



Обзорная статья

УДК 550.8.053

EDN: WAUKUO

DOI: 10.21285/2686-9993-2025-48-3-310-320



Интеграция искусственного интеллекта в обработку геолого-геофизических данных при разведке твердых полезных ископаемых

А.К. Кричинский^а, А.В. Поспеев^б✉^{а,б}*Институт земной коры Сибирского отделения Российской академии наук, Иркутск, Россия*^а*ООО «Эгитинский горно-обогатительный комбинат», Иркутск, Россия*

Резюме. В статье представлен систематизированный обзор современных подходов к применению методов искусственного интеллекта для обработки и интерпретации геолого-геофизических данных при поиске и разведке месторождений твердых полезных ископаемых. В работе рассмотрены ключевые направления интеграции искусственного интеллекта в геолого-разведочные процессы: автоматизацию анализа сейсмических, магнитных, гравиметрических и электромагнитных данных; распознавание структурных и аномальных объектов на основе алгоритмов машинного обучения и глубоких нейронных сетей; комплексирование разнородных источников геoinформации с использованием многомодальных архитектур. Освещены подходы к прогнозированию рудоносности, построению трехмерных геологических моделей, а также к оценке вероятностных сценариев размещения рудных тел с учетом геологической неопределенности. Особое внимание уделено проблемам интерпретируемости моделей искусственного интеллекта, влиянию качества и полноты исходных данных на достоверность получаемых результатов, а также институциональным, техническим и кадровым ограничениям, сдерживающим широкое внедрение искусственного интеллекта в геолого-разведочную практику. Обсуждены перспективы развития гибридных интеллектуальных систем, объединяющих экспертные знания и алгоритмические методы, возможность создания цифровых двойников месторождений как основы для цифровой трансформации минерально-сырьевого комплекса. Статья основана на анализе актуальных публикаций российских и зарубежных авторов и может служить методологическим ориентиром для проведения научных исследований, создания прикладных программных решений и повышения эффективности цифровой геологии в условиях возрастающей сложности и стоимости геолого-разведочных работ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, геологоразведка, геофизика, твердые полезные ископаемые, машинное обучение, нейросети, моделирование месторождений, прогноз рудоносности, интерпретация данных, цифровизация геологии

Для цитирования: Кричинский А.К., Поспеев А.В. Интеграция искусственного интеллекта в обработку геолого-геофизических данных при разведке твердых полезных ископаемых // Науки о Земле и недропользование. 2025. Т. 48. № 3. С. 310–320. <https://doi.org/10.21285/2686-9993-2025-48-3-310-320>. EDN: WAUKUO.

Review article

Integration of artificial intelligence into geological and geophysical data processing in solid minerals exploration

Aleksey K. Krichinsky^а, Alexander V. Pospeev^б✉^{а,б}*Institute of the Earth's Crust of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Irkutsk, Russia*^а*Egitsky Mining and Processing Plant LLC, Irkutsk, Russia*

Abstract. The article provides a systematic review of modern approaches to the use of artificial intelligence methods for processing and interpreting geological and geophysical data in the prospecting and exploration of solid mineral deposits. The key areas of artificial intelligence integration into geological exploration processes are considered: automation of seismic, magnetic, gravimetric and electromagnetic data analysis, recognition of structural and anomalous objects based on machine learning algorithms and deep neural networks, integration of heterogeneous sources of geoinformation using multimodal architectures. The article explores approaches to ore content forecasting, constructing of three-dimensional geological models, and assessing of probabilistic scenarios for ore body location taking into account geological uncertainty. Particular attention is paid to the issues of interpretability of artificial intelligence models, the effect of the quality and completeness of the input data on the reliability of the

© Кричинский А.К., Поспеев А.В., 2025



results obtained, as well as institutional, technical and personnel limitations that hinder the widespread implementation of artificial intelligence in geological exploration practice. The article discusses the development prospects of hybrid intelligent systems that combine expert knowledge and algorithmic methods, as well as the possibility to create digital twins of deposits as a basis for the digital transformation of the mineral resource complex. The article is based on the analysis of relevant publications by Russian and foreign authors and can serve as a methodological guideline for conducting scientific research, creating applied software solutions and increasing the efficiency of digital geology in the context of increasing complexity and cost of geological exploration.

Keywords: artificial intelligence, geological exploration, geophysics, solid minerals, machine learning, neural networks, deposit modeling, ore content forecast, data interpretation, digitalization of geology

For citation: Krichinsky A.P., Pospeev A.V. Integration of artificial intelligence into geological and geophysical data processing in solid minerals exploration. *Earth sciences and subsoil use*. 2025;48(3):310-320. (In Russ.). <https://doi.org/10.21285/2686-9993-2025-48-3-310-320>. EDN: WAUKUO.

Введение

Появление электронных вычислительных машин произвело революцию практически во всех отраслях человеческой жизнедеятельности. Не стала исключением и геология. В первую очередь здесь были развиты и реализованы задачи обработки массовых данных, что в ряде случаев привело к созданию новых технологий, в частности геофизических исследований. Ярким примером является метод общей глубинной точки в сейсморазведке. Значительные успехи были достигнуты и в инверсии геофизических данных благодаря реализованному использованию прямых задач и методов минимизации функционалов невязки [1].

Что касается геологической интерпретации геологических, геохимических и геофизических данных, то здесь ситуация оказалась сложнее. Представление геологических параметров в виде многомерных матриц дает возможность реализовывать различные математические алгоритмы, формализующие взаимосвязи внутренней структуры матриц. Часть из них, например регрессионный и дисперсионный анализ, стали рядовыми инструментами, позволяющими выявлять взаимную обусловленность различных параметров, что во многих случаях упрощает понимание ситуации [2]. В геохимии и петрологии одним из эффективных инструментов геологического анализа стали методы кластеризации [3]. Свообразной вершиной математических методов комплексного анализа¹ в свое время стали методы факторного анализа, которым в начале своего развития прочилось прорывное значение.

Тем не менее методы факторного анализа не стали панацеей, позволившей полностью автоматизировать процесс геологической ин-

терпретации данных. Свертка информации, осуществляемая методами дискриминантного и факторного анализа, не формализовывала следующие из них геологические выводы. Таким образом, проблема геологической интерпретации фактически не решалась, а переносилась из пространства наблюдаемой, обработанной и количественно проинтерпретированной информации в пространство факторов, что требовало собственной геологической интерпретации.

Новые шаги в области машинного анализа данных связаны прежде всего с развитием методов распознавания образов или многомерного шкалирования, реализуемых искусственными нейронными сетями. Данная отрасль познания стала называться искусственным интеллектом (ИИ). В последние годы в горно-геологической отрасли наблюдается устойчивый тренд на интеграцию этих методов в процессы обработки и анализа геолого-геофизических данных. Это связано как с объективным усложнением условий ведения разведки, так и с необходимостью оптимизации затрат на этапе поисково-оценочных работ. В условиях ограниченности традиционных ресурсных баз, истощения легко доступных месторождений и усиления конкуренции за минерально-сырьевые ресурсы ключевым фактором эффективности геолого-разведочной деятельности становится качество и скорость обработки информации [4, 5].

Геолого-геофизическая информация представляет собой массив разнотипных данных, поступающих с различных источников: результаты геофизических и геохимических съемок, данных бурения, каротажа, лабораторных исследований и других методов. При этом характер информации зачастую разнороден не

¹ Практическая петрология: методические рекомендации по изучению магматических образований применительно к задачам госгеолкарт / сост. М.В. Наумов, Е.А. Кухаренко, А.Е. Костин, Д.Н. Ремизов. СПб.: Изд-во ВСЕГЕИ, 2017. 168 с. EDN: UTPUAM.



только по природе происхождения, но и по шкале точности, разрешающей способности, частоте измерений, временным и пространственным привязкам. Стандартизировать и интерпретировать такие объемы информации с применением только классических геостатистических или визуальных методов становится все менее эффективно [6].

Именно в этом контексте все большую актуальность приобретает использование инструментов ИИ, прежде всего методов машинного и глубокого обучения, которые способны выявлять закономерности в сложных, многомерных и слабо структурированных данных. Потенциал ИИ особенно высок в задачах классификации геологических объектов, прогнозирования содержания полезных компонентов, пространственного моделирования месторождений, анализа текстурных и спектральных характеристик пород, а также в оптимизации процессов планирования буровых и геофизических работ.

При этом важным аспектом является то, что применение ИИ в геологоразведке не ограничивается только автоматизацией рутинных задач. Речь идет о качественном переходе к новым способам принятия решений, основанным на вероятностном моделировании, обучении на эмпирических данных и использовании обратных связей. ИИ позволяет не только ускорить интерпретацию данных, но и повысить точность, снизить субъективность и минимизировать вероятность пропуска перспективных аномалий.

Целью настоящей статьи является всесторонний обзор направлений использования ИИ в геолого-разведочной практике, в первую очередь при анализе геофизических и сопряженных геологических данных. В обзоре рассматриваются существующие решения, принципы реализации интеллектуальных моделей, основные подходы к обучению алгоритмов, а также ограничения и вызовы, с которыми сталкиваются специалисты при внедрении ИИ в прикладной геолого-разведочный контекст.

Особое внимание уделяется интеграционному аспекту, то есть способности ИИ объединять разнородные источники информации и формировать на их основе единые интерпретационные модели, адаптированные под конкретные геологические условия. Анализируются примеры из отечественной и зарубежной практики, а также научные исследования, иллюстрирующие текущее состояние и пер-

спективы применения ИИ в геологических и геофизических работах [7].

Настоящая статья носит обзорный характер и ориентирована как на исследователей, занимающихся вопросами цифровизации геологоразведки, так и на практиков, стремящихся к внедрению ИИ в прикладные процессы поиска и оценки месторождений твердых полезных ископаемых (ТПИ).

Применение искусственного интеллекта в интерпретации геофизических данных

Одним из важнейших направлений использования методов искусственного интеллекта в геологоразведке является автоматизация и интеллектуализация процессов обработки и интерпретации геофизических данных. Последние, несмотря на различия в методах получения, обладают рядом общих особенностей: они характеризуются большим объемом, высокой степенью зашумленности, пространственной неоднородностью и зачастую неочевидными взаимосвязями между измеряемыми параметрами и геологическими объектами, которые необходимо интерпретировать [1]. Искусственный интеллект (прежде всего алгоритмы машинного обучения (МО) и нейросетевые модели) демонстрирует высокую эффективность в решении задач анализа таких данных, начиная с фильтрации и выделения аномалий, заканчивая построением вероятностных моделей залежей и классификацией типов рудных тел.

Сейсмическая разведка

Сейсморазведка остается основным методом структурного и стратиграфического анализа подповерхностного пространства в большинстве разведочных проектов. Однако интерпретация сейсмических данных, особенно в сложнопостроенных районах, остается одной из наиболее трудоемких задач. Типичная сейсмическая запись представляет собой многомерный временной ряд, содержащий отражения различных типов волн от геологических границ и осложненный шумами геологического и негеологического характера. Обработка данных 3D-съемки по технологии общей глубинной точки позволяет получать временные либо глубинные кубы данных. Использование ИИ, в частности сверточных нейронных сетей (CNN, от англ.: Convolutional neural network), дает возможность обучать модели на размеченных сейсмических кубах и исполь-



зовать их для автоматического распознавания границ слоев, фациальных зон и даже прогнозирования литологических характеристик [8]. Особенно эффективными оказались архитектуры типа U-Net, изначально разработанные для задач медицинской сегментации, но прекрасно адаптированные к геофизике. Эти модели позволяют с высокой точностью выделять разломы, локальные аномалии и другие структурные особенности, что существенно ускоряет процесс анализа больших объемов данных и снижает вероятность субъективной ошибки интерпретатора.

Дополнительно применяются рекуррентные нейронные сети (RNN, *от англ.*: Recurrent neural network) и трансформер-архитектуры, способные учитывать временные зависимости в сейсмических сериях и использовать их для прогнозирования изменения свойств пород с глубиной. Это особенно ценно при построении 3D-моделей сложных разрезов, где традиционные методы стратиграфического коррелирования оказываются малоприменимыми [9].

Магнитометрия и гравиметрия

Методы потенциальных полей, такие как магнитометрия и гравиметрия, применяются для выявления и картирования тел, отличающихся по плотности или намагниченности от окружающих пород. Эти методы особенно полезны при поиске глубоко залегающих или скрытых под осадочным чехлом рудных тел. Основная сложность при их интерпретации заключается в том, что наблюдаемое поле представляет собой интегральный отклик множества источников, и его разложение на компоненты требует решения обратной задачи, которая, как правило, некорректна.

ИИ позволяет по-новому подойти к решению данной задачи. С помощью алгоритмов кластеризации (например, k-средних или DBSCAN, *от англ.*: Density-based spatial clustering of applications with noise) можно выявлять группировки аномальных значений, соответствующие потенциальным источникам. Кроме того, применение моделей градиентного бустинга (XGBoost, *от англ.*: Extreme gradient boosting и CatBoost, *от англ.*: Categorical boosting), а также метода случайного леса (*от англ.*: Random forest) дает возможность классифицировать участки по типу предполагаемой минерализации на основе магнитных и гравиметрических признаков [4, 10].

Особый интерес представляет интеграция магнитной информации с данными других ме-

тодов (например, с сейсмикой и электроразведкой) при помощи многомодальных нейросетей. Такие подходы позволяют учесть комплексное геофизическое поведение рудных тел и существенно повысить точность локализации объектов интереса.

Электроразведка

Методы электроразведки используются для оценки проводимости, естественной и вызванной поляризуемости, а также для анализа диэлектрических свойств пород. В целом геоэлектрические свойства пород крайне дифференцированы и в значительной степени связаны с присутствием в горных породах ионных (прежде всего водных растворов) и электронных (металлов, сульфидов, ряда окислов) проводников. Они чувствительны к изменениям многих косвенных и прямых признаков наличия широкого класса полезных ископаемых: углеводородов, сульфидных руд, угля и мн. др.

Основной проблемой при использовании таких данных является их зависимость от условий съемки и шумов, в том числе связанных с рельефом, поверхностными неоднородностями и промышленными помехами. Применение ИИ позволяет формализовать этапы предварительной обработки, автоматически фильтровать шумы, а также интерпретировать отклики без необходимости ручной привязки к известным геологическим объектам [10].

Разработка моделей, основанных на глубоких нейронных сетях, позволила формировать картографические оценки электрических свойств с разрешением, ранее недоступным при стандартных методах инверсии. Кроме того, активно развиваются подходы, сочетающие ИИ с методами геостатистики и Байесовской инверсии, что позволяет формировать аппроксимации проводимости пород с учетом априорной геологической информации [7].

Результаты исследования и их обсуждение

Интеграция разнородных геолого-геофизических данных с использованием искусственного интеллекта. Современные геолого-разведочные проекты все чаще требуют комплексного анализа данных, полученных не только из различных методов геофизики, но и из смежных областей: геохимии, геологии, петрофизики, бурения, дистанционного зондирования Земли и др. Это объясняется тем,



что ни один из источников информации не может обеспечить полноту и достоверность интерпретации отдельно от других. Интеграция разнородных данных позволяет существенно повысить надежность моделирования геологической среды, а также точность прогноза наличия и параметров залежей полезных ископаемых.

Однако ключевой проблемой в интеграции информации различной природы является их несовместимость по форматам, шкалам измерения, точности, полноте и структуре. Классические методы статистической обработки оказываются малоприменимыми в условиях большого количества пропусков, разнотипных входов и высокой размерности признаков. В этой ситуации применение ИИ становится не только целесообразным, но и необходимым [11].

Объединение многомодальных данных. Многомодальными называются данные, характеризующие один и тот же объект, но полученные разными методами наблюдений. В контексте геологоразведки это может быть, например, совокупность магнитной карты, сейсмического куба, данных геохимического анализа проб и буровых журналов. Прямое сопоставление этих источников требует предварительного преобразования информации в единую интерпретируемую форму.

Одним из таких методов является использование автоэнкодеров и мультимодальных нейронных сетей, способных сжимать и реконструировать входные данные различной природы в общем латентном пространстве. Таким образом удается выявить скрытые закономерности, неочевидные при анализе каждого источника по отдельности [12].

Кроме того, применяется методика объединения представления признаков (*от англ.: Feature fusion*), при которой данные разных типов (например, категориальные литологические, непрерывные геофизические, бинарные геохимические) конкатенируются на уровне признакового вектора и подаются на вход модели градиентного бустинга или нейросети. Эффективность таких подходов подтверждена в работах по моделированию глубинных залежей меди, золота и железа.

Геоинформационные системы как основа интеграции. Геоинформационные системы (ГИС) уже давно являются базовой платформой хранения, визуализации и анализа пространственной информации в геологии. Однако традиционные ГИС-средства чаще

всего оперируют готовыми картографическими слоями и не предполагают динамического машинного анализа данных. Интеграция ГИС с ИИ позволяет перейти к новой парадигме работы – автоматизированному построению моделей на основе первичных и промежуточных геоданных.

В последние годы активно развиваются ГИС-платформы с ИИ-модулями, позволяющие запускать обучение моделей прямо внутри среды пространственного анализа. Примером может служить интеграция библиотек TensorFlow или PyTorch с инструментами QGIS или ArcGIS Pro. На этой базе создаются решения для автоматической классификации участков по вероятности минерализации, построения прогнозных карт, тепловых карт глубин, анализа тектонических разломов и др. [13].

Важным преимуществом ГИС-ИИ интеграции является возможность учитывать пространственные корреляции, которые традиционные модели МО игнорируют. Например, использование графовых нейросетей (*от англ.: Graph neural networks*), основанных на геообъектах и их связях, позволяет учитывать не только локальные параметры, но и их топологическое положение в геологической структуре [14].

Работа с временными рядами и историческими базами данных. Многие данные в геологоразведке носят временной характер. Это касается, прежде всего, результатов мониторинга, повторных съемок, буровых операций, пробоотбора и др. Работа с временными рядами требует специализированных методов, способных учитывать тренды, сезонность и стохастические флуктуации.

ИИ предлагает ряд решений на базе долгосрочной памяти (LSTM, *от англ.: Long short-term memory*) и трансформер-архитектур, которые успешно применяются в задачах прогноза изменения параметров среды, продуктивности зон, корреляции между изменением свойств флюидов и геофизическими параметрами. При этом возможно использование как непрерывных данных (например, скорость сейсмических волн по времени), так и дискретных последовательностей (периоды бурения, интервалы каротажа, интервалы минерализации) [5].

Еще одним актуальным направлением является обработка исторических геолого-разведочных архивов, содержащих значительное количество неполных, неструктурированных



и рукописных данных. Здесь применяются методы обработки естественного языка (NLP, от англ.: Natural language processing) для оцифровки, систематизации и предварительной разметки текстов, что позволяет включать даже устаревшие, но ценные сведения в современные модели [13].

Прогнозирование рудоносности и моделирование залежей. Одна из приоритетных задач в системе геолого-разведочных работ заключается в построении достоверных прогностических моделей, позволяющих не только выявить потенциальные месторождения, но и оценить их промышленную значимость. Речь идет о возможности предсказать наличие, конфигурацию, объем и качество залежей ТПИ еще до проведения дорогостоящих буровых и горнопроходческих работ. Методы искусственного интеллекта предлагают новый уровень инструментов для решения этой задачи – посредством анализа сложных связей между множеством геофизических, геохимических, структурных и тектонических факторов [15].

Моделирование трехмерной структуры залежей. Построение трехмерной модели месторождения традиционно основывается на интерполяции данных бурения, геофизики и лабораторных анализов. Классические методы – такие как кригинг, методы обратного расстояния и полиномиальной аппроксимации – имеют ограниченные возможности при высокой изменчивости параметров или недостатке информации. В отличие от них, алгоритмы МО и особенно глубокие нейросети обладают способностью обобщать закономерности даже при высокой степени гетерогенности среды.

Так, модели трехмерных сверточных нейросетей (3D-CNN), обученные на объемных геоданных, могут строить цифровые геологические модели, учитывающие неоднородности в литологии, минеральном составе и структурной организации залежей. Их преимуществом является возможность прямой работы с воксельными представлениями пространства без необходимости предварительной интерполяции, что уменьшает потери информации.

Дополнительно используются глубокие генеративные модели, в том числе вариационные автоэнкодеры (VAE, от англ.: Variational autoencoder) и генеративно-состязательные сети (GAN, от англ.: Generative adversarial networks), позволяющие создавать вероятностные представления геологических разрезов с учетом неопределенности. Это важно

при работе в условиях дефицита данных или высокой геологической сложности, где предпочтительнее многовариантный прогноз, нежели единственный детерминированный результат.

Оценка содержания полезных компонентов. Одним из ключевых параметров рудного тела является содержание полезных компонентов: металлов, минералов, угля и других ископаемых. Прогноз этого содержания на основе не прямых данных (например, геофизических аномалий, геохимических индикаторов, структуры пород) остается важнейшей задачей, от которой напрямую зависит экономическая эффективность дальнейших работ.

Методы ИИ позволяют создавать регрессионные модели, связывающие характеристики среды с концентрацией элементов. Так, градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM, от англ.: Light gradient-boosting machine) и глубокие полносвязные нейросети (например, DNN, от англ.: Deep neural network) демонстрируют высокую точность при прогнозировании содержания меди, золота, железа, редкоземельных элементов и других компонентов на основе комплекса признаков, включая данные каротажа, минералогии, геофизики и пробобора.

Важно отметить, что такие модели могут учитывать нелинейные зависимости и взаимодействия между переменными, что невозможно при использовании традиционных линейных моделей. Кроме того, они устойчивы к наличию пропусков, шумов и мультиколлинеарности, типичных для геолого-разведочных данных.

Одним из подходов к повышению надежности прогнозов является построение ансамблей моделей – например, объединение нескольких схем регрессионных деревьев, нейросетей и статистических алгоритмов. Это позволяет учитывать разнообразные аспекты модели и снижать общее отклонение прогноза от реального содержания [16].

Пространственное прогнозирование и выделение перспективных зон. ИИ находит широкое применение в задачах пространственного прогноза, то есть построения карт вероятности наличия ТПИ на основе комплексной интерпретации признаков. При этом используются алгоритмы обучения с учителем, которые настраиваются по известным месторождениям и обучаются распознавать их «геологический почерк» – характерные со-



четания признаков, повторяющихся в различных локациях.

Ключевым этапом является формирование признакового пространства, включающего как первичные измерения (геофизические параметры, геохимию, тектонику), так и производные показатели (индекс контрастности, тектоно-литологическую обстановку, плотность разломов и др.). После обучения прогностическая модель способна оценивать степень перспективности любых участков в пределах заданного района [17].

Особое внимание уделяется использованию пространственно-зависимых моделей, учитывающих автокорреляцию между участками и влияние соседних зон. Это достигается с помощью методов геостатистики, а также графовых нейросетей, которые интерпретируют пространство как сеть взаимосвязанных узлов и формируют прогнозы с учетом топологической информации.

Учет экономических факторов при построении прогностических моделей. Современные подходы к прогнозированию в геологоразведке выходят за рамки чисто геологических критериев. Все чаще в прогностические модели включаются параметры, связанные с логистикой, инфраструктурой, стоимостью бурения, доступностью ресурсов, экологическими ограничениями и правовым режимом недропользования. ИИ способен обрабатывать такие многослойные и взаимосвязанные данные в едином цикле, создавая так называемые интеллектуальные геоэкономические модели.

Это особенно важно при выборе участков для разведочного бурения или при планировании маршрутов работ, где важна не только вероятность нахождения полезных ископаемых, но и рентабельность их извлечения.

Проблемы и перспективы применения искусственного интеллекта в геологоразведке. Несмотря на очевидные успехи применения ИИ в геологоразведке, процесс его внедрения в практику сопровождается рядом системных трудностей. Эти проблемы затрагивают как технологические, так и методологические, институциональные и когнитивные аспекты. Устранение этих барьеров является необходимым условием для широкомасштабной цифровизации геолого-разведочного комплекса [18].

Ограниченность и неоднородность исходных данных. Качество и полнота обучаю-

щей выборки являются ключевыми факторами при построении эффективных моделей ИИ. В геологической практике данные зачастую разрознены, получены по различным методикам, не стандартизированы и включают значительное число пропусков. Более того, существенная часть информации хранится в неструктурированном виде: в отчетах, картах, журналах, рукописных документах. Это затрудняет прямое использование таких данных в обучении прогностических моделей.

Отдельную сложность представляет малая репрезентативность данных. Так, известные месторождения часто сконцентрированы в небольшом числе регионов, в то время как другие территории остаются практически неизученными. Это приводит к искажению статистических закономерностей и снижению обобщающей способности прогностических моделей.

Для преодоления этих проблем необходимы усилия по цифровизации архивов, стандартизации форматов данных, внедрению автоматических систем предобработки информации и формированию открытых репрезентативных обучающих выборок. В перспективе это позволит существенно увеличить объем доступной информации для обучения и проверки прогностических моделей.

Отсутствие интерпретируемости (Explainability). Одним из важнейших ограничений использования ИИ в геологических задачах является проблема интерпретируемости результатов. Алгоритмы, особенно глубокие нейросети, часто рассматриваются как «черный ящик» – они выдают предсказание, но не объясняют, на основе каких факторов было принято то или иное решение. Это вызывает недоверие у специалистов и затрудняет внедрение моделей в практике принятия решений.

В ответ на этот вызов развивается направление объяснимого искусственного интеллекта (XAI, *от англ.*: Explainable artificial intelligence). Его задача – создание моделей или надстройки над моделями, способных раскрыть, какие признаки оказали наибольшее влияние на результат. На практике применяются такие подходы, как LIME (*от англ.*: Local interpretable model-agnostic explanations), SHAP (*от англ.*: Shapley additive explanations), LRP (*от англ.*: Layer-wise relevance propagation) и др.

В георазведке XAI имеет особую ценность, так как специалисты должны не просто видеть



результат, но и понимать его геологическое обоснование. Например, при прогнозе рудоносности важно указать, какие геофизические, геохимические и структурные факторы способствовали получению высокого балла и как он соотносится с аналогами. В перспективе использование ХАИ будет обязательным условием для внедрения ИИ в нормативно-утвержденные процедуры оценки запасов [19].

Институциональные и кадровые барьеры. Внедрение ИИ в геологоразведку требует пересмотра существующих производственных процессов, а также наличия специалистов, обладающих как геологическими, так и цифровыми компетенциями. В настоящее время наблюдается дефицит кадров, способных одновременно понимать специфику геофизических данных и владеть методами машинного обучения.

Институциональные барьеры проявляются также в отсутствии стандартов на формат представления данных, процедуры валидации моделей и юридически признанные критерии доверия к результатам, полученным с помощью ИИ. Это особенно важно при государственной экспертизе материалов геологоразведки и постановке запасов на государственный баланс.

Решение этих проблем требует внедрения образовательных программ двойной подготовки (геоинформатика, геоаналитика, цифровая геология), а также разработки профессиональных стандартов, норм и регламентов, обеспечивающих правовое и методическое сопровождение использования ИИ в геологоразведке [19].

Перспективы развития интеллектуальных геологических систем. Несмотря на перечисленные ограничения, развитие интеллектуальных технологий в геологоразведке имеет выраженную позитивную динамику. Наиболее перспективным направлением в ближайшие годы считается формирование гибридных систем, сочетающих алгоритмы ИИ с экспертными знаниями геологов. Такие системы обеспечивают более точную, устойчивую и интерпретируемую обработку данных, поскольку учитывают как эмпирические зависимости, так и формализованные знания, накопленные в отрасли.

Развиваются подходы к созданию цифровых двойников месторождений, объединяющих в себе геологические модели, данные мониторинга, информацию о добыче и результа-

ты моделирования. Эти цифровые двойники управляются интеллектуальными модулями и способны адаптироваться по мере поступления новых данных.

Кроме того, особый интерес представляют облачные платформы для геологоразведки, включающие инструменты для хранения, обработки, визуализации и совместного использования данных и моделей. На таких платформах ИИ становится доступным даже для небольших геологических организаций, что способствует демократизации технологий и ускоряет их распространение в отрасли [20].

Заключение

В условиях растущей сложности геолого-разведочных задач, увеличения объемов данных и потребности в ускорении процессов интерпретации применение методов ИИ становится неотъемлемым элементом современного подхода к разведке месторождений ТПИ. Обзор существующих решений и направлений исследований показывает, что ИИ способен не только выполнять функции автоматизации рутинных задач, но и служить инструментом глубокого анализа, интеграции разнородной информации и построения комплексных прогностических моделей.

Наиболее эффективно ИИ применяется в обработке и интерпретации геофизических данных, в том числе сейсмических, магнитометрических, гравиметрических и электромагнитных. Нейросетевые модели и методы МО обеспечивают высокую точность в задачах классификации, сегментации и моделирования, превосходя традиционные алгоритмы в условиях высокой геологической сложности.

Интеграция данных различных источников – геофизики, геохимии, буровых данных, ГИС и архивных текстов – возможна благодаря мультимодальным архитектурам, обучаемым на гетерогенных выборках. Это открывает путь к построению единого цифрового пространства данных, обеспечивающего полноценную интеллектуальную поддержку принятия решений.

Особое значение имеет применение ИИ в прогнозировании рудоносности и моделировании трехмерных структур залежей. Такие технологии позволяют не только локализовать перспективные зоны, но и рассчитать экономическую эффективность их освоения, учитывая технические, логистические и инфраструктурные ограничения.



Тем не менее широкомасштабное внедрение ИИ в геологоразведку сдерживается рядом факторов: ограниченностью и неструктурированностью данных, проблемой интерпретируемости моделей, дефицитом квалифицированных кадров, а также отсутствием нормативного сопровождения и единых стандартов. Преодоление этих барьеров требует комплексного подхода, включающего развитие методологии объяснимого ХАИ, формирование открытых баз обучающих данных, модернизацию образовательных программ и разработку гибридных человеко-машинных систем.

В перспективе ключевую роль будут играть облачные платформы и цифровые двойники

месторождений, способные интегрировать различные модули ИИ и обеспечивать сквозную аналитику на всех этапах геолого-разведочного цикла – от сбора полевых данных до оценки запасов и технико-экономического моделирования освоения.

Таким образом, искусственный интеллект в сфере геологоразведки из инструмента экспериментальной аналитики постепенно трансформируется в системообразующий элемент цифровой трансформации отрасли. Его применение позволяет выйти на качественно новый уровень эффективности, точности и устойчивости решений в области поиска и оценки ТПИ.

Список источников

1. Qadrouh A.N., Carcione J.M., Alajmi M., Alyousif M.M. A tutorial on machine learning with geophysical applications // *Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata*. 2019. Vol. 60. Iss. 3. P. 375–402. <https://doi.org/10.4430/bgta0274>.
2. Jooshaki M., Nad A., Michaux S. A systematic review on the application of machine learning in exploiting mineralogical data in mining and mineral industry // *Minerals*. 2021. Vol. 11. Iss. 8. P. 816. <https://doi.org/10.3390/min11080816>.
3. Йёреског К.Г., Клован Д.И., Реймент Р.А. Геологический факторный анализ / пер. с англ. Л.: Недра, 1980. 223 с.
4. Rimola A. Mineral exploration technologies: advancements and applications // *Journal of Powder Metallurgy & Mining*. 2024. Vol. 13. Iss. 6. P. 449. Режим доступа: <https://www.omicsonline.org/open-access/mineral-exploration-technologies-advancements-and-applications-134337.html> (дата обращения: 17.05.2025).
5. Corrigan C.C., Ikonnikova S.A. A review of the use of AI in the mining industry: Insights and ethical considerations for multi-objective optimization // *The Extractive Industries and Society*. 2024. Vol. 17. P. 101440. <https://doi.org/10.1016/j.exis.2024.101440>. EDN: EKFNHY.
6. Степанов И.Ю. Использование методов машинного обучения в геoinформационных моделях при решении задач геофизической разведки // *Вестник СГУГиТ*. 2024. Т. 29. № 2. С. 108–117. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2024-29-2-108-117>. EDN: ВНХСВУ.
7. Sun K., Chen Y., Geng G., Lu Z., Zhang W., Song Z., et al. A review of mineral prospectivity mapping using deep learning // *Minerals*. 2024. Vol. 14. Iss. 10. P. 1021. <https://doi.org/10.3390/min14101021>.
8. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge: The MIT Press, 2016. 800 p.
9. Шиверский Г.В., Кривощёков С.Н. Перспективы применения методов искусственного интеллекта в нефтегазовой геологии // *Master's Journal*. 2022. № 2. С. 57–67. EDN: MXLKEW.
10. Царегородцева Т.К., Горкин Г.М. Применение искусственного интеллекта в разведке и добыче углеводородов // *Недропользование XXI век*. 2022. № 2. С. 12–15. EDN: FRHXVC.
11. Останин В.А. Перспективы использования автоматического машинного обучения в задачах комплексной интерпретации геофизических данных на примере районирования территории Томской области по вероятной нефтегазоносности // *Перспективы развития науки в современном мире: материалы XII Междунар. науч.-практ. конф. (г. Уфа, 7 апреля 2023 г.)*. Уфа: Изд-во ООО «Научно-издательский центр «Вестник науки», 2023. Т. 2. С. 137–156. EDN: MGKIUP.
12. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // *Nature*. 2015. Iss. 521. P. 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
13. Шагарова Л.В. Применение искусственного интеллекта и систем больших геоданных для мониторинговых геологических задач // *Новые идеи в науках о Земле. Том 1. Геофизика, геoinформатика, математическое моделирование и искусственный интеллект в недропользовании: материалы XVII Междунар. науч.-практ. конф. (г. Москва, 3–4 апреля 2025 г.)*. М.: Изд-во МГРИ РАЕН, 2025. Т. 1. С. 37–40.
14. Jung H.-S., Lee S. Special issue on machine learning techniques applied to geoscience information system and remote sensing // *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9. Iss. 12. P. 2446. <https://doi.org/10.3390/app9122446>.
15. Панина О.В., Беляев А.М., Завалько Н.А., Еремин С.Г., Сагина О.А. Применение методов глубокого машинного обучения для структурного анализа рудных тел и прогнозирования оптимальных зон добычи // *Горная промышленность*. 2025. № 1. С. 177–183. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2025-1-177-183>. EDN: YAJMMM.
16. Alzubaidi L.S., Zhang J., Humaidi A.J., Al-Dujaili A., Duan Y. Al-Shamma O., et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions // *Journal of Big Data*. 2021. Vol. 8. Iss. 53. P. 1–74. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>.
17. Гришков Г.А., Нафигин И.О., Устинов С.А., Минаев В.А., Петров В.А. Подход к созданию пространственных прогнозно-поисковых моделей месторождений на основе сверточных нейронных сетей (на примере территории



Юго-Восточного Забайкалья) // Наука и технологические разработки. 2024. Т. 103. № 2. С. 75–90. <https://doi.org/10.21455/std2024.2-5>.

18. Chen L., Wang L., Miao J., Gao H., Zhang Y., Yao Y., et al. Review of the application of Big Data and artificial intelligence in geology // *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1684. Iss. 1. P. 012007. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1684/1/012007>.

19. McGaughey J. Artificial intelligence and Big Data analytics in mining geomechanics // *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. 2020. Vol 120. Iss. 1. P. 15–21. <https://doi.org/10.17159/2411-9717/847/2020>.

20. Рыльникова М.В., Клебанов Д.А., Макеев М.А., Кадочников М.В. Применение искусственного интеллекта и перспективы развития аналитических систем больших данных в горной промышленности // *Горная промышленность*. 2022. № 3. С. 89–92. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-3-89-92>. EDN: OEXFGE.

References

1. Qadrouh A.N., Carcione J.M., Alajmi M., Alyousif M.M. A tutorial on machine learning with geophysical applications. *Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata*. 2019;60(3):375-402. <https://doi.org/10.4430/bgta0274>.

2. Jooshaki M., Nad A., Michaux S. A systematic review on the application of machine learning in exploiting mineralogical data in mining and mineral industry. *Minerals*. 2021;11(8):816. <https://doi.org/10.3390/min11080816>.

3. Jöreskog K.G., Klován D.I., Reymont R.A. Geological factor analysis; 1976, 178 p. (Russ. ed.: *Geologicheskii faktornyi analiz*. Leningrad: Nedra; 1980, 223 p.).

4. Rimola A. Mineral exploration technologies: advancements and applications. *Journal of Powder Metallurgy & Mining*. 2024;13(6):449. Available from: <https://www.omicsonline.org/open-access/mineral-exploration-technologies-advancements-and-applications-134337.html> [Accessed 17th May 2025].

5. Corrigan C.C., Ikonnikova S.A. A review of the use of AI in the mining industry: Insights and ethical considerations for multi-objective optimization. *The Extractive Industries and Society*. 2024;17:101440. <https://doi.org/10.1016/j.exis.2024.101440>. EDN: EKFAQY.

6. Stepanov I.Yu. The use of machine learning methods in geoinformation models in solving problems of geophysical exploration. *Vestnik SSUGT*. 2024;29(2):108-117. (In Russ.). <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2024-29-2-108-117>. EDN: BHXCBY.

7. Sun K., Chen Y., Geng G., Lu Z., Zhang W., Song Z., et al. A review of mineral prospectivity mapping using deep learning. *Minerals*. 2024;14(10):1021. <https://doi.org/10.3390/min14101021>.

8. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge: The MIT Press; 2016, 800 p.

9. Shiverskii G.V., Krivoschekov S.N. Prospects for the application of artificial intelligence methods in the geology of oil and gas. *Master's journal*. 2022;2:57-67. (In Russ.). EDN: MXLKEW.

10. Tsaregorodtseva T.K., Gorkin G. M. Application of artificial intelligence in hydrocarbon exploration and production. *Nedropol'zovanie XXI vek*. 2022;2:12-15. (In Russ.). EDN: FRHXVC.

11. Ostanin V.A. Application prospects of automatic machine learning in the problems of integrated interpretation of geophysical data for the case of Tomsk region zoning by probable oil and gas content. In: *Perspektivy razvitiya nauki v sovremennom mire: materialy XII Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. = Science development prospects in the modern world: Proceedings of the 12th International scientific and practical conference*. 7 April 2023, Ufa. Ufa: Scientific and Publishing Center Herald of Science LLC; 2023, vol. 2, p. 137-156. (In Russ.). EDN: MGKIUP.

12. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521:436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.

13. Shagarova L.V. Application of artificial intelligence and Big Geodata systems for geological monitoring tasks. In: *Novye idei v nauках o Zemle. Tom 1. Geofizika, geoinformatika, matematicheskoe modelirovanie i iskusstvennyi intellekt v nedropol'zovanii: materialy XVII Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. = New Ideas in Earth Sciences. Vol. 1. Geophysics, Geoinformation Sciences, Mathematical Modeling, and Artificial Intelligence in Subsoil Use: Proceedings of the 17th International scientific and practical conference*. 3–4 April 2025, Moscow. Moscow: Russian State University for Geological Prospecting of the Russian Academy of Natural Sciences; 2025, vol. 1, p. 37-40. (In Russ.).

14. Jung H.-S., Lee S. Special issue on machine learning techniques applied to geoscience information system and remote sensing. *Applied Sciences*. 2019;9(12):2446. <https://doi.org/10.3390/app9122446>.

15. Panina O.V., Belyaev A.M., Zaval'ko N.A., Eremin S.G., Sagina O.A. Application of deep machine learning methods for structural analysis of ore bodies and prediction of optimal mining zones. *Mining industry journal*. 2025;1:177-183. (In Russ.). <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2025-1-177-183>. EDN: YAJMMM.

16. Alzubaidi L.S., Zhang J., Humaidi A.J., Al-Dujaili A., Duan Y. Al-Shamma O., et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*. 2021;8(53):1-74. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>.

17. Grishkov G.A., Nafigin I.O., Ustinov S.A., Minaev V.A., Petrov V.A. An approach to the creation of spatial predictive prospecting models of deposits based on convolutional neural networks (using the example of the territory of Southeastern Transbaikalia). *Science and Technological Developments*. 2024;103(2):75-90. (In Russ.). <https://doi.org/10.21455/std2024.2-5>.

18. Chen L., Wang L., Miao J., Gao H., Zhang Y., Yao Y., et al. Review of the application of Big Data and artificial intelligence in geology. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020;1684(1):012007. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1684/1/012007>.

19. McGaughey J. Artificial intelligence and Big Data analytics in mining geomechanics. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. 2020;120(1):15-21. <https://doi.org/10.17159/2411-9717/847/2020>.



20. Rylnikova M.V., Klebanov D.A., Makeev M.A., Kadochnikov M.V. Application of artificial intelligence and the future of Big Data analytics in the mining industry. *Mining industry journal*. 2022;3:89-92. (In Russ.). <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-3-89-92>. EDN: OEXFGE.

Информация об авторах / Information about the authors



Кричинский Алексей Константинович,

аспирант,
Институт земной коры Сибирского отделения Российской академии наук,
г. Иркутск, Россия,
геолог,
ООО «Эгитинский горно-обогатительный комбинат»,
г. Иркутск, Россия,
leha_29@mail.ru
<https://orcid.org/0009-0007-1102-2562>

Aleksey K. Krichinsky,

Postgraduate Student,
Institute of the Earth's Crust of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences,
Irkutsk, Russia,
Geologist,
Egitinsky Mining and Processing Plant LLC,
Irkutsk, Russia,
leha_29@mail.ru
<https://orcid.org/0009-0007-1102-2562>



Поспеев Александр Валентинович,

доктор геолого-минералогических наук, профессор,
ведущий научный сотрудник лаборатории Арктики,
Институт земной коры Сибирского отделения Российской академии наук,
г. Иркутск, Россия,
✉ avp@crust.irk.ru

<https://orcid.org/0000-0001-5938-1942>

Alexander V. Pospeev,

Dr. Sci. (Geol. & Mineral.), Professor,
Leading Researcher at the Arctic Laboratory,
Institute of the Earth's Crust of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences,
Irkutsk, Russia,
✉ avp@crust.irk.ru
<https://orcid.org/0000-0001-5938-1942>

Вклад авторов / Contribution of the authors

А.К. Кричинский – проведение исследования, формальный анализ, написание черновика рукописи.

А.В. Поспеев – научное руководство, разработка концепции, редактирование рукописи.

Aleksey K. Krichinsky – investigation, formal analysis, writing – original draft.

Alexander V. Pospeev – supervision, conceptualization, writing – editing.

Конфликт интересов / Conflict of interests

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no conflicts of interests.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

The final manuscript has been read and approved by all the co-authors.

Информация о статье / Information about the article

Статья поступила в редакцию 28.07.2025; одобрена после рецензирования 07.08.2025; принята к публикации 18.08.2025.

The article was submitted 28.07.2025; approved after reviewing 07.08.2025; accepted for publication 18.08.2025.