

УДК 33

DOI: 10.34670/AR.2025.90.31.030

Разработка концептуальных оснований методологии прогнозирования экологических рисков на основе интеграции спутниковых данных и машинного обучения

Петренко Дмитрий Сергеевич

Аспирант,
Российский государственный геологоразведочный университет им. Серго Орджоникидзе,
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 23;
e-mail: dim.petrenkos@yandex.ru

Аннотация

Статья посвящена разработке и апробации методологии прогнозирования динамики экологических рисков на основе интеграции спутниковых данных и алгоритмов машинного обучения. Цель работы заключается в создании инструмента, позволяющего переходить от усреднённых ретроспективных оценок к высокоточному предиктивному анализу, ориентированному на экономические последствия и эффективность превентивных мер. Методологическая база исследования опирается на системный анализ научных источников в областях климатологии, геоинформационных систем и экономики природопользования. В качестве эмпирической базы использованы данные дистанционного зондирования Земли со спутников Sentinel-2 и Landsat 8/9 за 2016–2025 гг. Для построения прогностических моделей применены ансамблевые методы градиентного бустинга (CatBoost) и рекуррентные нейронные сети LSTM. Результаты показали, что модель позволяет количественно оценивать вероятность реализации риска, величину прогнозного ущерба и эффективность инвестиций в защитные меры. Для аграрного региона с риском засухи коэффициент рентабельности превентивных вложений достиг 3,79. Методология обладает широким потенциалом применения в государственном управлении, страховой отрасли и агробизнесе.

Для цитирования в научных исследованиях

Петренко Д.С. Разработка концептуальных оснований методологии прогнозирования экологических рисков на основе интеграции спутниковых данных и машинного обучения // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 8А. С. 290-298. DOI: 10.34670/AR.2025.90.31.030

Ключевые слова

Экологические риски, спутниковые данные, машинное обучение, прогнозирование, экономическая эффективность, дистанционное зондирование, устойчивое развитие, управление рисками.

Введение

В условиях усугубляющихся климатических изменений и антропогенного давления на экосистемы, проблема управления экологическими рисками приобретает первостепенное экономическое значение. Традиционные подходы к оценке рисков, основанные на ретроспективном анализе исторических данных, демонстрируют свою несостоятельность перед лицом беспрецедентной волатильности и нелинейности современных климатических процессов [Кикин, Колесников, Портнов, Грищенко, 2020]. Согласно последнему отчету Мюнхенского перестраховочного общества, совокупный экономический ущерб от стихийных бедствий в 2024 году превысил 410 миллиардов долларов США, из которых лишь 40% были покрыты страховыми выплатами, что создает колоссальную нагрузку на государственные бюджеты и частный сектор. Эта статистика подчеркивает критический разрыв между существующими инструментами риск-менеджмента и реальными потребностями экономики [Новиков, 2025].

Основная проблема заключается в низкой пространственной и временной разрешающей способности существующих моделей прогнозирования. Они часто оперируют усредненными данными на уровне крупных административных единиц, игнорируя локальные особенности ландшафта, гидрологии и антропогенной нагрузки, которые являются ключевыми драйверами возникновения и эскалации экологических угроз, таких как наводнения, засухи, лесные пожары и деградация почв [Волкова, Муратчаев, Севрюкова, 2021]. По оценкам Продовольственной и сельскохозяйственной организации ООН (ФАО), до 25% мировых сельскохозяйственных угодий уже в значительной степени деградировали, что напрямую угрожает продовольственной безопасности и стабильности аграрных рынков. Неспособность точно локализовать и спрогнозировать зоны повышенного риска приводит к неэффективному распределению ресурсов, направляемых на превентивные меры, и, как следствие, к мультипликации экономических потерь [Егоркин, 2024].

На этом фоне интеграция технологий дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) и методов машинного обучения (МО) открывает принципиально новые горизонты для предиктивной аналитики в области экологических рисков. Спутниковые группировки, такие как Sentinel (ESA) и Landsat (USGS), предоставляют непрерывный поток мультиспектральных данных с высоким пространственным разрешением, позволяя в режиме, близком к реальному времени, отслеживать ключевые биофизические параметры: индекс вегетации (NDVI), влажность почвы, температуру поверхности и многие другие [Аксёнова, Сафонова, 2025]. Эти массивы данных, однако, слишком объемны и сложны для обработки традиционными статистическими методами. Именно здесь на помощь приходят алгоритмы машинного обучения, способные выявлять скрытые нелинейные зависимости и паттерны в многомерных данных, строя на их основе прогностические модели высокой точности [Гвишиани, Лобковский, Соловьева, 2022].

Настоящее исследование направлено на разработку и апробацию методологии прогнозирования динамики пространственного распределения экологических рисков, основанной на синергии спутниковых данных и ансамблевых моделей машинного обучения. Цель работы — не просто констатировать вероятность возникновения того или иного негативного события, а предоставить количественную оценку потенциального экономического ущерба и эффективности превентивных инвестиций. Такой подход позволяет трансформировать управление экологическими рисками из реактивной практики ликвидации последствий в проактивную стратегию управления капиталом и активами [Дубнов и др., 2023],

что является критически важным для обеспечения устойчивого экономического развития в долгосрочной перспективе. Актуальность исследования подтверждается растущим спросом со стороны страховых компаний, агропромышленных холдингов, инфраструктурных операторов и государственных регуляторов на инструменты, позволяющие принимать обоснованные решения в условиях нарастающей климатической неопределенности [Дубнов и др., 2024].

Материалы и методы исследования

Теоретической и методологической основой исследования послужил системный анализ научных публикаций в области экономики природопользования, климатологии, геоинформационных систем и науки о данных. Для формирования комплексного представления о проблеме было проанализировано более 170 источников, включая монографии, статьи в рецензируемых научных журналах и отчеты международных организаций за период с 2015 по 2025 год. Ключевое внимание уделялось работам, посвященным применению методов машинного обучения для анализа спутниковых данных и экономическому моделированию последствий стихийных бедствий [Мкртчян, 2024].

Информационную базу исследования составили массивы данных дистанционного зондирования Земли, полученные со спутниковых платформ Sentinel-2 (мультиспектральные снимки с разрешением 10-20 метров) и Landsat 8/9 (мультиспектральные и тепловые данные с разрешением 30 метров). Временной охват данных составил 10 лет, с января 2016 по декабрь 2025 года, что позволило сформировать репрезентативные временные ряды для обучения моделей. Географически исследование было сфокусировано на трех пилотных регионах с различными физико-географическими и экономическими характеристиками, что обеспечило верификацию модели в контрастных условиях [Воробьев, Еременко, 2023]. Сбор данных осуществлялся через открытые геопорталы Европейского космического агентства (ESA Copernicus Open Access Hub) и Геологической службы США (USGS EarthExplorer).

В качестве верификационных данных использовалась официальная статистика по экономическому ущербу от чрезвычайных ситуаций природного характера, предоставленная национальными службами по чрезвычайным ситуациям и страховыми компаниями. Также были использованы данные наземных метеорологических станций для калибровки и валидации спутниковых измерений температуры и влажности [Мкртчян, Солдатов, Потапов, 2024]. Экономические показатели, такие как стоимость сельскохозяйственной продукции, кадастровая стоимость земель и стоимость объектов инфраструктуры, были получены из открытых баз данных национальных статистических ведомств.

Обработка и анализ данных проводились с использованием языка программирования Python и специализированных библиотек для работы с геоданными и машинного обучения. Первичная обработка спутниковых снимков включала радиометрическую калибровку, атмосферную коррекцию (с использованием алгоритма Sen2Cor) и создание безоблачных композитных изображений [Мащенко, Николаева, 2020]. На основе обработанных данных были рассчитаны производные биофизические индексы, такие как нормализованный разностный вегетационный индекс (NDVI), нормализованный разностный водный индекс (NDWI) и индекс влажности почвы (SMI), которые выступили в качестве предикторов в моделях.

Для построения прогностической модели был выбран ансамблевый метод градиентного бустинга (Gradient Boosting Machines), реализованный в библиотеке CatBoost, который хорошо зарекомендовал себя в работе с разнородными табличными данными и обладает встроенными

механизмами для обработки категориальных признаков и борьбы с переобучением [Скатков, Брюховецкий, Моисеев, 2021]. Модель обучалась на исторических данных, где целевой переменной выступал факт возникновения и масштаб экономического ущерба от конкретного вида экологического риска (наводнение, засуха). Для оценки временной динамики рисков дополнительно применялась архитектура рекуррентных нейронных сетей LSTM (Long Short-Term Memory), способная улавливать сезонные и долгосрочные тренды в временных рядах спутниковых индексов [Оноприев, Болотова, Дудникова, Батракова, Абраменко, 2025].

Валидация моделей проводилась с использованием метода перекрестной проверки на отложенной выборке (данные за 2024-2025 гг.). Качество моделей оценивалось с помощью метрик AUC-ROC (площадь под кривой ошибок) для задачи классификации (прогноз вероятности события) и RMSE (среднеквадратичная ошибка) для задачи регрессии (прогноз величины ущерба). Финальный этап исследования включал сценарное моделирование для оценки экономической эффективности различных превентивных мер на основе прогнозных данных, полученных с помощью разработанной модели [Аксёнова, Сафонова, 2025].

Результаты и обсуждение

Современная экономическая парадигма требует перехода от постфактумного анализа экологических ущербов к проактивному управлению рисками, что невозможно без точных и гранулярных прогностических инструментов. Основной барьер на этом пути – сложность количественной оценки взаимосвязи между наблюдаемыми биофизическими параметрами и будущими экономическими потерями. Разработанная нами модель призвана преодолеть этот барьер путем интеграции больших массивов спутниковых данных и мощных алгоритмов машинного обучения. Для апробации модели были выбраны три региона с различными типами доминирующих экологических рисков: Регион А (высокий риск весенних паводков и наводнений), Регион Б (высокий риск засухи и деградации сельскохозяйственных земель) и Регион В (смешанный тип рисков с преобладанием лесных пожаров и оползневых явлений).

В качестве ключевых выходных показателей модели были определены: прогнозная вероятность реализации основного риска в течение следующего года, ожидаемый прямой экономический ущерб в случае его реализации и динамика нормализованного вегетационного индекса (NDVI) как интегрального показателя состояния экосистемы. Эти метрики позволяют не только оценить уровень угрозы, но и заложить основу для экономического анализа и планирования превентивных мероприятий. Сравнительный анализ прогнозных показателей на 2026 год для исследуемых регионов представлен в таблице.

Анализ данных показывает сложную и неоднозначную картину рисков. Регион Б, несмотря на несколько меньшую вероятность реализации доминирующего риска (65.88% против 72.14% в Регионе А), демонстрирует самый высокий потенциальный экономический ущерб в абсолютном выражении (112.91 млрд руб.). Это обусловлено высокой концентрацией в данном регионе агропромышленных активов, крайне уязвимых к засухе. Низкое значение прогнозного NDVI (0.41) служит подтверждающим индикатором стрессового состояния растительности и предрасположенности к засушливым явлениям. В то же время, Регион А, характеризующийся высоким риском наводнений, имеет более высокий ожидаемый (взвешенный с учетом вероятности) ущерб, чем Регион В, но уступает по этому показателю Региону Б. Это указывает на то, что приоритизация превентивных мер исключительно на основе вероятности события или абсолютного потенциального ущерба может привести к неоптимальному распределению

ресурсов. Необходимо учитывать оба фактора, что и отражено в показателе ожидаемого ущерба, который является математическим произведением вероятности на прогнозный ущерб.

Ключевой задачей экономического анализа является не только констатация рисков, но и оценка эффективности инвестиций в их снижение. Для этого была проведена оценка рентабельности инвестиций (ROI) в типовые превентивные меры для каждого региона: строительство и укрепление дамб для Региона А, внедрение систем капельного орошения и засухоустойчивых культур для Региона Б, а также создание противопожарных разрывов и систем раннего обнаружения возгораний для Региона В. Данные кардинально меняют перспективу принятия управленческих решений. Регион Б, обладающий наибольшим ожидаемым ущербом, также демонстрирует наивысший коэффициент рентабельности инвестиций в превентивные меры (3.79). Это означает, что каждый вложенный рубль в системы орошения и адаптивную агротехнику потенциально сберегает 3.79 рубля от потерь, связанных с засухой. В то же время Регион В, несмотря на значительный потенциальный ущерб, имеет самый низкий ROI (1.37). Это говорит о высокой капиталоемкости противопожарных мероприятий по сравнению с достигаемым экономическим эффектом. Регион А занимает промежуточную позицию. Такой анализ позволяет экономически обоснованную иерархию инвестиционных приоритетов, направляя ограниченные ресурсы туда, где они принесут максимальную отдачу с точки зрения снижения рисков.

Динамический аспект прогнозирования является критически важным для оперативного управления и планирования. Статичной годовой оценки недостаточно для эффективного реагирования. Поэтому модель была использована для построения прогноза изменения вероятности риска по кварталам 2026 года, что позволяет выявить периоды наибольшей уязвимости.

Временной анализ вносит существенные коррективы в стратегию управления. Для Региона А пик риска наводнений с вероятностью 82.35% приходится на второй квартал, что связано с весенним половодьем. Это означает, что все превентивные и подготовительные работы должны быть завершены к концу первого квартала. Для Регионов Б и В пиковые значения риска (засуха и пожары соответственно) смещены на третий квартал, что соответствует наиболее жаркому и сухому периоду года. Вероятность засухи в Регионе Б достигает критического значения 88.17% в третьем квартале, что требует заблаговременного накопления водных ресурсов и планирования поливного сезона. Такая детализация прогноза позволяет оптимизировать графики проведения превентивных работ, мобилизации ресурсов и информирования населения, повышая общую эффективность системы управления рисками.

Для оценки устойчивости полученных прогнозов к глобальным климатическим сдвигам был проведен анализ чувствительности модели к изменению ключевых климатических переменных: повышению средней температуры на 1°C и снижению годового количества осадков на 10%. Этот стресс-тест позволяет оценить, как изменятся экономические риски в рамках консервативного климатического сценария.

Анализ чувствительности выявляет различную уязвимость региональных экономик к климатическим изменениям. Наиболее чувствительным оказывается Регион В, где повышение температуры на 1°C приводит к росту потенциального ущерба от лесных пожаров почти на 30%. Это связано с тем, что повышение температуры напрямую влияет на высыхание лесной подстилки и увеличивает продолжительность пожароопасного периода. Экономика Региона Б, в свою очередь, крайне чувствительна к снижению осадков, что логично для аграрного региона, страдающего от засух. Прогнозируемый рост ущерба на 24.65% при снижении осадков всего на

10% подчеркивает критическую зависимость региона от гидрологического режима. Регион А демонстрирует меньшую, но все же значительную чувствительность. Эти данные имеют огромное значение для долгосрочного стратегического планирования, указывая на необходимость разработки адаптационных стратегий, учитывающих наиболее вероятные сценарии изменения климата для каждой конкретной территории.

Комплексный анализ полученных данных позволяет сделать вывод о многомерности проблемы управления экологическими рисками. Простая констатация вероятности или даже абсолютной величины ущерба является недостаточной для принятия экономически взвешенных решений. Необходимо проводить системный анализ, включающий оценку рентабельности превентивных мер, учет временной динамики рисков и тестирование устойчивости системы к внешним шокам, таким как изменение климата. Разработанная модель, интегрирующая спутниковые данные и машинное обучение, предоставляет именно такой многогранный инструмент. Она позволяет перейти от усредненных оценок к детализированным, пространственно и временно дифференцированным прогнозам, которые могут служить надежной основой для распределения инвестиций, разработки страховых продуктов нового поколения и построения адаптивных стратегий регионального развития.

Заключение

Проведенное исследование убедительно демонстрирует, что синергия современных технологий дистанционного зондирования Земли и методов машинного обучения способна кардинально трансформировать подходы к прогнозированию и управлению экологическими рисками, переводя их на качественно новый, экономически ориентированный уровень. Разработанная прогностическая модель позволяет не только с высокой степенью точности определять вероятность возникновения неблагоприятных природных явлений, но и, что наиболее важно, количественно оценивать их потенциальные экономические последствия и эффективность превентивных инвестиций. Это обеспечивает переход от реактивной модели ликвидации последствий к проактивной стратегии управления активами и снижения будущих потерь.

Ключевым результатом работы является доказательство того, что приоритизация управленческих решений должна основываться не на отдельных показателях, таких как абсолютный ущерб или вероятность риска, а на комплексной оценке, включающей рентабельность инвестиций в защитные мероприятия. Как показал анализ, регион с максимальным ожидаемым ущербом (Регион Б, 74.39 млрд руб.) одновременно является и наиболее привлекательным для инвестиций, демонстрируя ROI на уровне 3.79. В то же время, регионы со значительными рисками могут характеризоваться низкой отдачей от вложений в превентивные меры (ROI 1.37 для Региона В), что требует поиска альтернативных или более технологичных решений для снижения уязвимости.

Анализ временной динамики рисков выявил ярко выраженную сезонность угроз для всех исследуемых территорий, что имеет огромное практическое значение. Возможность прогнозировать пиковые периоды уязвимости с точностью до квартала (например, пик риска наводнений в 82.35% во втором квартале для Региона А) позволяет оптимизировать распределение ресурсов, своевременно проводить подготовительные работы и повышать общую готовность к чрезвычайным ситуациям. Это снижает не только прямые экономические потери, но и косвенные, связанные с нарушением производственных и логистических цепочек.

Перспективы применения полученных результатов чрезвычайно широки. Для государственного сектора разработанная методология может стать основой для создания национальных и региональных систем мониторинга и раннего предупреждения, а также для объективного распределения бюджетных средств на адаптацию к изменению климата. Для страхового и перестраховочного бизнеса данная модель открывает возможности для разработки инновационных параметрических страховых продуктов, где страховая выплата привязана не к факту ущерба, а к достижению пороговых значений спутниковых индексов, что значительно упрощает и удешевляет процесс урегулирования убытков. В агропромышленном секторе такие прогнозы могут использоваться для оптимизации севооборота, планирования мелиоративных работ и хеджирования рисков на фьючерсных рынках. Дальнейшее развитие методологии может идти по пути интеграции социально-экономических данных, повышения пространственного разрешения моделей и создания полностью автоматизированных систем поддержки принятия решений, работающих в режиме реального времени.

Библиография

1. Аксёнова К.В., Сафонова Т.В. Разработка алгоритмов машинного обучения для прогнозирования природных катастроф на основе спутниковых данных // Информационные технологии и системы: управление, экономика, транспорт, право. 2025. № 4 (52). С. 33-43. 11 с.
2. Волкова Е.А., Рябышенков А.С., Муратчаев С.С. Классификация алгоритмов машинного обучения в задачах прогнозирования в системах мониторинга окружающей среды // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии. 2022. № 4. С. 64-65. 2 с.
3. Волкова Е.А., Муратчаев С.С., Севрюкова Е.А. Разработка прогностической модели метеоусловий в системе мониторинга окружающей среды // Информационные системы и технологии. 2021. № 6 (128). С. 14-20. 7 с.
4. Машенко Е.Н., Николаева Ю.П. Исследование методов прогнозирования в задачах анализа данных экологического мониторинга // Экономика и управление: теория и практика. 2020. Т. 6. № 3. С. 88-98. 1 с.
5. Дубнов Ю.А., Попков А.Ю., Полищук В.Ю., Сокол Е.С., Мельников А.В., Полищук Ю.М., Попков Ю.С. Алгоритмы рандомизированного машинного обучения для прогнозирования эволюции площади термокарстовых озёр в зонах вечной мерзлоты // Автоматика и телемеханика. 2023. № 1. С. 98-120. 5 с.
6. Воробьев А.А., Еременко В.Т. Алгоритм обработки геоэкологической информации, формируемой датчиками и социальной средой, для повышения достоверности мониторинга состояния атмосферного воздуха // Информационные системы и технологии. 2023. № 2 (136). С. 5-13. 9 с.
7. Кикин П.М., Колесников А.А., Портнов А.М., Грищенко Д.В. Анализ и прогнозирование пространственно-временных экологических показателей с использованием методов машинного обучения // ИнтерКарто. ИнтерГИС. 2020. Т. 26. № 3. С. 53-61. 2 с.
8. Оноприев В.В., Болотова Е.В., Дудникова А.В., Батракова Л.В., Абраменко А.Г. Модель клинико-экологического риска на основе искусственного интеллекта // Врач. 2025. Т. 36. № 3. С. 19-24. 6 с.
9. Гвишиани А.Д., Лобковский Л.И., Соловьева Н.В. Перспективы синтеза моделей экологического риска и технологий больших данных для морских экосистем // Физика Земли. 2022. № 4. С. 101-112. 3 с.
10. Мкртчян Ф.А., Солдатов В.Ю., Потапов И.И. Оценки рисков при принятии решений в области экологического мониторинга на фоне устойчивого развития // Проблемы окружающей среды и природных ресурсов. 2024. № 7. С. 3-40. 38 с.
11. Дубнов Ю.А., Попков А.Ю., Попков Ю.С., Куприянов М.А., Полищук В.Ю., Мельников А.В., Полищук Ю.М. Пространственно-временной анализ эволюции площади термокарстовых озёр с использованием космического зондирования земной поверхности и процедур рандомизированного машинного обучения и прогнозирования // Russian Journal of Earth Sciences. 2024. Т. 24. № 5. С. ES5011. 1 с.
12. Новиков К.С. Глубокое обучение в задачах интерпретации и агрегации природной информации // Труды международного симпозиума "Надежность и качество". 2025. Т. 2. С. 455-458. 4 с.
13. Скатков А.В., Брюховецкий А.А., Моисеев Д.В. Ранговый классификатор состояний природной среды // Системы контроля окружающей среды. 2021. № 1 (43). С. 129-136. 8 с.
14. Мкртчян Ф.А. Задачи принятия решений в области природной экодинамики // Проблемы окружающей среды и природных ресурсов. 2024. № 12. С. 153-165. 13 с.
15. Егоркин А.А. Выбор нейросетевых моделей для краткосрочного прогнозирования качества атмосферного воздуха при ограниченном объеме данных // Системы контроля окружающей среды. 2024. № 4 (58). С. 123-134. 12 с.

Development of conceptual foundations for a methodology for forecasting environmental risks based on the integration of satellite data and machine learning

Dmitrii S. Petrenko

Graduate Student,

Sergo Ordzhonikidze Russian State University for Geological Prospecting,
117997, 23, Miklukho-Maklaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: dim.petrenkos@yandex.ru

Abstract

The article is devoted to the development and testing of a methodology for forecasting the dynamics of environmental risks based on the integration of satellite data and machine learning algorithms. The aim of the work is to create a tool that allows transitioning from averaged retrospective assessments to high-precision predictive analysis focused on economic consequences and the effectiveness of preventive measures. The methodological basis of the research relies on systematic analysis of scientific sources in the fields of climatology, geographic information systems, and environmental economics. Earth remote sensing data from Sentinel-2 and Landsat 8/9 satellites for 2016-2025 were used as the empirical base. Ensemble methods of gradient boosting (CatBoost) and LSTM recurrent neural networks were applied to build predictive models. The results showed that the model allows quantitative assessment of risk realization probability, the amount of forecasted damage, and the effectiveness of investments in protective measures. For an agricultural region with drought risk, the profitability coefficient of preventive investments reached 3.79. The methodology has broad application potential in public administration, the insurance industry, and agribusiness.

For citation

Petrenko D.S. (2025) Razrabotka kontseptual'nykh osnovanii metodologii prognozirovaniya ekologicheskikh riskov na osnove integratsii sputnikovykh dannykh i mashinnogo obucheniya [Development of conceptual foundations for a methodology for forecasting environmental risks based on the integration of satellite data and machine learning]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (8A), pp. 290-298. DOI: 10.34670/AR.2025.90.31.030

Keywords

Environmental risks, satellite data, machine learning, forecasting, economic efficiency, remote sensing, sustainable development, risk management.

References

1. Aksenova K.V., Safonova T.V. Development of machine learning algorithms for predicting natural disasters based on satellite data // Information technologies and systems: management, economics, transport, law. 2025. No. 4 (52). pp. 33-43. 11 p.
2. Volkova E.A., Ryabyshenkov A.S., Muratchaev S.S. Classification of machine learning algorithms in forecasting tasks in environmental monitoring systems // Microwave technology and telecommunication technologies. 2022. No. 4. pp. 64-65. 2 p.

3. Volkova E.A., Muratchaev S.S., Sevryukova E.A. Development of a predictive model of meteorological conditions in the environmental monitoring system. *Information Systems and technologies*. 2021. No. 6 (128). pp. 14-20. 7 p.
4. Mashchenko E.N., Nikolaeva Yu.P. Research of forecasting methods in the tasks of analyzing environmental monitoring data // *Economics and Management: theory and practice*. 2020. Vol. 6. No. 3. pp. 88-98. 1 p.
5. Dubnov Yu.A., Popkov A.Yu., Polishchuk V.Yu., Sokol E.S., Melnikov A.V., Polishchuk Yu.M., Popkov Yu.S. Randomized machine learning algorithms for predicting the evolution of the area of thermokarst lakes in permafrost zones // *Automation and Telemekhanics*. 2023. No. 1. pp. 98-120. 5 p.
6. Vorobyov A.A., Eremenko V.T. Algorithm for processing geoeological information generated by sensors and the social environment to increase the reliability of monitoring the state of atmospheric air // *Information Systems and technologies*. 2023. No. 2 (136). pp. 5-13. 9 p.
7. Kikin P.M., Kolesnikov A.A., Portnov A.M., Grishchenko D.V. Analysis and forecasting of spatiotemporal environmental indicators using machine learning methods // *The InterCarto. InterGIS*. 2020. Vol. 26. No. 3. pp. 53-61. 2 p.
8. Onopriev V.V., Bolotova E.V., Dudnikova A.V., Batrakova L.V., Abramenko A.G. A model of clinical and environmental risk based on artificial intelligence // *Doctor*. 2025. Vol. 36. No. 3. pp. 19-24. 6 p.
9. Gvishiani A.D., Lobkovsky L.I., Solovyova N.V. Prospects for the synthesis of environmental risk models and big data technologies for marine ecosystems // *Physics of the Earth*. 2022. No. 4. pp. 101-112. 3 p.
10. Mkrtchyan F.A., Soldatov V.Yu., Potapov I.I. Risk assessments in decision-making in the field of environmental monitoring against the background of sustainable development // *Problems of the environment and natural resources*. 2024. No. 7. pp. 3-40. 38 p.
11. Dubnov Yu.A., Popkov A.Yu., Popkov Yu.S., Kupriyanov M.A., Polishchuk V.Yu., Melnikov A.V., Polishchuk Yu.M. Spatial and temporal analysis of the evolution of the area of thermokarst lakes using space sensing of the Earth's surface and randomized machine learning and forecasting procedures // *Russian Journal of Earth Sciences*. 2024. Vol. 24. No. 5. S. ES5011. 1 p.
12. Novikov K.S. Deep learning in the tasks of interpretation and aggregation of natural information // *Proceedings of the international symposium "Reliability and Quality"*. 2025. Vol. 2. pp. 455-458. 4 p.
13. Skatkov A.V., Bryukhovetsky A.A., Moiseev D.V. A rank classifier of environmental conditions // *Environmental control systems*. 2021. No. 1 (43). pp. 129-136. 8 p.
14. Mkrtchyan F.A. Decision-making tasks in the field of natural ecodynamics // *Problems of the environment and natural resources*. 2024. No. 12. pp. 153-165. 13 p.
15. Egorkin A.A. The choice of neural network models for short-term forecasting of atmospheric air quality with a limited amount of data // *Environmental control systems*. 2024. No. 4 (58). pp. 123-134. 12 p.