

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СИСТЕМЕ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО  
МОНИТОРИНГА И УПРАВЛЕНИЯ ПРИРОДНЫМИ РЕСУРСАМИ© 2026 Е. И. Щупак<sup>1</sup>, А. А. Макаров<sup>2</sup><sup>1,2</sup> Самарский университет государственного управления  
«Международный институт рынка», г. Самара, Россия

В статье рассматриваются возможности применения методов искусственного интеллекта (ИИ) и нейросетевых архитектур для решения широкого спектра экологических задач. Анализируются существующие подходы к использованию ИИ в мониторинге загрязнений атмосферы, гидросферы и почвенного покрова, прогнозировании климатических изменений, оптимизации систем обращения с отходами, сохранении биоразнообразия и предотвращении природных катастроф. Показано, что интеграция интеллектуальных алгоритмов в экологическую практику позволяет перейти от реактивного управления к предиктивному и адаптивному, повышая эффективность природоохранных мероприятий. Особое внимание уделяется вопросам обработки мультиспектральных спутниковых данных, потоков информации с наземных сенсорных сетей и исторических временных рядов. Обсуждаются ограничения современных методов ИИ, включая проблему интерпретируемости моделей, требования к вычислительным ресурсам и риски, связанные с качеством обучающих выборок.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейронные сети, экологический мониторинг, прогнозирование климата, управление отходами, биоразнообразие, спутниковые данные, машинное обучение.

Сейчас природа сильно страдает от деятельности человека: климат меняется все быстрее, животных и растений становится меньше. Старые способы следить за природой – брать пробы раз в какое-то время, делать анализы в лабораториях, строить статические модели – уже плохо работают, потому что процессы в природе идут быстро и по-разному. Именно тут на помощь приходит искусственный интеллект (ИИ), особенно глубокие нейросети. Он может полностью изменить то, как мы собираем, обрабатываем и понимаем данные об экологии. В отличие от обычной статистики, алгоритмы машинного обучения не требуют заранее задавать жесткие формулы. Они сами находят сложные, скрытые закономерности в огромных массивах данных. Это делает ИИ незаменимым для анализа спутниковых снимков, погодных данных за много лет, звуков природы и генетической информации о популяциях животных. Цель – не просто автоматизировать скучную работу, а по-настоящему понять, как работают экосистемы, и принимать грамотные решения, чтобы меньше вредить природе и восстанавливать баланс.

Одно из самых полезных применений ИИ – следить за качеством воздуха. В городах и рядом с заводами в воздухе много вредных веществ: оксиды азота, серы, углерода, мелкая пыль (PM2.5 и PM10), летучие вещества, тяжелые металлы. Их количество меняется из-за погоды, пробок, работы заводов и времени года. Нейросети, обученные на данных со станций контроля воздуха, дают более точные прогнозы на дни и недели вперед, чем старые модели вроде CALPUFF или AERMOD. Сверточные нейросети (CNN) хорошо обрабатывают карты загрязнения, а рекуррентные сети (LSTM, GRU) – изменения во времени. А их гибриды учитывают и то и другое. Важно, что ИИ-модели могут работать с неполными данными – восстанавливать пропуски и переносить информацию с ближайших постов на те места, где постов нет. Это очень ценно для бедных стран, где измерительных станций мало. Кроме того, если соединить машинное обучение с дешевыми датчиками на городских зданиях, автобусах или дронах, можно создать подробную карту качества воздуха в реальном времени. Это поможет быстро реагировать – например, временно

ограничить движение или предупредить людей, которым опасно дышать.

Также ИИ очень важен для слежения за водой – в реках, озерах, водохранилищах, под землей и в морях у берегов [2]. Вода загрязняется нефтью, тяжелыми металлами, удобрениями, лекарствами и микропластиком. Часто это загрязнение рассеянное и нерегулярное, и старые методы проб его плохо ловят. Алгоритмы машинного обучения, которые обрабатывают снимки со спутников (MODIS, Sentinel-2, Landsat), помогают замечать загрязнения, видимые на снимках: цветение водорослей по хлорофиллу, взвесь в воде, нефтяные пятна – и все это на огромных территориях и каждые несколько дней. Сверточные нейросети, обученные на спутниковых снимках, находят нефтяные разливы с точностью более 90%, если нет облаков [2]. Еще сложнее – предсказать, когда водоем «зацветет» и начнет задыхаться без кислорода, из-за чего погибнет рыба. Гибридные модели, которые объединяют физико-химические уравнения с нейросетями, могут предсказать беду за 5–10 дней и даже проверить, поможет ли, например, снижение сброса фосфатов или насыщение воды кислородом. Для подземных вод ИИ помогает группировать пробы по составу, находить источники загрязнения (поля, свалки, заводы) и решать, где лучше бурить новые скважины. Это сильно экономит деньги и помогает быстрее заметить, как загрязнение движется к водозаборным станциям.

ИИ помогает в работе с почвами и в земледелии [3]. Свойства почвы сильно меняются даже на одном поле, поэтому точечные пробы и потом усреднение дают большую ошибку. Нейросети, которые анализируют спутниковые снимки, карты рельефа (SRTM, ALOS), старую погоду и немного проб с полей, могут построить карту важных свойств почвы – сколько гумуса, кислотность (pH), тип почвы, запасы фосфора и калия – с точностью до 10–30 метров. Такие подробные карты, сделанные с помощью глубокого обучения, помогают вносить удобрения не везде одинаково, а там, где надо. Это снижает риск, что удобрения смоем в реки, и уменьшает выбросы парниковых газов от сельского хозяйства. Еще ИИ помогает следить за

тем, как портится почва: ветровая и водная эрозия, засоление, уплотнение, химическое загрязнение. Сверточные сети, сравнивающие спутниковые снимки за разные годы, сами находят участки, где растительность чахнет, появляются овраги или меняется цвет почвы из-за соли. А для восстановления земель, испорченных горными работами или свалками, ИИ подбирает самые лучшие растения (которые быстрее всего восстанавливают почву), анализируя большие данные о том, как разные растения растут в разных условиях. Нейросети предсказывают, как со временем будет расти содержание органики, улучшаться структура почвы и оживут микробы, и помогают вовремя поправить план восстановления.

Предсказывать изменения климата и их последствия обычно помогают сложные физико-математические модели (например, CMIP6). Но они требуют огромной вычислительной мощности и часто ошибаются из-за того, что мелкие процессы приходится упрощать. Машинное обучение предлагает другие подходы – либо дополняющие, либо заменяющие. Их можно разделить на три типа [4]:

- 1) быстрая «имитация» сложных моделей;
- 2) исправление ошибок их прогнозов;
- 3) прямые прогнозы только по реальным наблюдениям.

Глубокие нейросети, обученные на парах «входные данные – выходные данные сложной модели», могут воспроизводить региональный климат в сотни раз быстрее. Это позволяет делать вероятностные прогнозы и проверять разные сценарии в интерактивном режиме. Например, сверточно-рекуррентные сети успешно повышают детализацию глобальных климатических прогнозов: вместо сотен километров получается разрешение в несколько километров. Это критически важно для местных оценок – например, как затопит побережье, какой будет урожай или где распространятся вредители. Очень важно предсказывать катастрофы: жару, засухи, наводнения, штормовые нагоны. Нейросети, обученные на исторических данных, могут заметить предвестники беды за 7–14 дней – это лучше, чем большинство старых ме-

тодов. При этом ученые борются с «черным ящиком»: разрабатывают методы, которые объясняют, почему нейросеть выдала тот или иной прогноз (SHAP, LIME и другие). Это позволяет экологам проверять логику модели и доверять ей [4]. ИИ в системах раннего предупреждения катастроф уже сейчас спасает деньги и жизни, но остаются проблемы: модель может дать сбой, если входные данные сильно отличаются от того, на чем ее учили.

Мусор – и обычный бытовой, и промышленный, в том числе опасный, – одна из главных экологических проблем городов. ИИ помогает на всех этапах: от сортировки до планирования маршрутов мусоровозов и предсказания потоков вторсырья. Компьютерное зрение на основе сверточных нейросетей в автоматических линиях сортировки распознает типы мусора (ПЭТ, ПНД, ПВД, ПП, стекло, алюминий, картон) на движущейся ленте со скоростью 100–150 предметов в секунду. Это намного быстрее человека, и машина не устает. Современные архитектуры (YOLOv8, EfficientDet) различают 30–40 видов отходов, включая разные пластики по маркировке, что повышает чистоту фракций и их цену для переработки [3]. Для сложных случаев (например, многослойная упаковка или грязные от пищи материалы) используют гиперспектральные камеры вместе с нейросетями – они видят не только обычный свет, но и инфракрасные лучи. На уровне города алгоритмы маршрутизации, основанные на обучении с подкреплением, меняют графики вывоза мусора в реальном времени в зависимости от того, насколько полны контейнеры (данные с ультразвуковых датчиков или весов), а также от пробок и погоды. Это экономит бензин и снижает выбросы. Модели, предсказывающие сезонные и праздничные колебания (больше мусора в праздники, в сезон фруктов), помогают коммунальщикам заранее готовить больше мощностей и договариваться о продаже вторсырья. Для опасных отходов – отработанное масло, батарейки, ртутные лампы – ИИ помогает распознавать их на снимках с роботов, чтобы человек меньше контактировал с ядами. И наконец, нейросети предсказывают, как скоро заполнятся мусорные полигоны, с точностью до нескольких ме-

сяцев. Это дает запас времени, чтобы открыть новые полигоны или внедрить технологии сбора свалочного газа и фильтрата.

Следить за разнообразием животных и растений, когда на природу сильно давит человек, очень важно. Нужно постоянно знать, сколько осталось редких видов, где они живут, что им угрожает и помогают ли меры защиты. Старые методы учета – ходить по маршрутам, считать по площадкам, ловить, метить и снова ловить – требуют много сил, денег, а результаты у разных наблюдателей часто не совпадают. ИИ меняет ситуацию благодаря автоматическим звукозаписям, фотоловушкам и спутниковым снимкам. Глубокие нейросети, обученные на тысячах размеченных аудиозаписей (базы Xeno-Canto, Macaulay Library), могут в реальном времени узнавать голоса птиц, лягушек, зверей и насекомых среди ветра, дождя и городского шума. Точность для многих видов – выше 95%, а скорость позволяет обрабатывать огромные архивы записей за разумное время [4]. Это дает возможность следить за птицами на путях миграции, понимать, как сообщества реагируют на изменение климата и как им мешают туристы. Точно так же сверточные сети на фотографиях с фотоловушек сами определяют вид животного, его пол, возраст и даже поведение (ест, идет, дерется, спаривается). Это освобождает ученых от утомительного просмотра миллионов кадров. В ландшафтной экологии нейросети анализируют спутниковые снимки высокого разрешения (вплоть до 0,5–1 метра у коммерческих спутников), чтобы видеть, как меняются площади местообитаний, насколько они раздроблены и связаны ли между собой. Особенно важно это для слежения за незаконными рубками леса, браконьерством и выпасом скота в заповедниках: алгоритмы аномалий сравнивают, какой должна быть растительность по многолетним данным, и сразу сигнализируют о возможном нарушении. Наконец, генетическое секвенирование проб из воды и почвы дает массивы данных, которые без машинного обучения не расшифровать: нейросети классифицируют кусочки ДНК, определяют, какие виды там были и сколько их, включая те, которые старыми методами не найти [2].

Экономить энергию и переходить на возобновляемые источники (солнце, ветер) важно для экологии, потому что меньше сжигать угля и нефти – главный способ снизить выбросы парниковых газов. Но ветер и солнце непостоянны. Чтобы встроить их в общую энергосистему без отключений, нужно точно предсказывать их мощность на ближайшие часы и дни. Нейросети, обученные на прошлой погоде, графиках выработки энергии и спутниковых снимках облачности, предсказывают солнечную радиацию и скорость ветра от 15 минут до 72 часов вперед, и часто точнее, чем обычные погодные модели. Рекуррентные сети хорошо учитывают инерцию атмосферы, а сверточные – движение облаков. На стороне потребителей умные электросети (smart grids) используют алгоритмы обучения с подкреплением, чтобы балансировать нагрузку в реальном времени. Они сами отключают не очень важные приборы в часы пик и включают накопители энергии (электромобили, аккумуляторные станции), когда возобновляемой энергии много. Так можно держать меньше резервных газовых или угольных станций, а значит, снижать выбросы. В промышленности ИИ помогает оптимизировать работу печей, сушилок, компрессоров, чтобы меньше выбрасывать парниковых газов на каждую единицу продукции. Глубокие нейросети строят модели технологических процессов, а потом ищут такие настройки, чтобы и качество было хорошее, и производительность, и углеродный след минимальным. Такие системы уже работают на цементных заводах, нефтепереработке и металлургии, снижая выбросы CO<sub>2</sub> на 5–10% без покупки нового оборудования – только за счет более умного управления [4].

Несмотря на все плюсы, массово внедрять ИИ в экологию мешают несколько серьезных проблем. Первая – качество данных. В экологических наблюдениях часто бывают пропуски, шумы, ошибки приборов, а также данные могут быть слишком разные по месту и времени. Если учить нейросеть на таком материале, она может блестяще работать на «экзамене» (обучающей выборке), но совершенно не годится для новых условий. К тому же в исторических данных может не быть редких катастроф (например, наводнения, которое бывает

раз в сто лет), и тогда модель окажется к ним не готова. Вторая проблема – «черный ящик»: модель непонятна. Эколог или чиновник, который принимает решение, не может доверять прогнозу, если не понимает, на каких признаках он основан и почему получился такой результат [5]. Без объяснений трудно отвечать юридически и утверждать природоохранные меры. Третья проблема – сложность расчетов: обучение глубоких нейросетей на многомерных экологических данных (например, 4D-поля климата) требует мощных видеокарт и много памяти. Это недоступно многим ученым и особенно природоохранным неправительственным организациям в бедных странах. Облачные сервисы отчасти решают проблему, но поднимают вопросы о том, кому принадлежат данные (например, где живут редкие виды – эту информацию могут украсть браконьеры). Наконец, есть риск слишком положиться на автоматику. Если полагаться на ИИ-прогнозы, не думая самому, можно потерять традиционные знания и полевые навыки. А если модель ошибется – принять неверное решение с ужасными последствиями для природы. Поэтому лучший подход – это сотрудничество человека и ИИ: машина расширяет возможности эколога, но окончательный вывод и ответственность остаются за человеком.

Развитие ИИ в экологии тесно связано с прогрессом в других областях: датчиках, спутниках, геномике, роботах. Появление дешевых микроэлектромеханических систем (MEMS) позволяет разворачивать густые сети маленьких датчиков, которые работают на батарейках годами и передают данные по экономичным протоколам (LoRa, NB-IoT). Новые спутники (Planet, Sentinel, Landsat Next) снимают всю Землю каждый день с разрешением до 3–5 метров. Методы метагеномики и метабаркодирования превращают пробы воды и почвы в терабайтные наборы ДНК, которые надо анализировать с помощью машинного обучения. Все эти потоки данных должны сходиться в единые аналитические платформы, построенные на принципах открытой науки и совместимости (FAIR-принципы: чтобы данные можно было Найти, Получить, Совместить и Переиспользовать). Только в такой среде ИИ сможет раскрыть свой пол-

ный потенциал и помочь нам перейти от разрозненных знаний об отдельных кусочках природы к целостному пониманию всей биосферы как единого организма.

Для этого нужно небывалое международное сотрудничество, потому что экологические проблемы не признают границ [1, 6] – загрязнение воздуха, парниковые газы, миграция животных, океанские течения связывают всю планету в одну систему. Здесь ИИ может стать не только техническим, но и дипломатическим инструментом: он дает объективные, проверяемые

данные для переговоров по климату, биоразнообразию и устойчивому развитию. Нейросети, обученные на глобальных данных, могут выявлять и измерять, как загрязнители переносятся через границы, а это создает основу для того, чтобы распределять ответственность и запускать компенсационные механизмы.

Искусственный интеллект в экологии – это не просто очередной технологический тренд, а необходимое условие для выживания человеческой цивилизации в эпоху, когда человек меняет планету.

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. ГОСТ Р 58533-2019. Охрана окружающей среды. Мониторинг загрязнения атмосферного воздуха. Общие требования. URL: <https://files.stroyinf.ru/Data2/1/4293727/4293727528.pdf?ysclid=mnsp3s2udc161982901>.
2. Шумейко В. В., Петрова И. А. Применение нейронных сетей для прогнозирования качества воды в поверхностных водоемах // Экология и промышленность России. 2023. Т. 27. № 4. С. 32–38.
3. Хабр: Как искусственный интеллект помогает спасать леса от незаконных вырубок. URL: <https://habr.com/ru/articles/1000920/>.
4. Документация PostgreSQL. «PostgreSQL: Глобальная система управления базами данных для экологических информационных систем». URL: <https://www.postgresql.org/docs/current/index.html>.
5. Зезина Е. С., Кошелев Д. А. К вопросу о страховании рисков, связанных с использованием технологий искусственного интеллекта // Вестник Международного института рынка. 2025. № 2. С. 87–91.
6. Журова Л. И. Прогресс или иллюзия? Анализ достижения социальных целей устойчивого развития в России // Вестник Самарского муниципального института управления. 2025. № 4. С. 7–19.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE SYSTEM OF ENVIRONMENTAL MONITORING AND NATURAL RESOURCE MANAGEMENT

© 2026 Evgeniy I. Shchupak<sup>1</sup>, Alexey A. Makarov<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Samara University of Public Administration  
“International Market Institute”, Samara, Russia

This article examines the potential of artificial intelligence (AI) methods and neural network architectures to address a wide range of environmental challenges. It analyzes existing approaches to using AI in monitoring atmospheric, hydrosphere, and soil pollution, forecasting climate change, optimizing waste management systems, preserving biodiversity, and preventing natural disasters. It is shown that integrating intelligent algorithms into environmental practice enables a transition from reactive to predictive and adaptive management, increasing the effectiveness of environmental protection measures. Particular attention is paid to processing multispectral satellite data, information flows from terrestrial sensor networks, and historical time series. The authors have discussed the limitations of modern AI methods, including model interpretability, computational resource requirements, and risks associated with the quality of training samples.

**Keywords:** artificial intelligence, neural networks, environmental monitoring, climate forecasting, waste management, biodiversity, satellite data, machine learning.