

DOI: 10.34680/BENEFICIUM.2026.3(60).98-109

Специальность БАК 5.2.3

УДК 622.276.3:004.8

JEL C45, L71, M15, O33, Q48



© Серков М.А., 2026

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

ИИ-ПЛАТФОРМА УПРАВЛЕНИЯ РАЗРАБОТКОЙ ТРУДНОИЗВЛЕКАЕМЫХ ЗАПАСОВ НЕФТИ

М.А. Серков , Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого, Великий Новгород, Россия

Аннотация. Трудноизвлекаемые запасы углеводородов занимают существенную долю российской сырьевой базы, и цена управленческой ошибки при освоении подобных месторождений выше, чем на традиционных залежах: геологическая неопределенность не снимается одним разведочным циклом, а проектные решения приходится пересматривать по ходу разработки. В этой связи актуальной является проблема организации управления разработкой, если данные, расчетные модели и решения рассредоточены по функциональным подразделениям. Исходя из выявленной проблемы, цель настоящего исследования – разработать концептуальную архитектуру ИИ-платформы управления разработкой трудноизвлекаемых запасов нефти и определить экономические, организационные и правовые условия ее работоспособности. В рамках достижения обозначенной цели перед автором стоят следующие задачи: систематизировать функции искусственного интеллекта по стадиям жизненного цикла месторождения; выделить признаки, отличающие платформу от интегрированной информационной системы; описать ограничения экономического, организационного и правового характера; выделить модуль для арктических и иных удаленных объектов. Эмпирическую базу составили двадцать рецензируемых публикаций 2021-2025 гг. из Scopus, Web of Science и eLIBRARY, Энергетическая стратегия РФ и шесть публично раскрытых примеров внедрения технологий ИИ в российских нефтегазовых компаниях. Применены содержательный анализ публикаций и корпоративных раскрытий по схеме из четырех признаков, сравнительное сопоставление примеров внедрения, структурно-функциональное моделирование и экономико-правовая интерпретация. Установлено, что применяемые алгоритмы дают положительный эффект в границах одной функции – интерпретации сейсмики, прогноза дебита, диагностики оборудования – и не связывают полученные результаты между собой. Отличие платформы от интегрированной информационной системы сведено к пяти проверяемым критериям, два из которых имеют институциональную природу. Предложена шестиуровневая архитектура платформы: данные, инфраструктура, цифровые двойники, модели искусственного интеллекта, управленческие сервисы, правила участия. Показано, за счет каких механизмов платформа переносит алгоритмы между месторождениями и удешевляет подключение очередного сервиса. Обоснован состав из четырех групп показателей эффекта: производственных, стоимостных, временных, рисковых. Для арктических объектов выделен модуль, построенный на принципе автономности по умолчанию. Результаты применимы при проектировании корпоративных платформ, разработке отраслевых форматов обмена данными и обосновании мер поддержки отечественных решений; дальнейшая проверка модели требует апробации на конкретном фонде скважин.

Ключевые слова: арктические территории, искусственный интеллект, нефтедобыча, платформенная экономика, трудноизвлекаемые запасы, управление данными, цифровая платформа, цифровой двойник

Финансирование: исследование не имело спонсорской поддержки (собственные ресурсы).

Для цитирования: Серков М.А. ИИ-платформа управления разработкой трудноизвлекаемых запасов нефти // BENEFICIUM. 2026. № 3(60). С. 98-109. DOI: 10.34680/BENEFICIUM.2026.3(60).98-109

ORIGINAL PAPER

AI PLATFORM FOR MANAGING THE DEVELOPMENT OF HARD-TO-RECOVER OIL RESERVES

М.А. Serkov , Yaroslav-the-Wise Novgorod State University, Veliky Novgorod, Russia

Abstract. Hard-to-recover reserves account for a growing share of the Russian resource base, and the cost of a managerial error at such fields exceeds that at conventional ones: geological uncertainty is not removed by a single exploration cycle, and design decisions have to be revised as development proceeds. Hence the question of how to manage field development when data, computational models and decisions are dispersed across functional units. The aim of the paper is to propose a conceptual architecture of an AI platform for managing the development of hard-to-recover oil reserves and to define the economic, organisational and legal conditions of its viability. The objectives are: to systematise AI functions across the stages of the field life cycle; to identify the features that distinguish a platform from an integrated information system; to describe economic, organisational and legal constraints; and to specify a module for Arctic and other remote assets. The empirical base

comprises twenty peer-reviewed publications of 2021-2025 from Scopus, Web of Science and eLIBRARY, a federal strategic planning document, and six publicly disclosed cases of Russian oil and gas companies. The methods are content analysis using a four-category coding scheme, comparative case analysis, structural-functional modelling, and economic-legal interpretation. The study shows that the algorithms currently in use deliver gains within a single function – seismic interpretation, flow rate forecasting, equipment diagnostics – without linking these gains to one another. A six-level architecture is proposed: data, computing infrastructure, digital twins, AI models, management services, and participation rules. The paper specifies how the platform transfers algorithms between fields and reduces the cost of connecting each subsequent service, and substantiates four groups of effect indicators: production, cost, time and risk. The results are applicable in designing corporate platforms and sectoral data exchange formats; further validation requires testing on a specific well stock.

Keywords: Arctic territories, artificial intelligence, data governance, digital platform, digital twin, hard-to-recover reserves, oil production, platform economy

Funding: the research had no sponsorship (own resources).

For citation: Serkov M.A. AI Platform for Managing the Development of Hard-to-Recover Oil Reserves // BENEFICIUM. 2026. Vol. 3(60). Pp. 98-109. (In Russ.). DOI: 10.34680/BENEFICIUM.2026.3(60).98-109

Введение

Российская минерально-сырьевая база находится в процессе изменения структуры: доля запасов с предсказуемым дебитом («традиционных») при стандартных методах разработки сокращается, доля сложных объектов (с «трудноизвлекаемыми» запасами углеводородов) растёт. Ранее автор рассматривал данную проблему посредством анализа технологических ограничений, налоговых стимулов и доступа к зарубежным методам разработки [1]. За прошедший период предмет исследования существенно сместился. К дефициту технологий добавилась проблема иного рода: данные о месторождениях собираются в разных системах, между которыми нет ни общих справочников, ни согласованных правил доступа, и объединить геологию, телеметрию, экономику и экологические ограничения в одном расчете организационно сложнее, чем построить сам алгоритм.

В.А. Крюков и А.Н. Токарев в своем исследовании показали, что дискуссия о трудноизвлекаемых запасах в России долго держалась на геологии и технике, а институциональные условия оставались на периферии [2]. Вывод справедлив и для цифровой повестки: обсуждается точность моделей, реже – правила, по которым эти модели функционируют в организации.

В исследованиях промышленных платформ платформа понимается не как программный продукт, а как способ координации участников, данных и сервисов. М. Йованович (M. Jovanovic) с соавторами описали траекторию от отдельного цифрового продукта к интегрированной цепочке поставок и далее к экосистеме, при этом подчеркнув, что архитектура, набор сервисов и правила управления развиваются совместно [3]. Прочие исследователи фиксируют зависимость устойчивости бизнес-модели от того, как эффект распределяется между участниками [4], а также сводят управление платформенной экосистемой к набору блоков: права доступа, механизмы контроля, распределение ответственности, правила присоединения внешних разработчиков [5]. Т. Паули (T. Pauli) с соавторами добавляют существенное: рычаг создается не масштабом, а устранением барьеров,

мешающих партнерам использовать чужие наработки [6]. Смежное ответвление – межорганизационный обмен данными. Так, Ф. Меллер (F. Möller) с коллегами показывают, что технической совместимости недостаточно, нужны соглашения о происхождении, качестве и условиях повторного использования данных [7], а Б. Фарахани (B. Farahani) и А.К. Монсефи (A.K. Monsefi) предлагают альтернативу централизации: федеративное обучение без вывоза сырых данных за периметр владельца [8].

Для нефтегазовой отрасли платформенный подход значим из-за капиталоемкости и длительности жизненного цикла разрабатываемых объектов. Были зафиксированы примеры применения технологий машинного обучения на этапах разведки, характеристики коллектора, бурения и добычи, но при этом промышленное масштабирование проблематично из-за трудностей с качеством данных и наличия организационных барьеров [9]. Также ряд исследователей подтверждают ускорение расчетов при гидродинамическом моделировании [10]. Х. Рахманифард (H. Rahmani-fard) и И. Гейтс (I. Gates) называют три устойчивые проблемы прогнозирования добычи в нетрадиционных коллекторах: интерпретируемость, переносимость на новые объекты, зависимость от полноты обучающей выборки [11]; Д. Фань (D. Fan) с соавторами по той же причине рекомендуют сочетать физически обоснованные модели и модели, построенные на промысловых данных [12]. В российских работах предлагают конкретные варианты применения подобных технологий: восстановление динамического пластового давления нейросетевыми методами там, где прямые замеры затруднены [13], и наблюдение за состоянием объектов трубопроводного транспорта [14].

Переход от алгоритма к платформе связан с цифровыми двойниками и распределенной инфраструктурой. Так, исследователями было рассмотрено, как облачные и периферийные вычисления сочетают централизованное обучение с обработкой критичных сигналов на объекте [15], а также выявлено, что результативность цифрового

двойника определяется не визуализацией, а синхронизацией физического объекта, потоков данных и систем поддержки решений [16]. Обзор М.С. Повоаша (M.S. Póvoas) очерчивает круг направлений дальнейших научных изысканий: управление пластом, оптимизация добычи, прогноз отказов, промышленная безопасность [17].

В результате анализа вышеперечисленной литературы автор приходит к выводу, что в настоящий момент отсутствует окончательный ответ на вопрос, как соединить предлагаемые решения в единый управленческий контур, привязанный именно к процессу разработки трудноизвлекаемых запасов нефти. В настоящий момент исследования ИИ-платформ не учитывают геологические риски и режим сведений о недрах; работы по машинному обучению в нефтегазовом деле останавливаются на границе одной задачи. При этом имеется отраслевое требование: технологический суверенитет топливно-энергетического комплекса предполагает не разовое импортозамещение, а воспроизводимую отечественную технологическую базу [18], и платформа, собранная из несовместимых зарубежных компонентов, не отвечает данному требованию.

Объектом настоящего исследования являются процессы управления разработкой трудноизвлекаемых запасов нефти; предметом – экономические, организационные и правовые отношения, возникающие при создании и эксплуатации ИИ-платформы. Цель работы – разработать концептуальную архитектуру такой платформы и определить условия ее применения в российских нефтегазовых компаниях и в системе публичного управления. Задачи, решение которых необходимо для достижения цели настоящего исследования:

- систематизировать функции искусственного интеллекта по стадиям жизненного цикла месторождения;
- выделить признаки, отличающие платформенную модель от изолированной цифровизации, и сформулировать проверяемые критерии платформенности;
- определить экономические, организационные и правовые ограничения применения модели;
- выделить модуль для арктических и иных удаленных территорий.

Работа выполнена в формате концептуально-прикладного исследования: разрабатывается модель, объясняющая различия между корпоративными практиками и задающая проверяемые требования к проектированию. Промысловых расчетов автор не проводил, и это ограничивает статус результата – он относится к классу обоснованных проектных предложений, а не эмпирически подтвержденных закономерностей.

Информационная база. Первый массив – двадцать рецензируемых публикаций 2021-2025 гг. Было использовано три фильтра для выбора подходящей литературы:

- тематический: промышленные цифровые платформы и управление ими; машинное обучение в разведке и разработке; цифровые двойники производственных объектов; экономико-институциональные условия освоения трудноизвлекаемых запасов и арктических проектов;
- формальный: журнал индексируется в Scopus, Web of Science либо входит в перечень ВАК; глубина поиска – пять лет;
- содержательный: обобщение эмпирического материала либо модель, применимая за пределами единичного объекта. Запросы формировались по парам ключевых слов на двух языках: «промышленная цифровая платформа» – «управление платформой» (industrial digital platform – governance), «машинное обучение» – «пласт» (machine learning – reservoir), «цифровой двойник» – «нефть и газ» (digital twin – oil and gas), «трудноизвлекаемые запасы» – «условия освоения», «Арктика» – «оценка проектов». Отбор проводился в два прохода: первый по названию и краткому изложению, второй по полному тексту, при этом из выборки исключались работы, воспроизводящие результаты уже отобранных публикаций без нового материала.

Второй массив – Энергетическая стратегия Российской Федерации до 2050 года [19]; документ использован как источник целевых установок отраслевой политики в нефтяной сфере.

Третий массив – шесть примеров внедрения, публично раскрытых российскими нефтегазовыми компаниями в 2021-2025 гг. и демонстрирующих применение технологий искусственного интеллекта в процессе освоения трудноизвлекаемых запасов нефти. Критерии включения: российская компания; описанная функция искусственного интеллекта или цифрового двойника с указанием охвата, заявленного результата либо горизонта реализации; отнесение примеров к разным уровням будущей архитектуры, чтобы не допустить сведения выборки к исключительно одной функции. Три примера из шести содержат количественные параметры (охват фонда, число обрабатываемых показателей, прирост добычи), остальные описывают заявленные проекты и служат свидетельством направления работ. Источники раскрытия указаны в постраничных примечаниях; в библиографию корпоративные сообщения не включались.

Исследование опирается на качественную методологию с элементами количественного описания.

Содержательный (контент-) анализ применен к публикациям и корпоративным раскрытиям. Единица анализа – фрагмент, описывающий одну функцию искусственного интеллекта. Кодировались четыре признака: тип исходных данных; операция, выполняемая алгоритмом; горизонт решения, на который влияет результат; субъект, за это

решение отвечающий. Два последних признака добавлены сознательно: именно они переводят перечень технологий в управленческую плоскость, тогда как разделение функций по типу примененного алгоритма для целей управления малоинформативно.

Сравнительный анализ выполнен в логике сопоставления примеров между собой: каждый пример описан по единой карточке (охват, функция, заявленный результат, уровень интеграции), затем описания сопоставлены на предмет повторяющегося ограничения.

Структурно-функциональное моделирование использовано при построении архитектуры: функции группировались по общности обеспечиваемого ресурса; для каждой группы определялись вход, результат и потребитель результата; группы упорядочивались по отношению «результат нижнего элемента служит входом для верхнего». Полученная последовательность образует уровни архитектуры.

Экономико-правовая интерпретация применена к вопросам финансирования, прав на данные и модели, распределения ответственности в рамках российской юрисдикции. Авторским является состав кодировочной схемы и правило упорядочивания уровней.

Имеют место пять ограничений:

- первое: рассмотренные примеры опираются на самораскрытие компаний. Публикуются удачные внедрения и почти никогда – остановленные, поэтому выборка смещена в сторону положительных результатов, а заявленные приросты не проходили независимой проверки; как объективная оценка эффекта они непригодны.
- второе: обзор литературы не систематический – это целевая выборка, риск пропустить смежную работу сохраняется;
- третье: у автора отсутствует доступ к первичным данным по фонду скважин, в результате архитектура не апробирована, оценка экономического эффекта возможна только после пробного внедрения модели;
- четвертое: правовые выводы привязаны к текущим нормам российского законодательства;
- пятое: объекты, отнесенные к трудноизвлекаемым запасам, разнородны; модель формулируется на общем для группы уровне (например, параметры настройки для баженновской свиты и для высоковязкой нефти Татарстана будут различаться).

Результаты и их обсуждение

Функции искусственного интеллекта и группировка по контурам применения

Трудноизвлекаемые запасы нефти – не однородная категория, к которой можно отнести все виды подобных месторождений. К трудноизвлекаемым запасам относят нефть, залегающую в низкопроницаемых коллекторах, высоковязкую нефть,

остаточные запасы зрелых месторождений, сложнопостроенные залежи, объекты труднодоступных территорий. При этом объединяет их важное для процесса управления свойство: результат разработки плохо предсказуем на старте, а проектные решения приходится пересматривать многократно. Таким образом, ценность технологий искусственного интеллекта определяется в данном случае не автоматизацией отдельной операции, а сокращением интервала между появлением новых данных и корректировкой сценария разработки. Отраслевая политика этот вектор поддерживает: Энергетическая стратегия до 2050 года связывает технологическое развитие нефтяной отрасли с освоением трудноизвлекаемых запасов, добычей углеводородов на континентальном шельфе и предусматривает расширение применения искусственного интеллекта в ТЭК. Одновременно действует ограничение – критическая инфраструктура требует отечественных программно-аппаратных решений [18].

Произведенный содержательный анализ дал несколько десятков функций. Функции сгруппированы по контурам применения. Под контуром применения понимается группа задач, однородная одновременно по трем параметрам: тип исходных данных, горизонт принятия решения и субъект, отвечающий за решение. Основание такой группировки является управленческим, а не техническим: один и тот же алгоритм способен обслуживать разные контуры, и наоборот – в пределах одного контура соседствуют распознавание образов, регрессионный прогноз и обработка изображений. Именно поэтому группировка по типу применяемого алгоритма для целей управления бесполезна, а группировка по горизонту решения и ответственному подразделению прямо переводится в требования к архитектуре.

Контуров получилось пять. Четыре соответствуют последовательным стадиям жизненного цикла месторождения: изучение недр, проектирование разработки, эксплуатация фонда скважин, поддержание наземной инфраструктуры. На каждой стадии свой набор данных, свой горизонт – от нескольких лет до нескольких часов – и свое ответственное подразделение. Пятый контур, безопасный и экология, выделен по другому основанию: он сквозной, но имеет собственный тип данных, горизонт реакции и ответственного, а его критерии не сводимы к производственным. Распределить его в остальных четырех – значит превратить экологические и промышленные ограничения в штрафную добавку к целевой функции добычи; в этом, на наш взгляд, и состоит основной риск повсеместной автоматизации.

Систематизация контуров означает, что для каждого фиксируются вход (какие данные нужны), содержание (какую операцию выполняет алгоритм) и выход – не технический показатель точности, а управленческий результат: решение, которое становится возможным или более обоснованным (табл. 1).

Таблица 1 / Table 1

Контуры применения искусственного интеллекта по жизненному циклу месторождения / AI Application Domains Across the Field Life Cycle

Контур / Domain	Исходные Данные / Input Data	Функции ИИ / AI Functions	Горизонт решения / Decision Horizon	Управленческий результат / Managerial Outcome
Геолого-геофизический	Сейсмика, каротаж, керн, геологические модели	Классификация, оценка свойств коллектора, распознавание образов	Годы	Сокращение неопределенности и ранжирование перспективных участков
Проектный	Модели пласта, сетки скважин, сценарии ГРП и заводнения	Прогноз добычи, оптимизация размещения скважин и режимов	Месяцы – годы	Сопоставление технологических и инвестиционных сценариев
Операционный	Телеметрия скважин, дебиты, давление, обводненность	Диагностика, прогноз отклонений, рекомендации по режимам	Часы – недели	Рост производительности и сокращение времени реакции
Инфраструктурный	Датчики оборудования, трубопроводы, энергопотребление	Прогнозное моделирование, поиск аномалий, оптимизация ресурсов	Недели – месяцы	Снижение простоев и эксплуатационных затрат
Безопасность и экология	Видео, метеоданные, параметры среды, данные о персонале и технике	Распознавание опасных событий, прогноз рисков, наблюдение за воздействием	Минуты – месяцы	Предупреждение аварий и документирование соблюдения требований

Источник: составлено автором / Source: compiled by the author

Наполнение контуров подтверждается прочими исследованиями: интерпретация геолого-геофизических данных [9], прогноз добычи в гидродинамических расчетах [10] и в нетрадиционных коллекторах [12], восстановление пластового давления [13], наблюдение за состоянием трубопроводных объектов [14], применение искусственного интеллекта в промышленной безопасности [17].

Российские нефтегазовые компании подтверждают наличие технологических компонентов будущей платформы.

Так, «Газпром нефть» совместно с Университетом Иннополис объявила о создании ИИ-платформы для исследования недр [20].

В системе «Цифровое месторождение» «Роснефти» к 2025 г. объединены 8 100 скважин «Башнефти», цифровые двойники и системы поддержки решений, а на опытном объекте цифровым контуром охвачена цепочка от пласта до сдачи нефти [21]. Комплекс EchoTools обрабатывает свыше 10 тыс. показателей скважины за несколько минут; по данным компании, реализация его рекомендаций дает около тонны дополнительной нефти в сутки на скважину [22]. Самообучающаяся система «Роснефти» соединяет гидродинамическое моделирование с искусственным интеллектом при выборе размещения скважин и параметров гидроразрыва [23], а комплекс «РН-КИН» поддерживает цифровые модели более чем 1 000 месторождений, опираясь на историю по 175 тыс. скважин [24].

При этом детальный анализ приведенных примеров обнаруживает повторяющееся ограничение: каждый из них закрывает один контур, макси-

мум два, и ни в одном раскрытии не описан механизм автоматического переноса результата между контурами. Прирост добычи, полученный операционным контуром, не возвращается в проектный как уточнение модели пласта; данные об отказах оборудования не корректируют инвестиционный сценарий. Это и служит отправной точкой, определяющей необходимость дальнейшего построения платформенной модели.

Платформенная модель и критерии платформенности

При изолированной цифровизации алгоритм создается под задачу конкретного подразделения – интерпретация сейсмики, прогноз дебита, контроль насоса, планирование ремонта. Эффект бывает заметным, но остается внутри функционального контура, а повторное применение модели на другом объекте требует нового объединения данных и нового согласования прав доступа. Издержки второго внедрения сопоставимы с издержками первого, в результате экономии на масштабе не возникает.

Внедрение платформенной модели меняет единицу управления: вместо отдельной цифровой функции управляемым объектом становится замкнутый цикл «данные – модель – сценарий – решение – фактический результат – дообучение». Замыкание последнего звена на первое и отличает платформу от набора прикладных сервисов, то есть отдельных программных служб, каждая из которых решает свою задачу и не возвращает результат в общий контур.

Механически это может функционировать следующим образом. Модель обучается на данных, приведенных к общему описанию: единые справочники объектов, единые единицы измерения,

зафиксированное происхождение записи. Тогда перенос на соседнее месторождение сводится к проверке применимости и дообучению, а не к повторному объединению данных – здесь и возникает экономия времени и средств. Технические и инвестиционные сценарии становятся сопоставимыми, поскольку прогноз добычи и стоимостная оценка считаются на одном наборе исходных данных, а не в двух системах с расхождением по срокам и допущениям; методически это близко к сценарному анализу инвестиционных проектов минерально-сырьевого комплекса [25]. Цифровой след формируется хранением версии модели, входных данных, альтернатив и основания выбора. Внешние участники подключаются через опубликованные правила обмена данными и договорный режим доступа к обезличенным наборам; часть возражений службы безопасности снимает федеративное (распределенное) обучение, при котором модель обучается на данных владельца, а за пределы его контура передаются только параметры обученной модели [8].

При этом не всякая интегрированная информационная система является платформой, и различие проверяемо. Автором предлагается пять критериев платформенности, каждый формулируется как вопрос с предполагаемым ответом.

1. Модульность. Можно ли заменить один сервис, не переписывая остальные? Если замена модуля прогноза требует правок в системе учета, архитектура является неразделимой и признаку не отвечает.

2. Открытость подключения. Описан ли порядок, по которому внешний разработчик подключает свой сервис, и опубликованы ли правила обмена данными с платформой? Подключение только через индивидуальный проект объединения систем критерию не удовлетворяет.

3. Повторное использование моделей. Переносится ли модель на другой объект без повторного

объединения данных? Показатель – доля моделей, работающих более чем на одном месторождении.

4. Единые правила обмена данными. Заданы ли форматы, справочники, требования к качеству и фиксация происхождения данных? Этот пункт литературы об индустриальных пространствах данных считает условием межорганизационного обмена [7].

5. Механизм распределения результата. Определено ли, как между участниками распределяются эффект и права на созданные модели? Без ответа на данный вопрос внешним участникам не будет интересно инвестировать в развитие платформ [4].

Представленные критерии не равнозначны: первые три достигаются проектными решениями, последние два требуют управленческих договоренностей, и наибольшее число трудностей при построении платформы возникает именно из-за несоответствия двум последним критериям.

Архитектура ИИ-платформы

Предлагаемую архитектуру ИИ-платформы можно представить как последовательность уровней. Термин «уровень» употребляется здесь в том значении, которое принято для многоуровневых архитектур в теории информационных систем: каждый уровень потребляет результат нижележащего, отдает собственный результат вышележащему и заменяется без корректировки соседних, пока сохраняется согласованный порядок обмена между ними. Уровней шесть – по числу групп функций, различающихся обеспечивающим ресурсом (табл. 2). От распространенных моделей построение отличается тем, что цифровой двойник здесь не конечный продукт, а связующий уровень между физическим объектом и сервисами принятия решений.

Таблица 2 / Table 2

Шестиуровневая архитектура ИИ-платформы / Six-Level Architecture of the AI Platform

Уровень / Level	Содержание / Content	Ключевой результат / Key Output	Основной риск / Main Risk
1. Данные	Геология, скважины, оборудование, экономика, экология, климат, логистика	Единый каталог и прослеживаемость происхождения данных	Несовместимость, нарушение режима доступа
2. Инфраструктура	Облачные, периферийные и объектовые вычисления; каналы связи	Обработка данных с удаленных объектов	Сбои связи, киберугрозы
3. Цифровые двойники	Модели пласта, скважин, наземной инфраструктуры, природной среды	Синхронизация состояния и расчетных сценариев	Расхождение модели и объекта
4. Модели искусственного интеллекта	Прогнозирование, оптимизация, поиск аномалий, обработка изображений	Рекомендации и ранжирование вариантов	Непереносимость, слабая объяснимость
5. Управленческие сервисы	План разработки, инвестиционный портфель, ремонты, безопасность, отчетность	Согласование технических и экономических решений	Автоматизация одностороннего критерия
6. Правила участия	Роли участников, права на данные и модели, аудит, ответственность	Условия подключения внешних участников	Неопределенность ответственности

Источник: составлено автором / Source: compiled by the author

Первый уровень обеспечивает не простое накопление информации, а ее согласование. Согласование понимается предметно: один и тот же физический объект имеет единый идентификатор в геологической модели, системе эксплуатации, ремонтной документации и экономическом учете; величины выражены в одних единицах и приведены к сопоставимым моментам времени; для каждой записи фиксируются источник, дата и способ получения. Пока этого нет, алгоритм оптимизирует неполную картину, а сравнение эффектов недостоверно. Требования к происхождению и качеству данных взяты из практики промышленных пространств данных [7].

Второй уровень сочетает облачные и периферийные вычисления: для удаленных объектов часть сигналов обрабатывается на месте, поскольку канал связи ограничен, а задержка критична для безопасности; централизованная среда хранит историю и обучает модели [15]. Третий уровень описывает системой цифровых моделей всю разработку, а не один пласт: скважины, поддержание пластового давления, подготовку продукции, энергоснабжение, инфраструктурные ограничения. Смысл в синхронизации: расхождение модели и объекта должно обнаруживаться автоматически и служить сигналом к перекалибровке [16].

Четвертый уровень – набор моделей, для каждой из которых фиксируются обучающая выборка, область допустимого применения, показатели качества и ответственный владелец. Требование области применимости не бюрократическое: перенос модели на объект с иной геологией без проверки – типичная причина ошибочных прогнозов [11].

Пятый уровень превращает прогнозы в варианты управленческих действий. Рекомендация алгоритма и решение уполномоченного лица разделены; платформа хранит исходные данные, версию модели, альтернативы и основания выбора – цифровой след, пригодный для технического, финансового и правового разбора.

Шестой уровень задает правила работы участников с платформой: порядок присоединения сервисов, требования к качеству данных, права на модели, режим коммерческой тайны, кибербезопасность, ответственность за ошибочные рекомендации. При этом утверждать, что этот уровень «определяет институциональную устойчивость», было бы неточно: устойчивость – свойство системы, возникающее как следствие выполнения правил, а не функция одного уровня. Исследования показывают, что архитектура без согласованных правил участия не масштабируется [5], а барьеры для партнеров съедают эффект масштаба [6].

Экономические, организационные и правовые условия

Экономическая модель платформы сочетает два источника финансирования. Базовая инфра-

структура – каталог данных, средства обмена данными, вычислительные ресурсы, служба контроля качества – финансируется централизованно, из бюджета владельца платформы: ее полезность неделима, нельзя дать каталог данных одному подразделению и не дать другому. Прикладные сервисы финансируются проектно тем подразделением, чью задачу они решают.

Владелец платформы – организация, которая является собственником инфраструктуры и отвечает за правила: в корпоративном варианте – вертикально интегрированная нефтяная компания в лице цифрового блока, в отраслевом – объединение компаний либо оператор с государственным участием, обслуживающий нескольких недропользователей. Применительно к российским условиям более реалистичным представляется первый вариант с постепенным открытием отдельных сервисов внешним участникам; второй вариант упирается в конкурентную чувствительность промысловых данных, поскольку сведения о продуктивности пластов и о применяемых технологиях составляют коммерческую ценность для их обладателя.

Функциональные заказчики – внутренние подразделения-потребители: блоки геологоразведки и разработки, службы эксплуатации фонда, главного механика, промышленной безопасности. Каждое заказывает и финансирует сервисы под свои задачи и принимает решения по итогам их работы. Внешние разработчики получают доступ к обезличенным наборам данных в договорном режиме, а к сведениям, отнесенным к охраняемой тайне, – только через механизмы, не предполагающие вывоза данных за пределы защищенного контура [8].

Оценка эффекта. Оценивается эффект платформы, а не результативность отдельного алгоритма. Показатели предлагается разделить на четыре группы – производственные, стоимостные, временные, рисковые – по четырем основаниям. Группы соответствуют разным типам выгоды и не заменяют друг друга: к примеру, рост добычи не компенсирует роста аварийности. Каждая наблюдается на данных, которые компания собирает независимо от платформы, что защищает оценку от подведения под удобный результат. Разделение страхует от одномерной оптимизации: при единственном критерии платформа улучшает его за счет остальных, а рисковые последствия проявляются с задержкой. Наконец, состав групп воспроизводит логику уровней: производственные и стоимостные показатели отражают работу управленческих сервисов, временные – качество данных и инфраструктуры, рисковые – контур безопасности (табл. 3).

Стоимость подключения очередного сервиса проверяет гипотезу о платформенности прямее прочих показателей: если каждый следующий сервис обходится не дешевле предыдущего, платформы нет – есть набор отдельных проектов, каждый из которых оплачивается заново.

Таблица 3 / Table 3

Группы показателей оценки эффекта платформы / Groups of Indicators for Assessing the Platform Effect

Группа / Group	Примеры показателей / Sample Indicators	Источник данных / Data Source
Производственные	Дополнительная добыча, использование фонда скважин, точность прогноза	Промысловый учет, отчетность по фонду
Стоимостные	Удельные затраты, стоимость подключения очередного сервиса	Бухгалтерский и управленческий учет
Временные	Срок интерпретации, срок пересчета сценария, время реакции на отклонение	Журналы систем, регламенты
Рисковые	Предотвращенные простои, аварии, превышения экологических нормативов	Отчетность по безопасности и экологии

Источник: составлено автором / Source: compiled by the author

Правовой режим. Оборот данных требует разграничения четырех объектов: сведения о недрах, результаты расчетов, программный код, обученные модели. Право на исходные данные не порождает права на производную модель, а предоставление доступа не означает передачи исключительных прав. В договорах с разработчиками фиксируется, допускается ли повторное обучение модели и ее перенос на другие месторождения; этот пункт чаще всего пропускают, и именно он потом блокирует масштабирование.

Ответственность распределяется так, чтобы решение, влияющее на промышленную безопасность, целостность скважины или экологический риск, не принималось исключительно моделью: алгоритм формирует прогноз, ответственный инженер подтверждает решение. Для операций с низким риском автоматизация может быть выше – при наличии порогов остановки и периодической переаттестации модели.

Публичное управление способно поддерживать внедрение таких платформ едиными требованиями к отраслевым форматам данных, испытательными полигонами, грантовым финансированием отечественных моделей и доступом научных организаций к данным. Государственная платформа при этом не должна подменять корпоративные системы или требовать централизации коммерчески значимых данных: поддерживается воспроизводимая база, а не отдельная закупка [18]. Есть и обратный эффект. Платформа дает органам управления доказательную основу для оценки проектов: прогноз добычи сопоставляется с потребностью в инфраструктуре, бюджетными стимулами, экологическими рисками и вкладом в развитие территории. В этом качестве она перерастает рамки корпоративной системы и становится элементом экономико-правового механизма управления энергетическим развитием региона.

Модуль для арктических и удаленных территорий

Значительная часть перспективных ресурсов нефти и газа расположена в Арктике и на континентальном шельфе, и условия работы там меняют требования к платформе. Так, А.Е. Череповицын с соавторами показывают, что стандартных инвестиционных критериев для оценки арктических

нефтегазовых проектов недостаточно: приходится учитывать экологическую уязвимость и социальные эффекты, плохо выражаемые в стоимостной форме [26]. Таким образом, арктический модуль не сводится исключительно к настройке параметров.

Его состав определяют три обстоятельства:

- логистика: доставка оборудования и персонала привязана к сезонным окнам, поэтому график обслуживания рассчитывается вместе с прогнозом доступности зимних дорог и ледовой обстановки;
- автономность: присутствие персонала ограничено, связь нестабильна;
- природная среда: последствия аварии в холодных экосистемах устраняются дольше и дороже.

Добавляется фактор основания. Деградация многолетнемерзлых грунтов создает прямой имущественный риск для всего, что на них построено. Д.А. Стрелецкий (D.A. Streletskiy) с соавторами оценили: к середине века деградация мерзлоты затронет 29% дорог, 23% железнодорожных путей и 11% зданий в арктических регионах, а ущерб арктическим государствам составит около 182 млрд долл. [27]. Промысловая инфраструктура стоит на тех же грунтах, что дороги и здания, и подчиняется той же физике потери несущей способности. «Газпром нефть» создает цифровую модель вечноммерзлых грунтов с прогнозом изменений до 2050 г. для выбора инженерных решений в Заполярье [28]. В логике предлагаемой платформы такая модель – часть третьего уровня, связанная с двойниками скважин и инфраструктуры, графиками обслуживания и оценкой последствий аварий; иначе прогноз состояния грунтов останется отдельным исследованием.

Принцип построения модуля – автономность по умолчанию: критические функции наблюдения за состоянием оборудования и безопасной остановки сохраняются при потере внешнего канала связи. На объекте идут обработка сигналов в реальном времени и исполнение утвержденных сценариев, на центральном уровне – межобъектный анализ, обновление моделей, долгосрочное планирование. Распределение вычислений здесь является не предпочтением разработчика, а необходимым требованием безопасности [15].

Новизна предложения и его отличие от существующих подходов

Отличие от существующих подходов показывается по трем направлениям.

1. От обзорных работ по машинному обучению в нефтегазовой отрасли [9] и по направлениям применения искусственного интеллекта [17] предложение отличается единицей описания. Обзоры перечисляют задачи и методы; здесь функции сгруппированы по управленческому основанию – горизонту решения и ответственному субъекту, – и группировка не просто структурирует изложение, а задает требования к архитектуре.

От моделей цифрового двойника предложение отличается местом двойника в системе. В технической литературе двойник описывается как виртуальная копия актива, синхронизированная с физическим объектом [16]. Речь же идет о двойнике системы разработки месторождения – не отдельной скважины и не установки, а связки «пласт – фонд скважин – наземная инфраструктура – природная среда». В предлагаемой архитектуре он занимает промежуточное положение: физическое состояние преобразуется в модели, модели используются сервисами искусственного интеллекта, результаты переводятся в управленческие решения. Двойник перестает быть конечным продуктом цифровизации и становится уровнем, через который проходит управленческий цикл.

От общих моделей платформенной экосистемы [3] предложение отличается привязкой к отраслевым условиям. Такие модели описывают совместное создание ценности [4] и правила управления [5] безотносительно к предмету. Разработка трудноизвлекаемых запасов добавляет три ограничения, которых нет в машиностроительном производстве: геологическая неопределенность как постоянный фон (модель не может быть проверена однократно), особый режим сведений о недрах (ограничивает открытость, которая в общих моделях считается положительным качеством) и высокая цена ошибки на опасных производственных объектах (ограничивает степень автоматизации). Архитектура учитывает их явно – через область применимости моделей на четвертом уровне, разделение рекомендации и решения на пятом, договорные режимы доступа на шестом.

Работа продолжает линию исследований институциональных условий освоения трудноизвлекаемых запасов [2], перенося вопрос из плоскости налоговых стимулов в плоскость управления данными: если данные не согласованы, а права на модели не определены, предлагаемые стимулы не дадут эффекта масштаба.

При внедрении придется решать противоречие между открытостью платформы и защитой данных: чем больше участников, тем сильнее сетевой эффект и выше риск утечки. Разумна поэтапность – сначала открываются наборы, обезличивание которых не рушит их полезность, параллельно отрабатываются федеративные схемы обучения [8]. Второе ограничение – переносимость моделей:

высокая точность на одном месторождении не гарантирует результата на другом. Отсюда требование обязательной проверки качества при переходе к новой формации [11] и рекомендация сочетать физически обоснованные расчеты с машинным обучением [12]. В архитектуре это закреплено фиксацией области применимости.

Заключение

Цель работы состояла в разработке концептуальной архитектуры ИИ-платформы управления разработкой трудноизвлекаемых запасов нефти и в определении условий ее применения. Результаты соотносятся с задачами следующим образом.

Функции искусственного интеллекта систематизированы в пяти контурах применения, однородных по типу данных, горизонту решения и ответственному субъекту: четыре соответствуют стадиям жизненного цикла месторождения, пятый, безопасность и экология, является сквозным. Такая группировка, в отличие от классификаций по типу алгоритма, переводится в требования к архитектуре напрямую.

Признаки платформенной модели сформулированы как пять проверяемых критериев: модульность, открытость подключения, повторное использование моделей, единые правила обмена данными, механизм распределения результата. Первые три достигаются проектными решениями, последние два требуют управленческих договоренностей – и невыполненными чаще оказываются именно они. Архитектура описана шестью уровнями: данные, инфраструктура, цифровые двойники, модели искусственного интеллекта, управленческие сервисы, правила участия. Цифровой двойник системы разработки занимает в ней промежуточное положение, а не позицию конечного продукта.

Условия применения определены в трех плоскостях:

- экономической (разделение централизованного финансирования инфраструктуры и проектного финансирования сервисов, определение владельца платформы и функциональных заказчиков);
- правовой (разграничение прав на данные, код и обученные модели, договорная фиксация возможности переноса модели);
- организационной (разделение рекомендации алгоритма и решения ответственного лица).

Для оценки эффекта обоснован состав из четырех групп показателей, включая стоимость подключения очередного сервиса как прямую проверку платформенности. Арктический модуль построен на принципе автономности по умолчанию и связывает цифровую модель мерзлых грунтов с двойниками объектов и графиками обслуживания.

Предложенная архитектура применима как каркас технического задания при проектировании корпоративной платформы, основа отраслевых

требований к форматам обмена данными и аргумент при обосновании мер поддержки отечественных решений. Границы применимости очерчены выше. Дальнейшая работа предполагает первую пробную проверку на конкретном фонде скважин с измерением всех четырех групп показателей и анализ договорных моделей совместного использования данных.

Библиография

- [1] Серков М.А. Способы добычи трудноизвлекаемых запасов нефти // Экономические науки. 2020. № 5(186). С. 111-113. DOI: 10.14451/1.186.111
- [2] Крюков В.А., Токарев А.Н. Формирование условий для освоения трудноизвлекаемых запасов нефти: необходимость учета региональных аспектов // Экономика региона. 2022. Том 18. № 3. С. 755-769. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-10
- [3] Jovanovic M., Sjödin D., Parida V. Co-evolution of Platform Architecture, Platform Services, and Platform Governance: Expanding the Platform Value of Industrial Digital Platforms // Technovation. 2022. Vol. 118. Pp. 1-14. (На англ.). DOI: 10.1016/j.technovation.2020.102218
- [4] Madanaguli A., Parida V., Sjödin D., Oghazi P. Literature Review on Industrial Digital Platforms: A Business Model Perspective and Suggestions for Future Research // Technological Forecasting and Social Change. 2023. Vol. 194(7). Pp. 1-17. (На англ.). DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122606
- [5] Costabile C. Digital Platform Ecosystem Governance of Private Companies: Building Blocks and a Research Agenda Based on a Multidisciplinary, Systematic Literature Review // Data and Information Management. 2024. Vol. 8(1). Pp. 1-13. (На англ.). DOI: 10.1016/j.dim.2023.100053
- [6] Pauli T., Marx E., Fieft E. Inhibitors and Enablers of Leverage in Digital Industrial Platform Ecosystems // Business & Information Systems Engineering. 2025. Vol. 67(5). Pp. 711-731. (На англ.). DOI: 10.1007/s12599-024-00896-1
- [7] Möller F., Jussen I., Springer V. Industrial Data Ecosystems and Data Spaces // Electronic Markets. 2024. Vol. 34(1). (На англ.). DOI: 10.1007/s12525-024-00724-0
- [8] Farahani B., Monsefi A.K. Smart and Collaborative Industrial IoT: A Federated Learning and Data Space Approach // Digital Communications and Networks. 2023. Vol. 9(2). Pp. 436-447. (На англ.). DOI: 10.1016/j.dcan.2023.01.022
- [9] Tariq Z., Aljawad M.S., Hasan A. A Systematic Review of Data Science and Machine Learning Applications to the Oil and Gas Industry // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. 2021. Vol. 11. Pp. 4339-4374. (На англ.). DOI: 10.1007/s13202-021-01302-2
- [10] Samnioti A., Gaganis V. Applications of Machine Learning in Subsurface Reservoir Simulation - A Review - Part II // Energies. 2023. Vol. 16(18). Pp. 1-53. (На англ.). DOI: 10.3390/en16186727
- [11] Rahmanifard H., Gates I. A Comprehensive Review of Data-Driven Approaches for Forecasting Production from Unconventional Reservoirs: Best Practices and Future Directions // Artificial Intelligence Review. 2024. Vol. 57(8). Pp. 1-40. (На англ.). DOI: 10.1007/s10462-024-10865-5
- [12] Fan D., Lai S., Sun H. Review of Machine Learning Methods for Steady State Capacity and Transient Production Forecasting in Oil and Gas Reservoir // Energies. 2025. Vol. 18(4). Pp. 1-25. (На англ.). DOI: 10.3390/en18040842
- [13] Захаров Л.А., Мартюшев Д.А., Пономарева И.Н. Прогнозирование динамического пластового давления методами искусственного интеллекта // Записки Горного института. 2022. Том 253. С. 23-32. DOI: 10.31897/PMI.2022.11
- [14] Земенкова М.Ю., Чижевская Е.Л., Земенков Ю.Д. Интеллектуальный мониторинг состояний объектов трубопроводного транспорта углеводородов с применением нейросетевых технологий // Записки Горного института. 2022. Том 258. С. 933-944. DOI: 10.31897/PMI.2022.105
- [15] Knebel F.P., Trevisan R., Nascimento G.S. A Study on Cloud and Edge Computing for the Implementation of Digital Twins in the Oil & Gas Industries // Computers & Industrial Engineering. 2023. Vol. 182. Pp. 1-22. (На англ.). DOI: 10.1016/j.cie.2023.109363
- [16] Meza E.B.M., Souza D.G.B., Copetti A. Tools, Technologies and Frameworks for Digital Twins in the Oil and Gas Industry: An In-Depth Analysis // Sensors. 2024. Vol. 24(19). Pp. 1-25. (На англ.). DOI: 10.3390/s24196457
- [17] Póvoas M.S., Moreira J.F., Martins Neto S.V. Artificial Intelligence in the Oil and Gas Industry: Applications, Challenges, and Future Directions // Applied Sciences. 2025. Vol. 15(14). Pp. 1-16. (На англ.). DOI: 10.3390/app15147918
- [18] Жданев О.В. Обеспечение технологического суверенитета отраслей ТЭК Российской Федерации // Записки Горного института. 2022. Том 258. С. 1061-1078. DOI: 10.31897/PMI.2022.107
- [19] Энергетическая стратегия Российской Федерации на период до 2050 года: утв. распоряжением Правительства Российской Федерации от 12.04.2025 № 908-р (2025). Правительство Российской Федерации. URL: <https://static.government.ru/media/files/LWYfSENa10uBrrBoyLQQA0j5eJYIA60.pdf> (дата обращения 28.07.2026).
- [20] «Газпром нефть» и Университет Иннополис создадут ИИ-платформу для исследования недр (2025). ПАО «Газпром нефть». URL: https://digital.gazprom-neft.ru/news/id_10072025 (дата обращения 28.07.2026).
- [21] «Башнефть» подключила к системе «Цифровое месторождение» более 8 тысяч скважин (2025). ПАО «НК «Роснефть». URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/222168/> (дата обращения 28.07.2026).
- [22] «Роснефть» совершенствует методы исследования скважин (2025). ПАО «НК «Роснефть». URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/222577/> (дата обращения 28.07.2026).
- [23] «Роснефть» внедряет искусственный интеллект для оптимизации процессов добычи (2022). ПАО «НК «Роснефть». URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/212201/> (дата обращения 28.07.2026).
- [24] «Роснефть» совершенствует программное обеспечение для разработки газовых месторождений (2021). ПАО «НК «Роснефть». URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/205901/> (дата обращения 28.07.2026).
- [25] Матрохина К.В., Трофимец В.Я., Мазаков Е.Б. Развитие методологии сценарного анализа инвестиционных проектов предприятий минерально-сырьевого комплекса // Записки Горного института. 2023.

- Том 259. С. 112-124. DOI: 10.31897/PMI.2023.3
- [26] Череповицын А.Е., Цветков П.С., Евсеева О.О. Критический анализ методологических подходов к оценке устойчивости арктических нефтегазовых проектов // Записки Горного института. 2021. Том 249. С. 463-479. DOI: 10.31897/PMI.2021.3.15
- [27] Streletskiy D.A., Clemens S., Lanckman J.-P., Shiklomanov N.I. The Costs of Arctic Infrastructure Damages Due to Permafrost Degradation // *Environmental Research Letters*. 2023. Vol. 18(1). Pp. 1-13. (In engl.). DOI: 10.1088/1748-9326/acab18
- [28] «Газпром нефть» создаст цифровую модель вечной мерзлоты в Заполярье (2025). ПАО «Газпром нефть». URL: https://digital.gazprom-neft.ru/news/id_22052025 (дата обращения 28.07.2026).
- ### References
- [1] Serkov M.A. Ways for the Extraction of Hard-To-Recover Oil Reserves // *Economic Sciences*. 2020. Vol. 5(186). Pp. 111-113. (In Russ.). DOI: 10.14451/1.186.111
- [2] Kryukov V.A., Tokarev A.N. Creation of Conditions for the Development of Hard-to-Recover Oil Reserves: Regional Aspects // *Economy of Region*. 2022. Vol. 18(3). Pp. 755-769. (In Russ.). DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-10
- [3] Jovanovic M., Sjödin D., Parida V. Co-evolution of Platform Architecture, Platform Services, and Platform Governance: Expanding the Platform Value of Industrial Digital Platforms // *Technovation*. 2022. Vol. 118. Pp. 1-14. DOI: 10.1016/j.technovation.2020.102218
- [4] Madanaguli A., Parida V., Sjödin D., Oghazi P. Literature Review on Industrial Digital Platforms: A Business Model Perspective and Suggestions for Future Research // *Technological Forecasting and Social Change*. 2023. Vol. 194(7). Pp. 1-17. DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122606
- [5] Costabile C. Digital Platform Ecosystem Governance of Private Companies: Building Blocks and a Research Agenda Based on a Multidisciplinary, Systematic Literature Review // *Data and Information Management*. 2024. Vol. 8(1). Pp. 1-13. DOI: 10.1016/j.dim.2023.100053
- [6] Pauli T., Marx E., Fieft E. Inhibitors and Enablers of Leverage in Digital Industrial Platform Ecosystems // *Business & Information Systems Engineering*. 2025. Vol. 67(5). Pp. 711-731. DOI: 10.1007/s12599-024-00896-1
- [7] Möller F., Jussen I., Springer V. Industrial Data Ecosystems and Data Spaces // *Electronic Markets*. 2024. Vol. 34(1). DOI: 10.1007/s12525-024-00724-0
- [8] Farahani B., Monsefi A.K. Smart and Collaborative Industrial IoT: A Federated Learning and Data Space Approach // *Digital Communications and Networks*. 2023. Vol. 9(2). Pp. 436-447. DOI: 10.1016/j.dcan.2023.01.022
- [9] Tariq Z., Aljawad M.S., Hasan A. A Systematic Review of Data Science and Machine Learning Applications to the Oil and Gas Industry // *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*. 2021. Vol. 11. Pp. 4339-4374. DOI: 10.1007/s13202-021-01302-2
- [10] Samnioti A., Gaganis V. Applications of Machine Learning in Subsurface Reservoir Simulation - A Review - Part II // *Energies*. 2023. Vol. 16(18). Pp. 1-53. DOI: 10.3390/en16186727
- [11] Rahmanifard H., Gates I. A Comprehensive Review of Data-Driven Approaches for Forecasting Production from Unconventional Reservoirs: Best Practices and Future Directions // *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57(8). Pp. 1-40. DOI: 10.1007/s10462-024-10865-5
- [12] Fan D., Lai S., Sun H. Review of Machine Learning Methods for Steady State Capacity and Transient Production Forecasting in Oil and Gas Reservoir // *Energies*. 2025. Vol. 18(4). Pp. 1-25. DOI: 10.3390/en18040842
- [13] Zakharov L.A., Martyushev D.A., Ponomareva I.N. Predicting Dynamic Formation Pressure Using Artificial Intelligence Methods // *Journal of Mining Institute*. 2022. Vol. 253. Pp. 23-32. (In Russ.). DOI: 10.31897/PMI.2022.11
- [14] Zemenkova M.Yu., Chizhevskaya E.L., Zemenkov Yu.D. Intelligent Monitoring of the Condition of Hydrocarbon Pipeline Transport Facilities Using Neural Network Technologies // *Journal of Mining Institute*. 2022. Vol. 258. Pp. 933-944. (In Russ.). DOI: 10.31897/PMI.2022.105
- [15] Knebel F.P., Trevisan R., Nascimento G.S. A Study on Cloud and Edge Computing for the Implementation of Digital Twins in the Oil & Gas Industries // *Computers & Industrial Engineering*. 2023. Vol. 182. Pp. 1-22. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109363
- [16] Meza E.B.M., Souza D.G.B., Copetti A. Tools, Technologies and Frameworks for Digital Twins in the Oil and Gas Industry: An In-Depth Analysis // *Sensors*. 2024. Vol. 24(19). Pp. 1-25. DOI: 10.3390/s24196457
- [17] Póvoas M.S., Moreira J.F., Martins Neto S.V. Artificial Intelligence in the Oil and Gas Industry: Applications, Challenges, and Future Directions // *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(14). Pp. 1-16. DOI: 10.3390/app15147918
- [18] Zhdaneev O.V. Technological Sovereignty of the Russian Federation Fuel and Energy Complex // *Journal of Mining Institute*. 2022. Vol. 258. Pp. 1061-1078. (In Russ.). DOI: 10.31897/PMI.2022.107
- [19] Energeticheskaya strategiya Rossiyskoy Federatsii na period do 2050 goda [Energy Strategy of the Russian Federation for the Period up to 2050]: approved by Decree of the Government of the Russian Federation No. 908-r dated 12.04.2025 (2025). Government of the Russian Federation. (In Russ.). URL: <https://static.government.ru/media/files/LWYfSENa10uBrrBoyLQqAAOj5eJYIA60.pdf> (accessed on 28.07.2026).
- [20] "Gazprom нефть" i Universitet Innopolis sozhdadut II-platformu dlya issledovaniya nedr [Gazprom Neft and Innopolis University to Create an AI Platform for Subsurface Research] (2025). Gazprom Neft PJSC. (In Russ.). URL: https://digital.gazprom-neft.ru/news/id_10072025 (accessed on 28.07.2026).
- [21] "Bashneft" podklyuchila k sisteme "Tsifrovoe mestorozhdenie" bolee 8 tysyach skvazhin [Bashneft Connects More Than 8,000 Wells to the "Digital Field" System] (2025). Rosneft Oil Company PJSC. (In Russ.). URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/222168> / (accessed on 28.07.2026).
- [22] "Rosneft" sovershenstvuet metody issledovaniya skvazhin [Rosneft Improves Well Testing Methods] (2025). Rosneft Oil Company PJSC. (In Russ.). URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/222577> / (accessed on 28.07.2026).
- [23] "Rosneft" vnedryaet iskusstvennyy intellekt dlya optimizatsii protsessov dobychi [Rosneft Implements Artificial Intelligence to Optimize Production Processes] (2022). Rosneft Oil Company PJSC. (In Russ.). URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/212201> / (accessed on 28.07.2026).
- [24] "Rosneft" sovershenstvuet programnoye obespechenie dlya razrabotki gazovykh mestorozhdeniy [Rosneft Improves Software for Gas Field Development] (2021).

- Rosneft Oil Company PJSC. (In Russ.). URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/205901> / (accessed on 28.07.2026).
- [25] Matrokhina K.V., Trofimets V.Ya., Mazakov E.B. Development of Methodology for Scenario Analysis of Investment Projects of Enterprises of the Mineral Resource Complex // Journal of Mining Institute. 2023. Vol. 259. Pp. 112-124. (In Russ.). DOI: 10.31897/PMI.2023.3
- [26] Cherepovitsyn A.E., Tsvetkov P.S., Evseeva O.O. Critical Analysis of Methodological Approaches to Assessing Sustainability of Arctic Oil and Gas Projects // Journal of Mining Institute. 2021. Vol. 249. Pp. 463-479. (In Russ.). DOI: 10.31897/PMI.2021.3.15
- [27] Streletskiy D.A., Clemens S., Lanckman J.-P., Shiklomanov N.I. The Costs of Arctic Infrastructure Damages Due to Permafrost Degradation. Environmental Research Letters. 2023. Vol. 18(1). Pp. 1-13. DOI: 10.1088/1748-9326/acab18
- [28] "Gazprom neft" sozdast tsifrovuyu model' vechnoy merzloty v Zapolyar'e [Gazprom Neft to Create a Digital Model of Permafrost in the Arctic] (2025). Gazprom Neft PJSC. (In Russ.). URL: https://digital.gazprom-neft.ru/news/id_22052025 (accessed on 28.07.2026).

Конфликт интересов / Conflict of Interests

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов /
The author declares no conflict of interests.

Информация об авторе / About the Author

Максим Алексеевич Серков – канд. юрид. наук; старший научный сотрудник, Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого, Великий Новгород, Россия / **Maxim A. Serkov** – Cand. Sci. (Law); Senior Researcher, Yaroslav-the-Wise Novgorod State University, Veliky Novgorod, Russia
E-mail: tiempo10@mail.ru
SPIN РИНЦ 9945-6500
ORCID 0009-0000-5796-4386

Поступила в редакцию / Received 14.08.2026
Поступила после рецензирования / Revised 19.08.2026
Принята к публикации / Accepted 04.09.2026