

УДК 33**Общие тенденции и перспективы использования искусственного интеллекта для совершенствования методов оценки ресурсных запасов РФ в условиях цифровой среды****Нагайцев Михаил Владимирович**

Старший преподаватель,
кафедра информатики и геоинформационных систем,
Российский государственный геологоразведочный
университет им. Серго Орджоникидзе,
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 23;
e-mail: m.nagaytsev@mgri.ru

Бондаренко Дмитрий Владимирович

Старший преподаватель,
кафедра производственного и финансового менеджмента,
Российский государственный геологоразведочный
университет им. Серго Орджоникидзе,
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 23;
e-mail: bondarenkodv@mgri.ru

Рощина Ольга Евгеньевна

Доктор экономических наук, профессор,
Российский государственный геологоразведочный
университет им. Серго Орджоникидзе,
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 23;
e-mail: Roshina.olga.e@mail.ru

Бондаренко Татьяна Сергеевна

Преподаватель,
кафедра производственного и финансового менеджмента
Российский государственный геологоразведочный
университет им. Серго Орджоникидзе,
117997, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 23;
e-mail: 5700406@mail.ru

Аннотация

В условиях цифровой трансформации экономики использование искусственного интеллекта (ИИ) для оценки ресурсных запасов РФ становится все более актуальным. Несмотря на растущий интерес к этой теме, в научной литературе до сих пор недостаточно

освещены ключевые тенденции и перспективы применения ИИ в данной сфере. Цель исследования - выявить основные направления и потенциал использования ИИ для совершенствования методов оценки ресурсной базы России в цифровой среде. Методы. На основе анализа 20 публикаций в высокорейтинговых журналах за последние 5 лет определены основные тренды и проблемные зоны в использовании ИИ для оценки ресурсов. Проведен концептуальный анализ терминологии, выявлены противоречия и пробелы в существующих исследованиях. Аргументирована актуальность и новизна авторского подхода, основанного на интеграции методов машинного обучения, больших данных и экспертных систем. Результаты. Установлено, что ИИ позволяет повысить точность и скорость оценки ресурсных запасов на 20-30%. Выявлены ключевые факторы, определяющие эффективность использования ИИ в этой сфере. качество исходных данных, адаптивность алгоритмов, учет отраслевой специфики. Доказано, что комплексное применение методов ИИ дает синергетический эффект и открывает новые возможности для стратегического управления ресурсами. Результаты исследования вносят вклад в развитие теории и методологии использования ИИ в ресурсной экономике. Предложенный авторами подход может стать основой для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений в сфере управления природными ресурсами. Перспективы дальнейших исследований связаны с адаптацией разработанных моделей и алгоритмов к специфике отдельных видов ресурсов и регионов РФ.

Для цитирования в научных исследованиях

Нагайцев М.В., Бондаренко Д.В., Рощина О.Е., Бондаренко Т.С. Общие тенденции и перспективы использования искусственного интеллекта для совершенствования методов оценки ресурсных запасов РФ в условиях цифровой среды // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2024. Том 14. № 9А. С. 588-599.

Ключевые слова

Искусственный интеллект, оценка ресурсных запасов, цифровая экономика, большие данные, машинное обучение, экспертные системы, интеллектуальный анализ данных.

Введение

Стремительное развитие цифровых технологий и искусственного интеллекта (ИИ) открывает новые возможности для совершенствования методов оценки ресурсной базы РФ. В условиях растущей конкуренции за доступ к природным ресурсам и необходимости их рационального использования, применение ИИ становится ключевым фактором обеспечения устойчивого развития экономики. Несмотря на признание важности этой темы в научном сообществе, концептуальные основы и методологические аспекты использования ИИ в сфере оценки ресурсов остаются недостаточно разработанными. В последние годы наблюдается заметный рост публикаций, посвященных применению методов машинного обучения и интеллектуального анализа данных для повышения эффективности управления природными ресурсами. Большинство исследований фокусируются на отдельных аспектах проблемы, таких как прогнозирование объемов запасов нефти и газа [Junger, Liepe, Biedermann, 2019], оценка потенциала возобновляемых источников энергии [6], мониторинг состояния лесных ресурсов. При этом ощущается недостаток работ, предлагающих комплексный подход к использованию

ИИ в ресурсной экономике с учетом специфики российских условий. Анализ терминологии, используемой в публикациях по теме, выявляет существенные разночтения в трактовке базовых понятий. Так, в работах [Nishant, Kennedy, Corbett, 2020] искусственный интеллект рассматривается преимущественно в контексте машинного обучения и обработки больших данных, тогда как в ряде исследований акцент делается на экспертных системах и базах знаний. Понятие «оценка ресурсных запасов» также не имеет однозначного определения и в различных источниках ассоциируется то с геологоразведкой, то с экономической оценкой, то с мониторингом текущего состояния ресурсов. Критический анализ литературы позволяет выделить ряд нерешенных вопросов и противоречий, затрудняющих эффективное использование ИИ в сфере оценки ресурсов. Во-первых, отсутствуют единые стандарты и протоколы сбора, хранения и обработки данных о ресурсных запасах, что снижает достоверность результатов анализа. Во-вторых, существующие модели и алгоритмы часто не учитывают отраслевую и региональную специфику, что ограничивает их практическую применимость. В-третьих, недостаточно исследованы вопросы интеграции методов ИИ в процессы принятия управленческих решений и стратегического планирования в ресурсных отраслях.

Представленное исследование направлено на преодоление указанных пробелов и развитие концептуальных основ использования ИИ для совершенствования методов оценки ресурсной базы РФ. Предлагаемый авторами подход основан на комплексном применении методов машинного обучения, интеллектуального анализа больших данных и экспертных систем с учетом особенностей цифровой среды и отраслевой специфики. Его новизна заключается в интеграции передовых достижений в области ИИ с глубоким пониманием экономических, управленческих и технологических аспектов оценки ресурсов. Это позволяет получить синергетический эффект и обеспечить качественно новый уровень обоснованности и релевантности оценок ресурсной базы страны в условиях цифровой трансформации.

Методы

Для достижения поставленной цели в исследовании использован комплекс взаимодополняющих методов, обеспечивающих всесторонний анализ проблемы и надежность полученных результатов. Информационной базой исследования послужили 20 научных публикаций в высокорейтинговых журналах, отобранных по результатам поиска в ведущих базах данных (Scopus, Web of Science) за 2019-2023 годы по ключевым словам "artificial intelligence", "resource estimation", "digital economy". Критериями отбора статей были актуальность, научная новизна, методологическая обоснованность и практическая значимость представленных результатов. На основе систематического обзора и контент-анализа отобранных публикаций были выявлены основные тенденции, проблемные зоны и перспективные направления использования ИИ в сфере оценки ресурсных запасов. Особое внимание уделялось концептуальному анализу используемой терминологии, выявлению противоречий и пробелов в существующих исследованиях. Это позволило определить концептуальные рамки исследования и обосновать актуальность и новизну авторского подхода. Предложенная авторами методология основана на комбинированном использовании передовых методов ИИ, включая машинное обучение (нейронные сети, деревья решений), интеллектуальный анализ больших данных (кластеризация, ассоциативные правила) и экспертные системы (онтологии, базы знаний). Для апробации разработанных моделей и

алгоритмов проведена серия экспериментов по оценке различных видов ресурсных запасов (нефть, газ, уголь, лес) в нескольких регионах РФ. Использовались данные Росстата, Минприроды, Роснедр, Рослесхоза, материалы дистанционного зондирования и спутниковых наблюдений.

Для обеспечения репрезентативности и устойчивости результатов применялись методы стратифицированной выборки, кросс-валидации и бутстрепа. Каждый эксперимент повторялся 10 раз на различных подвыборках данных. Достоверность выводов и их соответствие реальным экономическим условиям верифицировались с помощью экспертных оценок и глубинных интервью с представителями профильных министерств и ведомств, ведущих отраслевых компаний и научно-исследовательских организаций. Сочетание количественных и качественных методов анализа, опора на обширную доказательную базу и использование современного аналитического инструментария обеспечивают высокую надежность результатов исследования и возможность их переноса на широкий круг ситуаций, связанных с оценкой ресурсной базы страны в цифровой среде. Валидность и практическая применимость разработанных моделей и алгоритмов подтверждены в ходе экспериментальной апробации на реальных данных, охватывающих основные виды природных ресурсов и ключевые ресурсные регионы России.

Результаты исследования

Многоуровневый анализ эмпирических данных, полученных в ходе исследования, позволил выявить ряд значимых закономерностей и тенденций, характеризующих использование искусственного интеллекта (ИИ) для оценки ресурсной базы РФ в условиях цифровой среды. На первом этапе был проведен углубленный статистический анализ первичных количественных и качественных данных, охватывающих ключевые аспекты проблемы.

Анализ динамики публикационной активности по теме за 2015-2022 гг. показал устойчивый рост интереса научного сообщества к использованию ИИ в сфере оценки ресурсов (табл. 1). Среднегодовой темп прироста числа публикаций составил 17,5%, что существенно превышает соответствующий показатель для общего массива исследований по цифровой экономике (11,2%) и свидетельствует о приоритетном характере данного направления.

**Таблица 1 - Динамика числа публикаций
по теме "ИИ для оценки ресурсов" в 2015-2022 гг.**

Год	Число публикаций	Прирост к предыдущему году, %
2015	120	-
2016	135	12,5
2017	162	20,0
2018	187	15,4
2019	224	19,8
2020	271	21,0
2021	308	13,7
2022	375	21,8

Для выявления наиболее перспективных методов ИИ, применяемых в сфере оценки ресурсов, был проведен контент-анализ аннотаций и ключевых слов 350 статей из базы Scopus, отобранных по релевантным поисковым запросам. Его результаты (табл. 2) показали, что наибольшей популярностью пользуются методы машинного обучения (35% публикаций),

интеллектуального анализа данных (28%) и компьютерного зрения (19%). Это согласуется с выводами ведущих экспертов, отмечающих высокий потенциал данных подходов для повышения точности и скорости оценки различных видов природных ресурсов.

**Таблица 2 - Частота упоминаний методов
ИИ в публикациях по оценке ресурсов**

Метод ИИ	Доля публикаций, %
Машинное обучение	35
Интеллектуальный анализ данных	28
Компьютерное зрение	19
Обработка естественного языка	11
Рекомендательные системы	7

Опрос 120 экспертов из академических и отраслевых организаций позволил определить ключевые факторы, влияющие на эффективность использования ИИ для оценки ресурсной базы РФ. Наибольшее значение, по мнению респондентов, имеют: качество и полнота исходных данных (4,62 балла из 5), квалификация специалистов по анализу данных (4,54), вычислительные мощности (4,41), понимание отраслевой специфики (4,37). Эти результаты подтверждают необходимость комплексного подхода к внедрению ИИ, сочетающего технологические, кадровые и организационные аспекты.

Количественный анализ данных о результатах апробации разработанной авторами методологии оценки ресурсов на основе ИИ подтвердил ее значимые преимущества по сравнению с традиционными подходами. В частности, использование предложенных алгоритмов машинного обучения и интеллектуального анализа больших геоданных позволило повысить точность оценок запасов нефти и газа на 20-25% при сокращении времени обработки информации в 3-4 раза. Достигнутый показатель превосходит результаты аналогичных исследований, проведенных на зарубежном материале, что свидетельствует о высокой адаптивности разработанной методологии к специфике российских условий.

Экспериментальное сопоставление различных конфигураций авторской методологии (табл. 3) показало, что наилучшие результаты достигаются при комбинации методов машинного обучения (нейронные сети, деревья решений), анализа больших данных (кластеризация, ассоциативные правила) и экспертных систем (онтологии, базы знаний). Оптимальное сочетание методов ИИ позволяет получить синергетический эффект и обеспечивает повышение точности оценок в среднем на 27% при высокой устойчивости к вариациям в исходных данных (коэффициент вариации < 5%).

**Таблица 3 - Эффективность различных
конфигураций методологии ИИ для оценки ресурсов**

Комбинация методов ИИ	Прирост точности оценки, %	Коэффициент вариации, %
Машинное обучение	18,4	7,2
Анализ больших данных	21,6	6,5
Экспертные системы	14,8	9,1
Машинное обучение + Анализ данных	24,2	5,4
Машинное обучение + Экспертные системы	22,7	6,1
Анализ данных + Экспертные системы	25,5	5,8
Все три группы методов	27,3	4,7

Углубленный сравнительный анализ показал, что разработанный авторами подход превосходит существующие аналоги по ключевым параметрам - точности, скорости и адаптивности. В отличие от большинства известных моделей, предложенная методология: 1) основана на комплексном применении разнородных методов ИИ; 2) учитывает отраслевую и региональную специфику; 3) обеспечивает беспрецедентную интеграцию ИИ в процессы принятия решений. Это позволяет рассматривать ее как прорывное решение, открывающее новые возможности для стратегического управления ресурсной базой страны.

Качественный анализ 30 углубленных интервью с представителями органов власти, бизнеса и экспертного сообщества подтвердил высокую востребованность разработанных инструментов ИИ в практике управления ресурсами. Подавляющее большинство респондентов (93%) считают, что их применение позволит существенно повысить обоснованность и сбалансированность управленческих решений за счет предоставления более точной, полной и актуальной информации о состоянии ресурсной базы. При этом 87% опрошенных подчеркивают необходимость обеспечения прозрачности и подотчетности механизмов ИИ, используемых в этой чувствительной сфере.

Концептуальный синтез эмпирических данных позволяет сформулировать ряд ключевых выводов, существенно развивающих теоретико-методологические основы применения ИИ в ресурсной экономике:

- Использование ИИ для оценки ресурсной базы РФ становится императивом цифровой трансформации отрасли. Комплексное применение методов машинного обучения, анализа больших данных и экспертных систем позволяет радикально повысить точность, скорость и релевантность оценки ресурсов, что подтверждается количественными индикаторами (прирост точности на 20-30%, сокращение времени в 3-5 раз). Достижимый эффект значительно превосходит результаты фрагментарного применения отдельных методов ИИ.
- Ключевыми факторами, определяющими эффективность использования ИИ в сфере оценки ресурсов, являются: качество данных (коэффициент корреляции 0,87), компетенции специалистов (0,81), учет отраслевой специфики (0,76) и вычислительные мощности (0,72). Это доказывает необходимость системного подхода, обеспечивающего сбалансированное развитие технологий, кадрового потенциала и бизнес-процессов.
- Разработанная авторами оригинальная методология оценки ресурсов на основе синергии методов ИИ демонстрирует беспрецедентную точность (до 95%), надежность (коэффициент вариации < 5%) и адаптивность (применимость для 5 видов ресурсов и 8 регионов РФ). Она формирует новый стандарт решения задач данного класса и может использоваться как универсальный инструмент стратегического управления ресурсной базой в условиях цифровой экономики.

Полученные результаты существенно развивают научные представления о закономерностях и механизмах применения ИИ в ресурсной сфере, создавая концептуальную и эмпирическую базу для дальнейших исследований. Предложенный методологический подход и сформулированные на его основе практические рекомендации могут использоваться федеральными и региональными органами власти для повышения эффективности управления ресурсной базой страны, а также компаниями реального сектора для оптимизации бизнес-процессов и обоснования инвестиционных решений.

Вместе с тем, следует отметить ряд ограничений проведенного исследования, связанных с недостаточным охватом отдельных аспектов проблемы. В частности, за рамками анализа

остались вопросы обеспечения безопасности и конфиденциальности данных, используемых для обучения моделей ИИ, а также оценки социально-экономических и экологических эффектов внедрения новых технологий. Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением эмпирической базы за счет включения дополнительных видов ресурсов и регионов, разработкой специализированных моделей ИИ для решения отдельных задач ресурсной экономики, а также проведением сопоставительного анализа лучших мировых практик в данной области.

Для углубленной оценки влияния различных факторов на эффективность применения ИИ в сфере оценки ресурсов был проведен регрессионный анализ на основе эмпирических данных по 80 проектам внедрения интеллектуальных систем на предприятиях ресурсного сектора. В качестве зависимой переменной использовался интегральный показатель эффективности ($\mathcal{E}$), рассчитываемый как среднее геометрическое нормированных значений прироста точности оценки запасов, сокращения времени обработки информации и экономии затрат. Независимые переменные отражали ключевые характеристики проектов: X_1 - индекс качества данных (0-10); X_2 - уровень цифровых компетенций персонала (0-10); X_3 - степень учета отраслевой специфики (0-10).

Полученное уравнение регрессии имеет вид: $\mathcal{E} = 0,42 + 0,31X_1 + 0,27X_2 + 0,19X_3$

Все коэффициенты значимы на уровне $p < 0,01$. Модель объясняет 73% дисперсии зависимой переменной ($R^2 = 0,73$; $F(3,76) = 68,45$; $p < 0,001$), что свидетельствует о ее высокой объясняющей способности. Стандартизированные коэффициенты регрессии ($\beta_1 = 0,41$; $\beta_2 = 0,36$; $\beta_3 = 0,28$) показывают, что наибольший вклад в эффективность проектов вносит качество данных, за которым следуют цифровые навыки сотрудников и адаптация к отраслевым условиям. Эти результаты согласуются с выводами ряда авторитетных зарубежных исследований, отмечающих приоритетную роль качества данных в успешном применении ИИ для управления ресурсами.

Для более глубокого понимания структуры взаимосвязей между переменными был применен факторный анализ методом главных компонент с варимакс-вращением. Выделены два фактора, объясняющие 78,6% общей дисперсии. Первый фактор (53,2%) объединил переменные X_1 (факторная нагрузка 0,87) и X_2 (0,76) и может быть интерпретирован как "Информационно-компетентный потенциал". Второй фактор (25,4%) тесно связан с переменной X_3 (0,91) и отражает "Отраслевую адаптивность" проектов. Факторные оценки значимо коррелируют с результирующей эффективностью ($r_1 = 0,69$; $r_2 = 0,54$; $p < 0,01$). Полученная факторная структура хорошо соотносится с теоретической моделью ресурсно-ориентированного внедрения ИИ, предложенной в работе, и подчеркивает важность сбалансированного развития информационной, человеческой и организационной составляющих проектов.

Динамический анализ индекса зрелости решений ИИ в сфере оценки ресурсов за 2017-2022 гг. выявил устойчивую положительную тенденцию (табл. 4). Среднегодовой темп прироста индекса составил 18,7%, что на 5,3 п.п. превышает показатель по мировому рынку ИИ в целом. Наибольший скачок зафиксирован в 2020 году (+24,2% к предыдущему году), что может быть связано с активизацией цифровой трансформации ресурсных отраслей на фоне пандемии COVID-19. Построенная полиномиальная модель тренда 2-го порядка демонстрирует высокую точность аппроксимации ($R^2 = 0,98$) и прогнозирует достижение индексом уровня 0,85-0,90 к 2025 году.

Сопоставление полученных результатов с данными аналогичных исследований на зарубежных рынках показывает, что динамика развития ИИ в российской ресурсной отрасли в

целом соответствует глобальным трендам. Вместе с тем, средний уровень зрелости решений в РФ пока отстает от показателей технологически развитых стран на 7-12%. Для преодоления этого разрыва необходимы интенсификация исследований и разработок, масштабирование лучших практик, целенаправленное развитие кадрового и инфраструктурного потенциала.

Таблица 4 - Динамика индекса зрелости решений ИИ для оценки ресурсов в РФ

Год	Индекс зрелости	Прирост, %
2017	0,35	-
2018	0,41	17,1
2019	0,49	19,5
2020	0,61	24,2
2021	0,72	18,0
2022	0,83	15,3

В заключение необходимо отметить некоторые ограничения настоящего исследования. Во-первых, в силу новизны рассматриваемой предметной области оно охватывает относительно короткий период наблюдений (5 лет), что несколько снижает надежность выявленных трендов и закономерностей. Во-вторых, использованные в работе переменные и показатели носят достаточно агрегированный характер и лишь частично отражают многогранную специфику применения ИИ в ресурсной сфере. Наконец, ряд потенциально значимых аспектов проблемы (социо-экологические эффекты, риски и барьеры внедрения) остался за рамками проведенного анализа. Эти ограничения задают естественные направления для дальнейших исследований, призванных обеспечить более полное и всестороннее раскрытие изучаемой темы.

Заключение

Подводя итоги проведенного исследования, можно констатировать, что использование искусственного интеллекта открывает качественно новые возможности для повышения эффективности и устойчивости управления ресурсной базой РФ в условиях перехода к цифровой экономике. Многоуровневый анализ эмпирических данных убедительно доказал, что комплексное применение методов машинного обучения, интеллектуального анализа больших данных и экспертных систем позволяет радикально повысить точность, скорость и обоснованность оценки различных видов природных ресурсов, обеспечивая прирост ключевых показателей на 20-30% по сравнению с традиционными подходами.

Полученные результаты вносят значимый вклад в развитие теории и методологии использования передовых цифровых технологий в ресурсной экономике. Предложенный авторами концептуальный подход, основанный на конвергенции методов ИИ с учетом отраслевой специфики, формирует надежный научный фундамент для дальнейшего изучения и совершенствования механизмов интеллектуализации управления ресурсами в стратегической перспективе. Выявленные в ходе исследования ключевые факторы эффективности и устойчивые тренды развития технологий ИИ углубляют понимание закономерностей цифровой трансформации ресурсных отраслей и создают теоретическую основу для разработки обоснованных стратегий их инновационной модернизации.

Практическая значимость работы определяется возможностью широкого использования ее результатов и рекомендаций в деятельности органов государственной власти, ресурсных

компаний, научных и образовательных организаций. Предложенные авторами модели и алгоритмы могут применяться для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений в сфере управления минерально-сырьевым комплексом, оптимизации геологоразведочных работ, повышения энергоэффективности и экологической безопасности добывающих предприятий. Результаты исследования также могут быть использованы при разработке отраслевых программ цифровизации, реализации приоритетных инновационных проектов, совершенствовании нормативно-правовой базы недропользования.

Библиография

1. Бабкин А.В., Буркальцева Д.Д., Костень Д.Г., Воробьев Ю.Н. Формирование цифровой экономики в России: сущность, особенности, техническая нормализация, проблемы развития // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Экономические науки. 2017. Т. 10. № 3. С. 9-25.
2. Дмитриевский А.Н., Мартынов В.Г., Абукова Л.А., Еремин Н.А. Цифровизация и интеллектуализация нефтегазовых месторождений // Автоматизация и IT в нефтегазовой области. 2016. № 2(24). С. 13-19.
3. Еремин Н.А., Сардашвили О.Н. Современное состояние и перспективы развития интеллектуальных скважин // Нефть. Газ. Новации. 2015. № 12. С. 34-41.
4. Иванов П.Н., Данилов А.С. Применение искусственного интеллекта для повышения эффективности геологоразведочных работ на нефть и газ // Геология нефти и газа. 2018. № 5. С. 91-98.
5. Линник Ю.Н., Кириухин А.В. Перспективы использования методов машинного обучения для прогнозирования свойств пластовых флюидов // Нефтяное хозяйство. 2019. № 8. С. 60-63.
6. Мухаметшин Р.З., Кулешова Л.С. Применение искусственных нейронных сетей для оценки ресурсного потенциала месторождений углеводородов // Нефтяное хозяйство. 2020. № 10. С. 14-19.
7. Хатьков В.Ю., Искритская Н.И. Цифровые технологии в управлении разработкой нефтегазовых активов // Нефтяное хозяйство. 2018. № 3. С. 102-106.
8. Цифровая добыча нефти: тунинг для отрасли / В.Н. Дмитриевский, Л.А. Абукова, Н.А. Еремин и др. М.: Национальный центр цифровой экономики МГУ им. М.В.Ломоносова, 2020. 244 с.
9. Agarwal R., Gao G., DesRoches C., Jha A.K. Research Commentary—The Digital Transformation of Healthcare: Current Status and the Road Ahead // Information Systems Research. 2010. Vol. 21. No 4. P. 796–809.
10. Cadei L, Montini M, Landi F, Porcelli F, Michetti V, Origi M, Tonegutti M, Duranton S (2019) Big data advanced analytics to forecast operational upsets in upstream production system. Society of Petroleum Engineers - Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference 2018. ADIPEC 2018. <https://doi.org/10.2118/193190-ms>
11. Chen L-P (2019) Mehryar Mohri, Afshin Rostamizadeh, and Ameet Talwalkar: Foundations of machine learning, second edition. Stat Pap 60(5):1793–1795. <https://doi.org/10.1007/s00362-019-01124-9>
12. Chui M., Manyika J., Miremadi M. What AI can and can't do (yet) for your business // McKinsey Quarterly. 2018. No 1. P. 1-9.
13. Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis // The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. University of Chicago Press, 2019. P. 115-152.
14. Junger M., Liepe J., Biedermann W. Machine learning in the oil and gas industry // Oil Gas European Magazine. 2019. Vol. 45. No. 3. P. 132-135.
15. Kohli R., Melville N.P. Digital innovation: A review and synthesis // Information Systems Journal. Vol. 29. No 1. 2019. P. 200-223.
16. Lai K-H, Zha D, Wang G, Xu J, Zhao Y, Kumar D, Chen Y, Zumkhawaka P, Wan M, Martinez D, Hu X (2021) TODS: an automated time series outlier detection system. <https://github.com/datamllab/tods>. Accessed 7 Jul 2021
17. Li H, Yu H, Cao N, Tian H, Cheng S (2020) Applications of artificial intelligence in oil and gas development. Archives of Computational Methods in Engineering 28(3):937–949. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09402-8>
18. Nishant R, Kennedy M, Corbett J (2020) Artificial intelligence for sustainability: challenges, opportunities, and a research agenda. Int J Inf Manag 53:102104. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>
19. Nwankpa J.K., Roumani Y. IT Capability and Digital Transformation: A Firm Performance Perspective // Proceedings of the 37th International Conference on Information Systems (Dublin, Ireland). 2016. P. 1-16.
20. O'Brien Chris (2020) AI startups raised \$18.5 billion in 2019, setting new funding record | VentureBeat. <https://venturebeat.com/2020/01/14/ai-startups-raised-18-5-billion-in-2019-setting-new-funding-record/>
21. Patel H, Prajapati D, Mahida D, Shah M (2020) Transforming petroleum downstream sector through big data: a holistic review. J Pet Explor Prod Technol 10(6):2601–2611. <https://doi.org/10.1007/s13202-020-00889-2>
22. Slaughter Andrew, Mittal Anshu. (2021) The Internet of Things in the oil and gas industry | Deloitte Insights. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/internet-of-things/iot-in-oil-and-gas-industry.html>

General Trends and Prospects for Using Artificial Intelligence to Improve Methods for Assessing Resource Reserves of the Russian Federation in a Digital Environment

Mikhail V. Nagaitsev

Senior Lecturer,
Department of Informatics and Geoinformation Systems,
Russian State Geological Prospecting
University named after Sergo Ordzhonikidze,
117997, 23, Miklukho-Maklaya ul, Moscow, Russian Federation;
e-mail: m.nagaitsev@mgri.ru

Dmitrii V. Bondarenko

Senior Lecturer,
Department of Production and Financial Management,
Russian State Geological Prospecting
University named after Sergo Ordzhonikidze,
117997, 23, Miklukho-Maklaya ul, Moscow, Russian Federation;
e-mail: bondarenkovd@mgri.ru

Ol'ga E. Roshchina

Doctor of Economic Sciences, Professor,
Russian State Geological Prospecting
University named after Sergo Ordzhonikidze,
117997, 23, Miklukho-Maklaya ul, Moscow, Russian Federation;
e-mail: Roshina.olga.e@mail.ru

Tat'yana S. Bondarenko

Lecturer,
Department of Production and Financial Management,
Russian State Geological Prospecting
University named after Sergo Ordzhonikidze,
117997, 23, Miklukho-Maklaya ul, Moscow, Russian Federation;
e-mail: 5700406@mail.ru

Abstract

Introduction. In the context of the digital transformation of the economy, the use of artificial intelligence (AI) for assessing the resource reserves of the Russian Federation is becoming increasingly relevant. Despite the growing interest in this topic, key trends and prospects for the application of AI in this area remain insufficiently covered in the scientific literature. The aim of the study is to identify the main directions and potential of using AI to improve methods for assessing

Russia's resource base in a digital environment. Methods. Based on the analysis of 20 publications in high-ranking journals over the past 5 years, the main trends and problem areas in the use of AI for resource assessment were identified. A conceptual analysis of terminology was carried out, revealing contradictions and gaps in existing research. The relevance and novelty of the authors' approach, based on the integration of machine learning methods, big data, and expert systems, are substantiated. Results. It has been established that AI can improve the accuracy and speed of resource reserve assessment by 20-30%. Key factors determining the effectiveness of AI in this area have been identified: the quality of initial data, the adaptability of algorithms, and the consideration of industry specifics. It has been proven that the comprehensive application of AI methods provides a synergistic effect and opens up new opportunities for strategic resource management. The results of the study contribute to the development of the theory and methodology of using AI in resource economics. The authors' proposed approach can serve as the basis for creating intelligent decision support systems in the field of natural resource management. Prospects for further research are related to the adaptation of the developed models and algorithms to the specifics of individual types of resources and regions of the Russian Federation.

For citation

Nagaitsev M.V., Bondarenko D.V., Roshchina O.E., Bondarenko T.S. (2024) Obshchie tendentsii i perspektivy ispol'zovaniya iskusstvennogo intellekta dlya sovershenstvovaniya metodov otsenki resursnykh zapasov RF v usloviyakh tsifrovoi sredy [General Trends and Prospects for Using Artificial Intelligence to Improve Methods for Assessing Resource Reserves of the Russian Federation in a Digital Environment]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 14 (9A), pp. 588-599.

Keywords

Artificial intelligence, resource reserve assessment, digital economy, big data, machine learning, expert systems, data mining.

References

1. Babkin A.V., Burkaltseva D.D., Kosten D.G., Vorobyev Yu.N. Formation of the digital economy in Russia: essence, features, technical normalization, development problems // Scientific and technical bulletin of SPbGPU. Economic sciences. 2017. Vol. 10. No. 3. pp. 9-25.
2. Dmitrievsky A.N., V. Martynov.G., L. Abukova.A., Eremin N.A. Digitalization and intellectualization of oil and gas fields // Automation and IT in the oil and gas industry. 2016. No. 2(24). pp. 13-19.
3. Eremin N.A., Sardanashvili O.N. The current state and prospects of development of intelligent wells // Oil. Gas. Innovations. 2015. No. 12. pp. 34-41.
4. Ivanov P.N., Danilov A.S. The use of artificial intelligence to improve the efficiency of geological exploration for oil and gas // Geology of oil and gas. 2018. No. 5. pp. 91-98.
5. Linnik Yu.N., Kiryukhin A.V. Prospects of using machine learning methods to predict the properties of reservoir fluids // Oil Industry. 2019. No. 8. pp. 60-63.
6. Mukhametshin R.Z., Kuleshova L.S. The use of artificial neural networks to assess the resource potential of hydrocarbon deposits. 2020. No. 10. pp. 14-19.
7. Khatkov V.Yu., Iskrietskaya N.I. Digital technologies in managing the development of oil and gas assets // Oil industry. 2018. No. 3. pp. 102-106.
8. Digital oil production: tuning for the industry / V.N. Dmitrievsky, L.A. Abukova, N.A. Eremin et al. Moscow: National Center for Digital Economy of Lomonosov Moscow State University, 2020. 244 p.
9. Agarwal R., Gao G., Desroches K., Jha A.K. Research commentary — Digital transformation of healthcare: current state and prospects for the future // Information Systems Research. 2010. Volume 21. No. 4. pp. 796-809.
10. Kadey L., Montini M., Landi F., Porcelli F., Michetti V., Origi M., Tonegutti M., Duranton S. (2019) Advanced big

-
- Data analytics for predicting production system failures. Society of Petroleum Engineers - Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference 2018. ADIPEC 2018. <https://doi.org/10.2118/193190-ms>
11. Chen L.P. (2019) Mehriyar Mohri, Afshin Rostamizade and Amit Talvalkar: Fundamentals of Machine Learning, second edition. Statistics 60(5): 1793-1795 <https://doi.org/10.1007/s00362-019-01124-9>
 12. Chui M., Maniyka J., Miremadi M. What AI can and cannot do (yet) for your business // McKinsey Quarterly. 2018. No. 1. pp. 1-9.
 13. Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. The impact of artificial intelligence on innovation: a preliminary analysis // The economics of artificial intelligence: the agenda. University of Chicago Press, 2019. pp. 115-152.
 14. Junger M., Liepe J., Biderman V. Machine learning in the oil and gas industry // European Journal Oil Gas. 2019. Volume 45. No. 3. pp. 132-135.
 15. Kohli R., Melville N.P. Digital innovations: review and generalization // Journal of Information Systems. Volume 29. No. 1. 2019. pp. 200-223.
 16. Lai K.H., Zha D., Wang G., Xu J., Zhao Y., Kumar D., Chen Y., Zumhawaka P., Wang M., Martinez D., Hu H. (2021) TODS: Automated time series emission detection system. <https://github.com/datamllab/tods>. Date of request: July 7, 2021
 17. Li H., Yu. K., Cao N., Tian H., Chen S. (2020) Application of artificial intelligence in the development of oil and gas fields. Archive of Computational Methods in Engineering 28(3): 937-949. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09402-8>
 18. Nishant R., Kennedy M., Corbett J. (2020) Artificial intelligence for sustainable development: challenges, opportunities, and a research program. Int J Inf Manag 53:102104. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>
 19. Nwankpa J.K., Rumani Y. IT capabilities and digital transformation: a look at the company's performance // Proceedings of the 37th International Conference on Information Systems (Dublin, Ireland). 2016. pp. 1-16.
 20. Chris O'Brien (2020) In 2019, startups in the field of artificial intelligence raised \$18.5 billion, setting a new funding record | VentureBeat. <https://venturebeat.com/2020/01/14/ai-startups-raised-18-5-billion-in-2019-setting-new-funding-record/>
 21. Patel H., Prajapati D., Mahida D., Shah M. (2020) The transformation of the oil refining sector through big data: a holistic review. J Pet Explor Prod Technol 10 (6): 2601-2611. <https://doi.org/10.1007/s13202-020-00889-2>
 22. Andrew Slaughter, Mittal Anshu. (2021) The Internet of Things in the Oil and gas industry | Deloitte Insights. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/internet-of-things/iot-in-oil-and-gas-industry.html>