

Возможности и ограничения применения агентных технологий искусственного интеллекта в российском нефтегазовом комплексе

Афанасьев Валентин Яковлевич

Д-р экон. наук, зав. каф. экономики и управления в топливно-энергетическом комплексе
ORCID: 0000-0002-2151-898X, e-mail: vy_afanasyev@guu.ru

Байкова Оксана Викторовна

Канд. экон. наук, доц. каф. экономики и управления в топливно-энергетическом комплексе
ORCID: 0000-0003-4345-5497, e-mail: o-baykova@yandex.ru

Большакова Ольга Ильинична

Канд. физ-мат. наук, доц. каф. экономики и управления в топливно-энергетическом комплексе
ORCID: 0009-0001-0048-9729, e-mail: olgabolsk@mail.ru

Романцов Александр Алексеевич

Магистрант
ORCID: 0009-0007-5646-7696, e-mail: romantsov2016@bk.ru

Государственный университет управления, г. Москва, Россия

Аннотация

Проанализирован потенциал применения агентных технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ) в российском нефтегазовом комплексе с учетом особенностей отраслевой инфраструктуры и требований промышленной безопасности. Предмет исследования – агентные технологии искусственного интеллекта как инструмент оптимизации бизнес-процессов компаний российского нефтегазового комплекса. Цель настоящего исследования заключается в выявлении возможностей использования агентных технологий ИИ для повышения эффективности производственных и управленческих процессов в российских нефтегазовых компаниях и определении ключевых барьеров их внедрения. Методологическая основа включает анализ цифровых инициатив российских нефтегазовых компаний и зарубежного опыта внедрения агентных технологий ИИ, интерпретацию классификаций уровней автономности, а также оценку уровня риска бизнес-процессов с позиций промышленной безопасности. Установлено, что существующий разрыв между декларируемым потенциалом агентных технологий ИИ и реальными практиками внедрения обусловлен высокой критичностью последствий ошибок и отсутствием регламентированных механизмов распределения ответственности между оператором и системой. Показано, что наиболее прагматичным на текущем этапе является применение формата ограниченной автономности агентных систем, при котором человек сохраняет право оперативного вмешательства. Практическая значимость исследования заключается в обосновании необходимости разработки отраслевой системы допуска ИИ к критическим операциям, включающей классификацию уровней автономности, требования к верифицируемости решений и регламенты контроля для предотвращения возникновения аварийных ситуаций. Полученные результаты могут быть использованы при формировании корпоративных стандартов цифровой трансформации и государственной политики в области применения технологий ИИ в нефтегазовом комплексе.

Для цитирования: Афанасьев В.Я., Байкова О.В., Большакова О.И., Романцов А.А. Возможности и ограничения применения агентных технологий искусственного интеллекта в российском нефтегазовом комплексе // Вестник университета. 2025. № 12. С. 123-135.

Ключевые слова

Нефтегазовый комплекс, цифровая трансформация, промышленная автоматизация, искусственный интеллект, агентные технологии, уровни автономности, человек в контуре, человек над контуром, нормативное регулирование, производственная безопасность



Opportunities and limitations of using agent-based artificial intelligence technologies in the Russian oil and gas industry

Valentin Ya. Afanasiev

Dr. Sci. (Econ.), Head of the Economics and Management in the Fuel and Energy Complex Department
ORCID: 0000-0002-2151-898X, e-mail: vy_afanasyev@guu.ru

Oxana V. Baykova

Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof. at the Economics and Management in the Fuel and Energy Complex Department
ORCID: 0000-0003-4345-5497, e-mail: o-baykova@yandex.ru

Olga I. Bolshakova

Cand. Sci. (Phys. and Math.), Assoc. Prof. at the Economics and Management in the Fuel and Energy Complex Department
ORCID: 0009-0001-0048-9729, e-mail: olgabolsh@mail.ru

Alexandr A. Romantsov

Graduate Student
ORCID: 0009-0007-5646-7696, e-mail: romantsov2016@bk.ru

State University of Management, Moscow, Russia

Abstract

The potential of using agent-based artificial intelligence technologies in the Russian oil and gas complex has been analyzed, considering the industry infrastructure specifics and industrial safety requirements. The subject of the research is agent-based AI technologies as a tool for optimizing business processes of the Russian oil and gas companies. The purpose of the study is to identify the possibilities of using agent-based AI technologies to improve the efficiency of production and management processes in Russian oil and gas companies and identify key barriers to their implementation. The methodological framework includes an analysis of digital initiatives of Russian oil and gas companies and foreign experience in implementing agent-based AI technologies, interpretation of autonomy levels classifications (Feng et al., KPMG), as well as an assessment of business processes risk level from the standpoint of industrial safety. It has been established that the existing gap between the declared potential of agent-based technologies and real implementation practices is due to the high criticality of the errors consequences and the lack of regulated mechanisms for responsibility distribution between the operator and the system. It has been shown that it is the most pragmatic at the current stage to use a format of limited autonomy of agent systems, in which a person retains the right to surgical intervention. The practical significance of the study lies in substantiating the need to develop an industry-specific AI access system for critical operations, including an autonomy levels classification, requirements for verifiability of solutions, and control regulations to prevent emergencies. The results obtained can be used in forming corporate standards for digital transformation and government policy in the sphere of AI technologies in the oil and gas industry.

Keywords

Oil and gas complex, digital transformation, industrial automation, artificial intelligence, agent-based technologies, autonomy levels, human-in-the-loop, human-out-of-the-loop, normative regulation, industrial safety

For citation: Afanasiev V.Ya., Baykova O.V., Bolshakova O.I., Romantsov A.A. (2025) Opportunities and limitations of using agent-based artificial intelligence technologies in the Russian oil and gas industry. *Vestnik universiteta*, no. 12, pp. 123-135.

© Afanasiev V.Ya., Baykova O.V., Bolshakova O.I., Romantsov A.A., 2025

This is an open access article under the CC BY 4.0 license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).



ВВЕДЕНИЕ

Современное развитие российского нефтегазового комплекса характеризуется высокой степенью сложности производственных и управленческих процессов, значительными рисками и возрастающими требованиями к эффективности эксплуатации инфраструктуры. В условиях цифровой трансформации нефтегазового комплекса особое внимание уделяется внедрению технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ), способных обеспечивать новые уровни автоматизации, надежности и адаптивности бизнес-процессов компаний [1]. Согласно прогнозам американской исследовательской и консалтинговой компании IDC, только генеративный ИИ в течение следующих 10 лет увеличит мировой валовой внутренний продукт практически на 10 трлн долл. США¹. Кроме того, оценки аналитиков аудиторско-консалтинговой фирмы Керт свидетельствуют о достижении в 2024 г. объема инвестиций в ИИ в мировом нефтегазе в 4 млрд долл. США². Среди наиболее перспективных направлений развития ИИ в последние годы изучается потенциал применения агентных технологий, представляющих собой совокупность методов и средств разработки автономных интеллектуальных систем, способных самостоятельно воспринимать информацию, принимать решения и взаимодействовать между собой и с человеком в динамически изменяющейся среде³.

В отечественном нефтегазовом комплексе применение ИИ приобретает особую актуальность в связи со стремительным ростом объема данных, генерируемых многочисленными источниками, такими как сенсоры скважин и трубопроводов, системы мониторинга оборудования, спутниковой и геофизической разведки, цифровые двойники и корпоративные информационные системы. Ежедневно формируются терабайты телеметрической, геологической, технологической и экономической информации, требующей оперативного структурирования и анализа. В таких условиях на традиционную обработку и интерпретацию формируемых массивов данных требуются значительные временные затраты, что повышает потребность в создании автономных интеллектуальных систем, способных работать в реальном времени и обеспечивать адаптивное принятие решений [2]⁴. Более того, в корпоративных отчетах отмечается, что агентные технологии могут стать следующим этапом промышленной автоматизации, однако масштабы их практического внедрения в нефтегазовом комплексе пока ограничены пилотными проектами^{5,6}. Это свидетельствует о наличии разрыва между стратегическими ожиданиями и реальными условиями отраслевой среды, что и определяет постановку исследовательской задачи.

Проблематика исследования заключается в несоответствии между декларируемым потенциалом агентных технологий ИИ и реальными ограничениями их применения в высокорисковой среде нефтегазового комплекса.

Цель настоящего исследования – выявить возможности использования агентных технологий ИИ для повышения эффективности производственных и управленческих процессов в российских нефтегазовых компаниях и определить ключевые барьеры их внедрения.

Гипотеза исследования состоит в том, что значимый эффект от применения ИИ-агентов может быть достигнут при условии внедрения их в формате ограниченной автономии с сохранением роли человека в контуре управления. Для проверки данной гипотезы целесообразно проанализировать, как развивались технологии ИИ в российском нефтегазовом комплексе и какие классы решений уже успешно применяются нефтегазовыми компаниями. Это окажет содействие в процессе выявления закономерностей перехода от аналитических и рекомендательных систем к автономным агентным решениям и поможет оценить готовность отраслевой инфраструктуры к следующему этапу цифровой эволюции.

¹ KPMG. The Agentic AI Advantage: Unlocking the next level of AI value. Режим доступа: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2025/kpmg-agentic-ai-advantage.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

² Керт. Вызовы и возможности использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний. Режим доступа: <https://assets.kept.ru/upload/pdf/2025/10/ru-ai-in-oil-and-gas-companies.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

³ Росконгресс. Агентный ИИ. Режим доступа: https://roscongress.org/materials/agentnyy-ii-marketingovyy-khod-ili-tehnologicheskaya-revolutsiya/?utm_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F (дата обращения: 15.10.2025).

⁴ Керт. Вызовы и возможности использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний. Режим доступа: <https://assets.kept.ru/upload/pdf/2025/10/ru-ai-in-oil-and-gas-companies.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

⁵ Там же.

⁶ IBM. Oil and gas in the AI era. Режим доступа: <https://www.ibm.com/downloads/documents/us-en/12fc84a1f2d95593> (дата обращения: 15.10.2025).

ЭВОЛЮЦИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИИ В РОССИЙСКОМ НЕФТЕГАЗОВОМ КОМПЛЕКСЕ: ОТ АНАЛИТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ К АГЕНТНЫМ СИСТЕМАМ

Цифровизация российского нефтегазового комплекса развивалась поэтапно, начиная с внедрения промышленных систем сбора данных. В 2010-е гг. нефтегазовые компании, такие как публичное акционерное общество (далее – ПАО) «Газпром нефть», ПАО «НК «Роснефть», ПАО «ЛУКОЙЛ», ПАО «Башнефть» и др. начали массовое развертывание следующих систем:

- АСУ ТП (автоматизированная система управления технологическими процессами);
- SCADA (система диспетчерского контроля и сбора данных);
- MES (система управления производственными процессами);
- ERP (система планирования ресурсов предприятия).

Внедрение промышленных цифровых систем сопровождалось развитием промышленного Интернета вещей (англ. Industrial Internet of Things, далее – IIoT), обеспечивающего непрерывную генерацию телеметрических, геофизических, технологических и логистических данных в автоматизированном режиме, поступающих с датчиков скважин, установок подготовки продукции, транспортной инфраструктуры, насосного оборудования и других производственных объектов. На основе этих данных ежедневно формируются массивы информации, требующие оперативной обработки и интерпретации. Для стабильной работы с формируемыми объемами данных и их структуризации нефтегазовые компании активизировали развертывание специализированной инфраструктуры хранения и обработки данных, включая корпоративные центры обработки данных (далее – ЦОД), периферийные вычислительные узлы (edge-серверы) на промышленных объектах и гибридные облачные платформы, обеспечивающие маршрутизацию, предобработку и агрегирование информационных потоков. Так, в рамках реализации Стратегии комплексной цифровой трансформации до 2030 г. ПАО «Газпром нефть» в 2020 г. инициировала формирование собственного информационно-технологического (далее – ИТ) кластера, включающего три технопарк в Санкт-Петербурге, Омске и Ноябрьске, около 20 технологических представительств более, чем в 30 регионах Российской Федерации (далее – РФ, Россия) и четыре ЦОД для повышения скорости и результативности совместных проектов ПАО «Газпром нефть» с технологическими партнерами⁷.

Создание и использование таких объектов инфраструктуры российскими нефтегазовыми компаниями создало дополнительные возможности для перехода от статического мониторинга к применению сложных инструментов цифрового моделирования и прогнозной аналитики. Например, в 2023 г. акционерным обществом «Сибнефтегаз», входящим в газодобывающий комплекс ПАО «НК «Роснефть», был разработан и внедрен аналитический цифровой двойник всех месторождений, принадлежащих предприятию, содержащий в себе данные о работе более чем 150 скважин. Данное решение позволяет прогнозировать уровень добычи природного газа на краткосрочный и среднесрочный периоды, от месяца до года, а также упрощать процесс мониторинга работы скважин, в частности для уточнения данных телеметрии⁸.

В 2025 г. в рамках масштабного проекта «Цифровое месторождение», начатого еще в 2017 г., акционерная нефтяная компания «Башнефть», входящая в структуру ПАО «НК «Роснефть», подключила к единому цифровому контуру более 70 % эксплуатируемого фонда компании в Республике Башкортостан, а именно 8,1 тыс. скважин⁹.

ПАО «Газпром нефть» внедряет собственную систему видеоаналитики и мониторинга логистической инфраструктуры на месторождениях Восточной и Западной Сибири, позволяющую осуществлять цифровое отслеживание зимников, представляющих собой временные дороги из снега и льда, создаваемые для транспортировки грузов на труднодоступные территории, что позволяет оперативно выявлять дефекты покрытия и устранять недостатки, поддерживая бесперебойность поставок¹⁰.

⁷ Газпром нефть создает собственный ИТ-кластер для ускорения цифровой трансформации. Режим доступа: <https://neftegaz.ru/news/tsifrovizatsiya/549554-gazprom-neft-sozdaet-sobstvennyy-it-klaster-dlya-uskoreniya-tsifrovoy-transformatsii/> (дата обращения: 15.10.2025).

⁸ «Роснефть» разработала цифровую модель месторождений «Сибнефтегаза». Режим доступа: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/213445/> (дата обращения: 15.10.2025).

⁹ «Башнефть» подключила к системе «Цифровое месторождение» более 8 тысяч скважин. Режим доступа: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/222168/> (дата обращения: 15.10.2025).

¹⁰ «Газпром нефть» разработала технологию цифрового мониторинга зимников. Режим доступа: <https://www.comnews.ru/digital-economy/content/231166/2024-01-24/2024-w04/1012/gazprom-neft-razrabotala-tehnologiyu-tsifrovogo-monitoringa-zimnikov> (дата обращения: 15.10.2025).

Однако постоянно растущий объем генерируемых различными системами данных выявляет ограничения и недостатки традиционных подходов обработки и анализа информации, основанных на регламентной отчетности, проведении периодических замеров и экспертной интерпретации. В связи с этим в условиях высокой частоты поступления параметров и необходимости оперативного реагирования на изменения технологического режима возрастает актуальность использования инструментов, способных автоматически выявлять закономерности, прогнозировать отклонения и обеспечивать поддержку принятия управленческих решений. Устранению проблемы способствует поэтапное внедрение ведущих свою историю еще с 1950-х гг. алгоритмов машинного обучения, а также продвинутых аналитических моделей¹¹ [3]. Эти решения ориентированы на прогнозирование отказов оборудования, оптимизацию режимов добычи, интерпретацию геологоразведочных данных и формирование рекомендаций для инженерно-технического персонала. Также активно внедряются программно-аппаратные комплексы, интегрированные с системами сбора данных, которые позволяют анализировать многомерные временные ряды, снижать аварийность, повышать извлекаемость запасов и сокращать затраты на обслуживание.

В российских нефтегазовых компаниях на ряде активов используются нейросетевые алгоритмы для раннего выявления падения приемистости нагнетательных скважин, определения обводненности продукции, корректировки режимов насосного оборудования и оценки остаточной эффективности заводнения. В задачах бурения начинают применяться модели для диагностики осложнений и проактивной настройки параметров рейсового режима. В области геологоразведки и разработки месторождений нейросетевые модели используются для интерпретации каротажных и сейсмических данных, построения прогнозных карт насыщенности и моделирования поведения пластов. Автоматизированные аналитические платформы также начинают применяться при планировании геолого-технических мероприятий, анализе дебитов, определении оптимальных режимов эксплуатации фонда скважин и выборе приоритетных участков для интенсификации добычи.

Накопление больших массивов промышленных данных, формируемых в системах IoT, и создание цифровых двойников производственных объектов закономерно приводят к переходу от диспетчерского контроля и визуального мониторинга к интеллектуальной аналитике. Промежуточным этапом на данном пути стало формирование решений класса искусственного интеллекта вещей (англ. Artificial Intelligence of Things, AIoT), которые совмещают инфраструктуру промышленного Интернета вещей с алгоритмами аналитического и предиктивного искусственного интеллекта¹². Так, ПАО «Газпром нефть» разработало собственный проект «Система предиктивной аналитики» в виде программного обеспечения для онлайн-мониторинга работы технологического оборудования, контроля его фактического состояния и работоспособности и выявления с помощью ИИ на основе анализа ретроспективных данных закономерностей и аномалий, что позволяет определять ключевые факторы влияния и моделировать развитие отклонений¹³. Подобные решения позволяют выполнять предобработку данных, выявлять аномалии, диагностировать состояние оборудования и рекомендовать корректирующие действия на уровне периферийных или облачных платформ.

Значимым катализатором эволюции цифровых решений в нефтегазовом комплексе стало распространение генеративного ИИ. В отличие от аналитических моделей, ориентированных на обработку структурированных данных, генеративные технологии позволяют автоматизировать задачи интерпретации, моделирования сценариев и поддержки принятия решений в управленческих, технологических и логистических процессах. В России наблюдается постепенное внедрение генеративного ИИ не только в сфере добычи и переработки нефти и природного газа, но и в нефтегазохимическом комплексе, позволяющем производить продукцию высоких переделов посредством рационального использования ценного сырья, выделяемого из ископаемых углеводородов¹⁴ [4]. Показательным примером является ПАО «СИБУР», внедрившее несколько решений на базе генеративных моделей в областях производства, закупок, финансов, а также исследований и разработок (англ. R&D). Эти системы используются

¹¹ Kept. Вызовы и возможности использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний. Режим доступа: <https://assets.kept.ru/upload/pdf/2025/10/ru-ai-in-oil-and-gas-companies.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

¹² Цифровая экономика. Тренды применения ИИ в отраслях. Режим доступа: https://files.data-economy.ru/Docs/AI_otr_trands_2025.pdf (дата обращения: 15.10.2025).

¹³ Газпром нефть. Система предиктивной аналитики. Режим доступа: https://digital.gazprom-neft.ru/digital-solutions/sistema_predikktivnoy_analitiki (дата обращения: 15.10.2025).

¹⁴ Яков и Партнеры. Будущее генИИ в странах БРИКС+. Режим доступа: <https://yakovpartners.ru/publications/gen-ai-brics/> (дата обращения: 15.10.2025).

в качестве ИИ-советчиков инженеров, помощников финансовых аналитиков и агентов по оптимизации закупок материально-технических ресурсов, обеспечивая сокращение простоев оборудования, оптимизацию затрат и ускорение разработки новых материалов.

Согласно аналитическим оценкам, нефтегазовый сектор и нефтегазохимия входят в число отраслей, демонстрирующих наиболее высокую динамику перехода к активному использованию генеративного ИИ наряду с ИТ, телекомом, транспортной логистикой и производством потребительских товаров¹⁵. Это свидетельствует о том, что внедрение технологий ИИ в нефтегазовом комплексе охватывает не только ключевые технологические цепочки, такие как upstream (разведка и добыча), midstream (транспортировка) и downstream (переработка и реализация), но и смежные высокотехнологичные сегменты, включая нефтегазохимию. Следует отметить, что по состоянию на 2023 г. крупнейшая доля реализуемых ИИ-решений, а именно 52 %, приходилась на сектор upstream¹⁶. Такие стремительно прогрессирующие тенденции создают предпосылки для перехода к исследованию потенциала применения агентных технологий ИИ, способных играть ключевую роль в ежегодном повышении корпоративной производительности на 3 трлн долл. США как следующего этапа цифровой трансформации нефтегазового комплекса¹⁷.

Однако даже в 2025 г. в открытом доступе содержится мало примеров успешного внедрения ИИ-агентов в российских нефтегазовых и нефтегазохимических компаниях. В связи с этим целесообразно рассмотреть зарубежный опыт реализации таких проектов для выявления существующих ограничений и потенциала внедрения агентных технологий ИИ в российском нефтегазовом комплексе.

ЗАРУБЕЖНЫЙ ОПЫТ СОТРУДНИЧЕСТВА В ОБЛАСТИ ВНЕДРЕНИЯ АГЕНТНОГО ИИ В НЕФТЕГАЗОВОМ КОМПЛЕКСЕ

Вне зависимости от задач, для которых создаются решения на основе ИИ, их успешная разработка и внедрение требуют консолидации усилий различных участников, от нефтегазовых корпораций и международных нефтесервисных компаний до специализированных технологических стартапов и глобальных ИТ-гигантов. Особое место в данном процессе начинают занимать агентные технологии ИИ, поскольку их применение предполагает высокий уровень автономности систем и интеграцию с критически важными производственными процессами. При этом, несмотря на растущий интерес со стороны индустрии, большинство проектов в области агентного ИИ пока реализуются в пилотном формате, преимущественно в рамках партнерских консорциумов.

Одной из компаний, ведущих свою деятельность в области разработки решений на основе ИИ для поддержки цифровой трансформации и реализации инициатив в области устойчивого развития в энергетике, является технологический стартап AIQ, основанный в 2020 г. национальной нефтяной компанией Абу-Даби (ADNOC) и холдингом по разработке ИИ G42. Акции стартапа AIQ были распределены в следующем соотношении: ADNOC – 60 %, G42 – 40 %. В мае 2024 г. Presight, дочерней компанией холдинга G42, был приобретен контрольный пакет акций AIQ за 714 млн долл. США. С этого момента ADNOC владеет 49 %, а Presight – 51 % в совместном предприятии¹⁸.

Изменение структуры собственности AIQ в 2024 г., в результате которого контрольный пакет перешел к Presight (дочерней компании холдинга G42), указывает на институциональное закрепление роли специализированных ИИ-игроков в трансформации энергетики. Для нефтегазовых компаний подобные перестановки могут свидетельствовать о потенциале выстраивания партнерской модели, при которой технологическая экспертиза концентрируется у специализированного субъекта, а национальным нефтяным компаниям отводится роль стратегического заказчика и соинвестора. Это свидетельствует о том, что цифровая трансформация нефтегазовых компаний становится не только операционной задачей, но и элементом инвестиционной и корпоративной политики, а успешность произошедших с AIQ и стратегическими партнерами институциональных изменений подтверждается практическим развертыванием совместных инициатив.

¹⁵ Яков и Партнеры. Будущее генИИ в странах БРИКС+. Режим доступа: <https://yakovpartners.ru/publications/gen-ai-brics/> (дата обращения: 15.10.2025).

¹⁶ Цифровая экономика. Эффективные отечественные практики применения технологий искусственного интеллекта в сфере топливно-энергетического комплекса. Режим доступа: https://files.data-economy.ru/Docs/ii_v_sfere_tek_.pdf (дата обращения: 15.10.2025).

¹⁷ KPMG. The Agentic AI Advantage: Unlocking the next level of AI value. Режим доступа: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2025/kpmg-agentic-ai-advantage.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

¹⁸ CBINSIGHTS. AIQ. Режим доступа: <https://www.cbinsights.com/company/aiq-4> (дата обращения: 15.10.2025).

В начале 2025 г. ADNOC и AIQ заявили об успешном завершении трехмесячного тестирования концепции ENERGYai, представляющей собой первое в мире разработанное специально для энергетического сектора агентное решение, базирующееся на ИИ. В разработке решения, инициированной при участии холдинга G42, а после реструктуризации – его дочерней компании Presight, участвовал технологический гигант Microsoft. Более того, в 2025 г. к проекту в качестве партнера присоединилась транснациональная нефтесервисная компания Schlumberger для развития и внедрения AIQ ENERGYai в подземные операции ADNOC, что обеспечило инициативе глобальный масштаб. ENERGYai объединяет большую языковую модель с более чем 50-летним опытом ADNOC, а также петабайты собственных данных компании для оптимизации и повышения эффективности ее деятельности. В тестовой среде было задействовано 15 % данных ADNOC и два месторождения.

В результате проведенного тестирования был сделан вывод о способности агентного ИИ, обученного выполнению конкретных задач в рамках цепочки создания стоимости в энергетике, повышать скорость и качество геологоразведочных работ за счет быстрого и детального анализа сейсморазведки, а также предоставлять релевантную информацию для оптимизации добычи на существующих скважинах ADNOC. Использование ИИ-агента позволило увеличить скорость интерпретации сейсмических данных в 10 раз и повысить точность их обработки на 70 %. В будущем нефтяная компания ADNOC планирует масштабировать применение ИИ-агентов ENERGYai на тысячи дополнительных скважин^{19,20,21}. Стоит отметить, что перевод таких решений за пределы пилотных проектов требует понимания не только технологической эффективности ИИ, но и характеристик автономности, прозрачности и управляемости.

Опыт тестирования ИИ-агента ENERGYai демонстрирует, что внедрение интеллектуальных систем нового поколения способно не только повышать скорость и точность обработки данных, но и частично преодолевать так называемый эффект «черного ящика», то есть ограничения, связанные с непрозрачностью алгоритмов и, как следствие, сопровождаемые недоверием сотрудников нефтегазовых компаний к ИИ в критически важных ситуациях. Однако рост производительности при интерпретации сейсморазведочных данных, достигнутый за счет внедрения агентной архитектуры, показывает, что ИИ может выполнять автономные функции в рамках сложных технологических процессов без снижения управляемости и контроля со стороны специалистов. Для понимания того, какие именно функции способен выполнять ИИ-агент и где организационные и технологические пределы его интеграции, необходимо рассмотреть вопрос автономности и степени вмешательства оператора на различных этапах работы ИИ-агентов.

ПОТЕНЦИАЛ И ГРАНИЦЫ ПРИМЕНЕНИЯ АГЕНТНОГО ИИ В РОССИЙСКОМ НЕФТЕГАЗОВОМ КОМПЛЕКСЕ

В 2025 г. со стороны российского бизнеса по-прежнему сохраняется высокий уровень осторожности к внедрению цифровых решений с применением ИИ. Согласно одному из ключевых выводов исследования вызовов и возможностей использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний, проводимого аудиторско-консалтинговой фирмой Kert, 91 % респондентов выражают готовность использовать технологии ИИ, но при этом не хотят полностью им доверять, так как по-прежнему сохраняются высокие риски ошибок без дополнительной верификации²². Наряду с этим сохраняется упомянутый выше эффект «черного ящика», проявляющийся в том, что многие сложные нейросетевые системы не раскрывают ход рассуждений и не поясняют, каким образом сформирован конкретный вывод, что заметно затрудняет проверку корректности результатов и поиск возможных ошибок в работе ИИ. Технологическая эффективность ИИ не устраняет вопросов, связанных с контролируемостью, прозрачностью решений и степенью вмешательства человека.

Несмотря на широкую интеграцию ИИ-технологий в производственные и управленческие процессы, в публичном дискурсе преобладают обобщенные утверждения, тогда как детализированные кейсы, демонстрирующие конкретные технические и экономические эффекты, представлены фрагментарно.

¹⁹ AIQ. ENERGYai. Режим доступа: <https://aiqintelligence.ai/products/AgenticAI/energyai> (дата обращения: 15.10.2025).

²⁰ ADNOC. ADNOC and AIQ Successfully Complete Trial Phase of Agentic AI Solution. Режим доступа: <https://www.adnoc.ae/en/news-and-media/press-releases/2024/adnoc-and-aiq-successfully-complete-trial-phase-of-agentic-ai-solution> (дата обращения: 15.10.2025).

²¹ SLB. AIQ and SLB to Advance Development and Deployment of Agentic AI Solution Across ADNOC's Subsurface Operations. Режим доступа: <https://www.slb.com/news-and-insights/newsroom/press-release/2025/aiq-slb-energyai-pr> (дата обращения: 15.10.2025).

²² Kert. Вызовы и возможности использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний. Режим доступа: <https://assets.kept.ru/upload/pdf/2025/10/ru-ai-in-oil-and-gas-companies.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

Это свидетельствует о коммуникационном, а не о технологическом характере дефицита публикуемой информации. Как следует из позиции, изложенной в статье заместителя генерального директора по науке общества с ограниченной ответственностью «НИИгазэкономика» А.В. Белинского, нефтегазовые компании не ставят перед собой цель популяризировать такие решения²³. ИИ рассматривается как прикладной инструмент наряду с другими средствами инженерного анализа и оптимизации по аналогии с использованием методов решения дифференциальных уравнений или теории вероятностей, о которых также не принято широко сообщать вне профессиональной среды.

Отсутствие в открытом доступе развернутых примеров внедрения ИИ не свидетельствует о низкой степени его применения. Напротив, указанный источник подтверждает, что ИИ используется по всей технологической цепочке нефтегазового комплекса, однако экономические результаты, эффекты повышения надежности или оптимизации технологических режимов остаются преимущественно в корпоративном контуре и не получают широкого распространения. При этом полученная информация свидетельствует также о развитии агентных технологий ИИ в российском нефтегазовом комплексе. В работе А.В. Белинского был рассмотрен пример создания ИИ-агента в секторе *midstream*, а именно в области транспортировки природного газа. ИИ-агент разрабатывался для осуществления оперативного управления газоперекачивающими агрегатами в составе газотранспортной системы (далее – ГТС) с целью быстрого вывода системы на технологический режим, обеспечивающий максимальную подачу газа потребителям. Обучение агента проводилось на цифровом двойнике реальной ГТС с использованием методов глубокого обучения с подкреплением. Вознаграждение (англ. *reward*) формировалось таким образом, чтобы поощрять быстрое достижение оптимального режима без возникновения разбалансировки.

Однако в процессе анализа поведения обученного ИИ-агента был выявлен критический эффект из-за некорректной формализации функции вознаграждения, проявляющийся в обнаружении агентом способа максимизации награды за счет имитации активности, не достигая целевого изменения состояния системы²⁴. Это продемонстрировало склонность алгоритмов обучения с подкреплением, применяемых в процессе создания ИИ-агентов, к поиску локально выгодных, но нежелательных с практической точки зрения стратегий при слабой спецификации ограничений, что свидетельствует о прямой зависимости эффективности работы ИИ-агента в задачах управления сложными технологическими процессами от корректной постановки цели и точной формализации системы вознаграждений и ограничений. Нельзя рассчитывать, что алгоритм самостоятельно компенсирует методологические недостатки постановки задачи. При проектировании подобных систем требуется уделять приоритетное внимание определению целевых критериев, штрафов и граничных условий, поскольку ошибки на данном этапе неизбежно приводят к отклонению поведения агента от реальных целей управления.

Сформированный вывод не ставит под сомнение потенциал ИИ-агентов – напротив, он подчеркивает необходимость их внедрения в условиях четко заданных целей и ограничений. При корректной архитектуре целеполагания и управляемой среде обучения агентные технологии способны демонстрировать высокую прикладную эффективность и воспроизводимые результаты в промышленно значимых задачах. Таким примером является рассмотренный проект *ENERGYai*, в рамках которого агентная архитектура позволила увеличить скорость интерпретации сейсмических данных в 10 раз и повысить точность их обработки на 70 %. Данный результат указывает на способность ИИ-агента выполнять автономные функции в сложных технологических процессах при сохранении управляемости и контроля со стороны специалистов, а также демонстрирует, что интеллектуальные системы нового поколения могут не только повышать скорость и точность обработки данных, но и частично преодолевать сопровождаемый низким уровнем доверия со стороны сотрудников нефтегазовых компаний к ИИ в критически важных ситуациях эффект «черного ящика», связанный с непрозрачностью алгоритмов ИИ [5].

Положительный эффект от внедрения агентных систем даже при наличии объяснимых результатов и сохранении контроля со стороны человека не устраняет ключевых вопросов, связанных с масштабируемостью таких решений. Чтобы оценивать, в каких производственных контурах ИИ-агент может действовать самостоятельно, где требуется надзор оператора и как распределяется ответственность за принимаемые решения, необходима типология, отражающая степень автономности систем.

²³ Как искусственный интеллект меняет нефтегазовую отрасль. Режим доступа: <https://сферанефтьгаз.рф/belinskiy-2025-4/> (дата обращения: 15.10.2025).

²⁴ SLB. AIQ and SLB to Advance Development and Deployment of Agentic AI Solution Across ADNOC's Subsurface Operations. Режим доступа: <https://www.slb.com/news-and-insights/newsroom/press-release/2025/aiq-slb-energyai-pr> (дата обращения: 15.10.2025).

В качестве концептуальной основы может быть использована классификация уровней автономности, предложенная K. Feng, D.W. McDonald и A.X. Zhang [6]. Исследователи в своей работе выделяют пять уровней автономности ИИ-агентов, основанных на ролях, которые может выполнять пользователь при взаимодействии с агентом в среде, ориентированной на выполнение задач. При этом в роли пользователя может выступать как человек, так и другой ИИ-агент. Данный подход предполагает диапазон уровней автономности ИИ-агентов от L1 до L5, определяющих характер взаимодействия пользователя и ИИ, а также степень допуска человека к принятию решений. Использование этой модели позволяет не только структурировать существующие и перспективные сценарии внедрения ИИ-агентов, но и соотносить технологические возможности с регуляторными, организационными и отраслевыми ограничениями.

В 2025 г. аудиторская компания KPMG представила свою систему классификации ИИ-агентов KPMG TACO Framework по четырем категориям (Taskers, Automators, Collaborators, Orchestrators) для содействия организациям в определении различных типов ИИ-агентов по уровню сложности и выполняемым задачам. Поскольку академическая модель (L1–L5) описывает автономность через степень участия человека, а корпоративная классификация TACO фокусируется на функциональной роли ИИ-агента в бизнес-процессах, их сопоставление позволяет выявить потенциальные сценарии внедрения в нефтегазовом комплексе. Сравнение двух подходов представлено в таблице.

Таблица

Соотношение академической и прикладной классификаций ИИ-агентов

Уровень	Наименование	Краткая характеристика
Классификация автономности ИИ-агентов, академическая классификация		
L1	Пользователь как оператор	Пользователь направляет и принимает решения, агент действует
L2	Пользователь как участник совместной работы	Пользователь и ИИ-агент совместно планируют, делегируют и выполняют задачи
L3	Пользователь как консультант	ИИ-агент берет на себя инициативу, но при этом учитывает опыт и предпочтения пользователя
L4	Пользователь как утверждающий	ИИ-агент привлекает пользователя только в рискованных или заранее определенных ситуациях
L5	Пользователь как наблюдатель	ИИ-агент работает полностью автономно под контролем пользователя
Система классификации ИИ-агентов KPMG TACO Framework, прикладная классификация		
1	Taskers (Исполнители задач)	Выполняют четко определенные задачи, не требующие высокой квалификации исполнителя. Работают на основе инструкций человека (англ. human-in-the-loop)
2	Automators (Автоматизаторы процессов)	Управляют многосистемными рабочими процессами, объединяя задачи и системы. Используют tacit knowledge, то есть опыт сотрудников. Способны выполнять сквозные процессы, координировать связанные задачи и при необходимости задействовать API или серверы MCP
3	Collaborators (Интерактивные помощники/ИИ-сотрудники)	Адаптивные ИИ-помощники, взаимодействующие с людьми для достижения многоплановых целей. Такие ИИ-агенты обрабатывают структурированные и неструктурированные данные. Умеют адаптироваться, генерировать решения и дополнять сотрудников, что позволяет им быть цифровыми коллегами
4	Orchestrators (Оркестраторы/центральные контроллеры)	Способны координировать множество ИИ-агентов, инструментов и взаимосвязанных рабочих процессов. Управляют распределенными системами, делегируют задачи, обеспечивают взаимодействие agent-to-agent. Используются в масштабных процессах, комплаенсе, цепочках поставок, многофункциональных сценариях

Составлено авторами по материалам источников [6]²⁵

Несмотря на универсальность модели L1–L5 и прагматичность классификации ИИ-агентов KPMG TACO Framework, теоретически позволяющих оценивать автономность ИИ-агентов, их прямое приме-

²⁵ KPMG. The Agentic AI Advantage: Unlocking the next level of AI value. Режим доступа: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2025/kpmg-agentic-ai-advantage.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

нение в нефтегазовом комплексе сталкивается с объективными ограничениями, которые необходимо учитывать. Так, неоднородность цифровой среды и ограниченное доверие сотрудников нефтегазовых предприятий автономным решениям в настоящее время не позволяют перейти к использованию уровней L4–L5 или Orchestrators в реальной технологической среде без адаптаций. Даже пример успешной реализации проекта ENERGYai свидетельствует о том, что ИИ-агенты в существующих условиях могут развиваться преимущественно в рамках уровней L1–L3, что в классификации KPMG соответствует ролям Taskers, Automators и частично Collaborators. Эти уровни предполагают работу ИИ-агента в строго заданных сценариях, ограниченность его полномочий и сохранение контроля со стороны человека. При этом важно учитывать требования промышленной безопасности, так как одними из существенных ограничений для внедрения автономных ИИ-агентов являются высокий уровень риска и капиталоемкость значительной части бизнес-процессов в нефтегазовом комплексе, а цена ошибок на нефтегазодобывающих, транспортных и перерабатывающих производствах всегда слишком высока для применения мало апробированных инструментов²⁶.

Наиболее наглядно это проявляется в секторе разведки и добычи (upstream), где потеря контроля над скважиной может привести к тяжелым последствиям, таким как гибель персонала, нанесение серьезного ущерба окружающей среде, затраты на устранение последствий и репутационные потери для компании. Зачастую такие аварии начинаются с притока пластовых флюидов внутрь ствола скважины, а неспособность его своевременного обнаружения либо отказ системы управления скважиной могут привести к неконтролируемому поступлению флюидов (нефти, газа или воды) в ствол скважины. Данный процесс получил название выброса и может проявляться как на поверхности, так и в виде подземного перетока в другие пласты. Причинами подобных инцидентов становятся не только технические отказы, но и нарушения регламентов или ошибки персонала. При этом риск потери контроля сохраняется не только при проведении буровых работ или на завершающей стадии, но и во время ремонтно-изоляционных работ, а в некоторых случаях проявляется даже на этапе эксплуатации или на законсервированных скважинах [7]. Показательно также, что инциденты, напрямую не связанные с применением ИИ, одним из примеров которых является пожар и обрушение буровой вышки на территории Фестивального месторождения в 2025 г., демонстрируют сохранение критически высокого уровня риска при проведении буровых операций²⁷. При этом автоматизированные системы сами по себе не гарантируют безаварийность, а ответственность за последствия по-прежнему несут конкретные должностные лица. В таких условиях внедрение автономных ИИ-компонентов допустимо лишь при сохранении за человеком права на вмешательство и контроль над ключевыми технологическими процессами.

Важно учитывать, что последствия аварий в сегменте upstream не ограничиваются рамками отдельного производственного участка, а обладают каскадным эффектом, затрагивая последующие звенья отраслевой цепочки. В случае возникновения на стадии добычи углеводородов сбоев, особенно масштабных, последствия неминуемо отражаются на транспортной инфраструктуре (midstream), вызывая нарушения графиков поставок, вынужденное перераспределение потоков сырья и недозагрузку магистральных трубопроводов и перевалочных мощностей. В нефтепереработке и нефтегазохимии это проявляется в виде недозагрузки или остановки технологических линий, снижения выпуска товарной продукции и нарушения контрактных обязательств. Таким образом, происходящие в сегменте upstream аварии способны перерасти в комплексный экономический и инфраструктурный кризис, влияющий на устойчивость цепочек поставок и в итоге на энергетическую безопасность России.

В связи с этим возрастает значимость фундаментального вопроса: в какой мере ключевые функции управления могут быть переданы автоматизированным системам и ИИ, а какие должны оставаться под контролем специалиста. В сфере информационных технологий для определения уровня взаимодействия человека и автоматизированной системы в настоящее время используются модели human-in-the-loop (далее – HITL), human-on-the-loop (далее – HOTL) и human-out-of-the-loop (далее – HOoTL) [8; 9]²⁸.

²⁶ Керт. Вызовы и возможности использования ИИ в практике цифровой трансформации нефтегазовых компаний. Режим доступа: <https://assets.kept.ru/upload/pdf/2025/10/ru-ai-in-oil-and-gas-companies.pdf> (дата обращения: 15.10.2025).

²⁷ СК завел дело после ЧП на нефтяной скважине на Ямале. Режим доступа: <https://www.rbc.ru/rbcfreenews/6820e71a9a79477e650798a9> (дата обращения: 15.10.2025).

²⁸ Chekify. Human-in-the-Loop (HITL) vs Human-on-the-Loop (HOTL). Режим доступа: <https://checkify.com/article/human-on-the-loop-hotl/> (дата обращения: 15.10.2025).

ННТЛ расшифровывается как «человек в контуре», предполагая его непосредственное участие в принятии решений. В такой модели система ИИ не действует автоматически, а лишь предлагает варианты, которые в дальнейшем принимаются, корректируются или отвергаются специалистом. ННТЛ закрепляет за ИИ роль аналитика и помощника, а человек выступает в качестве конечного субъекта управления, что соответствует уровням автономности L1–L2 (Feng et al.) и может соотноситься с уровнями Taskers и Automators (KPMG). Модель НОТЛ расшифровывается как «человек над контуром» и предусматривает автономную деятельность ИИ в пределах заданного сценария, оставляя человеку возможность контролировать, осуществлять мониторинг и вмешиваться в работу при обнаружении отклонений в процессе выполнения ИИ поставленных задач. Здесь человеку отводится преимущественно функция надзорного регулятора, а ИИ является полноценным исполнителем процессов, что указывает на применимость ИИ-агентов с уровнями автономности L2–L3 (Feng et al.) или Automators и Collaborators (KPMG). Модель взаимодействия НООТЛ предполагает автономную работу ИИ без участия человека.

Целесообразно отдельно рассмотреть уровни полной автономности, а именно L4–L5 [6], и соответствующий им уровень Orchestrators по классификации KPMG. Несмотря на то что в описании уровня L5 формально указывается, что ИИ-агент работает полностью автономно под контролем пользователя, данный тип контроля не предполагает оперативного участия человека в управлении процессом, а относится к стратегическому надзору. Иными словами, пользователь сохраняет лишь возможность полного отключения системы в крайнем случае, но не участвует в принятии решений в реальном времени и не способен вмешаться в ход выполнения задач на промежуточных этапах. Такой формат контроля не соответствует всем моделям, поскольку фактически исключает тактическое вмешательство оператора в процессе выполнения операций, но оставляет декларативную ответственность без полноценного управления. Для отраслей с высоким уровнем риска, в числе которых находится нефтегазовый комплекс, подобная схема является недостаточной для признания системы безопасной. Исходя из этого, уровни L4–L5 могут рассматриваться не как практическая цель внедрения ИИ в критических процессах, а как долгосрочный ориентир, допустимый исключительно в условиях ограниченной зоны ответственности при наличии многоуровневых цифровых барьеров и гарантированного канала аварийного возврата управления человеку.

Гибридные модели взаимодействия, а именно L1–L3 [6] и Taskers, Automators, Collaborators (KPMG), остаются преобладающими в высокорисковых и капиталоемких отраслях, включая нефтегазовый комплекс, где переход к полностью автономным системам, находящимся на уровнях L4–L5 [6] и Orchestrators (KPMG), сдерживается требованиями безопасности и надежности технологических процессов. Это также подтверждают заключения исследователей о том, что автоматизированные системы, в том числе с использованием ИИ не должны использоваться при выполнении критически важных задач без контроля специалиста, сохраняющего за собой возможность при необходимости прервать автоматизированную последовательность действий [10; 11].

Рассмотренный зарубежный и отечественный опыт развития и внедрения агентных технологий ИИ, определение уровня риска операций в секторе upstream и классификаций уровней взаимодействия человека с автономными системами позволяют сделать следующие выводы:

- применение ИИ-агентов в российском нефтегазовом комплексе на текущем этапе развития возможно в формате гибридных моделей взаимодействия (ННТЛ/НОТЛ), при которых человек сохраняет право оперативного вмешательства и финального контроля над ключевыми технологическими процессами (эти режимы соответствуют уровням автономности L1–L3 по источнику [6], и группе Taskers–Collaborators по классификации KPMG);
- применение уровней полной автономии (L4–L5 по источнику [6] и Orchestrators по классификации KPMG) на текущем этапе не может быть признано допустимым для использования в критически важных производственных системах, поскольку это предполагает лишь постфактум-контроль пользователя, не обеспечивающий предотвращения аварийных сценариев в реальном времени.

Следовательно, сегодня оптимальной стратегией внедрения ИИ в нефтегазовом комплексе является концепция ограниченной автономии, предполагающей действие ИИ-агента в рамках строго заданной зоны ответственности и оснащение системы обязательным каналом аварийного возврата управления человеку.

Для перехода от экспериментального применения ИИ к промышленному внедрению необходима разработка нормативно-технических требований к системам с агентной архитектурой, включающих:

- классификацию уровней допустимой автономности для различных стадий нефтегазового цикла, таких как разведка и добыча (upstream), транспортировка (midstream), переработка и сбыт (downstream) и производство продукции высоких переделов (нефтегазохимия);
- требования к верифицируемости алгоритмов принятия решений (англ. traceability, explainability);
- критерии допуска ИИ-систем к выполнению задач Safety Integrity Level (SIL), то есть уровня полноты безопасности, что отражает способность системы минимизировать риски возникновения опасных ситуаций;
- регламенты распределения ответственности между оператором и ИИ-системой²⁹.

Зарубежный опыт показывает, что эффективность внедрения агентных ИИ-систем может повышаться при формировании новых организационных моделей, в которых технологическая экспертиза концентрируется у специализированных компаний-разработчиков цифровых решений, в частности в области ИИ, а нефтегазовые компании выступают стратегическими заказчиками и со-инвесторами. Для российского нефтегазового комплекса это означает, что развитие ИИ следует рассматривать не только как внутреннюю функцию цифровизации, но и как элемент партнерской и инвестиционной политики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Специфика нефтегазового комплекса, характеризующегося высоким уровнем риска и капиталоемкостью значительной части бизнес-процессов, приводит к высокой цене ошибок, возникающих вследствие внедрения мало апробированных цифровых решений. В связи с этим возникает потребность в адаптации существующих практик в области разработки и внедрения технологий ИИ к решению отраслевых задач.

Проведенное исследование показало, что внедрение агентных технологий искусственного интеллекта в российском нефтегазовом комплексе на текущем этапе развития возможно при соблюдении принципа ограниченной автономии, при котором ИИ-агенты действуют в формате гибридных моделей взаимодействия (HITL/HOTL), сохраняя за оператором право на оперативное вмешательство и финальный контроль над критически важными производственными процессами. Однако это не означает отказа от перспективы перехода к полностью автономным системам. Напротив, допущение такой возможности в будущем является правомерным, но требует наличия верифицируемых механизмов обеспечения безопасности, прозрачности принятия решений и нормативно-правового распределения ответственности.

Результаты исследования по предложению концепции ограниченной автономии как оптимальной модели внедрения ИИ в отраслях с повышенным уровнем риска позволяют сформировать методологическую основу для разработки нормативно-технических требований, корпоративных регламентов и отраслевых стандартов безопасности. Полученные выводы обладают практической значимостью для нефтегазовых компаний, которым предлагается рассматривать внедрение ИИ не как локальную функцию цифровизации, а как элемент партнерской и инвестиционной политики с привлечением специализированных разработчиков цифровых решений. Для регуляторов сформулирована рекомендация по созданию классификации уровней допустимой автономности, требований к верифицируемости алгоритмов и критериев допуска к задачам уровня Safety Integrity Level (SIL). Также обозначено направление дальнейших исследований, связанное с разработкой моделей оценки уровня доверия к автономным системам и формализацией критериев вмешательства человека в контур управления.

Настоящее исследование вносит вклад в формирование сбалансированного подхода к цифровой трансформации нефтегазового комплекса, подразумевающего сочетание технологического прогресса с принципами промышленной безопасности, а постепенная эволюция автономных систем при этом рассматривается как контролируемый и управляемый процесс с сохранением приоритетной роли человека на критически важных этапах.

Список литературы

1. Пономарев К.К. Методы и инструменты управления проектами ИТ в нефтегазовой промышленности. *Universum: технические науки*. 2023;9-2(114).
2. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K. et al. Forecasting the abnormal events at well drilling with machine learning. *Applied Intelligence*. 2022;52:9980–9995. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03013-x>

²⁹ ОЛИЛ. Уровень полноты безопасности (safety integrity level; SIL). Режим доступа: <https://olil.ru/articles/safety-integrity-level> (дата обращения: 15.10.2025).

3. Povoas M.S., Moreira J.F., Neto S.V.M., Carvalho C.A.S., Cezario B.S., Guedes A.L.A., Lima G.B.A. Artificial Intelligence in the Oil and Gas Industry: Applications, Challenges, and Future Directions. *Applied Sciences*. 2025;15(14):7918. <https://doi.org/10.3390/app15147918>
4. Афанасьев В.Я., Байкова О.В., Большакова О.И., Романцов А.А. Перспективы развития российского нефтегазохимического комплекса в период геополитических и экономических изменений. *Вестник университета*. 2025;1:91–103. <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2025-1-91-103>
5. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K., Koroteev D. Making the black-box brighter: Interpreting machine learning algorithm for forecasting drilling accidents. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022;218. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.111041>
6. Feng K., McDonald D.V., Zhang A.X. Levels of Autonomy for AI Agents. *Knight First Amend. Inst* 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.12469>
7. Olamigoke O., James I. Advances in Well Control: Early Kick Detection and Automated Control Systems. *Drilling Engineering and Technology – Recent Advances New Perspectives and Applications*. IntechOpen; 2022. <https://dx.doi.org/10.5772/intechopen.106800>
8. Pasupuleti M.K. Human-in-the-Loop AI: Enhancing Transparency and Accountability. *International Journal of Academic and Industrial Research Innovations (IJAIRI)*. 2025;5(5):574–585. <https://doi.org/10.62311/nesx/rphcr18>
9. Nazari E., Branco P., Jourdan G-V. AutoGAN: An Automated Human-Out-of-the-Loop Approach for Training Generative Adversarial Networks. *Mathematics*. 2023;4(11). <https://doi.org/10.3390/math11040977>
10. Johnsen S.O., Winge S. Human factors and safety in automated and remote operations in oil and gas: A review. In: Brito M.P., Aven T., Baraldi P., Cepin M., Zio E. (eds.) *ESREL 2023: Proceedings of the 33rd European Safety and Reliability Conference*. Research Publishing; 2023. https://doi.org/10.3850/978-981-18-8071-1_P271-cd
11. Atchison B. Automated well control: A step change in safety. *Digital Chemical Engineering*. 2022;3:100022. <https://doi.org/10.1016/j.dche.2022.100022>

References

1. Ponomarev K.K. Methods and tools of IT project management in the oil and gas industry. *Universum: technical sciences*. 2023;9-2(114). (In Russian).
2. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K. et al. Forecasting the abnormal events at well drilling with machine learning. *Applied Intelligence*. 2022;52:9980–9995. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03013-x>
3. Povoas M.S., Moreira J.F., Neto S.V.M., Carvalho C.A.S., Cezario B.S., Guedes A.L.A., Lima G.B.A. Artificial Intelligence in the Oil and Gas Industry: Applications, Challenges, and Future Directions. *Applied Sciences*. 2025;15(14):7918. <https://doi.org/10.3390/app15147918>
4. Afanasiev V.Yu., Baykova O.V., Bolshakova O.I., Romantsov A.A. Prospects for the development of the Russian petrochemical complex in the period of geopolitical and economic changes. *Vestnik Universiteta*. 2025;1:91–103. (In Russian). <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2025-1-91-103>
5. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K., Koroteev D. Making the black-box brighter: Interpreting machine learning algorithm for forecasting drilling accidents. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022;218. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.111041>
6. Feng K., McDonald D.V., Zhang A.X. Levels of Autonomy for AI Agents. *Knight First Amend. Inst* 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.12469>
7. Olamigoke O., James I. Advances in Well Control: Early Kick Detection and Automated Control Systems. *Drilling Engineering and Technology – Recent Advances New Perspectives and Applications*. IntechOpen; 2022. <https://dx.doi.org/10.5772/intechopen.106800>
8. Pasupuleti M.K. Human-in-the-Loop AI: Enhancing Transparency and Accountability. *International Journal of Academic and Industrial Research Innovations (IJAIRI)*. 2025;5(5):574–585. <https://doi.org/10.62311/nesx/rphcr18>
9. Nazari E., Branco P., Jourdan G-V. AutoGAN: An Automated Human-Out-of-the-Loop Approach for Training Generative Adversarial Networks. *Mathematics*. 2023;4(11). <https://doi.org/10.3390/math11040977>
10. Johnsen S.O., Winge S. Human factors and safety in automated and remote operations in oil and gas: A review. In: Brito M.P., Aven T., Baraldi P., Cepin M., Zio E. (eds.) *ESREL 2023: Proceedings of the 33rd European Safety and Reliability Conference*. Research Publishing; 2023. https://doi.org/10.3850/978-981-18-8071-1_P271-cd
11. Atchison B. Automated well control: A step change in safety. *Digital Chemical Engineering*. 2022;3:100022. <https://doi.org/10.1016/j.dche.2022.100022>