

Научная статья

УДК 004.021

DOI 10.25205/1818-7900-2026-24-1-30-39

Применение нейросетевой модели для классификации и оценки инвестиционных проектов в рамках экономического анализа в ГИС

Полина Сергеевна Браер

Новосибирский государственный университет

Новосибирск, Россия

Braer.a.s@gmail.com

Аннотация

Работа посвящена разработке интеллектуальной геоинформационной системы для анализа инвестиционных проектов на основе автоматизированной обработки текстовой информации. Система интегрирует методы обработки естественного языка, машинного обучения и традиционные методы геопространственного анализа для структурирования информации об экономических объектах из разнородных открытых источников. Основной вклад работы состоит в разработке методологии многоэтапной обработки текстовых данных и реализации нейросетевой архитектуры на основе модели T5, которая обеспечивает одновременное решение задач классификации стадии проекта и предсказания его стоимости. Система демонстрирует высокий потенциал для практического применения в области инвестиционного анализа и управления проектными портфелями. Работа содержит рекомендации по совершенствованию системы, включая применение методов активного обучения, трансферного обучения (transfer learning) и развитие методов интерпретируемости результатов.

Ключевые слова

геоинформационные системы, обработка естественного языка, машинное обучение, инвестиционный анализ, извлечение информации, нейросетевые модели, пространственный анализ

Для цитирования

Браер П. С. Применение нейросетевой модели для классификации и оценки инвестиционных проектов в рамках экономического анализа в ГИС // Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2026. Т. 24, № 1. С. 30–39. DOI 10.25205/1818-7900-2026-24-1-30-39

The Use of a Neural Network Model for the Classification and Evaluation of Investment Projects in the Framework of Economic Analysis in GIS

Polina S. Braer

Novosibirsk National Research State University

Novosibirsk, Russian Federation

Braer.a.s@gmail.com

Abstract

This study addresses the challenge of automating information extraction from textual sources to support investment decision-making through geospatial frameworks. An integrated analytical system has been developed that leverages

© Браер П. С., 2026

ISSN 1818-7900 (Print). ISSN 2410-0420 (Online)

Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2026. Том 24, № 1

Vestnik NSU. Series: Information Technologies, 2026, vol. 24, no. 1

advances in natural language processing, deep learning, and geographic information science to identify and classify investment projects from diverse open-access documents. The proposed approach employs a sequence-to-sequence neural architecture capable of simultaneously performing categorical analysis (determining project development phases) and numerical prediction (estimating project value). These findings underscore the importance of task-specific optimization strategies in mixed-type information processing. The system demonstrates viable applicability for portfolio assessment, strategic resource allocation, and geospatial economic monitoring. Future development pathways include curriculum-based learning approaches, cross-task knowledge transfer, and enhanced model transparency mechanisms.

Keywords

geographic information systems, natural language processing, machine learning, investment analysis, information extraction, neural network models, spatial analysis

For citation

Braer P. S. The use of a neural network model for the classification and evaluation of investment projects in the framework of economic analysis in GIS. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*, 2026, vol. 24, no. 1, pp. 30–39 (in Russ.) DOI 10.25205/1818-7900-2026-24-1-30-39

Введение

Интеграция технологий искусственного интеллекта (ИИ) в геоинформационные системы (ГИС) представляет собой одно из наиболее перспективных направлений развития методов пространственного анализа экономических явлений [1]. В течение последних пятнадцати лет в России проводится систематизированное изучение геоинформатики и осуществляются целенаправленные разработки по внедрению ГИС в решение разноплановых задач территориального управления, городского планирования, кадастра и анализа инвестиционной активности. Развитие этого направления обусловлено растущей потребностью в инструментах, способных интегрировать разнородные информационные потоки с учетом пространственного измерения хозяйственных процессов.

Традиционные геоинформационные системы предназначены для сбора, анализа и отображения географически привязанных данных, что существенно облегчает поддержку принятия решений в городском планировании, управлении природными ресурсами, управлении инфраструктурой и стратегической бизнес-аналитике. Однако анализ текущих тенденций в области разработки информационных систем указывает на объективную необходимость внедрения методов ИИ, которые способны упростить возможности обнаружения скрытых закономерностей в больших объемах данных, повысить надежность прогнозирования географических явлений и автоматизировать процессы обновления картографических и атрибутивных баз данных [2].

Одной из ключевых проблем анализа инвестиционной активности территорий является то, что данные об инвестиционных проектах трудно получить и систематизировать. Информация о проектах часто разрознена по разным источникам и представлена в неструктурированном виде, из-за чего ее сложно напрямую загружать в ГИС и использовать для пространственного анализа.

В связи с этим задача работы заключается в разработке интеллектуального подхода на основе методов обработки естественного языка и больших языковых моделей, который позволит автоматически извлекать из текстов основные параметры проектов, преобразовывать их в структурированный формат и интегрировать в геоинформационную систему для дальнейшей визуализации и анализа.

Актуальность разработки интеллектуальной системы обусловлена современной выраженной тенденцией к интеллектуализации ГИС и постепенному переходу от описательного анализа к предиктивному и рекомендательному анализу. Несмотря на активное и динамичное развитие технологий ГИС в последние два десятилетия, интеграция методов обработки естественного языка и интеллектуального информационного поиска для автоматического обновления атрибутивных таблиц и актуализации баз данных остается развитой областью исследований [3].

В результате работы разработан интеллектуальный модуль для ГИС, который автоматически извлекает ключевые параметры инвестиционных проектов из неструктурированных текстов и переводит их в структурированный формат для последующей визуализации и анализа. Система решает проблему разрозненности данных и сокращает ручной сбор и обработку информации, повышая актуальность и полноту базы проектов.

Методы применения искусственного интеллекта в геоинформационных системах

Необходимость и целесообразность применения методов ИИ в ГИС обусловлена двумя взаимосвязанными факторами: резким ростом доступности и объемов геопространственных данных благодаря развитию технологий дистанционного зондирования, и одновременным усложнением профессиональных и исследовательских задач, требующих автоматизированного выявления сложных закономерностей в пространстве и времени [4]. При разработке и внедрении ГИС под методами, использующими искусственный интеллект, целесообразно понимать не только традиционные алгоритмы машинного обучения как таковые, но и комплексные аналитические контуры, включающие предварительную подготовку данных, извлечение релевантных признаков, пространственно-статистическое моделирование явлений, формальную оценку неопределенности и встраивание результатов анализа в процессы принятия решений на различных уровнях управления.

Характерной особенностью геоданных является неизбежное наличие пространственной автокорреляции, значительные неоднородности распределений, структурная зависимость качества наблюдений от характеристик датчика и выбранного масштаба анализа, а также проявление эффекта изменяемой территориальной единицы (MAUP). Указанные факторы накладывают специфические и дополнительные требования к выбору и корректной интерпретации ИИ-методов в сравнении с обычными табличными задачами, где пространственная структура данных отсутствует или игнорируется [5].

Наиболее распространенная и хорошо изученная группа методов связана с обучением моделей на структурированных пространственных признаках, представленных векторными слоями и табличными атрибутами объектов. В этой области широко применяются модели контролируемого обучения для выполнения классификации и регрессии: логистическая регрессия, ансамблевые методы (случайный лес, градиентный бустинг с учетом пространственных особенностей), методы опорных векторов (SVM), а также нейронные сети малой и средней глубины. Их практическая ценность в ГИС определяется удачным сочетанием прогностической силы и интерпретируемости результатов, что критически важно для принятия обоснованных управленческих решений.

При применении таких методов классические схемы валидации требуют обязательной адаптации к пространственной природе и структуре данных. Простое случайное разбиение на обучающую и тестовую выборки может неоправданно завышать оценки качества модели из-за пространственной близости объектов и обусловленной этим утечки пространственного контекста. Поэтому в практике ГИС-моделирования целесообразнее использовать пространственную кросс-валидацию, блочные схемы разбиения или проверку на географически отделенных независимых подвыборках.

Вторая значимая группа методов относится к обработке растровых данных дистанционного зондирования Земли, где доминируют подходы компьютерного зрения и глубокого обучения [6]. Сверточные нейронные сети используются для выполнения семантической сегментации, детекции и классификации объектов, инстанс-сегментации, а также для задач обнаружения временных изменений в землепользовании. Встраивание таких моделей в ГИС-про-

цессы решает проблему актуализации картографической основы и уменьшения трудозатрат на ручную дешифровку снимков.

В течение последних пяти лет активно развиваются графовые нейронные сети и подходы к моделированию сетевых структур, позволяющие описывать сложные пространственные зависимости и взаимовлияния через граф, где узлы соответствуют пространственным объектам, а ребра отображают различные типы отношений между ними. Такие модели полезны в задачах оптимизации транспортных систем, анализа связности и надежности инженерной инфраструктуры и оценки уязвимости сложных сетей к техногенным и природным воздействиям.

Особый интерес для данной работы представляют технологии, связанные с обработкой текстовой информации и созданием естественно-языковых интерфейсов к геопространственным данным.

Применение больших языковых моделей в геоинформационных системах

Большие языковые модели (LLM) вроде GPT-4, Claude и их функциональных аналогов открывают принципиально новое направление в развитии и совершенствовании ГИС – возможность взаимодействия с геопространственными данными на естественном языке без необходимости изучения специальных программных интерфейсов. Внедрение LLM в ГИС следует рассматривать не как прямую замену традиционных геоаналитических инструментов, а как эффективное развитие пользовательского слоя и вспомогательных контуров обработки информации, которые ранее требовали либо высокой технической квалификации операторов, либо значительных трудозатрат.

В отличие от классических методов машинного обучения в ГИС, ориентированных преимущественно на обработку числовых признаков и растровых изображений, LLM изначально разработаны и оптимизированы для работы с текстом: для извлечения смысловых единиц и семантических связей, построения связного объяснения результатов, преобразования естественных запросов в формальные языки и поддержания интерактивного диалога между пользователем и системой.

Наиболее очевидный и практически значимый способ применения LLM в ГИС связан с созданием естественно-языкового доступа к пространственным данным и функциям анализа. LLM позволяют преобразовывать формулируемые пользователем запросы на русском или другом естественном языке в последовательность формальных действий: генерацию выражений пространственного SQL для выборки данных, инициирование вызовов геоаналитических алгоритмов, установку параметров инструментов анализа доступности и видимости, разработку сценариев построения тематических карт.

Второй вектор применения LLM связан с извлечением и нормализацией текстовых сведений, релевантных геопространственному анализу и поддержке принятия решений. Реальные ГИС-проекты в экономической сфере опираются на массивы разнообразной документации: технико-хозяйственные паспорта объектов, инвестиционные меморандумы, отчеты о социально-экономическом развитии территорий, нормативные акты и нормативно-правовые документы. LLM позволяют автоматически формировать структурированные представления содержания таких документов, выполняя извлечение сущностей (названия проектов, организаций, суммы финансирования, географические объекты) и устанавливая семантические отношения между ними.

В третьей группе сценариев применения LLM позволяют автоматизировать создание семантического описания наборов геоданных, формировать краткие информативные паспорта географических слоев, извлекать из технической документации критичную информацию о качестве данных, ограничениях применимости и рекомендуемых режимах использования.

Практика интеграции языковых моделей в ГИС отражает применимость LLM к типовым задачам пространственного анализа: построению SQL-запросов к геоданным, классификации атрибутов объектов, автоматизированному формированию картографических описаний и генерации программных скриптов для обработки данных в ГИС [7]. В зарубежной практике языковые модели (BERT, RoBERTa, T5) интегрированы в инструментарий платформ для задач классификации текстов, извлечения именованных сущностей и перевода [8; 9]. В части решения задач извлечения информации об инвестиционных проектах из текстовых источников и последующей интеграции результатов в атрибутивные таблицы ГИС-слоев на данный момент наблюдается недостаточность исследований, что определяет актуальность настоящей работы.

Однако практическое применение LLM в ГИС выявляет методологические ограничения, требующие учета при разработке систем. Языковые модели по своей внутренней природе ориентированы на правдоподобную и связную генерацию текста, а не на гарантированную строгую истинность утверждений, что порождает существенный риск «галлюцинаций» – уверенно и грамотно сформулированных, но фактически неверных утверждений и выводов. Для многих геопространственных задач критически важно корректное обращение с системами координат, единицами измерения, топологическими отношениями и выбранным масштабом анализа; эти аспекты не всегда устойчиво и корректно выражаются в естественном языке и требуют строгих формальных проверок.

Практическая реализация LLM в ГИС неизбежно предполагает многоуровневый контроль формата выходных данных, валидацию результатов работы внешними правилами и логическими ограничениями, систематическое сопоставление с первичными источниками информации и верификацию результатов.

Наиболее перспективным и обоснованным представляется инструментальный подход к применению LLM в ГИС, когда языковая модель рассматривается как интеллектуальный оркестратор и интерпретатор, который последовательно переводит намерения и запросы пользователя в формальные действия, опирается на контролируемое извлечение релевантных контекстов из защищенных баз знаний и корпоративных каталогов, а также формирует пояснительные объяснения в соответствии с заданными стандартами и требованиями.

Разработка системы сбора данных и проектирование интерфейса

Постановка проблемы

В ходе проведенного исследования была разработана многоуровневая система автоматического сбора и предварительной обработки данных об инвестиционных проектах, хранящихся в базе данных ГИС ИЭОПП СО РАН, различного масштаба и типов финансирования. Система веб-парсинга и мониторинга осуществляет непрерывный контроль целевых веб-ресурсов, включая официальные государственные базы инвестиционных проектов, портал Министерства инвестиций, промышленности и торговли Российской Федерации, региональные информационные системы и порталы развития, поддерживаемые органами власти субъектов Российской Федерации, а также новостные порталы и специализированные экономические издания.

Практическая реализация и тестирование системы веб-парсинга выявили ряд существенных системных проблем и ограничений. Официальные государственные базы данных инвестиционных проектов обновляются нерегулярно, часто с существенными и непредсказуемыми временными задержками, что приводит к отставанию информации о текущем статусе реализуемых проектов.

Новостные издания и медиаресурсы не обеспечивают равномерное и полное покрытие сведений о большинстве инвестиционных проектов. Публикации о проектах часто концентрируются вокруг ключевых событий (объявление о запуске, достижение важных этапов, возник-

новение проблем), между которыми может пройти значительное время без каких-либо новостных упоминаний.

Региональные информационные системы и агентства развития, как правило, ведут свои базы данных с использованием различных стандартов структурирования информации, несовместимыми форматами представления данных и неоднородными схемами обновления и поддержки. Один и тот же инвестиционный проект может быть описан в различных источниках с использованием совершенно разных формулировок, неоднозначных аббревиатур, вариативных названий компаний и объектов, что требует от системы высокой степени обобщения и устойчивости к вариативности текстов.

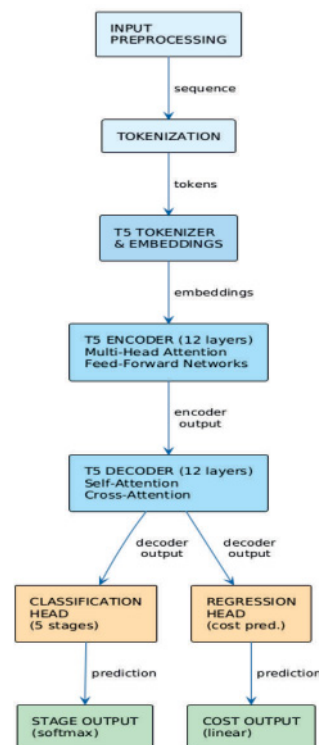
Несмотря на указанные объективные ограничения и вызовы, качество реализованного механизма веб-парсинга было последовательно улучшено и оптимизировано в течение периода практической работы.

Архитектура модели и этапы обработки информации

Разработанная система реализует трехэтапный механизм комплексной обработки информации. На первом этапе осуществляется сбор и консолидация текстовых данных посредством веб-парсинга целевых информационных ресурсов, найденных посредством запроса, состоящего из наименования проекта, отрасли и региона проекта, полученных из ГИС, и сохранение собранной информации в унифицированном текстовом формате с метаданными. На этом этапе производится автоматический краулинг и индексирование целевых веб-ресурсов, выделение релевантных текстовых блоков, содержащих информацию о проектах, фильтрация и очистка от технических элементов HTML-разметки и скриптов, нормализация кодировки символов для обеспечения совместимости с последующими этапами обработки [10].

На втором этапе осуществляется предварительная обработка и подготовка текстов перед подачей их в нейросетевую модель машинного обучения. Процесс предварительной обработки включает нормализацию текста путем преобразования всех символов в нижний регистр, удаление лишних пробельных символов и знаков пунктуации, унификацию форматов представления числовых значений, особенно денежных сумм с разными валютами и масштабами. После нормализации выполняется токенизация текста с использованием специально обученного токенизатора SentencePiece на базе алгоритма Byte Pair Encoding (BPE). Токенизатор содержит словарь из 32 000 подслов (субтокенов), оптимизированный для работы с русскоязычными текстами в предметной области инвестиционного проектирования. Максимальная длина входной последовательности ограничена 512 токенами.

Архитектура нейросетевой модели, представленная на рисунке, основана на T5 с использованием генеративного подхода T5ForConditionalGeneration из библиотеки HuggingFace Transformers. Выбор T5-модели в качестве основной архитектуры нейросетевой системы был обоснован ее универсальностью и адаптируемостью к различным задачам обработки текста в режиме seq2seq. В сравнении с альтернативными подходами (использование BERT для кодирования, отдельные модели классификации и ре-



Архитектура нейросетевой модели
Architecture of the neural network model

грессии), архитектура T5 предоставляет ряд методологических преимуществ, таких как унифицированный интерфейс для различных типов задач, возможность эффективного трансферного обучения (transfer learning), и относительная стабильность при работе с ограниченными объемами размеченных данных.

Модель реализует полносвязную архитектуру encoder-decoder, где энкодер состоит из шести трансформер-слоев размерности 512 элементов, содержащий промежуточный слой с 2048 нейронами для нелинейных преобразований. Энкодер обрабатывает входной текст двупольно, создавая мощные контекстные представления каждого токена с учетом всего входного документа и его смысловой структуры. Декодер также содержит шесть слоев трансформера с аналогичной конфигурацией, но использует однонаправленное внимание для автоматической генерации выходной последовательности в режиме, пригодном для реального времени. Длина генерируемой последовательности ограничивалась 256 токенами с использованием алгоритма decoding с beam search размером луча, равным 2, что обеспечивает баланс между качеством и скоростью генерации.

Результаты работы нейросетевого модуля – извлеченные стадия и стоимость проекта – передаются в атрибутивную таблицу ГИС-слоя. Привязка к пространству осуществляется через геокодирование: топонимы и названия регионов, извлеченные из текста, сопоставляются с геометрией административных единиц из базы данных ГИС.

Процесс обучения и стратегия валидации

Обучение модели проводилось на наборе данных, содержащем 200 000 примеров пар «текст – ответ» в структурированном формате JSONL, с разделением на обучающую выборку (80 %), валидационную выборку (10 %) и тестовую выборку (10 %) без утечки данных. Набор включает как сгенерированные данные на основе шаблонов и с использованием LLM (80 % данных), так и реальные тексты об инвестиционных проектах из официальных источников, размеченные вручную (20 % данных). Выбор преимущественно в пользу синтетических данных был обусловлен отсутствием массово размеченного корпуса реальных публикаций, однако дополнительное использование реальных примеров позволило оценить применимость модели вне контролируемой обучающей среды.

Каждый обучающий пример состоит из входного текста с описанием инвестиционного проекта и ожидаемого выхода в формате JSON с извлекаемыми параметрами: стадия проекта (инициирование, подготовка, проектирование, экспертиза, строительство, введен в эксплуатацию, приостановлен или отменен) и стоимость проекта в рублях. Дополнительно для внешней проверки применимости подхода использовались реальные тексты из открытых источников, что позволило оценить поведение модели вне синтетического корпуса.

Процесс обучения модели осуществлялся с использованием алгоритма оптимизации Adam с параметром весового распада (L2-регуляризация) в размере 0,01 и линейным прогревом обучения (learning rate warmup) в течение первых 3 % шагов от общего количества итераций для стабилизации процесса обучения. Валидация модели проводилась каждые 1000 шагов обучения с фиксированием лучшей модели на основе валидационной метрики.

Для объективной оценки качества разработанной модели использовались три основные метрики: stage_ассигура (доля примеров из тестового набора, где модель корректно определила стадию реализации проекта), price_ассигура (доля примеров, где модель правильно извлекла информацию о стоимости проекта в исходном формате или в нормализованном виде) и joint_ассигура (доля примеров, где оба параметра были извлечены корректно и полностью).

Результаты обучения и анализ производительности

Динамика развития метрик качества в процессе обучения модели демонстрирует стабильное и монотонное повышение точности по всем извлекаемым параметрам на протяжении 50 000 итераций обучения. На этапе полного обучения были достигнуты следующие результаты: *stage_accuracy* составила 96,2 %, *price_accuracy* – 89,7 %, и *joint_accuracy* – 86,4 % на независимой тестовой выборке. При этом на реальных размеченных данных из 20 проектов *stage_accuracy* составила 96,0 %, *price_accuracy* – 85,3 %, *joint_accuracy* – 85,7 %.

Наблюдаемое различие в точности между предсказанием стадии проекта (*stage_accuracy* > 96 %) и предсказанием стоимости (*price_accuracy* > 85%) объясняется фундаментальными различиями в характере этих двух задач. Классификация стадии проекта представляет собой задачу многоклассовой классификации с дискретным набором из восьми заданных классов, каждый из которых имеет четкие и легко распознаваемые лингвистические маркеры в тексте проектов. Например, стадия «строительство» часто упоминается в текстах рядом со специфическими ключевыми словами и фразами («ведется строительство», «строительно-монтажные работы», «введены в эксплуатацию первые объекты»), которые модель может относительно легко выучить и распознать при анализе новых текстов.

Извлечение стоимости проекта из текста представляет собой существенно более сложную задачу, требующую не только надежного распознавания числовых значений, но и корректной интерпретации единиц измерения (млн рублей, млрд рублей, доллары), различных масштабных коэффициентов и непредсказуемых форматов представления денежных сумм в исходных текстах, а также глубокого понимания контекстной информации о проекте. Несмотря на эти существенные сложности и вызовы, достигнутая точность совместного предсказания (*joint_accuracy* > 85 %) демонстрирует полную пригодность модели для практического применения в системах автоматизированной обработки инвестиционных данных.

Проведенный анализ ошибок модели выявил, что в 7,3 % случаев модель неправильно интерпретировала единицы измерения стоимости. В 4,1 % случаев стадию проекта определила неверно из-за наличия в тексте нескольких упоминаний различных этапов; в 2,2 % случаев модель пропустила релевантную информацию при превышении максимальной длины входной последовательности.

Заключение

В результате работы реализован интеллектуальный модуль для ГИС, обеспечивающий автоматическое извлечение ключевых параметров инвестиционных проектов из неструктурированных текстовых открытых источников и преобразование их в единый структурированный формат, пригодный для загрузки в атрибутивные таблицы ГИС и дальнейшего пространственного анализа. Разработанный подход позволяет минимизировать ручной сбор данных, повысить актуальность базы проектов, а также обеспечить их последующую визуализацию на цифровой карте и использование в аналитических сценариях оценки инвестиционной активности территорий.

Предложенный подход, основанный на многоэтапной обработке текстовых данных и применении нейросетевых архитектур, позволяет эффективно решать задачи структурирования и классификации информации из разнородных источников. Достигнутые результаты на реальных данных – точность классификации стадии проекта на уровне 96,0 % и средняя точность совместного предсказания стоимости в 85,3 % – свидетельствуют о практической применимости предложенного метода.

Анализ полученных результатов выявил закономерность в различиях точности при обработке разных типов информации. Категориальная информация извлекается с более высокой точностью (96,0 %) по сравнению с численной информацией (85,3 %), что объясняется фунда-

ментальными различиями в сложности этих задач. Численная информация требует не только правильной идентификации соответствующих фрагментов текста, но и их корректной нормализации с учетом различных форматов представления и единиц измерения.

Разработанная система демонстрирует потенциал для практического применения в области инвестиционного анализа, однако следует отметить ограничения, которые необходимо учитывать при практическом внедрении системы. Система требует наличия достаточного объема текстовой информации об анализируемых объектах, что может представлять проблему для проектов в ранних стадиях развития, а также для объектов, находящихся в регионах с низким уровнем представленности в открытых источниках.

Совершенствование системы требует систематического накопления и разметки примеров из реальных источников, что позволит повысить адаптивность модели к разнообразию текстовых представлений одного и того же типа информации. Применение методов активного обучения для оптимизации процесса разметки данных может существенно сократить трудозатраты при расширении обучающего набора.

Список литературы

1. **Абдурахманов К. Х.** Искусственный интеллект – основа устойчивого развития экономики: моногр. / Рос. экон. ун-т им. Г. В. Плеханова. М.: Изд-во РЭУ им. Г. В. Плеханова, 2023. 298 с.
2. **Аманкулова Н. А., Молмакова М. С., Каримова Г. Т.** Искусственный интеллект и геоинформационные системы // Бюллетень науки и практики. 2023. № 11. С. 278–287.
3. **Берлянт А. М.** Геоинформационное картографирование: моногр. М.: Астрейя, 1997. 64 с.
4. **Баранов Ю. Б., Берлянт А. М., Капралов Е. Г.** и др. Геоинформатика. Толковый словарь основных терминов. М.: ГИС-Ассоциация, 1999. 204 с.
5. **Миронова Ю. Н.** Геоинформационные системы // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. 2014. № 3 (62). С. 63–65.
6. **Хазратов Ф. Х.** Современные проблемы интеграции геоинформационных систем и интернет-технологий // Universum: технические науки: электрон. научн. журн. 2020. № 9 (78).
7. **Шайгура С. В.** Интеллектуальный анализ геоданных // ПНиО. 2015. № 6 (18). С. 24–30.
8. **Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K.** BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of NAACL-HLT 2019. P. 4171–4186.
9. **Burrough P. A., McDonnell R. A.** Principles of geographical information systems. Oxford: Oxford University Press, 1998, 333 p.
10. **Терентьева Н. А.** Прикладное значение ГИС-технологий // Научное сообщество студентов: Междисциплинарные исследования: сб. ст. по материалам LXXXIII Междунар. студ. науч.-практ. конф. № 24 (83). 2019.

References

1. **Abdurakhmanov K. H.** Iskusstvennyy intellekt – osnova ustoichivogo razvitiya ekonomiki: monografiya. Moscow: Publishing house of REU named after G. V. Plekhanov, 2023, 298 p. (in Russ.)
2. **Amankulova N. A., Molmakova M. S., Karimova G. T.** Iskusstvennyj intellekt i geoinformacionnye sistemy. *Byulleten' nauki i praktiki*. 2023, no. 11, pp. 278–287 (in Russ.)
3. **Berliant A. M.** Geoinformatsionnoe kartografirovaniye: monografiya. Moscow: Astreya, 1997, 64 p. (in Russ.)
4. **Baranov Yu. B., Berliant A. M., Kapralov E. G. et al.** Geoinformatika. Tolkoviy slovar osnovnikh terminov. Moscow: GIS-Association, 1999, 204 p. (in Russ.)

5. **Mironova Yu. N.** Geoinformatsionnyye sistemy. *Aktualnyye problemy gumanitarnykh i estestvennykh nauk*, 2014, no. 3 (62), pp. 63–65 (in Russ.)
6. **Khazratov F. Kh.** Sovremennyye problemy integratsii geoinformatsionnykh sistem i internet-tekhnologiy. *Universum: tekhnicheskiye nauki: elektronnyy nauchnyy zhurnal*, 2020, no. 9(78) (in Russ.)
7. **Shajtura S. V.** Intellektual'nyj analiz geodannyh. *PNiO*. 2015, no. 6 (18). P. 25.
8. **Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K.** BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of NAACL-HLT 2019*, pp. 4171–4186.
9. **Burrough P. A., McDonnel R. A.** Principles of geographical information systems. Oxford: Oxford University Press, 1998, 333 p.
10. **Terenteva N. A.** Prikladnoye znachenije GIS-tekhnologiy. *Nauchnoye soobshchestvo studentov: mezhdistsiplinarnyye issledovaniya: sbornik statey*. 2019, no. 24(83) (in Russ.)

Информация об авторе

Браер Полина Сергеевна, студентка

Information about the Author

Polina S. Braer, Student

*Статья поступила в редакцию 25.11.2025;
одобрена после рецензирования 10.02.2026; принята к публикации 10.02.2026*
*The article was submitted 25.11.2025;
approved after reviewing 10.02.2026; accepted for publication 10.02.2026*