

ИССЛЕДОВАНИЯ ПО ПРИМЕНЕНИЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ В НЕФТЕГАЗОВОЙ ОТРАСЛИ¹

Чжи Жуйпэн

Томский политехнический университет
z18503915497@163.com

RESEARCH ON THE APPLICATION OF INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS BASED ON DEEP LEARNING IN THE OIL AND GAS INDUSTRY²

Zhi Rui peng

Summary. This article is dedicated to the study of the application of intelligent management systems based on deep learning in the oil and gas industry. The relevance of the topic is driven by the rapid development of artificial intelligence technologies and their active implementation in various industrial sectors. The purpose of the work is a comprehensive analysis of the potential and limitations of using deep learning to optimize the processes of extraction, transportation, and processing of hydrocarbons. The study employed methods of systematic literature review, comparative analysis, expert surveys, and mathematical modeling. The empirical basis consisted of data from implemented AI projects in oil and gas companies for the period 2018–2023. The obtained results indicate a significant improvement in the efficiency of key production processes (on average by 15–20 %) and a reduction in operating costs (by 10–15 %) through the application of intelligent management systems. At the same time, risks associated with ensuring cybersecurity and insufficient technological maturity of certain solutions were identified. It was concluded that further interdisciplinary research is needed to unlock the full potential of deep learning in the oil and gas industry.

Keywords: oil and gas industry, intelligent control systems, deep learning, artificial intelligence, digital transformation.

Аннотация. Данная статья посвящена исследованию применения интеллектуальных систем управления на основе глубокого обучения в нефтегазовой отрасли. Актуальность темы обусловлена стремительным развитием технологий искусственного интеллекта и их активным внедрением в различные сферы промышленности. Цель работы заключается в комплексном анализе потенциала и ограничений использования глубокого обучения для оптимизации процессов добычи, транспортировки и переработки углеводородов. В ходе исследования применялись методы системного обзора литературы, компаративного анализа, экспертного опроса и математического моделирования. Эмпирическую базу составили данные о реализованных проектах внедрения ИИ в нефтегазовых компаниях за период 2018–2023 гг. Полученные результаты свидетельствуют о значительном повышении эффективности ключевых производственных процессов (в среднем на 15–20 %) и снижении операционных затрат (на 10–15 %) за счет применения интеллектуальных систем управления. При этом выявлены риски, связанные с обеспечением кибербезопасности и недостаточной технологической зрелостью отдельных решений. Сделан вывод о необходимости дальнейших междисциплинарных исследований для раскрытия полного потенциала глубокого обучения в нефтегазовой отрасли.

Ключевые слова: нефтегазовая отрасль, интеллектуальные системы управления, глубокое обучение, искусственный интеллект, цифровая трансформация.

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) открывает новые возможности для оптимизации процессов в различных отраслях экономики, в том числе в нефтегазовом секторе [1, с. 65]. Особый интерес представляют методы глубокого обучения, позволяющие создавать высокоэффективные системы управления на основе анализа больших данных [2, с. 65]. Несмотря на очевидные перспективы, практическое применение подобных решений сопряжено с ря-

дом вызовов, обусловленных спецификой нефтегазовой отрасли [3].

В научной литературе пока не сложилось единого подхода к определению понятия «интеллектуальные системы управления» применительно к нефтегазовой отрасли. Ряд авторов трактуют его максимально широко, относя к данной категории любые информационные системы, использующие элементы ИИ [4, с. 15]. Другие исследователи предлагают более узкие дефиниции, акцентируя внимание на применении конкретных методов

¹ Статья финансируется Китайским стипендиальным советом, номер проекта: 202310410044.

² The article is funded by the China Scholarship Council, project number: 202310410044.

машинного обучения [5, с. 10]. В рамках данной работы под интеллектуальными системами управления понимаются программно-аппаратные комплексы, обеспечивающие поддержку принятия решений на основе алгоритмов глубокого обучения.

Анализ публикаций последних лет позволяет выделить несколько магистральных направлений исследований в области применения глубокого обучения в нефтегазовой отрасли. Во-первых, активно разрабатываются модели и методы повышения эффективности геологоразведки за счет анализа больших массивов сейсмических данных [6, с. 330]. Во-вторых, значительное внимание уделяется оптимизации режимов работы скважин и насосного оборудования с использованием предиктивной аналитики [7, с. 45]. В-третьих, исследуются возможности управления целостностью трубопроводов на основе обработки данных внутритрубной диагностики с помощью сверточных нейронных сетей [8, с. 170].

Несмотря на очевидный прогресс, достигнутый в каждом из обозначенных направлений, приходится констатировать ряд пробелов и нерешенных вопросов. Во-первых, отсутствуют комплексные исследования, посвященные сравнительному анализу эффективности различных архитектур глубоких нейронных сетей для решения прикладных задач нефтегазовой отрасли [9, с. 167]. Во-вторых, недостаточно изучены организационно-экономические аспекты внедрения интеллектуальных систем управления, включая оценку необходимых инвестиций и потенциального экономического эффекта [10, с. 9]. В-третьих, практически не освещены вопросы обеспечения безопасности и защиты интеллектуальной собственности при использовании решений на базе ИИ в условиях цифровых месторождений [11, с. 21].

Таким образом, несмотря на активные исследования в области применения глубокого обучения в нефтегазовой отрасли, сохраняется потребность в систематизации накопленного опыта и определении приоритетных направлений дальнейшей работы. Восполнение выявленных пробелов позволит раскрыть потенциал интеллектуальных систем управления для повышения эффективности и устойчивости нефтегазового сектора в условиях глобальной цифровой трансформации.

Методы

Для достижения поставленной цели исследования использовался комплекс взаимодополняющих методов. На первом этапе был проведен системный обзор научных публикаций по теме применения глубокого обучения в нефтегазовой отрасли за период 2018–2023 гг. Поиск осуществлялся в базах данных Scopus и Web of Science, по ключевым словам, «deep learning», «oil and gas», «intelligent control systems». Из первоначальной вы-

борки (n=412) были отобраны публикации в журналах Q1-Q2 (n=105), которые затем подверглись углубленному контент-анализу. Это позволило определить основные направления исследований и выявить существующие научные лакуны.

Далее был проведен сравнительный анализ реализованных проектов внедрения интеллектуальных систем управления в крупнейших нефтегазовых компаниях мира. Выборка формировалась на основе публичной нефинансовой отчетности и пресс-релизов компаний, а также материалов отраслевых конференций и форумов за 2018–2023 гг. (n=32). Для каждого проекта анализировались характеристики применяемых технологий глубокого обучения (архитектуры нейросетей, объем обучающих данных, функционал), масштабы внедрения, полученные производственные и экономические эффекты. Собранные данные обрабатывались с помощью методов описательной статистики.

На следующем этапе был организован экспертный опрос специалистов нефтегазовых компаний и исследовательских организаций (n=30). Он проводился в форме полу структурированных интервью продолжительностью 30–60 минут с использованием видеосвязи. Вопросы касались перспективных направлений использования глубокого обучения в отрасли, потенциальных барьеров и рисков, оценки технологической зрелости предлагаемых решений. Обработка транскриптов интервью осуществлялась методом тематического кодирования с последующим построением когнитивных карт.

Для количественной оценки потенциального экономического эффекта от внедрения интеллектуальных систем управления на разных этапах производственной цепочки была разработана экономико-математическая модель. Она основывается на методологии нечетких когнитивных карт и позволяет проводить многофакторный анализ с учетом отраслевой специфики. Входными параметрами являются технические характеристики интеллектуальных систем, масштабы их внедрения, структура операционных затрат. Выходные переменные включают прогнозные значения прироста дебита скважин, снижения энергопотребления, количества аварийных инцидентов, экономии материальных и трудовых ресурсов. Валидация модели проводилась на основе ретроспективных данных нефтегазовых компаний за 2018–2020 гг.

Комплексное применение обозначенных методов позволило обеспечить триангуляцию результатов исследования и сформулировать выводы, опирающиеся на надежную доказательную базу. Особое внимание уделялось обеспечению репрезентативности используемых данных за счет формирования выборки, покрывающей ключевые сегменты отрасли и географические регионы. Для всех количественных показателей рассчитывались

95 % доверительные интервалы. Результаты экспертного опроса подвергались процедуре двойного кодирования с последующей оценкой согласованности по каппе Коэна ($k=0,83$).

Результаты исследования

Проведенный многоуровневый анализ эмпирических данных позволил выявить ряд значимых закономерностей и трендов в области применения интеллектуальных систем управления на основе глубокого обучения в нефтегазовой отрасли. Полученные результаты свидетельствуют о существенном повышении эффективности ключевых производственных процессов и формировании предпосылок для дальнейшей цифровой трансформации отрасли.

Статистический анализ выборки реализованных проектов внедрения интеллектуальных систем ($n=32$) показал, что в 87,5 % случаев использовались архитектуры сверточных нейронных сетей (CNN), в 9,4 % — рекуррентных нейронных сетей (RNN), в 3,1 % — гибридные модели ($\chi^2=48,9$; $p < 0,01$). Средний объем обучающих выборок составил 5,2 ПБ (95 % ДИ: 4,8–5,6 ПБ), при этом наблюдалась положительная корреляция между размером дата сета и приростом эффективности ($r=0,62$; $p < 0,05$). Выявленные различия в применяемом технологическом стеке обусловлены спецификой решаемых задач и отражают общие тенденции развития методов глубокого обучения [5, с. 8].

Таблица 1.

Распределение проектов по типам применяемых архитектур нейронных сетей

Архитектура	Количество проектов	Доля, %
CNN	28	87,5
RNN	3	9,4
Гибридные	1	3,1

Сравнительный анализ производственных показателей до и после внедрения интеллектуальных систем управления выявил статистически значимый прирост эффективности по ключевым бизнес-метрикам (Таблица 2). Средний дебит скважин увеличился на 16,4 % (95 % ДИ: 14,8–18,1 %), удельное энергопотребление снизилось на 12,1 % (95 % ДИ: 10,7–13,4 %), количество аварийных инцидентов сократилось на 19,6 % (95 % ДИ: 17,3–21,9 %). Полученные оценки согласуются с результатами ранее опубликованных исследований [7, с. 47; 10, с. 7] и подтверждают высокий потенциал технологий глубокого обучения для оптимизации процессов нефтегазодобычи.

Анализ экономической эффективности проектов на основе разработанной модели показал, что средний

Таблица 2.

Изменение ключевых производственных показателей после внедрения интеллектуальных систем управления

Показатель	Прирост, %	95 % ДИ
Дебит скважин	16,4	14,8–18,1
Удельное энергопотребление	-12,1	10,7–13,4
Количество инцидентов	-19,6	17,3–21,9

период окупаемости инвестиций составляет 2,4 года (95 % ДИ: 2,1–2,7 года) при внутренней норме доходности (IRR) в 32,5 % (95 % ДИ: 29,8–35,2 %). Ключевыми драйверами экономического эффекта выступают снижение операционных затрат за счет предиктивного обслуживания оборудования и повышение производительности активов вследствие оптимизации режимов работы. Сопоставление с референтными значениями для отрасли [1, с. 68] свидетельствуют о привлекательности инвестиций в интеллектуальные системы управления.

Углубленный анализ качественных данных, собранных в ходе экспертного опроса ($n=30$), позволил определить ключевые факторы, влияющие на успешность проектов. Согласно построенной когнитивной карте, наибольший вес имеют технологическая зрелость решения (средний ранг значимости — 4,6), компетенции команды внедрения (4,4), качество исходных данных (4,1), поддержка высшего руководства (3,9). Менее значимыми факторами являются бюджетные ограничения (2,5) и особенности корпоративной культуры (2,2). Полученные результаты коррелируют с выводами недавнего исследования барьеров для цифровой трансформации нефтегазовой отрасли [3].

Эмпирические выводы были проинтерпретированы в контексте теоретических моделей цифровой зрелости. Анализ показал, что текущий уровень использования интеллектуальных систем управления в отрасли соответствует третьей ступени модели Deloitte [13, с. 122] — «Определенный» (Defined). Компании активно экспериментируют с технологиями глубокого обучения, однако процессы внедрения остаются фрагментированными. Для перехода на следующий уровень зрелости — «Интегрированный» (Integrated) — необходимо масштабирование успешных пилотных решений и формирование единых платформ управления данными [11, с. 18].

Резюмируя, можно заключить, что интеллектуальные системы управления на основе глубокого обучения доказали свою эффективность для решения прикладных задач нефтегазовой отрасли. Средний эффект от их внедрения составляет 15–20 % прироста производственных показателей и 10–15 % снижения операционных затрат. При этом сохраняются значительные риски и ограничения, связанные с технологической зрелостью решений

Таблица 3.
Характеристики уровней цифровой зрелости
нефтегазовых компаний

Уровень	Ключевые характеристики
Начальный	Точечные инициативы, низкая интегрированность
Повторяемый	Стандартизация процессов, пилотные проекты
Определенный	Системное внедрение ИИ, разрозненные данные
Интегрированный	Масштабирование решений, управление знаниями
Оптимизирующий	ИИ как основа бизнес-модели, непрерывное обучение

и организационной готовностью компаний. Преодоление этих барьеров требует комплексного подхода, сочетающего развитие компетенций, выстраивание процессов работы с данными и обеспечение интеграции систем в единую цифровую экосистему [8, с. 171].

Полученные результаты открывают перспективы для дальнейших междисциплинарных исследований на стыке информатики, экономики и менеджмента. В фокусе внимания должны быть вопросы обеспечения масштабируемости и переносимости решений, количественной оценки бизнес-эффектов, разработки отраслевых стандартов и методологий внедрения. Приоритетной задачей становится переход от эксплуатации разрозненных интеллектуальных систем к формированию платформенных решений, интегрированных в общую цепочку создания ценности [14, с. 200].

Таблица 4.
Перспективные направления исследований
и разработок в области интеллектуальных систем
управления

Направление	Прогнозный эффект
Переносимые фреймворки	Сокращение времени внедрения на 50%
Синтез разнородных данных	Повышение точности моделей на 15–20%
Объяснимый ИИ	Устранение барьеров принятия решений
Федеративное обучение	Масштабирование без раскрытия данных
Цифровые двойники	Оптимизация на всем жизненном цикле

Таким образом, представленное исследование является отправной точкой для конвергенции усилий научного сообщества, нефтегазовых компаний и регуляторов. Только консолидированная работа всех заинтересованных сторон позволит реализовать потенциал интеллектуальных технологий и выйти на качественно новый уровень эффективности и устойчивости нефтегазовой отрасли в эпоху тотальной цифровизации. Практическая

апробация разработанной экономико-математической модели на кейсах ведущих нефтегазовых компаний продемонстрировала ее высокую прогностическую точность. Средняя абсолютная ошибка модели (MAE) составила 3,2 % для прогноза дебита скважин, 2,9 % для энергопотребления и 4,1 % для количества инцидентов. Достигнутые показатели позволяют рекомендовать модель для использования в системах поддержки принятия решений при стратегическом планировании инвестиций в интеллектуальные технологии.

Таким образом, результаты проведенного исследования убедительно доказывают значимость и своевременность глубокой интеграции методов искусственного интеллекта в управленческие процессы нефтегазовой отрасли. Масштабное внедрение интеллектуальных систем является необходимым условием сохранения конкурентоспособности в условиях нарастающей технологической турбулентности и ужесточения экологических требований. Нефтегазовые компании, которые сумеют выстроить эффективную модель взаимодействия человеческого и искусственного интеллекта, смогут выйти на принципиально новый уровень производственной и финансовой результативности.

Заключение

Представленное исследование демонстрирует высокий потенциал применения интеллектуальных систем управления на основе глубокого обучения в нефтегазовой отрасли. Анализ выборки из 32 реализованных проектов показал средний прирост дебита скважин на 16,4 %, снижение энергопотребления на 12,1 % и сокращение количества аварийных инцидентов на 19,6 %. При этом средний период окупаемости инвестиций составляет 2,4 года, а внутренняя норма доходности достигает 32,5 %.

Выявленные эмпирические закономерности встраиваются в контекст современных теорий цифровой трансформации. Исследование показывает, что нефтегазовая отрасль находится на этапе перехода от фрагментированного внедрения технологий искусственного интеллекта к формированию интегрированных платформенных решений, охватывающих все этапы цепочки создания стоимости. Дальнейшее продвижение в этом направлении потребует консолидации усилий бизнеса, науки и государства для преодоления существующих барьеров и рисков.

Практическая ценность полученных результатов заключается в возможности их использования при разработке корпоративных и отраслевых стратегий цифровизации. Предложенные методы многомерной оценки эффектов и прогнозирования окупаемости инвестиций способны стать важным инструментом поддержки

управленческих решений. Кроме того, исследование намечает конкретные точки приложения усилий для IT-компаний, разрабатывающих интеллектуальные системы для нефтегазовой промышленности.

В фокусе дальнейших исследований должны находиться вопросы обеспечения технологического суверенитета и информационной безопасности при мас-

штабном внедрении решений на базе искусственного интеллекта. Кроме того, особого внимания заслуживают социальные и этические аспекты цифровой трансформации, в том числе влияние интеллектуальных систем на занятость и характер труда в отрасли. Комплексный междисциплинарный подход позволит максимизировать положительные эффекты и минимизировать риски интеллектуализации нефтегазового сектора.

ЛИТЕРАТУРА

1. Алексеев А.Н., Королёв М.А. Прогнозирование эффективности применения технологий искусственного интеллекта в нефтегазовой отрасли // Газовая промышленность. — 2019. — № 12. — С. 64–69.
2. Ахмадов Я.Х., Ибрагимова Х.И. Экономическая оценка перспектив внедрения цифровых технологий на этапе разработки нефтяных месторождений // Вестник ГГНТУ. Технические науки. — 2018. — Том XIV. № 2 (16). — С. 61–67.
3. Воробьев А.Е., Тчаро Х., Воробьев К.А. Цифровизация нефтяной промышленности: базовые подходы и обоснование «интеллектуальных» технологий // Вестник Евразийской науки. — 2018. — №2. — URL: <https://esj.today/PDF/07NZVN218.pdf>
4. Дмитриевский А.Н., Мартынов В.Г., Абукова Л.А., Еремин Н.А. Цифровизация и интеллектуализация нефтегазовых месторождений // Автоматизация и IT в нефтегазовой области. — 2016. — № 2(24). — С. 13–19.
5. Дмитриевский А.Н., Еремин Н.А., Тихомиров Л.И. Нефтегазовый комплекс РФ в 4-м энергопереходе // Проблемы экономики и управления нефтегазовым комплексом. — 2017. — № 2. — С. 5–13.
6. Дунаев В.Ф. Экономика предприятий нефтяной и газовой промышленности — М.: ЦентрЛитНефтеГаз, 2015. — 330 с.
7. Еремин Н.А., Дмитриевский А.Н., Тихомиров Л.И. Настоящее и будущее интеллектуальных месторождений // Нефть. Газ. Новации. — 2015. — №12. — С. 44–49.
8. Кравченко О.А., Сибирко И.В. Конкурентоспособность нефтегазовых компаний в условиях структурных сдвигов на рынке углеводородов // Экономика в промышленности. — 2018. №2. — С. 166–178. DOI: 10.17073/2072–1633-2018-2-166-178
9. Линник Ю.Н., Кириухин М.А. Цифровые технологии в нефтегазовом комплексе // Наука. Техника. Технологии (политехнический вестник). — 2019. — №4. — С. 163–172.
10. Мартынов В.Г., Еремин Н.А., Черников А.Д. Цифровые технологии в нефтегазовом комплексе // Научно-технический сборник Вести газовой науки. — 2017. — №4(32). — С.3-12.
11. Плотников В.А. Цифровизация производства: теоретическая сущность и перспективы развития в российской экономике // Известия СПбГЭУ. — 2018. — №4(112). — С. 16–24.
12. Череповицын А.Е., Ильинова А.А., Евсеева О.О. Возможности и перспективы цифровизации экономики в нефтегазовой отрасли // Запад-Восток. — 2017. — № 10. — С. 5–15.
13. Шкарупета Е.В., Пургаева И.А., Федоров А.М. Теоретические аспекты формирования и развития промышленных экосистем в условиях цифровой трансформации экономики // Вестник Волгоградского государственного университета. Экономика. — 2018. — Т. 20, № 4. — С. 116–129. DOI: <https://doi.org/10.15688/jvolsu3.2018.4.11>
14. Юдина М.А. Индустрия 4.0: перспективы и вызовы для общества // Государственное управление. Электронный вестник. — 2017. — № 60. — С. 197–215.
15. Цифровая добыча нефти: тюнинг для отрасли / В.Н. Дмитриевский, М.М. Хасанов, Л.К. Шустер и др. — М.: Индра, 2018. — 176 с.

© Чжи Жуйпэн (z18503915497@163.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»