inference and learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2016, vol. 68, pp. 862–879, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2016.06.022.
3. Yu L.Q., Wilson R.C., Nassar Matthew R. Adaptive learning is structure learning in time. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2021, vol. 128, pp. 270–281, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2021.06.024.
4. Rouhani N., Murty V.P. Episodic contributions to predictive learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2025, vol. 172, p. 106122, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2025.106122.
5. Goekoop R., de Kleijn R. Hierarchical network structure as the source of hierarchical dynamics (power-law frequency spectra) in living and non-living systems: How state-trait continua (body plans, personalities) emerge from first principles in biophysics. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2023, vol. 154, p. 105402, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2023.105402.
6. Erdin O., Bickhard M.H. Representing is something that we do, not a structure that we “use”: Reply to Gładziejewski. *New Ideas in Psychology*, 2018, vol. 49, pp. 27–37. DOI: 10.1016/j.newideapsych.2018.02.001.
7. Verschure P.F. M.J., Pennartz C.M.A., Pezzulo G. The why, what, where, when and how of goal-directed choice: neuronal and computational principles. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2014, vol. 369, p. 20130483, DOI: 10.1098/rstb.2013.0483.
8. Lefebvre V.A. The fundamental structures of human reflexion, *Journal of Social and Biological Structures*, 1987, vol. 10, iss.2, pp. 129–175, DOI: 10.1016/0140-1750(87)90004-2.
9. Yang An T., Lu Hui J., Chang Lei Environmental harshness and unpredictability, parenting, and offspring life history. *Evolutionary Psychological Science*, 2023, vol. 9, no.4, pp. 451–462, DOI: 10.1007/s40806-023-00375-y.
10. Fenneman J., Frankenhuys W.E. Is impulsive behavior adaptive in harsh and unpredictable environments? A formal model. *Evolution and Human Behavior*, 2020, vol. 41, no.4, pp. 261–273, DOI: 10.1016/j.evolhumbehav.2020.02.005.
11. Pietto M.L., et al. Perceived levels of environmental unpredictability and changes in visual attention mechanisms in adults. *Behavioural Brain Research*, 2025, p. 115601, DOI: 10.1016/j.bbr.2025.115601.
12. Барцев С.И. Эвристические нейросетевые модели в биофизике: приложение к проблеме структурно-функционального соответствия / С.И. Барцев, О.Д. Барцева. – Красноярск: Сибирский федеральный университет, 2010. – 114 с.
13. Vaciu Dan C. Neural networks through the lens of evolutionary dynamics. *BioSystems*, 2025, vol. 248, p. 105386. DOI: 10.1016/j.biosystems.2024.105386.
14. Фон Нейман Дж. Теория самовоспроизводящихся автоматов / Дж. Фон Нейман – М.: Мир, 1971. – С. 382.

15. Барцев С.И. Биофизический подход к моделированию рефлексии: обоснование, методы, результаты / С.И. Барцев, Г.М. Маркова, А.И. Матвеева // *Философские проблемы информационных технологий и киберпространства*, 2023. – № 2. – С. 120–139. – DOI: 10.17726/philIT.2023.2.9.
16. Маркова Г.М. Предельно просто не значит предельно ясно: некоторые контринтуитивные результаты нейросетевого моделирования рефлексии / Г.М. Маркова, С.И. Барцев // *Информационные и математические технологии в науке и управлении*, 2025. – № 1 (37). – С. 5–15. – DOI: 10.25729/ESI.2025.37.1.001.
17. Kaplan H.S., Nichols A.L.A., Zimmer M. Sensorimotor integration in *Caenorhabditis elegans*: a reappraisal towards dynamic and distributed computations. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2018, vol. 373, no.1758, p. 20170371, DOI: 10.1098/rstb.2017.0371.
18. Lamme V.A.F. Challenges for theories of consciousness: seeing or knowing, the missing ingredient and how to deal with panpsychism. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2018, vol. 373, no.1755, p. 20170344, DOI: 10.1098/rstb.2017.0344.
19. Kleene S.C. Representation of events in nerve nets and finite automata. Shannon Claude E., McCarthy John Automata Studies. Princeton University Press, 1956, pp. 3–41.
20. Markova G.M., Bartsev S.I. Does a Recurrent Neural Network Form Recognizable Representations of a Fixed Event Series? *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VII. NI 2023. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y., Klimov V. Springer, Cham, 2023, vol. 1120, pp. 206-213. DOI: 10.1007/978-3-031-44865-2_23.
21. Markova G.M., Bartsev S.I. Decoding Neural Activity of the Simplest Heterogeneous Neural Networks, In: *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VIII. NI 2024. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Redko V., Yudin D., Dunin-Barkowski W., Kryzhanovsky B., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2025, vol. 1179, pp. 362-371. DOI: 10.1007/978-3-031-80463-2_34.
22. Bartsev S.I., Markova G.M. Does a Recurrent Neural Network Use Reflection During a Reflexive Game? *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VI. NI 2022. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2023, v.1064, pp. 148-157. DOI: 10.1007/978-3-031-19032-2_15.
23. Shannon C.E. A mind-reading machine. Bell Laboratories memorandum, 1953.
24. Johnston J.W., Fusi S. Abstract representations emerge naturally in neural networks trained to perform multiple tasks. *Nature Communications*, 2023, vol. 14, no.1, p. 1040, DOI: 10.1038/s41467-023-36583-0.
25. Stroud Jake P, Duncan John, Lengyel Mate The computational foundations of dynamic coding in working memory. *Trends in Cognitive Sciences*, 2024, vol. 28, iss.7, pp. 614-627, DOI: 10.1016/j.tics.2024.02.011.
26. Анохин П.К. Избранные труды: философские аспекты теории функциональных систем / П.К. Анохин – М.: Наука, 1978. – 400 с.
27. Kanaev A.I., Dryaeva E.D. The Evolutionary Pathway to Consciousness and Reason: the Cognitome from a Philosophical Perspective. *Neuroscience and Behavioral Physiology*, 2023, vol. 53, no.7, pp. 1146–1157, DOI: 10.1007/s11055-023-01511-8.

Маркова Галия Муратовна. Младший научный сотрудник Института биофизики СО РАН, ассистент кафедры биофизики Института фундаментальной биологии и биотехнологии СФУ. Основные направления исследований: нейросетевое моделирование когнитивных функций, нейроинформатика. AuthorID: 1075515, SPIN: 1664-7436, ORCID: 0000-0003-1726-8102, GMarkova@ibp.ru, 660036, Красноярск, ул. Академгородок, 50, стр. 50.

Барцев Сергей Игоревич. Доктор физико-математических наук, главный научный сотрудник Института биофизики СО РАН, заведующий лабораторией теоретической биофизики Института биофизики СО РАН, профессор кафедры биофизики Института фундаментальной биологии и биотехнологии СФУ. Основные направления исследований: нейросетевое моделирование когнитивных функций, нейроинформатика, малоразмерные биосферные модели, снижение сложности моделей биологических систем, проектирование биологических систем жизнеобеспечения для космического применения. AuthorID: 66068, SPIN: 1884-5876, ORCID: 0000-0003-0140-4894, BartsevSI@ibp.ru, 660036, Красноярск, ул. Академгородок, 50, стр. 50.

UDC 577.38+004.81

DOI:10.25729/ESI.2026.42.2.002

Formation of a universal reflection skill in the conditions of the limit world models

Galiya M. Markova^{1,2}, Sergey I. Bartsev^{1,2}

¹Institute of Biophysics Siberian Branch of RAS, Russia, Krasnoyarsk, *GMarkova@ibp.ru*

²School of fundamental biology and biotechnology, Siberian Federal University, Russia, Krasnoyarsk, *BartsevSI@ibp.ru*

Abstract. Survival in a changing environment is a task that requires identifying and remembering the most significant regularities of the environment and acting with them in mind. The ability of an organism (or an agent imitating an organism) to form and use internal representations of the external environment is called reflection in a broad sense. The article is devoted to identifying the connection between the predictability of events in the environment and the emergence of a universal skill of reflection in agents in this environment. As agents, we used heuristic model objects – simple recurrent neural networks, the primary training of which was carried out within the limit world models. These models were implemented as a set of tasks (in order of increasing predictability): responding to a random sequence of stimuli, reflexive game, responding to a set of fixed sequences, and responding to a single fixed sequence. The emergence of the universal skill of reflection after the primary training on each of these tasks was assessed by the success of the trained model objects in test tasks. The maximum Jacobian eigenvalue of the weight matrix and the type of the neural activity trajectory after the initiating single stimulus were regarded too. Based on this set of characteristics, we found out that world models with a predetermined periodicity of events (stimuli) contribute to the greatest extent to the formation of the universal reflection skill. On the contrary, in unpredictable environment conditions the emergence of internal representations is baffling. These results lead to the better understanding of reflection in a broad sense and simplify the choice of environmental conditions for further research of this phenomenon.

Keywords: reflection, simple recurrent neural network, reflexive game, responding to sequences of stimuli, limit world model

References

1. Conway Christopher M. How does the brain learn environmental structure? Ten core principles for understanding the neurocognitive mechanisms of statistical learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2020, vol. 112, pp. 279–299, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2020.01.032.
2. Friston K., et al. Active inference and learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2016, vol. 68, pp. 862–879, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2016.06.022.
3. Yu L.Q., Wilson R.C., Nassar Matthew R. Adaptive learning is structure learning in time. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2021, vol. 128, pp. 270–281, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2021.06.024.
4. Rouhani N., Murty V.P. Episodic contributions to predictive learning. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2025, vol. 172, p. 106122, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2025.106122.
5. Goekoop R., de Kleijn R. Hierarchical network structure as the source of hierarchical dynamics (power-law frequency spectra) in living and non-living systems: How state-trait continua (body plans, personalities) emerge from first principles in biophysics. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2023, vol. 154, p. 105402, DOI: 10.1016/j.neubiorev.2023.105402.
6. Erdin O., Bickhard M.H. Representing is something that we do, not a structure that we “use”: Reply to Gładziejewski. *New Ideas in Psychology*, 2018, vol. 49, pp. 27–37. DOI: 10.1016/j.newideapsych.2018.02.001.
7. Verschure P.F. M.J., Pennartz C.M.A., Pezzulo G. The why, what, where, when and how of goal-directed choice: neuronal and computational principles. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2014, vol. 369, p. 20130483, DOI: 10.1098/rstb.2013.0483.
8. Lefebvre V.A. The fundamental structures of human reflexion, *Journal of Social and Biological Structures*, 1987, vol. 10, iss.2, pp. 129–175, DOI: 10.1016/0140-1750(87)90004-2.
9. Yang An T., Lu Hui J., Chang Lei Environmental harshness and unpredictability, parenting, and offspring life history. *Evolutionary Psychological Science*, 2023, vol. 9, no.4, pp. 451–462, DOI: 10.1007/s40806-023-00375-y.
10. Fenneman J., Frankenhuis W.E. Is impulsive behavior adaptive in harsh and unpredictable environments? A formal model. *Evolution and Human Behavior*, 2020, vol. 41, no. 4, pp. 261–273, DOI: 10.1016/j.evolhumbehav.2020.02.005.
11. Pietto M.L., et al. Perceived levels of environmental unpredictability and changes in visual attention mechanisms in adults. *Behavioural Brain Research*, 2025, p. 115601, DOI: 10.1016/j.bbr.2025.115601.

12. Bartsev Sergey I., Bartseva O. D. Evristivheskiye nejrosetevye modeli v biofizike: prilozhenie k probleme strukturno-funktsional'nogo sootvetstvija [Heuristic neural network models in biophysics: application to the problem of structure–function correlation]. Krasnoyarsk, Siberian Federal University, 2010, 114 p.
13. Baciú Dan C. Neural networks through the lens of evolutionary dynamics, *BioSystems*, 2025, v.248, p. 105386. DOI: 10.1016/j.biosystems.2024.105386.
14. Von Neumann J. Teoriya samovosproizvodyszchihsya avtomatov [Theory of Self-Reproducing Automata]. Moscow, Mir, 1971, p. 382.
15. Bartsev S.I., Markova G.M., Matveeva A.I. Biofizicheskiy podkhod k modelirovaniyu refleksii: obosnovaniye, metody, rezul'taty [Biophysical approach to modeling reflection: rationale, methods, results]. *Filosofskiye problemy informatsionnykh tekhnologiy i kiberprostranstva* [Philosophical problems of information technologies and cyberspace], 2023, no. 2, pp. 120–139, DOI: 10.17726/philIT.2023.2.9.
16. Markova G.M., Bartsev S.I. Predel'no prosto ne znachit predel'no yasno: nekotoryye kontrintuitivnyye rezul'taty neyrosetevogo modelirovaniya refleksii [Extremely simple does not mean extremely clear: some counterintuitive results of neural network modeling of reflection]. *Informatsionnyye i matematicheskiye tekhnologii v nauke i upravlenii* [Information and mathematical technologies in science and management], 2025, no. 1 (37), pp. 5–15, DOI: 10.25729/ESI.2025.37.1.001.
17. Kaplan H.S., Nichols A.L.A., Zimmer M. Sensorimotor integration in *Caenorhabditis elegans*: a reappraisal towards dynamic and distributed computations. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2018, vol. 373, no.1758, p. 20170371, DOI: 10.1098/rstb.2017.0371.
18. Lamme V.A.F. Challenges for theories of consciousness: seeing or knowing, the missing ingredient and how to deal with panpsychism. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2018, vol. 373, no.1755, p. 20170344, DOI: 10.1098/rstb.2017.0344.
19. Kleene S.C. Representation of events in nerve nets and finite automata. Shannon Claude E., McCarthy John Automata Studies. Princeton University Press, 1956, pp. 3–41.
20. Markova G.M., Bartsev S.I. Does a Recurrent Neural Network Form Recognizable Representations of a Fixed Event Series? *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VII. NI 2023. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y., Klimov V. Springer, Cham, 2023, vol. 1120, pp. 206-213. DOI: 10.1007/978-3-031-44865-2_23.
21. Markova G.M., Bartsev S.I. Decoding Neural Activity of the Simplest Heterogeneous Neural Networks, In: *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VIII. NI 2024. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Redko V., Yudin D., Dunin-Barkowski W., Kryzhanovsky B., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2025, vol. 1179, pp. 362-371. DOI: 10.1007/978-3-031-80463-2_34.
22. Bartsev S.I., Markova G.M. Does a Recurrent Neural Network Use Reflection During a Reflexive Game? *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VI. NI 2022. Studies in Computational Intelligence*. Eds. Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y. Springer, Cham, 2023, v.1064, pp. 148-157. DOI: 10.1007/978-3-031-19032-2_15.
23. Shannon C.E. A mind-reading machine. Bell Laboratories memorandum, 1953.
24. Johnston J.W., Fusi S. Abstract representations emerge naturally in neural networks trained to perform multiple tasks. *Nature Communications*, 2023, vol. 14, no.1, p. 1040, DOI: 10.1038/s41467-023-36583-0.
25. Stroud Jake P, Duncan John, Lengyel Mate The computational foundations of dynamic coding in working memory. *Trends in Cognitive Sciences*, 2024, vol. 28, iss.7, pp. 614-627, DOI: 10.1016/j.tics.2024.02.011.
26. Anokhin P.K. Izbrannyye trudy: filosofskiye aspekty teorii funktsional'nykh sistem [Selected Works: Philosophical Aspects of the Theory of Functional Systems]. Moscow, Nauka [Science] Publ., 1978, 400 p.
27. Kanaev A.I., Dryaeva E.D. The Evolutionary Pathway to Consciousness and Reason: the Cognitome from a Philosophical Perspective. *Neuroscience and Behavioral Physiology*, 2023, vol. 53, no.7, pp. 1146–1157, DOI: 10.1007/s11055-023-01511-8.

Markova Galiya Muratovna. Junior researcher at the Institute of Biophysics SB RAS, assistant at the Department of Biophysics at the School of Fundamental Biology and Biotechnology SibFU. Main areas of research: neural network modeling of cognitive functions, neuroinformatics. AuthorID: 1075515, SPIN: 1664-7436, ORCID: 0000-0003-1726-8102, GMarkova@ibp.ru, 660036, Krasnoyarsk, Akademgorodok str., 50, building 50.

Bartsev Sergey Igorevich. Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Chief Researcher at the Institute of Biophysics SB RAS, Head of the Laboratory of Theoretical Biophysics at the Institute of Biophysics SB RAS, Professor at the Department of Biophysics at the School of Fundamental Biology and Biotechnology SibFU. Main research areas: neural network modeling of cognitive functions, neuroinformatics, small-scale biosphere models, reducing the complexity of biological systems models, designing biological life support systems for space applications. AuthorID: 66068, SPIN: 1884-5876, ORCID: 0000-0003-0140-4894, BartsevSI@ibp.ru, 660036, Krasnoyarsk, Akademgorodok str., 50, building 50.

Статья поступила в редакцию 12.11.2025; одобрена после рецензирования 28.04.2026; принята к публикации 11.05.2026.

The article was submitted 11/12/2025; approved after reviewing 04/28/2026; accepted for publication 05/11/2026.