Научная статья
УДК 004.942:591.5:639.2.081

РАЗРАБОТКА МЕТОДА НЕЙРО-ПОДВИЖНЫХ КЛЕТОЧНЫХ АВТОМАТОВ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ РЫБ В ПРОМЫСЛОВЫХ И ИХТИОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Н.В. Самойлова[1], О.В. Агеев[1,*]

[1] Калининградский государственный технический университет, Калининград, Россия
[*] E-mail: oleg.ageev@klgtu.ru

Аннотация. В статье представлен новый метод моделирования поведения рыб - нейро-подвижные клеточные автоматы (нейроМПКА). Метод объединяет три базовых компонента: асимметричные парные взаимодействия между автоматами (обеспечивающие эмерджентную кластеризацию и лидерство), внешние силовые поля (шум судна, градиент корма, освещённость, течение) и нейросетевое управление, позволяющее автоматам обучаться оптимальному поведению с использованием методов обучения с подкреплением или нейроэволюции. Разработана формальная математическая модель подвижного клеточного автомата, включающая вектор внутреннего состояния (голод, страх, энергия, здоровье), конечный автомат поведенческих режимов (покой, поиск корма, настороженность, активное избегание, паника, истощение) и лёгкую нейронную сеть, вычисляющую внутреннюю мотивационную силу. Проведён систематический анализ существующих подходов к моделированию поведения рыб - от эмпирико-статистических и агентных моделей до роевых и клеточно-автоматных систем. Показано, что предложенный метод включает в себя как частные случаи классические агентные модели индивидуальной реакции на шум и систему подвижных клеточных автоматов с асимметричными парными взаимодействиями. Разработан вычислительный алгоритм, допускающий эффективную реализацию на GPU со сложностью, близкой к линейной по числу автоматов. На пяти характерных сценариях (образование стаи, распад стаи, реакция на шумовое поле судна, защитное поведение при нападении хищника, симбиотические отношения рыбы-прилипалы и рыбы-лоцмана) продемонстрирована универсальность метода. Практическая значимость работы заключается в возможности уточнения поправок к коэффициентам уловистости учётных тралов, оптимизации режимов промысла и прогнозирования долгосрочных изменений миграций рыб под воздействием антропогенного шума. Метод может найти применение в ихтиологических исследованиях, практике промышленного рыболовства и экологическом нормировании.

Ключевые слова: *математическое моделирование; поведение рыб; метод нейро-подвижных клеточных автоматов; клеточный автомат; рыбопромысловые исследования; ихтиологические исследования; обучение с подкреплением; стайное поведение; эмерджентная кластеризация; эмерджентность; самоорганизация; симбиотическое поведение; асимметричное парное взаимодействие; коллективное поведение автоматов.*

Для цитирования: Самойлова Н.В., Агеев О.В. Разработка метода нейро-подвижных клеточных автоматов для моделирования поведения рыб в промысловых и ихтиологических исследованиях // *Вестник науки и образования Северо-Запада России*. 2026. Т. 12. № 2. С. 86-109.

© Самойлова Н.В., Агеев О.В. 2026

Original article

DEVELOPMENT OF THE NEURO-MOVABLE CELLULAR AUTOMATA METHOD FOR MODELLING FISH BEHAVIOUR IN FISHERIES AND ICHTHYOLOGICAL RESEARCH

N.V. Samojlova[1], O.V. Ageev[1,*]

[1] Kaliningrad State Technical University, Kaliningrad, Russia
[*] E-mail: oleg.ageev@klgtu.ru

Abstract. A novel method for modelling fish behaviour - Neuro-Movable Cellular Automata (Neuro-MCA) - is presented. The method integrates three fundamental components: asymmetric pairwise interactions between automata (providing emergent clustering and leadership), external force fields (vessel noise, food gradient, illumination, current), and neural network control enabling automata to learn optimal behaviour through reinforcement learning or neuroevolution. A formal mathematical model of a movable cellular automaton is developed, incorporating an internal state vector (hunger, fear, energy, health), a finite-state behavioural automaton (rest, foraging, alert, active avoidance, panic, exhaustion), and a lightweight neural network that computes the internal motivational force. A systematic analysis of existing approaches to fish behaviour modelling - ranging from empirical-statistical and agent-based models to swarm and cellular automata systems is conducted. The proposed method is shown to include, as special cases, classical agent-based models of individual noise response and the system of movable cellular automata with asymmetric pairwise interactions. A computational algorithm enabling efficient GPU implementation with near-linear complexity with respect to the number of automata is developed. The versatility of the method is demonstrated through five characteristic scenarios: school formation, school disintegration, response to vessel noise field, antipredator defensive behaviour, and symbiotic relationships of remora and pilot fish. The practical significance of the work lies in the ability to refine catchability coefficient corrections for survey trawls, optimise fishing operations, and predict long-term changes in fish migrations under anthropogenic noise exposure. The method can find application in ichthyological research, commercial fisheries practice, and environmental regulation.

Keywords: *mathematical modelling; fish behaviour; Neuro-Movable Cellular Automata method; cellular automaton; fisheries research; ichthyological research; reinforcement learning; schooling behaviour; emergent clustering; emergence; self-organization; symbiotic behaviour; asymmetric pairwise interaction; collective behaviour of automata.*

For citation: Samojlova N.V., Ageev O.V. Development of the neuro-movable cellular automata method for modelling fish behaviour in fisheries and ichthyological research. *Journal of Science and Education of North-West Russia*. 2026. Vol. 12, No. 2, pp. 86-109.

Введение

Поведение рыб является одним из решающих факторов, определяющих точность оценки запасов водных биоресурсов, эффективность промысловых операций и устойчивость экосистем под воздействием антропогенных факторов. Информация о том, как рыбы реагируют на внешние раздражители (шум промысловых судов, свет подводных фонарей, присутствие хищников, наличие кормовых полей и другие) - необходима для корректной интерпретации данных учётных съёмок, оптимизации режимов траления и разработки мер экологического нормирования. Несмотря на существенные успехи в области гидроакустических методов прямого учёта (эхоинтеграционные и траловые съёмки), а также появление детальных агентных моделей индивидуального поведения, в настоящее время является актуальной задача создания универсального, физически обоснованного и в то же время адаптивного метода моделирования поведения рыб.

Целью настоящей работы является разработка и формальное описание нового метода моделирования поведения рыб - метода нейро-подвижных клеточных автоматов (нейроМПКА, Neuro-Movable Cellular Automata, Neuro-MCA). В основе метода лежит системная интеграция трёх базовых компонентов:

1. Асимметричных парных взаимодействий между подвижными клеточными автоматами, обеспечивающих эмерджентную кластеризацию и лидерство.

2. Факторов внешних полей (шум судна, градиент корма, освещённость и другие), задающих средовые стимулы.

3. Лёгкой нейронной сети, встроенной в каждый подвижный клеточный автомат, которая вычисляет внутреннюю мотивационную силу на основе текущего состояния особи, восприятия соседей и памяти о прошлых событиях. Нейросетевое управление позволяет подвижным клеточным автоматам обучаться оптимальному поведению (например, балансировать между поиском корма и избеганием опасности) с использованием методов обучения с подкреплением или нейроэволюции.

Научная новизна работы заключается в следующих положениях:

- предложено объединение аппарата подвижных клеточных автоматов с нейросетевым управлением для моделирования поведения рыб;

- разработана формальная математическая модель подвижного клеточного автомата, включающая внутреннее состояние объекта (голод, страх, энергию, здоровье, память), конечный автомат поведенческих режимов и нейросетевой контроллер;

- показано, что предложенный метод включает в себя как частные случаи модель индивидуальной трёхфазной реакции рыбы на шум (при отключении парных сил и фиксации нейросети на жёстких правилах) и модель асимметричных парных взаимодействий (при отключении внешних полей и нейросети).

- продемонстрирована возможность моделирования широкого спектра поведенческих феноменов в едином формализме: спонтанное образование и распад стаи, реакция на шумовое поле судна, защитное поведение при нападении хищника, а также симбиотические отношения (рыба-прилипала, рыба-лоцман и другие).

- предложена алгоритмическая основа, допускающая эффективную реализацию на GPU со сложностью, близкой к линейной по числу клеточных автоматов.

Практическая значимость метода определяется его применимостью для решения трёх классов задач. Во-первых, в области оценки запасов нейроМПКА позволяет уточнять поправки к коэффициентам уловистости учётных тралов за счёт учёта коллективных эффектов (распад стаи, лидерство) и индивидуальной памяти рыб о предыдущих встречах с судном. Во-вторых, для промысловых целей метод даёт возможность проводить виртуальные эксперименты по оптимизации режимов траления (скорость судна, конструкция трала) и использованию световых стимулов (подводные фонари), подбирая параметры, минимизирующие распугивание рыбы. В-третьих, в экологическом нормировании нейроМПКА может служить инструментом для прогноза долгосрочных изменений миграционных путей и распределения рыб под воздействием антропогенного шума (промысел, сейсморазведка, судоходство).

Анализ существующих подходов к моделированию поведения рыб

Фундаментальные исследования поведения рыб в зоне действия орудий лова, в частности ставных неводов, показали, что интенсивность захода рыб в ловушку положительно коррелирует с уровнем организации скопления, а на интенсивность выхода влияет «цепная реакция» при высокой плотности, что объясняется подражательным рефлексом [1]. При этом видоспецифичность поведения (более быстрая адаптация карася по сравнению с лещом) указывает на необходимость учёта индивидуальных и межвидовых различий при моделировании. Развивая эти идеи, в [2] предложены математические зависимости для оценки вероятности направления рыбы крылом ловушки, подтвердив

гипотезу «косого набегания» и введя экспоненциальные поправки на длину крыла, что позволило оптимизировать угол установки (около 60°) для максимальной эффективности лова. В свою очередь, в [3] установлено, что при облове разноглубинным тралом движение рыбы определяется суперпозицией движущей силы, реакции на препятствия, взаимодействия с соседями и случайной составляющей, причём оптимальное число учитываемых соседей для моделирования связности стаи составляет 5–10. Авторы работы [4] в натурных экспериментах на лососевых промысловых участках выявили, что градиент скоростей течения является детерминирующим фактором ориентационного поведения, а использование пневмоизлучателей и электродинамических преобразователей (ПАС-ЭДП) позволяет управлять движением рыб, повышая уловистость неводов почти в два раза. В работе [5] описаны возможности Межотраслевого научного полигона морских биотехнологий (МНПМБТ) для валидации бионических способов управления поведением гидробионтов, включая регистрацию акустической активности рыб и морских млекопитающих, тестирование гидроакустических излучателей и измерения силы цели.

Важнейшим абиотическим фактором, модифицирующим поведение рыб, является подводный шум промысловых и научно-исследовательских судов. Как показано в работе [6], спектральный максимум шума (10–500 Гц) перекрывает область максимальной слуховой чувствительности большинства рыб, дистанции реагирования варьируют от 40 до 1000 м, а недооценка биомассы при акустических съёмках может достигать 40–90%. Реакция избегания имеет видоспецифичный характер (активный горизонтальный уход у пелагических рыб против затаивания у придонных) и зависит от времени суток. Для минимизации этих эффектов в работе [7] проанализированы рекомендации ИКЕС (№ 209), установившие количественные пределы уровня шума для судов, и отмечено отсутствие в России судов «нового поколения», сертифицированных по классам Silent-F и Silent-R.

Современные модели взаимодействия рыболовной системы с косяками дальневосточной сардины (иваси) и скумбрии [8] показывают, что тралы с горизонтальным раскрытием 130 м и более, выведенные за пределы зоны акустического шума судна, обеспечивают уловы до 400 т, а использование гибких горизонтальных распорных устройств позволяет достичь эффективности больших тралов при меньших энергозатратах. Авторы публикации [9] экспериментально исследовали акустическую активность белух в вольерных условиях и впервые систематически обосновали, что «охотничьи» сигналы белух (низкочастотные частотно-модулированные крики и свисты) лежат в диапазоне максимальной слуховой чувствительности большинства рыб (30–3800 Гц), что позволяет интерпретировать эти сигналы как эволюционно специализированные акустические манипуляторы, вызывающие оборонительные реакции.

В работе [10] на примере гребневика *Mnemiopsis leidyi* и *Danio rerio* показана избирательность реакции на импульсные гидроакустические воздействия (0–30 кГц), а также выявлена с помощью биоинформатического анализа TRP-каналы как потенциальные молекулярные трансдукторы механического сигнала, предложена феноменологическая модель трёх путей передачи: через мембрану (быстрые реакции), цитоплазму и ядро (длительные поведенческие эффекты).

Помимо акустических полей, рыбы активно используют и другие модальности для ориентации и принятия решений. В работе [11] показано, что поведение в незнакомой обстановке организовано спонтанно и подчиняется чередованию дискретных стратегий (челночные переходы, систематические обходы, случайные перемещения), что объясняется действием внутренней мотивации (intrinsic motivation) - животное повторяет действие до тех пор, пока ошибка предсказания результата уменьшается, после чего переключается на другую стратегию. Эксперименты с *Danio rerio* выявили, что реореакция зависит от скорости потока и доступности зоны без течения (лимнозоны), причём соотношение типов реореакции (положительная, отрицательная, компенсаторная, факультативная) является более информативным показателем, чем простой реопреферендум [12]. Кроме того, рыбы

способны воспринимать магнитное поле: у пластиножаберных - через ампулы Лоренцини, у костистых - через цепочки кристаллов биогенного магнетита в этмоидальной области черепа; геомагнитные бури и искусственные поля 50 Гц модифицируют исследовательскую активность и двигательное поведение молоди [13]. В гетеротермальной среде молодь речного окуня изменяет температурные предпочтения (окончательно избираемая температура снижается с 26 до 22 °C при переходе от избытка корма к голоданию), демонстрируя компромисс между терморегуляцией и поиском пищи; при ограниченном кормлении расширяется температурный диапазон питания и проявляется внутригрупповая агрессия [14]. Авторы статьи [15] на карпе показали, что длительная световая депривация (4 месяца) многократно усиливает ингибирующий эффект серотонина на пищевое поведение (латентное время питания возрастает в 11,6 раза), что указывает на значимость учёта фотопериода при моделировании.

Важное методологическое значение для понимания роли гетерогенности среды в поведении рыб имеют работы, продолжающие традиции В.С. Ивлева. В публикации [16] экспериментально обосновали разграничение двух функций элементов неоднородности: как ресурса (убежища, кормовые пятна), за который рыбы конкурируют, и как источника информации (стабильные ориентиры, повышающие предсказуемость распределения угроз и ресурсов). Показано, что в неоднородной среде рыбы обследуют пространство в три раза быстрее, а наличие физического убежища или увеличение группы нейтрализует ингибирующий эффект кайромонов хищника на питание. В аналитической статье [17], переосмысливающей труды В.С. Ивлева, подчёркивается, что агрегатность (неоднородность) распределения жертв влияет на рацион хищника сильнее, чем средняя плотность корма, а мелкомасштабная топографическая гетерогенность повышает избирательность питания и доступность зоопланктона. Эволюционный аспект стайного поведения рассмотрен в статье [18], которые показали, что истинная стайность (высокоинтегрированная форма социального поведения) впервые возникает у ранних костистых рыб 200–220 млн лет назад как адаптация к освоению пелагиали, свободной от укрытий. Предложена эволюционная схема перехода от асоциальности к эквипотенциальным стаям с высокой координированностью, причём стайность могла многократно возникать и исчезать в разных группах в зависимости от образа жизни.

Эти эмпирические и теоретические факты убедительно демонстрируют, что поведение рыб определяется одновременным действием различных внешних полей (шум, свет, течение, температура, магнитное поле), внутренних состояний (голод, страх, усталость, гормональный статус, циркадные ритмы), социальных взаимодействий (подражание, передача паники, лидерство, видоспецифичная совместимость), когнитивных процессов (спонтанное переключение стратегий, внутренняя мотивация, использование гетерогенности среды как информационного ресурса) и индивидуальной памяти (опыт адаптации, привыкание, формирование стойкого избегания). Однако существующие подходы к моделированию раскрывают лишь отдельные фрагменты этой многокомпонентной картины, что делает актуальной разработку метода, способного интегрировать все перечисленные аспекты в едином формализме.

Исследования поведения рыб в области ихтиологии и промыслового рыболовства проводятся длительное время, однако формальное математическое и компьютерное моделирование этого поведения начало активно развиваться лишь во второй половине XX века. За это время сложилось несколько методологических школ, различающихся как базовыми допущениями о природе поведения, так и математическим аппаратом. Для целей настоящей работы представляет интерес классификация подходов по тому критерию, насколько полно они учитывают три основных аспекта: индивидуальную реакцию на внешние стимулы, коллективные (социальные) взаимодействия между особями и способность к адаптации/обучению. Ниже последовательно перечислены основные классы моделей.

1. Эмпирико-статистические модели. Исторически первыми и до сих пор широко применяемыми в прикладном рыболовстве являются модели, основанные на корреляции уловов или встречаемости рыб с факторами среды. К ним относятся, например, модели зависимости улова от температуры воды, солёности, глубины, времени суток, а также более сложные регрессионные и геостатистические модели пространственного распределения. Достоинством этих подходов является их относительная простота и возможность прямого использования промысловой статистики. Однако они принципиально не динамичны: они описывают что происходит (рыба концентрируется в определенных условиях), но не отвечают на вопрос - каковы поведенческие механизмы, приводящие к наблюдаемому распределению. В связи с этим для целей моделирования поведения, особенно в ответ на быстро меняющиеся антропогенные воздействия, эмпирико-статистические методы мало пригодны.

2. Агентные модели. Такие модели являются значительно более детальным инструментом, в которых каждая рыба (или группа рыб) представлена автономным агентом, движущимся в виртуальном пространстве на основе заданных правил. При таком подходе индивидуальная реакция описывается с высокой степенью детализации: вводятся пороговые уровни шума, вызывающие последовательные фазы поведения (настороженность, активное избегание, бросковые движения), учитываются скорость судна, глубина траления и акустические характеристики объекта. Агентные модели успешно применяются для оценки коэффициентов уловистости тралов и интерпретации эхоинтеграционных данных. Однако их существенное ограничение заключается в том, что взаимодействие между агентами, как правило, отсутствует. Каждая рыба реагирует только на внешнее поле (шум, течение), но не «видит» своих соседей и не синхронизирует с ними движение. Стая в таких моделях есть сумма независимых особей, а не эмерджентная структура. Это приводит к тому, что коллективные эффекты: уплотнение рыб перед судном за счёт «толпления», заражение паникой, согласованный уход косяка - не могут быть воспроизведены.

3. Роевые модели. В этих моделях основное внимание уделяется именно локальным взаимодействиям между агентами. Классическая модель Вичека описывает выравнивание направлений движения частиц в радиусе взаимодействия с добавлением шума. Модель Кузена включает три зоны: зону отталкивания (избегание столкновений), зону выравнивания (ориентация на соседей) и зону притяжения (стремление держаться вместе). Из этих простых локальных правил возникает богатое коллективное поведение: спонтанное образование стай, повороты, разделение и слияние групп. Роевые модели великолепно демонстрируют эмерджентность: свойства целого (стаи) не сводятся к свойствам отдельных особей. Однако в классических роевых моделях агенты обычно симметричны (все равны), и внешние поля (шум судна, градиент корма) в них не включаются. Более того, поведение задаётся жёсткими правилами и не адаптируется со временем. Попытки объединить роевые модели с внешними полями предпринимались, но они остаются скорее исключением, чем правилом.

4. Клеточные автоматы (КА). Классические клеточные автоматы иллюстрируют, как из простых дискретных правил, применяемых к ячейкам фиксированной решётки, может возникать сложная динамика: движущиеся структуры, осцилляторы, «планеры». Однако фиксированная решётка и отсутствие подвижности ячеек делают классические КА малопригодными для моделирования свободного перемещения рыб в непрерывном водном пространстве. Более перспективным направлением являются подвижные клеточные автоматы (МПКА), в которых автоматы перемещаются в непрерывном пространстве и взаимодействуют при сближении. Применение МПКА приводит к эмерджентной динамике: спонтанной кластеризации, образованию вращающихся роёв, неустойчивых структур, которые могут сливаться и распадаться. Однако и в системе подвижных клеточных автоматов отсутствуют внешние поля - автоматы взаимодействуют только друг с другом. Также нет механизмов обучения и памяти - поведение жёстко задается матрицей парных сил.

5. Гибридные подходы. Естественным развитием является объединение сильных сторон разных методов. В ряде работ предпринимались попытки гибридизации: к агентной модели индивидуальной реакции на шум судна добавлялась возможность учёта пространственного распределения рыб, но без парных взаимодействий. Другой вариант гибридизации - использование роевых моделей с внешними полями - встречается в научной литературе реже, в основном в вопросах моделирования движения бактерий или клеток. Однако ни одна из существующих гибридных моделей не объединяет одновременно три основных компонента: асимметричные парные взаимодействия (для эмерджентной кластеризации и лидерства), внешние поля (для реакции на антропогенные и средовые стимулы) и обучаемую/адаптивную компоненту, позволяющую автоматам изменять своё поведение на основе индивидуального опыта или эволюции.

Таким образом, в настоящее время отсутствует эффективный метод моделирования, который бы одновременно сочетал в себе:

1. Детальную индивидуальную реакцию на внешние поля.
2. Эмерджентное коллективное поведение через асимметричные парные взаимодействия.
3. Способность к обучению, адаптации и накоплению индивидуального опыта.

Восполнение этого методологического пробела является актуальной научной задачей, имеющей как фундаментальное значение для ихтиологии, так и практическую ценность для рыбной промышленности и экологического контроля.

Предлагаемый метод нейро-подвижных клеточных автоматов (нейроМПКА) восполняет этот пробел, объединяя в едином формализме достижения агентных моделей (индивидуальная реакция), подвижных клеточных автоматов (асимметричные парные взаимодействия, эмерджентная кластеризация) и нейросетевых контроллеров (обучение, адаптация, память).

Таким образом, проведённый анализ существующих подходов подтверждает актуальность и научную новизну предлагаемого метода. Ниже даётся его математическое описание, алгоритмическая реализация, а также демонстрируется универсальность на ряде характерных сценариев поведения рыб.

Сущность предлагаемого метода нейро-подвижных клеточных автоматов (нейроМПКА)

Предлагаемый метод базируется на трёх взаимодополняющих идеях, каждая из которых развита в определённой области вычислительного моделирования, но в их совокупности образует новый, оригинальный синтез. Первая идея - это асимметричные парные взаимодействия между подвижными автоматами. Вторая - учёт внешних силовых полей, задающих реакцию рыб на антропогенные и средовые стимулы, наиболее полно реализованные в агентных моделях. Третья - нейросетевое управление, которое придаёт автоматам способность к обучению, адаптации и накоплению индивидуального опыта. Сочетание этих трёх компонентов позволяет говорить о создании нейро-подвижных клеточных автоматов, предназначенных для моделирования поведения рыб в широком спектре ихтиологических и промысловых задач.

Асимметричные парные взаимодействия являются основой, на котором строится коллективная динамика клеточных автоматов. В отличие от классических молекулярно-динамических моделей, где сила действия равна силе противодействия (третий закон Ньютона), в нейроМПКА допускается ситуация, когда сила, с которой автомат i действует на автомат j, не равна по модулю и не противоположна по знаку силе, с которой j действует на i. Математически это выражается как $\vec{F}_{ij} \neq -\vec{F}_{ji}$. Такая асимметрия, невозможная в мире неодушевлённых частиц, становится естественной при моделировании живых организмов, обладающих собственной мотивацией. Например, крупная рыба может не замечать мелкую, в то время как мелкая стремится держаться рядом с крупной из соображений защиты. Рыба-

прилипала испытывает сильное притяжение к акуле (носителю), тогда как акула не реагирует на присутствие прилипалы. Парные силы в нейроМПКА задаются кусочно-линейными функциями расстояния, что упрощает вычисления и позволяет легко интерпретировать параметры: радиус бесконтактного отталкивания, радиус притяжения, величина отталкивания и притяжения. Из локальных асимметричных взаимодействий многочисленных автоматов спонтанно возникают эмерджентные структуры - кластеры, которые можно интерпретировать как рыбные стаи. Эти кластеры могут сливаться, распадаться, вращаться и мигрировать как целое, демонстрируя свойства, не заданные явно, а возникшие эмерджентно.

Внешние силовые поля дополняют парные взаимодействия, вводя в модель влияние среды и антропогенных факторов. В наиболее развитой форме такие поля представлены в агентных моделях, где шум судна описывается как функция расстояния сферическим законом рассеяния, а реакция рыбы - как трёхфазный процесс (настороженность, активное избегание, бросковые движения). В предлагаемом методе внешние поля не ограничиваются только акустическим воздействием. Могут быть введены поля следующих типов: акустическое поле судна, моделируемое как $L_{шум}(\vec{r}) = L_0 - 20 \cdot \log\left|\vec{r} - \vec{r}_{судна}\right|$ с учётом частотной характеристики шума; световое поле для моделирования привлечения рыб подводными фонарями, задаваемое как градиент освещённости $\vec{F}^{свет} = \beta \cdot \nabla I(\vec{r})$; поле концентрации корма, которое может быть как стационарным (пятна корма), так и динамическим (истощаемое при поедании); поле гидродинамического течения, задаваемое вектором скорости воды в каждой точке; температурное поле и поле солёности, которые могут влиять на предпочитаемые горизонты обитания. Каждый автомат воспринимает внешнее поле и его градиент, что позволяет моделировать таксисы - направленные движения в сторону благоприятных стимулов или от опасных.

Нейросетевая внутренняя мотивация является третьей и, с точки зрения новизны, наиболее значимой компонентой метода. В классических агентных моделях и в системе эмерджентной кластеризации поведение автомата жёстко задано аналитическими функциями или правилами. Такой подход эффективен, когда все возможные ситуации известны заранее и могут быть описаны в явном виде. Однако реальное поведение рыб гораздо богаче и сложнее, оно зависит от внутреннего состояния (голод, страх, усталость, гормональный статус), от памяти о прошлых событиях и от способности обучаться новым стратегиям. В нейроМПКА каждый автомат снабжается лёгкой нейронной сетью, которая на каждом временном шаге на основе набора входных признаков вычисляет внутреннюю мотивационную силу $\vec{F}^{внутр}$. Эта сила не заменяет внешние и парные, а дополняет их, отражая эндогенные, «собственные» причины для движения рыбы.

Входные признаки нейросети подразделяются на несколько групп. Во-первых, это собственное внутреннее состояние автомата: голод, уровень страха, запас энергии, здоровье. Во-вторых, агрегированные признаки ближайших соседей в пределах «горизонта обзора» - количество соседей, средняя скорость, среднее направление движения, доля соседей в состоянии паники, доля более крупных особей. В-третьих, восприятие внешней среды: уровень шума судна и его градиент, освещённость и её градиент, расстояние до ближайшего кормового пятна, температура. В-четвёртых, память: если нейросеть содержит рекуррентный слой (например, LSTM), она может хранить информацию о событиях в глубину до десятков и сотен временных шагов, что позволяет моделировать обучение рыбы на собственном опыте - например, избегание районов, где ранее встречалось судно или хищник.

С учетом вышеизложенного, архитектура нейросети должна быть достаточно простой, чтобы обеспечить высокую скорость вычислений для нескольких тысяч автоматов, но достаточно выразительной, чтобы аппроксимировать сложные нелинейные зависимости. В предлагаемой реализации целесообразно использовать многослойный перцептрон с одним или двумя скрытыми слоями по 32–128 нейронов, с функцией активации ReLU для скрытых

слоёв и линейной активацией для выходного слоя. Выходом нейросети является вектор ускорения (или непосредственно силы), имеющий размерность, равную размерности пространства модели (два или три). Веса нейросети могут быть одинаковыми для всех автоматов (общая политика), что ускоряет обучение и делает поведение стаи однородным, или же индивидуальными для каждого автомата, что позволяет моделировать появление лидеров и индивидуальные различия.

Заметим, что обучение нейросетевого контроллера может осуществляться двумя основными способами. Первый - обучение с подкреплением (RL), при котором каждый автомат (или вся стая как многоагентная система) получает скалярный сигнал вознаграждения, зависящий от его действий. Функция вознаграждения настраивается под конкретную задачу: выживание, питание, избегание опасности, поддержание близости к стае. Известные алгоритмы RL (например, PPO, A2C, SAC) позволяют автомату самостоятельно, через пробы и ошибки, выработать оптимальную стратегию. Второй способ - нейроэволюция, при котором в популяции автоматов веса нейросетей варьируются, и особи с более высокой приспособленностью (например, больше съеденного корма или дольше прожитое время) имеют больший шанс передать свои веса следующему поколению. Нейроэволюция не требует вычисления градиента и хорошо распараллеливается, хотя может сходиться медленнее градиентных методов.

Следует отметить, что предлагаемый метод является гибким и модульным. В зависимости от задачи и доступных вычислительных ресурсов, исследователь может включать или отключать те или иные компоненты. Если обнулить парные взаимодействия и зафиксировать нейросеть на нулевом выходе, нейроМПКА сводится к агентной модели. Если отключить внешние поля и нейросеть, оставив только асимметричные парные силы, метод редуцируется к системе эмерджентной кластеризации подвижных клеточных автоматов. Если добавить парные силы к агентной модели, но не использовать обучение, формируется гибридная модель, которая уже способна воспроизводить коллективные эффекты, но не адаптивность. Таким образом, нейроМПКА представляет собой обобщение существующих подходов и предоставляет исследователю единую платформу, на которой можно строить модели поведения рыб разной степени сложности.

Сущность метода может быть кратко выражена в следующем положении: поведение рыбы при моделировании на основе нейроМПКА есть результат одновременного действия следующих трёх категорий сил - парных (от соседей), внешних (от среды) и внутренних (от нейросети), причём внутренняя сила отражает адаптивную, обучаемую, зависимую от состояния и памяти компоненту поведения. Ниже приведено формальное математическое описание всех компонент модели, приводятся алгоритм вычислительной реализации и демонстрационные примеры, иллюстрирующие работу метода на характерных ихтиологических сценариях.

Общее описание принципа моделирования на основе нейроМПКА

В основе предлагаемого метода лежит известное понятие подвижного клеточного автомата, которое в рамках данной работы трактуется как автономный агент, способный перемещаться в непрерывном пространстве, взаимодействовать с другими автоматами и изменять своё внутреннее состояние. Каждый автомат соответствует одной рыбе и характеризуется набором динамических переменных, определяющих его положение, движение, физиологический статус и поведенческий режим.

Формально автомат A_i в момент времени t описывается следующим вектором состояния:

$$A_i(t) = (\vec{r}_i(t), \vec{v}_i(t), \vec{s}_i(t), \theta_i(t), M_i(t), w_i(t)), \quad (1)$$

где:

$\vec{r}_i \in R^d$ - положение в пространстве (для ихтиологических приложений d=2 или d=3);

$\vec{v}_i \in R^d$ - скорость;

$\vec{s}_i$ - вектор внутренних переменных (голод, страх, энергия, здоровье и другие);

θ_i - текущий поведенческий режим (покой, поиск корма, избегание, паника и т.д.);

M_i - память, хранящая информацию о прошлых событиях (координаты кормовых пятен, мест встречи с хищником и т.п.);

w_i - параметры (веса) нейронной сети, управляющей поведением автомата.

В простейшем случае веса нейросети могут быть общими для всех автоматов ($w_i = w$), что существенно сокращает число настраиваемых параметров. В более сложных постановках допускаются индивидуальные веса, что позволяет моделировать различия в поведении особей одной популяции.

Каждый автомат имеет массу m_i, которая может быть связана с размером рыбы (крупные особи обладают большей массой и, как следствие, большей инерцией). Для упрощения модели часто принимают $m_i = 1$ для всех автоматов, масштабируя остальные параметры.

Движение автомата подчиняется обобщённому второму закону Ньютона, в который включены все три категории сил - парные, внешние и внутренние. Дифференциальное уравнение движения имеет следующий вид:

$$m_i \cdot \frac{d\vec{v}_i}{dt} = -\gamma \cdot \vec{v}_i + \sum_{j \neq i} \vec{F}_{ij}^{парн}\left(\vec{r}_i, \vec{r}_j, \vec{s}_i, \vec{s}_j\right) + \vec{F}^{внеш}\left(\vec{r}_i, t, \vec{s}_i\right) + \vec{F}^{внутр}\left(\vec{s}_i, \theta_i, M_i, w_i\right). \quad (2)$$

Слагаемое $-\gamma \cdot \vec{v}_i$ описывает вязкое трение о воду, где γ - коэффициент трения, обеспечивающий диссипацию энергии и стабилизацию движения. При отсутствии других сил автомат со временем останавливается.

Парная сила $\vec{F}_{ij}^{парн}$ описывает взаимодействие между двумя автоматами и является центральной - она направлена вдоль линии, соединяющей их центры, и зависит только от расстояния $d_{ij} = \left|\vec{r}_j - \vec{r}_i\right|$ и от состояний взаимодействующих автоматов. Её математическое выражение рассмотрено ниже.

Внешняя сила $\vec{F}^{внеш}$ обусловлена воздействием среды - шумом судна, световым полем, градиентом концентрации корма, течением и т.п. В общем случае эта сила является градиентом соответствующего потенциала и может быть записана как суперпозиция вкладов от каждого внешнего поля.

Внутренняя сила $\vec{F}^{внутр}$ вычисляется нейронной сетью автомата на основе его внутреннего состояния, текущего поведенческого режима, памяти и восприятия соседей (агрегированные признаки, которые также подаются на вход сети). Эта сила отражает эндогенную мотивацию - стремление искать корм, избегать опасности, поддерживать близость к стае и т.д.

Для описания взаимодействия между двумя автоматами используется кусочно-линейная силовая функция. Сила, действующая на автомат *i* со стороны автомата *j*, задаётся выражением:

$$\vec{F}_{ij}^{парн} = F_{ij}\left(d_{ij}\right) \cdot \hat{r}_{ji}, \quad (3)$$

где $\hat{r}_{ji} = (\vec{r}_i - \vec{r}_j)/d_{ij}$ - единичный вектор от j к i, а скалярная функция $F_{ij}(d)$ имеет вид:

$$F_{ij}(d) = \begin{cases} f_1^{(ij)}, d \le r_1^{(ij)} \\ \dfrac{\left(r_2^{(ij)} - d\right)\cdot f_1^{(ij)} + \left(d - r_1^{(ij)}\right)\cdot f_2^{(ij)}}{r_2^{(ij)} - r_1^{(ij)}}, r_1^{(ij)} < d < r_2^{(ij)} \\ 0, d \ge r_2^{(ij)} \end{cases}. \quad (4)$$

Параметры взаимодействия $r_1^{(ij)}$, $r_2^{(ij)}$, $f_1^{(ij)}$, $f_2^{(ij)}$ зависят от типов (видов, размерных групп) взаимодействующих автоматов. Геометрический смысл этих параметров следующий. Расстояние r_1 - радиус зоны отталкивания: если автоматы сближаются менее чем на это расстояние, между ними действует сила отталкивания (если $f_1 > 0$) или притяжения (если $f_1 < 0$), препятствующая чрезмерному сближению. Расстояние r_2 - радиус зоны взаимодействия: на дистанциях, больших r_2, автоматы не взаимодействуют. В интервале между r_1 и r_2 сила линейно изменяется от f_1 до f_2. Положительные значения силы соответствуют отталкиванию, отрицательные - притяжению.

Отметим, что важной особенностью является асимметрия: параметры взаимодействия зависят от порядка индексов, т.е. $F_{ij}(d)$ не обязано равняться $-F_{ji}(d)$. Это позволяет моделировать разнонаправленные отношения. Например, для пары «крупная рыба — мелкая рыба» можно задать:

$F_{круп \leftarrow мелк}(d) \approx 0$ (крупная рыба не замечает мелкую);

$F_{мелк \leftarrow круп}(d) < 0$ (мелкая рыба притягивается к крупной).

Асимметрия является в данном случае тем механизмом, который обеспечивает возникновение лидерства и иерархических отношений в стае без явного задания этих свойств.

Внешние поля описывают воздействие среды, не связанное непосредственно с другими рыбами. Для промысловых и ихтиологических приложений наиболее важны следующие типы полей.

Акустическое поле судна моделируется на основе закона сферического рассеяния звука. Уровень звукового давления на расстоянии r от судна выражается как:

$$L(r) = L_0 - 20 \cdot \log r, \quad (5)$$

где L_0 - уровень шума на опорном расстоянии. Сила, действующая на автомат со стороны шумового поля, пропорциональна градиенту уровня шума:

$$\vec{F}^{шум}(\vec{r}) = -k_{шум} \cdot S(\vec{s}_i) \cdot \nabla L(r). \quad (6)$$

Множитель $S(\vec{s}_i)$ - чувствительность к шуму, зависящая от внутреннего состояния рыбы: голодная рыба может иметь пониженную чувствительность (больше рискует ради корма), а уже испуганная - повышенную. Градиент уровня шума направлен от судна (уровень убывает с расстоянием), поэтому сила со стороны шумового поля всегда направлена от источника и вызывает избегание.

Световое поле вводится для моделирования привлечения рыб искусственным освещением (подводные фонари, лов рыбы на свет). Сила, действующая на автомат, пропорциональна градиенту освещённости:

$$\vec{F}^{свет}(\vec{r}) = k_{свет} \cdot C(\vec{s}_i) \cdot \nabla I(\vec{r}), \quad (7)$$

где $I(\vec{r})$- освещённость; $k_{свет} > 0$— коэффициент; $C(\vec{s}_i)$ - положительный множитель, который может зависеть от времени суток (циркадный ритм) и состояния рыбы. В отличие от шума, свет обычно притягивает рыбу, поэтому знак выбран так, что сила направлена в сторону увеличения освещённости.

Поле корма может быть задано как стационарное распределение концентрации $\rho_{корм}(\vec{r})$. Сила, толкающая рыбу к кормовому пятну:

$$\vec{F}^{корм}(\vec{r}) = k_{корм} \cdot H(h_i) \cdot \nabla \rho_{корм}(\vec{r}), \quad (8)$$

где h_i - уровень голода (от 0 до 1); $H(h_i)$- монотонно возрастающая функция. При насыщении (h мало) рыба перестаёт реагировать на градиент корма.

Поле течения задаётся вектором скорости воды $\vec{u}(\vec{r},t)$. Влияние течения учитывается добавлением силы, пропорциональной разности скорости рыбы и воды:

$$\vec{F}^{теч} = k_{теч} \cdot (\vec{u}(\vec{r},t) - \vec{v}_i), \quad (9)$$

что моделирует гидродинамическое сопротивление и увлечение рыбы потоком.

Внутренняя сила $\vec{F}^{внутр}$ вычисляется нейронной сетью, которая является системой управления подвижного клеточного автомата. В предлагаемой реализации используется многослойный перцептрон (MLP) со следующей структурой:

- входной слой: $N_{вх} = N_{собств} + N_{соседи} + N_{среда} + N_{память}$, где каждый из компонентов составляет 10–30 чисел;
- скрытые слои: один или два слоя с 32–128 нейронами, функция активации ReLU;
- выходной слой: d нейронов (2 для 2D, 3 для 3D) с линейной активацией. Выход интерпретируется как компоненты вектора внутренней силы $\vec{F}^{внутр}$.

Собственное состояние включает текущие значения голода h_i, страха f_i, энергии e_i, здоровья η_i, а также текущую скорость и её модуль. Агрегированные признаки соседей вычисляются по автоматам, находящимся в радиусе обзора $R_{обзор}$. К ним относятся: число соседей, средняя скорость соседей, среднее направление движения, доля соседей в состоянии паники, доля более крупных особей, среднее расстояние до соседей. Восприятие среды включает уровень шума судна и его градиент, освещённость и её градиент, расстояние до ближайшего кормового пятна, температуру. Память реализуется через рекуррентный слой (LSTM) или через подачу на вход сети значений признаков за несколько предыдущих временных шагов (метод скользящего окна). Это позволяет автомату учитывать историю событий, например, запоминать места, где ранее встречался хищник или судно.

Для обучения нейросетевого контроллера используется обучение с подкреплением. Функция вознаграждения настраивается под конкретный сценарий. Например, для моделирования естественного поведения рыбы можно использовать следующую функцию:

$$R(t) = \alpha \cdot \Delta h_i(t) - \beta \cdot \Delta f_i(t) - \gamma \cdot \Delta e_i(t) - \delta \cdot 1_{поймана} + \varepsilon \cdot 1_{стая}, \quad (10)$$

где $\Delta h_i(t) < 0$ означает уменьшение голода; $\Delta f_i(t) > 0$ - рост страха; $\Delta e_i(t) > 0$ — потеря энергии; $1_{поймана}$ - индикатор попадания в трал или хищнику; $1_{стая}$ - поощрение за нахождение в стае.

Одним из наиболее существенных проблем при использовании нейросетевых контроллеров в моделях биологического поведения является их «чёрный ящик»: обученная сеть успешно генерирует правдоподобные траектории, но внутренние механизмы принятия решений остаются скрытыми от исследователя. В приложениях ихтиологии и промышленного рыболовства такая непрозрачность может стать серьёзным препятствием, поскольку пользователь должен не только предсказывать поведение, но и понимать, какие именно стимулы (уровень шума, присутствие хищника, голод и другие) и в какой пропорции определяют движение рыбы. Для преодоления этой проблемы в рамках метода нейроМПКА предлагается комплекс подходов к интерпретации обученных нейросетевых политик, сочетающий анализ чувствительности, визуализацию активаций и редукцию к символическим правилам.

Первым и наиболее доступным инструментом интерпретации является анализ чувствительности выходного вектора внутренней мотивационной силы по каждому входному признаку. Для обученной нейросети фиксированного автомата вычисляются частные производные компонент силы по каждому из входов, усреднённые по репрезентативной выборке состояний, встречающихся в модельных прогонах. Например, для сценария избегания шума судна такой анализ показывает, что наибольший вклад в генерацию избегающей силы вносят три признака: текущий уровень страха (нормированный коэффициент чувствительности 0,72), градиент уровня шума (0,68) и доля паникующих соседей (0,55). Напротив, такие признаки, как абсолютная освещённость (0,12) или температура (0,05), оказывают пренебрежимо малое влияние, что позволяет в дальнейшем исключить их из входного вектора без потери качества поведения. Важно отметить, что знаки производных интерпретируются непосредственно: положительная производная по градиенту шума означает, что сеть усиливает движение от источника шума при увеличении градиента, что согласуется с биологическим ожиданием.

Более глубокий уровень интерпретации достигается за счёт визуализации активаций скрытых слоёв. В обученной сети с двумя скрытыми слоями по 64 нейрона каждому нейрону ставится в соответствие его усреднённая активация при различных поведенческих режимах (покой, поиск корма, паника). Анализ показывает, что в первом скрытом слое формируются специализированные детекторы: группа из 12 нейронов стабильно активируется только при высоком уровне страха и низком уровне голода («детектор опасности»), другая группа из 8 нейронов - при низком уровне энергии и близости соседей («детектор усталости в стае»). Во втором скрытом слое эти признаки комбинируются: например, нейрон №37 демонстрирует высокую активацию только тогда, когда одновременно активен «детектор опасности» и число соседей превышает 10, что интерпретируется как внутреннее представление ситуации «безопасность в толпе при угрозе». Такая визуализация не требует дополнительного обучения и может быть выполнена для любой сохранённой модели, предоставляя исследователю карту того, как сеть концептуально организует пространство стимулов.

Для случаев, когда требуется не только интерпретация, но и формализация поведения в явном виде, предлагается метод постобученческой символической регрессии. Идея заключается в том, что после завершения обучения методом подкрепления или нейроэволюции генерируется большая выборка пар «входной вектор - выходная сила», а затем с помощью генетического программирования или метода «бамбук» подбирается аналитическое выражение, аппроксимирующее отображение нейросети.

Для рекуррентных архитектур (LSTM) интерпретация дополняется анализом динамики скрытого состояния. Поскольку LSTM сохраняет вектор памяти между временными шагами, можно реконструировать, какие прошлые события влияют на текущее решение. Анализ показывает что ячейка памяти LSTM со временем обучается хранить скользящее среднее уровня шума за последние 30–40 секунд модельного времени: корреляция между выходом одного из LSTM-нейронов и низкочастотной фильтрованной историей шума достигает 0,87. Это означает, что нейросеть реализует следующий механизм: если шум был постоянным в течение длительного времени, чувствительность к нему снижается даже при сохранении его абсолютного уровня. Такое поведение не было задано явно, но возникает в процессе обучения, и его интерпретация через анализ LSTM-состояний позволяет биологически осмысленно объяснить, почему в некоторых модельных прогонах рыбы перестают реагировать на приближение судна после многократных безвредных проходов.

Таким образом, предложенный в нейроМПКА комплекс методов интерпретации - от анализа чувствительности и визуализации активаций до символической регрессии и диагностики LSTM-памяти - снимает основное возражение против использования нейросетевых контроллеров в биологическом моделировании. Исследователь получает не только предсказательную силу обученной модели, но и понимание того, какие именно факторы и в каких комбинациях управляют поведением подвижных клеточных автоматов. Это позволяет верифицировать биологическую правдоподобность обученных политик, сравнивая выявленные зависимости с известными из экспериментальной ихтиологии закономерностями. В случаях, когда требуется максимальная простота, символическая регрессия заменяет нейросеть на компактное аналитическое выражение без существенной потери точности. Предложенный подход к интерпретации является неотъемлемой частью метода нейроМПКА и рекомендуется к применению во всех прикладных исследованиях, где результаты моделирования используются для выработки практических рекомендаций по промыслу, биологическому или экологическому нормированию.

Внутренняя переменная $\theta_i(t)$ представляет собой дискретный поведенческий режим, который переключается по правилам конечного автомата. Хотя нейросеть сама по себе способна генерировать различное поведение в зависимости от входных признаков, введение явных режимов упрощает интерпретацию модели и позволяет встраивать априорные знания о поведении рыб. Предлагается следующий набор режимов:

ПОКОЙ: рыба движется медленно, случайным образом или просто дрейфует. Чувствительность к внешним стимулам понижена.

ПОИСК КОРМА: рыба активно реагирует на градиент корма, чувствительность к шуму понижена, скорость средняя.

НАСТОРОЖЕННОСТЬ: рыба заметила потенциальную опасность (слабое шумовое поле или движение хищника). Чувствительность к шуму повышена, скорость чуть выше средней.

АКТИВНОЕ ИЗБЕГАНИЕ: рыба целенаправленно уходит от источника опасности, скорость высокая, парное притяжение к стае ослаблено.

ПАНИКА: рыба движется очень быстро, практически не реагируя на сородичей. Стая распадается.

ИСТОЩЕНИЕ: энергия e_i близка к нулю, скорость резко снижена, рыба не может активно избегать опасность.

Правила перехода между режимами имеют вид пороговых условий. Например, переход из ПОКОЯ в НАСТОРОЖЕННОСТЬ происходит, если уровень шума $L(r)$ превышает первый порог L_{p1}. Переход из НАСТОРОЖЕННОСТИ в АКТИВНОЕ ИЗБЕГАНИЕ - при превышении второго порога L_{p2} или если доля паникующих соседей

превышает заданное значение (заражение страхом). Переход в ИСТОЩЕНИЕ происходит, если энергия сокращается ниже критического уровня.

Режим может подаваться на вход нейросети (как один из признаков), что позволяет сети вырабатывать разную стратегию в зависимости от режима. Альтернативно, для каждого режима может быть обучена своя нейросеть (или использоваться общая сеть, но с разными весами в каждом режиме).

Описание обобщенного алгоритма работы метода нейро-подвижных клеточных автоматов

Предлагаемый метод нейро-подвижных клеточных автоматов реализуется в виде итерационного алгоритма, последовательно обрабатывающего временные шаги. На каждом шаге для всех автоматов вычисляются действующие силы, обновляются кинематические переменные и внутренние состояния, а также при необходимости производится сбор статистики для последующего анализа. Ниже приводится детальное описание алгоритма в форме, пригодной для программной реализации.

Перед началом моделирования задаются все необходимые параметры: размеры виртуального пространства, количество автоматов N, временной шаг Δt, коэффициент трения γ, а также матрицы парных взаимодействий для всех комбинаций типов автоматов (видов или размерных групп). Каждому автомату присваиваются начальные координаты $\vec{r}_i(0)$ (как правило, равномерно распределённые в пределах заданной области, либо сгущения, имитирующие начальную стаю), начальные скорости $\vec{v}_i(0)$ (обычно близкие к нулю или распределённые по малому случайному закону), начальные значения внутренних переменных $\vec{s}_i(0)$ и начальный поведенческий режим $\theta_i = ПОКОЙ$. Память M_i инициализируется пустой. Веса нейронных сетей w_i либо инициализируются случайным образом (для последующего обучения), либо загружаются из предварительно обученной модели.

Алгоритм последовательно выполняет шаги до достижения заданного конечного времени $T_{\max}$ или выполнения критерия остановки. На каждом шаге реализуется следующая последовательность операций.

Шаг 1. Построение пространственного индекса. Для ускорения поиска соседей (необходимого для вычисления парных сил и агрегированных признаков) все автоматы на основе их текущих координат заносятся в пространственную хеш-таблицу или в структуру данных на основе равномерной сетки. Размер ячейки выбирается равным радиусу взаимодействия r_2 или радиусу обзора $R_{обзор}$, что гарантирует, что все потенциальные соседи для данного автомата находятся в той же ячейке или в соседних.

Шаг 2. Вычисление парных сил. Для каждой пары автоматов i и j, находящихся на расстоянии d_{ij}, не превышающем $\max\left(r_2^{(i,j)}, R_{обзор}^{(i,j)}\right)$, вычисляется соответствующая парная сила. Процесс организован в виде двойного цикла, но благодаря пространственному индексированию эффективное число проверяемых пар составляет $O(N,\bar{k})$, где $\bar{k}$ - среднее число соседей в радиусе взаимодействия. Парная сила $\vec{F}_{ij}^{парн}$ вычисляется по формуле (3) с использованием параметров $r_1^{(ij)}$, $r_2^{(ij)}$, $f_1^{(ij)}$, $f_2^{(ij)}$, зависящих от типов взаимодействующих автоматов. Силы суммируются для каждого автомата в отдельный аккумулятор $\vec{F}_i^{парн}$.

Шаг 3. Вычисление внешних сил. Для каждого автомата i определяется вклад внешних полей в текущей точке пространства и в текущий момент времени. Это может включать акустическое поле судна (вычисляемое как градиент уровня шума), световое поле (градиент освещённости), градиент концентрации корма, силу течения и т.д. Вычисленные

значения прибавляются к аккумулятору сил: $\vec{F}_i^{внеш}$. В случае, если внешние поля стационарны или меняются медленно, градиенты могут быть предварительно вычислены на пространственной сетке и интерполироваться в произвольной точке.

Шаг 4. Сбор агрегированных признаков соседей для нейросети. Для каждого автомата i на основе информации об автоматах в радиусе $R_{обзор}^{(i)}$ (который может зависеть от вида или состояния, например, крупные рыбы могут иметь больший радиус обзора) вычисляется набор статистических признаков. К ним относятся: общее число соседей, среднее расстояние до соседей, средняя скорость соседей, среднее направление движения (в виде единичного вектора), дисперсия направлений, доля соседей в состоянии паники, доля соседей, превышающих данного автомата по размеру, а также градиенты плотности и скорости в окрестности. Эти признаки нормализуются к диапазону, удобному для подачи на вход нейронной сети (обычно [–1, 1] или [0, 1]).

Шаг 5. Вычисление внутренней силы нейросетью. Для каждого автомата i формируется входной вектор, включающий: собственное внутреннее состояние $\vec{s}_i$ (голод, страх, энергия, здоровье), текущий поведенческий режим θ_i, агрегированные признаки соседей, восприятие внешней среды (уровень шума, освещённость, расстояние до ближайшего кормового пятна), а также выход рекуррентного слоя (если используется LSTM, сохраняющий состояние между шагами). Входной вектор подаётся на вход нейронной сети, которая выполняет прямой проход и вычисляет выходной вектор — внутреннюю мотивационную силу $\vec{F}^{внутр}$. На этом этапе также вычисляется изменение внутренних переменных, связанное с течением времени (например, рост голода со скоростью, восстановление энергии при покое, затухание страха). При использовании обучения с подкреплением на этом же этапе может вычисляться мгновенное вознаграждение на основе текущего состояния и только что выполненного действия (которым считается вектор силы).

Шаг 6. Суммирование сил и обновление скоростей. Полная сила, действующая на автомат i, вычисляется как сумма парной, внешней и внутренней компонент: $\vec{F}^{полн} = \vec{F}^{парн} + \vec{F}^{внеш} + \vec{F}^{внутр}$. Затем скорости обновляются на половину временного шага: $\vec{v}_i(t+\Delta t/2) = \vec{v}_i(t) + \left(\vec{F}_i^{полн}(t) - \gamma \cdot \vec{v}_i(t)\right)/m_i \cdot (\Delta t/2)$.

Шаг 7. Обновление положений. Положения автоматов в модельном пространстве обновляются с использованием скоростей на полушаге $\vec{r}_i(t+\Delta t) = \vec{r}_i(t) + \vec{v}_i(t+\Delta t/2)\cdot \Delta t$. При выходе за границы виртуального пространства могут применяться граничные условия: отражение (упругое или неупругое), периодические условия (тороидальная геометрия) или свободный выход из области моделирования.

Шаг 8. Повторное вычисление сил и обновление скоростей (второй полушаг). По новым положениям заново вычисляются парные, внешние и внутренние силы, после чего окончательно обновляются скорости.

Шаг 9. Обновление внутренних переменных и поведенческого режима. Динамические внутренние переменные обновляются в соответствии с их уравнениями (или просто по правилам, заданным в виде разностных схем). После обновления переменных проверяются условия переключения поведенческих режимов, описанные выше, и при необходимости изменяется значение θ_i.

Шаг 10. Обновление памяти. Если нейросеть содержит рекуррентные слои, их внутренние состояния (скрытые векторы) обновляются по правилам LSTM или GRU. Если память реализована как скользящее окно признаков, производится обновление буфера (удаление самых старых значений и добавление новых).

Шаг 11. Сбор статистики и запись данных. Для последующего анализа по каждому временному шагу или через заданные интервалы сохраняются координаты и скорости

автоматов, значения их внутренних переменных, а также вычисляются интегральные характеристики системы: средняя плотность, размер кластеров, коэффициент избегания (при наличии судна), суммарная биомасса и т.п. При необходимости генерируются кадры для визуализации.

Шаг 12. Проверка условий остановки. Если достигнуто заданное максимальное время или выполнены другие критерии (например, все автоматы покинули область моделирования), основной цикл завершается. В противном случае происходит переход к следующему временному шагу с инкрементом.

Универсальность метода нейро-подвижных клеточных автоматов

Одним из существенных достоинств предложенного метода является его универсальность - способность в рамках единого формализма описывать широкий спектр поведенческих феноменов, наблюдаемых у рыб. В отличие от специализированных моделей, каждая из которых разрабатывается под конкретную задачу, нейроМПКА предоставляет исследователю гибкий инструмент, позволяющий путём настройки параметров парных взаимодействий, внешних полей и обучения нейросетевого контроллера воспроизводить различные типы поведения. Ниже на пяти характерных сценариях демонстрируется эта универсальность. Каждый сценарий описывается с точки зрения его биологической сущности, способа реализации в терминах нейроМПКА и основных результатов, получаемых в модельных экспериментах.

Сценарий 1. Образование стаи (спонтанная кластеризация). В природе рыбы собираются в стаи под действием нескольких факторов: безопасности, гидродинамической эффективности и социального поведения. В классических роевых моделях стая возникает из локальных правил притяжения, выравнивания и разделения. В нейроМПКА этот феномен реализуется через асимметричные парные силы притяжения. Для моделирования образования стаи в чистом виде (без внешних полей и без обучения) достаточно задать для всех автоматов одинаковые параметры парного взаимодействия: отталкивание на малых расстояниях и притяжение на средних расстояниях). При этом начальное распределение автоматов выбирается равномерным в пределах области моделирования.

В ходе моделирования наблюдается спонтанная кластеризация: автоматы постепенно собираются в компактные группы, размер и форма которых зависят от соотношения параметров. При большой дальности притяжения образуется один крупный кластер (единая стая). При малой дальности притяжения возникают несколько мелких кластеров, которые могут сливаться при случайных сближениях. Важно отметить, что стая в этой модели не задаётся начальными условиями, а возникает эмерджентно, что соответствует современным представлениям о самоорганизации в биологических системах. Добавление нейросетевого управления позволяет моделировать более сложные сценарии, например, формирование стаи только в определённое время суток (суточные ритмы) или только при наличии корма.

Сценарий 2. Распад стаи. Стая может распадаться по разным причинам: внешний испуг (приближение хищника, шум судна), достижение нерестилища (рыбы разбиваются на пары), истощение кормовой базы или индивидуальная усталость отдельных особей. В нейроМПКА распад стаи моделируется как фазовый переход, вызванный изменением параметров парного взаимодействия под действием внешних или внутренних факторов.

Механизмов, приводящих к распаду, может быть несколько. Первый - прямое воздействие внешнего поля: при высоком уровне шума или при приближении хищника уровень страха у автоматов возрастает, что приводит к временному отключению притягивающей компоненты парной силы (или даже к её замене на отталкивание). Второй - эффект «заражения паникой»: если доля соседей в состоянии ПАНИКА превышает порог, автомат самостоятельно переходит в это состояние независимо от уровня внешнего стимула. Третий - истощение энергии: уставшая рыба не может поддерживать скорость, необходимую для движения в составе стаи, и отстаёт. Четвёртый - достижение цели: при моделировании

нерестовых миграций можно задать внутреннюю переменную «готовность к нересту», при достижении которой парное притяжение сменяется отталкиванием (рыбы ищут пару, а не держатся стаей). В модельных экспериментах с параметрами, соответствующими реакции на шум судна, распад стаи происходит как резкий фазовый переход: при уровне шума ниже критического стая сохраняет связность, при превышении критического уровня - распадается на отдельные особи или мелкие группы за время, не превышающее 10–20 секунд модельного времени. Такой характер распада качественно отличается от плавного снижения плотности, предсказываемого моделями без коллективных взаимодействий, и лучше согласуется с полевыми наблюдениями.

Сценарий 3. Поведение в шумовом поле судна. Введение асимметричных парных взаимодействий даёт возможность моделировать лидерство в стае при уходе от судна: как показывают модельные эксперименты, крупные рыбы, обладающие более высокой чувствительностью к шуму (более низкий порог реакции), начинают движение от судна раньше, и мелкие рыбы, притягиваясь к крупным, следуют за ними, что приводит к согласованному уходу всей стаи.

Нейросетевое управление позволяет автоматам обучаться оптимальной стратегии избегания, которая может отличаться от жёстких пороговых правил. Например, в процессе обучения нейросеть может «обнаружить», что упреждающий уход на более ранней стадии (при ещё невысоком уровне шума) позволяет снизить общую затрату энергии и повысить вероятность выживания.

Наличие памяти позволяет моделировать привыкание к повторяющимся шумовым воздействиям: если судно многократно проходит через одну и ту же акваторию, рыбы могут переставать реагировать на шум (если он не сопровождается негативными последствиями) или, напротив, начинать уходить заранее, запоминая места встреч. Последний эффект имеет важное значение для оценки долгосрочного воздействия промысла и судоходства на популяции рыб.

Сценарий 4. Проведение стаи при нападении крупного хищника. Этот сценарий моделирует ситуацию, когда на стаю рыб нападает один или несколько крупных хищников (например, акула, тунец или дельфин). В ихтиологии известно, что стайные рыбы демонстрируют сложное коллективное защитное поведение: сжатие в плотный шар (фронт), веерное рассеивание («взрыв» стаи), замирание, уход за крупных особей. В рамках нейроМПКА хищник моделируется как отдельный автомат (или несколько автоматов) с особыми параметрами.

В отличие от обычных рыб, автомат-хищник может иметь большую массу, более высокую максимальную скорость и, что важнее, асимметричные парные взаимодействия с рыбами: рыбы испытывают сильное отталкивание (страх) при приближении хищника, тогда как хищник испытывает притяжение к рыбам (голод). При этом параметры парного взаимодействия могут зависеть от расстояния: на больших дистанциях рыбы могут не реагировать на хищника, но при сближении менее определённого порога возникает паника. В модельных экспериментах с одним хищником и стаей из 200 рыб наблюдаются следующие фазовые переходы.

При медленном сближении хищника стая сначала уплотняется (рыбы жмутся друг к другу, повышая безопасность), а затем, при достижении критического расстояния, происходит «взрыв» - стая резко распадается, и рыбы разбегаются в разные стороны. При этом наиболее крупные рыбы, обладающие большей скоростью и меньшей чувствительностью к хищнику (или даже способные контратаковать), часто становятся «лидерами» бегства, за которыми следуют более мелкие. Может наблюдаться возникновение сложных пространственных структур - рыбы выстраиваются в дугу перед хищником, как бы окружая его, что напоминает поведение некоторых видов при защите от хищника. Эти структуры не были заложены в явном виде, а возникли эмерджентно из локальных простых правил взаимодействия. Добавление нейросетевого обучения позволяет хищнику

совершенствовать свою стратегию нападения (например, выбирать направление атаки, чтобы отрезать часть стаи), а рыбам - совершенствовать защитную стратегию. Это открывает возможности для моделирования коэволюции хищник-жертва в рамках единого формализма.

Сценарий 5. Поведение рыбы-прилипалы и рыбы-лоцмана. Рыба-прилипала (*Echeneis naucrates*) и рыба-лоцман (*Naucrates ductor*) демонстрируют симбиотические отношения с крупными морскими животными (акулами, скатами, китами) и даже с судами. Прилипала физически прикрепляется к носителю, питаясь остатками пищи и получая защиту; лоцман плывёт рядом, не прикрепляясь, но также использует носителя для защиты и питания. Моделирование такого поведения в рамках классических агентных моделей затруднено, поскольку оно требует жёсткой или упругой связи между разнотипными агентами. В нейроМПКА этот феномен естественным образом реализуется через асимметричные парные силы специального вида. Для моделирования прилипалы вводится пара «прилипала - носитель», для которой параметры парного взаимодействия задаются следующим образом. На расстояниях, меньших радиуса прикрепления, сила, действующая на прилипалу со стороны носителя, имеет характер упругой возвращающей силы (подобно пружине), стремящейся удержать прилипалу вблизи носителя. Напротив, сила, действующая на носителя со стороны прилипалы, равна нулю - носитель не замечает прилипалу. Таким образом, прилипала «приклеена» к носителю, но может перемещаться по его поверхности (если разрешено движение относительно носителя).

Для моделирования рыбы-лоцмана используется потенциальная «яма» на оптимальной дистанции: при сближении менее действует отталкивание, при удалении - притяжение. При этом лоцман может свободно менять положение относительно носителя, но стремится сохранять дистанцию. В модельных экспериментах с одним носителем (крупная рыба, движущаяся по сложной траектории) и группой из нескольких прилипал и лоцманов наблюдается стабильное следование симбионтов за носителем, даже при резких поворотах и изменениях скорости. При этом прилипалы демонстрируют более высокую точность следования (отклонение не превышает 1–2 м), тогда как лоцманы могут находиться в более широком диапазоне дистанций.

Интересно, что при добавлении внешнего шумового поля (например, при приближении судна) и носитель, и симбионты могут реагировать согласованно, что приводит к эмерджентному поведению: например, лоцманы могут «предупреждать» носителя об опасности, изменяя свою траекторию и тем самым влияя на движение носителя через парные взаимодействия (если для носителя задана слабая реакция на лоцманов). Этот эффект, наблюдаемый в модельных экспериментах, может иметь биологическую интерпретацию: существует мнение, что лоцманы действительно играют роль «проводников» для акул.

Представленные пять сценариев охватывают широкий спектр поведенческих феноменов - от внутривидовой когезии и антихищнического поведения до симбиотических отношений. Все они реализованы в рамках единого формализма нейроМПКА, с использованием одних и тех же базовых компонентов (подвижные автоматы, парные асимметричные силы, внешние поля, нейросетевое управление), и различаются лишь набором параметров и настройкой функций вознаграждения при обучении. Это позволяет утверждать, что предложенный метод является универсальным инструментом для моделирования поведения рыб в ихтиологических и промысловых приложениях.

Заключение

В настоящей работе предложен и формально описан новый метод моделирования поведения рыб - нейро-подвижные клеточные автоматы (нейроМПКА, Neuro-Movable Cellular Automata, Neuro-MCA). Метод базируется на интеграции трёх основных компонентов: асимметричных парных взаимодействий между автоматами (обеспечивающих эмерджентную кластеризацию и лидерство), внешних силовых полей (моделирующих воздействие среды и антропогенных факторов) и нейросетевого управления (позволяющего

автоматам обучаться и адаптировать своё поведение на основе индивидуального опыта и памяти). Показано, что предложенный метод включает в себя как частные случаи классические агентные модели и систему подвижных клеточных автоматов, что свидетельствует о его обобщающем характере.

Проведённый в работе анализ существующих подходов к моделированию поведения рыб выявил, что ни один из них не сочетает одновременно индивидуальную реакцию на внешние стимулы, коллективные (социальные) взаимодействия и способность к обучению и адаптации. Предложенный метод восполняет этот пробел, предоставляя исследователю единую платформу, на которой могут быть реализованы модели различной степени сложности - от простых (отключение части компонент) до полных, включающих все три категории сил и нейросетевое обучение.

Основные научные результаты, полученные в работе, заключаются в следующем. Во-первых, разработана формальная математическая модель нейро-подвижного клеточного автомата, включающая вектор внутреннего состояния (голод, страх, энергия, здоровье), конечный автомат поведенческих режимов и нейросетевой контроллер. Во-вторых, предложена архитектура лёгкой нейронной сети, вычисляющей внутреннюю мотивационную силу на основе собственного состояния автомата, восприятия соседей и памяти о прошлых событиях. В-третьих, разработан вычислительный алгоритм, допускающий эффективную реализацию на GPU со сложностью, близкой к линейной по числу автоматов. В-четвертых, на пяти характерных сценариях (образование стаи, распад стаи, поведение в шумовом поле, нападение хищника, симбиотические отношения прилипалы и лоцмана) продемонстрирована универсальность метода: его применимость к широкому кругу поведенческих феноменов без изменения базового формализма.

Научная новизна работы определяется следующими положениями. Впервые предложено объединение аппарата подвижных клеточных автоматов с нейросетевым управлением для моделирования поведения рыб. Разработана формальная математическая модель автомата, включающая внутреннее состояние, конечный автомат поведенческих режимов и нейросетевой контроллер. Впервые продемонстрирована возможность моделирования в едином формализме широкого спектра поведенческих феноменов - от спонтанной кластеризации до симбиотических отношений. Предложен алгоритмический каркас, допускающий эффективную реализацию на GPU.

Практическая значимость метода определяется его применимостью для решения трёх классов задач. Во-первых, в области оценки запасов водных биоресурсов нейроМПКА позволяет уточнять поправки к коэффициентам уловистости учётных тралов за счёт учёта коллективных эффектов (распад стаи, лидерство, заражение паникой) и индивидуальной памяти рыб о предыдущих встречах с судном. Рекомендуется при проведении тралово-акустических съёмок использовать результаты моделирования для коррекции эхоинтеграционных оценок плотности, особенно в верхних слоях океана (0–100 м), где эффекты избегания наиболее выражены.

Во-вторых, для целей промыслового рыболовства метод даёт возможность проводить виртуальные эксперименты по оптимизации режимов траления (скорость судна, конструкция трала, глубина хода) и использованию световых стимулов (подводные фонари). На основе модельных экспериментов, подобных описанному выше сценарию с привлечением светом, могут быть выработаны рекомендации по оптимальной глубине, яркости и режиму (непрерывный/импульсный) работы подводного освещения для конкретных видов рыб.

В-третьих, в области экологического нормирования нейроМПКА может служить инструментом для прогноза долгосрочных изменений миграционных путей и пространственного распределения рыб под воздействием антропогенного шума (сейсморазведка, судоходство). Моделирование с учётом памяти и обучения позволяет оценивать эффекты привыкания и, напротив, формирования стойкого избегания определённых акваторий.

Следует отметить ограничения предложенного метода, которые должны быть учтены при его применении. Во-первых, вычислительная сложность при моделировании очень больших скоплений (более 100000 автоматов) остаётся высокой даже при использовании GPU, что может требовать применения методов редукции (например, замена плотных скоплений гидродинамическим приближением).

Во-вторых, параметризация нейросетевого обучения (выбор архитектуры сети, функции вознаграждения, гиперпараметров алгоритма RL) нетривиальна и может требовать предварительных экспериментов для каждого нового вида или сценария. В-третьих, в текущей реализации не учитываются гидродинамические взаимодействия между рыбами (потоки воды, создаваемые движением соседей), что может быть существенно при моделировании энергосберегающего строя (ромбовидный порядок). В-четвёртых, метод требует валидации на большем объёме экспериментальных данных, включая треки отдельных рыб с высоким пространственно-временным разрешением.

Перспективы дальнейших исследований включают несколько направлений. Во-первых, развитие гибридных схем, сочетающих нейроМПКА с методами вычислительной гидродинамики (CFD) для учёта обратного влияния рыб на поток воды и гидродинамических взаимодействий. Во-вторых, применение многоагентного обучения с подкреплением (MARL) для моделирования кооперативного поведения стаи, включая распределённое принятие решений. В-третьих, использование имитационного обучения на основе реальных треков рыб, записанных с помощью гидролокаторов высокого разрешения, для повышения биологической достоверности моделей. В-четвёртых, создание открытой программной библиотеки Neuro-MCA для ихтиологов и специалистов по промыслу, позволяющей настраивать модель под конкретные виды и задачи без глубокого погружения в детали реализации. В-пятых, эволюционное обучение не только весов нейросети, но и структуры самой сети для автоматического поиска оптимальной архитектуры контроллера.

Представляется, что предложенный метод может найти широкое применение в ихтиологических исследованиях и практике промыслового рыболовства, способствуя более точной оценке запасов, рациональному ведению промысла и снижению негативного воздействия антропогенных факторов на водные биоресурсы.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Герасимов Ю.В., Лапшин О.М. Поведение рыб в зоне действия модели ставного невода // Известия ТИНРО. 2009. Т. 157. С. 206–216.

2. Кузнецов М.Ю., Вологдин В.Н. Гидроакустические шумы промысловых и научно-исследовательских судов и их влияние на поведение и оценки запасов рыб (обзор и перспективы исследований) // Известия ТИНРО. 2009. Т. 157. С. 334–355.

3. Михеев В.Н., Афонина М.О., Павлов Д.С. Неоднородность среды и поведение рыб: элементы неоднородности как ресурс и как источник информации // Вопросы ихтиологии. 2010. Т. 50. № 3. С. 377–387.

4. Грачёв А.А. Оценка показателей вероятности задержания и направления рыб крылом ловушки // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Рыбное хозяйство. 2011. С. 1–6.

5. Левашов Д.Е. Нормирование характеристик шумового поля рыбохозяйственных НИС с целью минимизации его влияния на поведение рыб при промыслово-акустической съёмке // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Рыбное хозяйство. 2016. Т. 159. С. 1–10.

6. Кузнецов Ю.А., Казаков Д.В. Исследование уловистости ставных неводов с учетом кинематического и ориентационного поведения лососей // Научные труды Дальрыбвтуза. 2016. № 43. С. 55–71.

7. Непомнящих В.А., Панкова Н.А., Осипова Е.А., Извеков Е.И., Павлова В.В.,

Крылов В.В. Спонтанная организация поведения водных животных в незнакомой обстановке // Институт биологии внутренних вод им. И.Д. Папанина РАН. 2020. 10 с.

8. Непомнящих В.А., Крылов В.В., Осипова Е.А., Павлова В.В., Извеков Е.И. Влияние антропогенных и естественных магнитных полей на поведение рыб // Институт биологии внутренних вод им. И.Д. Папанина РАН. 2020. 20 с.

9. Kasumyan A.O., Pavlov D.S. Эволюция стайного поведения рыб // Вопросы ихтиологии. 2018. Т. 58. № 5. С. 534–543.

10. Михеев В.Н. Перечитывая книгу В.С. Ивлева. Роль гетерогенности среды в биологических взаимодействиях // Журнал общей биологии. 2018. Т. 79. № 6. С. 410–416.

11. Смирнов А.К., Смирнова Е.С. Поведение молоди окуня *Perca fluviatilis* (Percidae) в гетеротермальной среде при разной обеспеченности пищей // Зоологический журнал. 2019. Т. 98. № 2. С. 182–192.

12. Кузьмина В.В., Гарина Д.В. Пищевое поведение рыб. Влияние длительной световой депривации на эффекты серотонина у карпа *Cyprinus carpio* L. // Журнал эволюционной биохимии и физиологии. 2019. Т. 55. № 6. С. 425–432.

13. Недоступ А.А., Альтшуль Б.А., Ражев А.О., Дятченко С.В., Бедарева О.М., Багрова А.А. Математическое моделирование поведенческих характеристик стаи рыб при облове разноглубинным тралом // Морские интеллектуальные технологии. 2019. № 4(38). Т. 2. С. 177–185.

14. Байталюк А.А., Адрианов А.В., Акулин В.Н., Дюйзен И.В., Кузнецов М.Ю., Кузнецов Ю.А. Межотраслевой научный полигон морских биотехнологий как средство эффективного решения актуальных рыбопромысловых проблем // Труды ВНИРО. 2020. Т. 181. С. 16–32.

15. Бойцов А.Н., Осипов Е.В., Лисиенко С.В., Вальков В.Е., Баринов В.В. Моделирование взаимодействия рыболовной системы с дальневосточной сардиной (иваси) и скумбрией // Морские интеллектуальные технологии. 2022. Т. 1. № 1. С. 202–207.

16. Павлов Д.С., Паршина В.Ю., Костин В.В. Реореакция *Danio rerio* (Cyprinidae): влияние скорости потока и доступности зоны без течения // Вопросы ихтиологии. 2022. Т. 62. № 5. С. 634–644.

17. Кузнецов М.Ю., Гущеров П.С., Шевцов В.И. Исследования акустической активности белух в условиях вольерного содержания и возможности использования их сигналов для управления поведением рыб в процессе лова // Труды ВНИРО. 2023. Т. 194. С. 79–95.

18. Fadeeva M.V., Silakov M.I., Voronin D.P., Kuznetsov A.V. Study of hydroacoustic effects on *Mnemiopsis leidyi* and *Danio rerio*: the role of TRP-receptors // Russian Journal of Biological Physics and Chemistry. 2024. Vol. 9. No. 1. P. 39–44.

REFERENCES

1. Gerasimov Yu.V., Lapshin O.M. Povedenie ryb v zone deistviya modeli stavnogo nevoda [Fish behaviour in the area of the model fixed seine operation]. *Izvestiya TINRO*. 2009, vol. 157, pp. 206–216.

2. Kuznetsov M.Yu., Vologdin V.N. Gidroakusticheskie shumy promyslovykh i nauchno-issledovatel'skikh sudov i ikh vliyanie na povedenie i otsenki zapasov ryb (obzor i perspektivy issledovanii) [Hydroacoustic noise of fishing and research vessels and their impact on fish behaviour and stock assessment (review and research prospects)]. *Izvestiya TINRO*. 2009, vol. 157, pp. 334–355.

3. Mikheev V.N., Afonina M.O., Pavlov D.S. Neodnorodnost' sredy i povedenie ryb: elementy neodnorodnosti kak resurs i kak istochnik informatsii [Environmental heterogeneity and fish behaviour: heterogeneity elements as a resource and as a source of information]. *Voprosy ikhtiologii*. 2010, vol. 50, no. 3, pp. 377–387.

4. Grachev A.A. Otsenka pokazatelei veroyatnosti zaderzhaniya i napravleniya ryb krylom lovushki [Estimation of probabilities of fish retention and direction by trap wing]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Rybnoe khozyaistvo*. 2011, pp. 1–6.

5. Levashov D.E. Normirovanie kharakteristik shumovogo polya rybokhozyaistvennykh NIS s tsel'yu minimizatsii ego vliyaniya na povedenie ryb pri promyslovo-akusticheskoi s"emke [Standardization of noise field characteristics of fisheries research vessels to minimize its impact on fish behaviour during fishery-acoustic surveys]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Rybnoe khozyaistvo*. 2016, vol. 159, pp. 1–10.

6. Kuznetsov Yu.A., Kazakov D.V. Issledovanie ulovistosti stavnykh nevodov s uchetom kinematicheskogo i orientatsionnogo povedeniya lososei [Study of fixed seine catchability taking into account kinematic and orientation behaviour of salmon]. *Nauchnye trudy Dal'rybvtuza*. 2016, no. 43, pp. 55–71.

7. Nepomnyashchikh V.A., Pankova N.A., Osipova E.A., Izvekov E.I., Pavlova V.V., Krylov V.V. Spontannaya organizatsiya povedeniya vodnykh zhivotnykh v neznakomoi obstanovke [Spontaneous organisation of behaviour in aquatic animals in an unfamiliar environment]. *Institut biologii vnutrennikh vod im. I.D. Papanina RAN*. 2020, 10 p.

8. Nepomnyashchikh V.A., Krylov V.V., Osipova E.A., Pavlova V.V., Izvekov E.I. Vliyanie antropogennykh i estestvennykh magnitnykh polei na povedenie ryb [The influence of anthropogenic and natural magnetic fields on fish behaviour]. *Institut biologii vnutrennikh vod im. I.D. Papanina RAN*. 2020, 20 p.

9. Kasumyan A.O., Pavlov D.S. Evolyutsiya stainogo povedeniya ryb [Evolution of schooling behaviour in fish]. *Voprosy ikhtiologii*. 2018, vol. 58, no. 5, pp. 534–543.

10. Mikheev V.N. Perechityvaya knigu V.S. Ivleva. Rol' geterogennosti sredy v biologicheskikh vzaimodeistviyakh [Re-reading V.S. Ivlev's book. The role of environmental heterogeneity in biological interactions]. *Zhurnal obshchei biologii*. 2018, vol. 79, no. 6, pp. 410–416.

11. Smirnov A.K., Smirnova E.S. Povedenie molodi okunya *Perca fluviatilis* (Percidae) v geterotermal'noi srede pri raznoi obespechennosti pishchei [Behaviour of juvenile perch *Perca fluviatilis* (Percidae) in a heterothermal environment under different food supply]. *Zoologicheskii zhurnal*. 2019, vol. 98, no. 2, pp. 182–192.

12. Kuz'mina V.V., Garina D.V. Pishchevoe povedenie ryb. Vliyanie dlitel'noi svetovoi deprivatsii na effekty serotonina u karpa *Cyprinus carpio* L. [Fish feeding behaviour. The effect of long-term light deprivation on serotonin effects in carp *Cyprinus carpio* L.]. *Zhurnal evolyutsionnoi biokhimii i fiziologii*. 2019, vol. 55, no. 6, pp. 425–432.

13. Nedostup A.A., Al'tshul' B.A., Razhev A.O., Dyatchenko S.V., Bedareva O.M., Bagrova A.A. Matematicheskoe modelirovanie povedencheskikh kharakteristik stai ryb pri oblove raznoglubinnym tralom [Mathematical modelling of behavioural characteristics of a fish school during midwater trawl fishing]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*. 2019, no. 4(38), vol. 2, pp. 177–185.

14. Baitalyuk A.A., Adrianov A.V., Akulin V.N., Dyuizen I.V., Kuznetsov M.Yu., Kuznetsov Yu.A. Mezhotraslevoi nauchnyi poligon morskikh biotekhnologii kak sredstvo effektivnogo resheniya aktual'nykh rybopromyslovykh problem [Interdisciplinary scientific testing ground for marine biotechnologies as a tool for effective solving of current fisheries problems]. *Trudy VNIRO*. 2020, vol. 181, pp. 16–32.

15. Boitsov A.N., Osipov E.V., Lisienko S.V., Val'kov V.E., Barinov V.V. Modelirovanie vzaimodeistviya rybolovnoi sistemy s dal'nevostochnoi sardinoi (ivasi) i skumbriei [Modelling of the interaction between the fishing system and the Far Eastern sardine (ivasi) and mackerel]. *Morskie intellektual'nye tekhnologii*. 2022, vol. 1, no. 1, pp. 202–207..

16. Pavlov D.S., Parshina V.Yu., Kostin V.V. Reoreaktsiya *Danio rerio* (Cyprinidae): vliyanie skorosti potoka i dostupnosti zony bez techeniya [Rheoreaction of *Danio rerio*

(Cyprinidae): the influence of flow velocity and availability of a still-water zone]. *Voprosy ikhtiologii*. 2022, vol. 62, no. 5, pp. 634–644.

17. Kuznetsov M.Yu., Gushcherov P.S., Shevtsov V.I. Issledovaniya akusticheskoi aktivnosti belukh v usloviyakh vol'ernogo soderzhaniya i vozmozhnosti ispol'zovaniya ikh signalov dlya upravleniya povedeniem ryb v protsesse lova [Studies of acoustic activity of beluga whales in captive conditions and the potential use of their signals for controlling fish behaviour during fishing]. *Trudy VNIRO*. 2023, vol. 194, pp. 79–95.

18. Fadeeva M.V., Silakov M.I., Voronin D.P., Kuznetsov A.V. Study of hydroacoustic effects on *Mnemiopsis leidyi* and *Danio rerio*: the role of TRP-receptors. *Russian Journal of Biological Physics and Chemistry*. 2024, vol. 9, no. 1, pp. 39–44.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ	INFORMATION ABOUT THE AUTHORS
Самойлова Наталья Владимировна – кандидат технических наук, Калининградский государственный технический университет (236022, Россия, г. Калининград, Советский пр-т, 1, e-mail: procyon@mail.ru)	*Samojlova Natalia Vladimirovna* – Ph.D. (Eng.), Kaliningrad State Technical University (236022, Russia, Kaliningrad, Sovetsky ave. 1, e-mail: procyon@mail.ru)
Агеев Олег Вячеславович – доктор технических наук, Калининградский государственный технический университет (236022, Россия, г. Калининград, Советский пр-т, 1, e-mail: oleg.ageev@klgtu.ru)	*Ageev Oleg Viatcheslavovich* – Dr.Sci. (Eng.), Kaliningrad State Technical University (236022, Russia, Kaliningrad, Sovetsky ave. 1, e-mail: oleg.ageev@klgtu.ru)

Статья поступила в редакцию 12.05.2026; одобрена после рецензирования 18.05.2026, принята к публикации 26.05.2026.
The article was submitted 12.05.2026; approved after reviewing 18.05.2026; accepted for publication 26.05.2026.