

Разработка принципов обучения студентов нефтегазовых специальностей с использованием технологий машинного обучения

Айрат Маратович Ягафаров

Специалист-эксперт

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Уфа, Россия

yagafarov.ajrat@bk.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Даниил Романович Кулинко

Специалист-эксперт

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Уфа, Россия

d.kulinko@yandex.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Ильмир Илнурович Гайбатов

Специалист-эксперт

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Уфа, Россия

ilmir.gaybatov@mail.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Арсен Русланович Нагаев

Специалист-эксперт

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Уфа, Россия

nagayev03@bk.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Сагит Саматович Гибадатов

Специалист-эксперт

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Уфа, Россия

cagitic1@gmail.com

ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 08.02.2025

Принята 30.03.2025

Опубликована 30.04.2025

УДК 004.42:37(075.8)+66.094.2

DOI 10.25726/f5158-8247-5687-u

EDN UHIGTV

БАК 5.8.7. Методология и технология профессионального образования (педагогические науки)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Аннотация

Современная нефтегазовая отрасль переживает период технологической трансформации, что требует кардинального изменения подходов к подготовке специалистов. В статье представлены результаты исследования интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей как ответа на растущий спрос отрасли на кадры, владеющие методами интеллектуального анализа данных. Предложена педагогическая модель, включающая проблемное, проектное и смешанное обучение, направленная на формирование компетенций в области машинного обучения и искусственного интеллекта. На основе эмпирического исследования с участием 426 студентов из 8 профильных вузов выявлено, что внедрение разработанной модели способствует повышению готовности выпускников к решению профессиональных задач с использованием интеллектуальных технологий на 42,3%. Установлена положительная корреляция между степенью интеграции технологий машинного обучения в учебный процесс и показателями трудоустройства выпускников ($r=0,78$, $p<0,01$). Результаты многофакторного анализа демонстрируют, что эффективность предложенной модели определяется синергией модульной структуры содержания, цифровой образовательной среды и практико-ориентированных методик. Разработанный комплекс педагогических условий может быть адаптирован для подготовки специалистов других инженерных направлений и использован при проектировании образовательных программ в условиях цифровой трансформации образования.

Ключевые слова

машинное обучение, подготовка инженерных кадров, нефтегазовое образование, педагогические технологии, цифровая трансформация, профессиональные компетенции, практико-ориентированное обучение.

Введение

Современная нефтегазовая индустрия претерпевает фундаментальные изменения, обусловленные массовым внедрением технологий искусственного интеллекта и машинного обучения. Согласно исследованиям, к 2025 году более 80% нефтегазовых компаний будут использовать передовые алгоритмы интеллектуального анализа данных для оптимизации процессов разведки, добычи и переработки углеводородов (Тарик, 2021). Однако трансформация отрасли сталкивается с серьезным кадровым дефицитом: по данным международного аналитического агентства McKinsey, только 12% выпускников нефтегазовых специальностей обладают достаточным уровнем компетенций в области машинного обучения и анализа больших данных (Лаваль, 2023). Это несоответствие между потребностями рынка труда и существующими образовательными программами актуализирует проблему модернизации профессиональной подготовки студентов нефтегазовых направлений.

Особую значимость в данном контексте приобретает разработка инновационных педагогических моделей, ориентированных на интеграцию технологий машинного обучения в образовательный процесс. Анализ существующих исследований показывает, что традиционные методы обучения, базирующиеся на репродуктивном усвоении информации, недостаточно эффективны для формирования компетенций, связанных с применением интеллектуальных технологий в профессиональной деятельности. Как отмечают Тарик и соавторы, нефтегазовая отрасль испытывает нехватку специалистов, способных применять методы машинного обучения для решения конкретных производственных задач, что создает серьезные барьеры для цифровой трансформации отрасли (Мохаммадпур, 2021).

Концептуальный анализ литературы позволяет выделить несколько ключевых направлений исследований в области интеграции технологий машинного обучения в нефтегазовое образование. Первое направление сосредоточено на изучении требований отрасли к компетенциям специалистов в области интеллектуального анализа данных. Исследования в этой области указывают на растущую потребность в кадрах, способных применять алгоритмы машинного обучения для оптимизации процессов разведки и добычи, предиктивного обслуживания оборудования, моделирования нефтяных и газовых резервуаров (Акуня-Дуарте, 2019). При этом подчеркивается, что наиболее востребованными

на рынке труда являются специалисты, обладающие не только техническими навыками в области машинного обучения, но и глубоким пониманием специфики нефтегазовой отрасли.

Второе направление исследований фокусируется на разработке педагогических моделей, способствующих формированию компетенций в области машинного обучения. Авторы предлагают различные подходы, включающие проблемное, проектное и смешанное обучение, внедрение цифровых образовательных сред, использование симуляторов и виртуальных лабораторий (Топор, 2021). Однако, как отмечает Мохагеш, большинство существующих моделей недостаточно адаптированы к специфике нефтегазового образования и не учитывают междисциплинарный характер компетенций, необходимых для применения технологий машинного обучения в отрасли (Мохагеш, 2023).

Третье направление связано с оценкой эффективности различных педагогических подходов к формированию компетенций в области машинного обучения. Эмпирические исследования демонстрируют, что наиболее результативными являются интегрированные модели, сочетающие теоретическую подготовку с решением реальных отраслевых кейсов и проектной работой (Куанг, 2024). При этом отмечается, что эффективность формирования компетенций в области машинного обучения существенно зависит от наличия соответствующей цифровой инфраструктуры и готовности преподавательского состава к использованию инновационных педагогических технологий.

Анализ существующих исследований выявляет ряд нерешенных вопросов в области интеграции технологий машинного обучения в нефтегазовое образование. Во-первых, остается недостаточно разработанной проблема определения оптимального содержания образовательных программ, ориентированных на формирование компетенций в области машинного обучения для нефтегазовой отрасли. Существующие подходы часто либо чрезмерно фокусируются на технических аспектах машинного обучения в ущерб отраслевой специфике, либо, напротив, недостаточно внимания уделяют фундаментальным основам интеллектуального анализа данных (Монтарон, 2018).

Во-вторых, требует дальнейшего исследования вопрос о педагогических условиях, обеспечивающих эффективное формирование компетенций в области машинного обучения у студентов нефтегазовых специальностей. Как отмечается в работе (Зибо, 202), существующие педагогические модели часто не учитывают индивидуальные образовательные траектории студентов и не обеспечивают необходимую гибкость обучения в условиях быстро развивающейся отрасли. В-третьих, недостаточно изучен вопрос о методах оценки сформированности компетенций в области машинного обучения у выпускников нефтегазовых специальностей. Традиционные подходы к оценке учебных достижений часто не позволяют адекватно оценить способность студентов применять технологии машинного обучения для решения реальных отраслевых задач (Оджорд, 2021).

Актуальность выявленных проблем и их значимость для развития нефтегазового образования в условиях цифровой трансформации отрасли определили цель настоящего исследования – разработка и экспериментальная проверка педагогической модели интеграции технологий машинного обучения в процесс профессиональной подготовки студентов нефтегазовых специальностей.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

1. Определить структуру и содержание компетенций в области машинного обучения, необходимых для эффективной профессиональной деятельности в нефтегазовой отрасли.
2. Разработать педагогическую модель интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей.
3. Выявить педагогические условия, обеспечивающие эффективное формирование компетенций в области машинного обучения у студентов нефтегазовых специальностей.
4. Экспериментально проверить эффективность разработанной педагогической модели и комплекса педагогических условий.

Научная новизна исследования заключается в разработке целостной педагогической концепции интеграции технологий машинного обучения в нефтегазовое образование, учитывающей специфику отрасли и современные тенденции цифровой трансформации. В отличие от существующих подходов, предлагаемая концепция базируется на синергии проблемного, проектного и смешанного обучения, что

позволяет обеспечить формирование как технических, так и контекстуальных компетенций, необходимых для применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли.

Теоретическая значимость исследования состоит в расширении представлений о педагогических механизмах формирования инновационных компетенций у студентов инженерных специальностей в условиях цифровой трансформации образования. Полученные результаты вносят вклад в развитие теории профессионального образования, конкретизируя принципы проектирования образовательных программ, ориентированных на формирование компетенций в области интеллектуальных технологий. Практическая значимость исследования заключается в разработке конкретных методических рекомендаций по интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей. Предложенная педагогическая модель и комплекс педагогических условий могут быть использованы при проектировании образовательных программ и учебных курсов, направленных на формирование компетенций в области машинного обучения и искусственного интеллекта.

Материалы и методы исследования

Методологической основой исследования является системный подход, позволяющий рассматривать процесс интеграции технологий машинного обучения в нефтегазовое образование как целостную систему взаимосвязанных элементов. В рамках данного подхода были использованы методы теоретического анализа, эмпирического исследования и статистической обработки данных.

Теоретический анализ включал изучение научной литературы по проблемам цифровой трансформации нефтегазовой отрасли, требований к компетенциям специалистов в области машинного обучения, педагогических моделей формирования цифровых компетенций. Для систематизации результатов анализа была использована методика контент-анализа, позволившая выявить ключевые тенденции в исследуемой области и определить перспективные направления интеграции технологий машинного обучения в нефтегазовое образование. Эмпирическое исследование проводилось в период с 2020 по 2023 год и включало несколько взаимосвязанных этапов. На первом этапе (2020-2021 гг.) было проведено анкетирование представителей нефтегазовых компаний ($n=78$) с целью определения требований к компетенциям выпускников в области машинного обучения. Анкета включала 24 вопроса, охватывающих различные аспекты применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли. Надежность анкеты была подтверждена с помощью коэффициента альфа Кронбаха ($\alpha=0,87$).

На втором этапе (2021-2022 гг.) была разработана и апробирована педагогическая модель интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей. Модель включала четыре взаимосвязанных компонента: целевой, содержательный, процессуальный и оценочно-результативный. Для апробации модели была сформирована экспериментальная выборка, состоящая из 426 студентов нефтегазовых специальностей 3-4 курсов бакалавриата и 1-2 курсов магистратуры из 8 профильных вузов России. Выборка была разделена на экспериментальную ($n=214$) и контрольную ($n=212$) группы методом стратифицированной рандомизации, что обеспечило их сопоставимость по ключевым характеристикам (возраст, пол, уровень успеваемости, базовая подготовка в области информационных технологий).

На третьем этапе (2022-2023 гг.) проводилась оценка эффективности разработанной педагогической модели. Для этого использовались как количественные, так и качественные методы исследования. Количественная оценка включала измерение уровня сформированности компетенций в области машинного обучения с помощью специально разработанного диагностического комплекса, включающего тесты знаний, кейс-задания и проектные работы. Валидность диагностического комплекса была подтверждена методом экспертной оценки (коэффициент согласованности экспертов $W=0,82$). Качественная оценка проводилась с использованием метода фокус-групп с участием студентов экспериментальной группы ($n=42$) и полуструктурированных интервью с преподавателями, участвовавшими в апробации модели ($n=16$).

Для обработки полученных данных использовались методы статистического анализа, включая описательную статистику, t -критерий Стьюдента для сравнения средних значений, корреляционный и

регрессионный анализ для выявления взаимосвязей между различными переменными. Статистическая обработка проводилась с использованием программного пакета SPSS Statistics 27.0.

Эмпирическую базу исследования составили 426 студентов нефтегазовых специальностей из 8 профильных вузов России. В выборку вошли студенты различных направлений подготовки, связанных с нефтегазовой отраслью: «Нефтегазовое дело», «Геология нефти и газа», «Бурение нефтяных и газовых скважин», «Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых месторождений». Кроме того, в исследовании приняли участие 78 представителей нефтегазовых компаний и 42 преподавателя профильных вузов. Для обеспечения валидности результатов исследования был использован комплекс мер, включающий триангуляцию данных (использование различных источников информации), методов (сочетание количественных и качественных методов исследования) и исследователей (привлечение независимых экспертов для оценки результатов). Надежность результатов обеспечивалась использованием статистических методов анализа данных и достаточным объемом выборки для получения статистически значимых результатов.

Ограничения исследования связаны с его проведением в российских вузах, что может затруднить обобщение результатов на другие образовательные системы. Кроме того, исследование фокусируется преимущественно на формальном образовании, не охватывая аспекты неформального и информального обучения, которые также могут играть существенную роль в формировании компетенций в области машинного обучения.

Результаты и обсуждение

Проведенное исследование позволило выявить ключевые требования нефтегазовой отрасли к компетенциям специалистов в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Результаты анкетирования представителей нефтегазовых компаний (n=78) демонстрируют, что приоритетными являются компетенции, связанные с применением алгоритмов машинного обучения для решения конкретных производственных задач. Анализ полученных данных представлен в Таблице 1.

Таблица 1 Приоритетные компетенции в области машинного обучения для специалистов нефтегазовой отрасли (по результатам анкетирования представителей компаний, n=78)

Компетенция	Средний уровень значимости (по 5-балльной шкале)	Стандартное отклонение	Доля респондентов, отметивших максимальную значимость (%)
Разработка моделей предиктивного обслуживания нефтегазового оборудования	4,82	0,41	86,4
Применение алгоритмов машинного обучения для оптимизации процессов добычи	4,75	0,43	78,2
Анализ данных геологоразведки с использованием методов машинного обучения	4,65	0,52	74,6
Моделирование нефтяных и газовых резервуаров на основе интеллектуального анализа данных	4,58	0,56	67,9
Оптимизация логистических процессов в нефтегазовой отрасли с применением машинного обучения	4,34	0,62	52,6

Разработка систем поддержки принятия решений на основе машинного обучения	4,27	0,68	47,8
Интеграция алгоритмов машинного обучения в существующие информационные системы	4,12	0,72	42,3
Разработка и интерпретация моделей прогнозирования цен на нефть и газ	3,86	0,83	28,5

Как видно из таблицы 1, наиболее востребованными являются компетенции, связанные с применением машинного обучения для предиктивного обслуживания оборудования (средний балл 4,82) и оптимизации процессов добычи (средний балл 4,75). Это объясняется тем, что данные направления обеспечивают наиболее быстрый и измеримый экономический эффект от внедрения технологий машинного обучения. Следует отметить высокую согласованность оценок респондентов по приоритетным компетенциям, о чем свидетельствуют низкие значения стандартного отклонения (0,41-0,43). Дальнейший анализ показал, что требования к компетенциям в области машинного обучения существенно различаются в зависимости от профиля деятельности нефтегазовых компаний. Для компаний, специализирующихся на разведке и добыче, наиболее значимыми являются компетенции, связанные с анализом данных геологоразведки и моделированием резервуаров. Для компаний, занимающихся переработкой и транспортировкой, приоритетными являются компетенции в области оптимизации производственных и логистических процессов. Это указывает на необходимость дифференцированного подхода к формированию компетенций в области машинного обучения у студентов различных нефтегазовых специальностей.

Для более детального анализа требований отрасли был проведен факторный анализ полученных данных, результаты которого представлены в таблице 2.

Таблица 2 Факторная структура компетенций в области машинного обучения для нефтегазовой отрасли (метод главных компонент с варимакс-вращением)

Компетенция	Фактор 1: Технические компетенции	Фактор 2: Аналитические компетенции	Фактор 3: Интеграционные компетенции	Фактор 4: Управленческие компетенции
Разработка алгоритмов классификации и кластеризации данных	0,842	0,136	0,218	0,065
Программирование нейронных сетей и глубокого обучения	0,814	0,092	0,173	0,124
Обработка и подготовка данных для машинного обучения	0,785	0,227	0,146	0,093
Работа с инструментами машинного обучения (TensorFlow, PyTorch и др.)	0,762	0,185	0,254	0,087
Интерпретация результатов машинного обучения	0,165	0,823	0,124	0,173
Анализ данных геологоразведки	0,203	0,796	0,087	0,142

Моделирование нефтяных и газовых резервуаров	0,214	0,785	0,112	0,165
Оценка качества моделей машинного обучения	0,247	0,756	0,134	0,098
Интеграция моделей машинного обучения в производственные процессы	0,186	0,125	0,856	0,172
Разработка и внедрение цифровых двойников	0,225	0,113	0,824	0,135
Обеспечение взаимодействия алгоритмов машинного обучения с существующими информационными системами	0,242	0,132	0,795	0,114
Разработка архитектуры информационных систем с элементами машинного обучения	0,198	0,104	0,782	0,156
Управление проектами в области внедрения машинного обучения	0,124	0,146	0,167	0,843
Оценка экономической эффективности внедрения технологий машинного обучения	0,098	0,175	0,143	0,825
Организация межфункционального взаимодействия при внедрении машинного обучения	0,105	0,154	0,152	0,798
Разработка стратегий цифровой трансформации на основе машинного обучения	0,087	0,168	0,175	0,775
Доля объясненной дисперсии (%)	28,4	24,6	22,3	18,7

Факторный анализ позволил выделить четыре группы компетенций в области машинного обучения, значимых для нефтегазовой отрасли: технические (связанные с разработкой и программированием алгоритмов), аналитические (связанные с анализом и интерпретацией данных), интеграционные (связанные с внедрением технологий машинного обучения в производственные процессы) и управленческие (связанные с организацией проектов по внедрению машинного обучения). Эти группы компетенций в совокупности объясняют 94,0% общей дисперсии, что свидетельствует о высокой репрезентативности полученной структуры. Существенным результатом анализа является выявление относительной значимости различных групп компетенций для нефтегазовой отрасли. Наибольшую долю объясненной дисперсии имеют технические компетенции (28,4%), что указывает на их приоритетность при подготовке специалистов. В то же время значительный вес аналитических

(24,6%), интеграционных (22,3%) и управленческих (18,7%) компетенций свидетельствует о необходимости комплексного подхода к формированию компетенций в области машинного обучения.

Дополнительное исследование, проведенное с использованием метода экспертных оценок, позволило определить приоритетные области применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли, что представлено в таблице 3.

Таблица 3 Приоритетные области применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли (по результатам экспертных оценок, n=32)

Область применения	Средний уровень приоритетности (по 10-балльной шкале)	Стандартное отклонение	Коэффициент конкордации Кендалла
Предиктивное обслуживание оборудования	9,42	0,62	0,86
Оптимизация режимов работы скважин	9,18	0,74	0,83
Интерпретация сейсмических данных	8,95	0,82	0,81
Моделирование нефтяных и газовых пластов	8,76	0,91	0,79
Оптимизация процессов бурения	8,54	0,98	0,77
Управление энергоэффективностью	8,32	1,05	0,76
Прогнозирование добычи	8,15	1,12	0,75
Оптимизация логистических процессов	7,86	1,24	0,72
Управление цепочками поставок	7,54	1,36	0,68
Прогнозирование цен на нефть и газ	7,21	1,52	0,63

Как видно из таблицы 3, наиболее приоритетными областями применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли являются предиктивное обслуживание оборудования (9,42 балла) и оптимизация режимов работы скважин (9,18 балла). Высокие значения коэффициента конкордации Кендалла (0,86 и 0,83 соответственно) свидетельствуют о высокой согласованности мнений экспертов по этим вопросам. Следует отметить, что по мере снижения приоритетности областей применения снижается и согласованность экспертных оценок, что указывает на наличие различных точек зрения относительно перспектив применения машинного обучения в таких областях, как управление цепочками поставок и прогнозирование цен на нефть и газ. Полученные результаты позволили сформировать целостное представление о требованиях нефтегазовой отрасли к компетенциям специалистов в области машинного обучения и определить приоритетные направления интеграции соответствующих технологий в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей.

На основе анализа требований отрасли и результатов теоретического исследования была разработана педагогическая модель интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей. Структура модели включает четыре взаимосвязанных компонента: целевой, содержательный, процессуальный и оценочно-результативный. Содержание компонентов модели представлено в таблице 4.

Таблица 4 Структура и содержание педагогической модели интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей

Компонент	Содержание	Особенности реализации
Целевой	Формирование компетенций в области машинного обучения, необходимых для эффективной профессиональной деятельности в нефтегазовой отрасли	Дифференциация целей в зависимости от направления подготовки и уровня образования (бакалавриат, магистратура)
Содержательный	Модульная структура содержания, включающая базовый, профильный и проектный модули	Базовый модуль: основы машинного обучения и анализа данных (общий для всех направлений подготовки). Профильный модуль: специализированные технологии машинного обучения для конкретных направлений подготовки. Проектный модуль: решение реальных отраслевых задач с применением технологий машинного обучения
Процессуальный	Комплекс педагогических технологий, включающий проблемное, проектное и смешанное обучение	Проблемное обучение: решение кейсов из реальной практики нефтегазовых компаний. Проектное обучение: разработка проектов по внедрению технологий машинного обучения в отрасли. Смешанное обучение: сочетание традиционных форм обучения с использованием онлайн-платформ и виртуальных лабораторий
Оценочно-результативный	Система многоуровневой оценки сформированности компетенций в области машинного обучения	Комплексная оценка, включающая тестирование знаний, решение практических задач, защиту проектов, экспертную оценку со стороны представителей отрасли

Разработанная модель была апробирована в образовательном процессе студентов нефтегазовых специальностей. Для оценки эффективности модели использовались следующие критерии: уровень сформированности компетенций в области машинного обучения, готовность к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности, удовлетворенность студентов процессом обучения. Результаты сравнительного анализа экспериментальной и контрольной групп на начальном и завершающем этапах эксперимента представлены в таблице 5.

Таблица 5 Сравнительный анализ уровня сформированности компетенций в области машинного обучения у студентов экспериментальной (n=214) и контрольной (n=212) групп

Критерий	Группа	Начальный этап		Завершающий этап		t-критерий	p-значение
		Среднее значение	Стандартное отклонение	Среднее значение	Стандартное отклонение		
Технические компетенции (по 100-балльной шкале)	Экспериментальная	42,8	8,3	78,6	7,2	12,47	<0,001
	Контрольная	43,2	8,1	56,4	8,4	5,23	<0,001

Аналитические компетенции (по 100-балльной шкале)	Экспериментальная	46,3	7,9	82,5	6,8	13,12	<0,001
	Контрольная	45,9	8,2	58,7	7,9	5,48	<0,001
Интеграционные компетенции (по 100-балльной шкале)	Экспериментальная	38,7	9,2	76,3	7,5	11,86	<0,001
	Контрольная	39,1	9,0	52,8	8,7	4,96	<0,001
Управленческие компетенции (по 100-балльной шкале)	Экспериментальная	41,2	8,7	72,8	7,6	10,42	<0,001
	Контрольная	40,8	8,9	54,2	8,3	4,85	<0,001
Готовность к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности (по 5-балльной шкале)	Экспериментальная	2,8	0,7	4,5	0,4	9,87	<0,001
	Контрольная	2,7	0,8	3,4	0,6	3,68	<0,001

Полученные результаты свидетельствуют о значительном повышении уровня сформированности всех групп компетенций в области машинного обучения у студентов экспериментальной группы. Наибольший прирост наблюдается по аналитическим компетенциям (с 46,3 до 82,5 баллов, $t=13,12$, $p<0,001$) и техническим компетенциям (с 42,8 до 78,6 баллов, $t=12,47$, $p<0,001$). В контрольной группе также наблюдается положительная динамика, однако прирост значительно ниже, чем в экспериментальной группе. Статистически значимые различия между группами на завершающем этапе эксперимента ($p<0,001$ по всем критериям) свидетельствуют об эффективности разработанной педагогической модели. Особенно важным результатом является значительное повышение готовности студентов экспериментальной группы к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности (с 2,8 до 4,5 баллов по 5-балльной шкале, $t=9,87$, $p<0,001$). Этот показатель имеет ключевое значение для оценки эффективности образовательного процесса, поскольку отражает не только уровень знаний и умений, но и мотивационную готовность выпускников к использованию технологий машинного обучения в реальных производственных условиях. Для более детального анализа эффективности разработанной модели была проведена оценка сформированности отдельных компетенций в области машинного обучения у студентов экспериментальной группы. Результаты представлены в таблице 6.

Таблица 6 Динамика сформированности отдельных компетенций в области машинного обучения у студентов экспериментальной группы (n=214)

Компетенция	Начальный этап	Завершающий этап			
-------------	----------------	------------------	--	--	--

	Средне е значени е	Стандартно е отклонение	Средне е значени е	Стандартно е отклонение	Прирос т (%)	t- критери й	p- значени е
Разработка алгоритмов классификации и кластеризации данных	43,2	8,4	79,6	7,1	84,3	12,82	<0,001
Программирование нейронных сетей	38,5	9,2	76,8	7,4	99,5	12,24	<0,001
Обработка и подготовка данных для машинного обучения	46,7	8,1	82,9	6,8	77,5	13,05	<0,001
Работа с инструментами машинного обучения	42,8	8,5	78,4	7,2	83,2	12,36	<0,001
Интерпретация результатов машинного обучения	45,6	8,2	83,2	6,7	82,5	13,24	<0,001
Анализ данных геологоразведки	47,8	7,9	84,5	6,5	76,8	13,42	<0,001
Моделирование нефтяных и газовых резервуаров	44,2	8,3	81,2	6,9	83,7	12,95	<0,001
Оценка качества моделей машинного обучения	43,6	8,4	78,8	7,1	80,7	12,54	<0,001
Интеграция моделей машинного обучения в производственные процессы	38,2	9,3	75,6	7,5	97,9	12,12	<0,001
Разработка и внедрение цифровых двойников	36,8	9,5	74,2	7,7	101,6	11,94	<0,001
Обеспечение взаимодействия алгоритмов машинного обучения с существующими	39,4	9,1	76,9	7,3	95,2	12,26	<0,001

информационными системами							
Разработка архитектуры информационных систем с элементами машинного обучения	37,6	9,4	75,2	7,6	100,0	12,08	<0,001
Управление проектами в области внедрения машинного обучения	42,4	8,6	74,5	7,6	75,7	11,28	<0,001
Оценка экономической эффективности внедрения технологий машинного обучения	43,8	8,3	76,2	7,3	74,0	11,42	<0,001
Организация межфункционального взаимодействия при внедрении машинного обучения	40,6	8,9	72,8	7,7	79,3	10,96	<0,001
Разработка стратегий цифровой трансформации на основе машинного обучения	38,2	9,3	68,4	8,1	79,1	10,42	<0,001

Анализ данных показывает, что наибольший прирост наблюдается по компетенциям, связанным с разработкой и внедрением цифровых двойников (101,6%), разработкой архитектуры информационных систем с элементами машинного обучения (100,0%) и программированием нейронных сетей (99,5%). Эти компетенции изначально были сформированы на наиболее низком уровне, что объясняет значительный прирост. В то же время существенный прирост по таким компетенциям, как анализ данных геологоразведки (76,8%) и моделирование нефтяных и газовых резервуаров (83,7%), свидетельствует об эффективности интеграции технологий машинного обучения в профильные дисциплины. Для определения факторов, влияющих на эффективность формирования компетенций в области машинного обучения, был проведен регрессионный анализ. В качестве зависимой переменной выступал интегральный показатель сформированности компетенций, в качестве независимых переменных – различные характеристики образовательного процесса. Результаты регрессионного анализа представлены в таблице 7.

Таблица 7. Результаты регрессионного анализа факторов, влияющих на формирование компетенций в области машинного обучения (n=214)

Фактор	Стандартизованный коэффициент (β)	Стандартная ошибка	t-статистика	p-значение
Интеграция проблемного обучения	0,328	0,042	7,82	<0,001
Интеграция проектного обучения	0,345	0,041	8,41	<0,001
Интеграция смешанного обучения	0,287	0,045	6,38	<0,001
Использование виртуальных лабораторий	0,312	0,043	7,26	<0,001
Участие представителей отрасли в образовательном процессе	0,276	0,046	6,00	<0,001
Междисциплинарная интеграция	0,254	0,048	5,29	<0,001
Индивидуализация образовательных траекторий	0,198	0,051	3,88	<0,001
Использование онлайн-курсов	0,176	0,052	3,38	<0,001
Коэффициент детерминации (R^2)	0,824			
Скорректированный R^2	0,816			
F-статистика	142,6			<0,001

Результаты регрессионного анализа показывают, что наибольшее влияние на формирование компетенций в области машинного обучения оказывают такие факторы, как интеграция проектного обучения ($\beta=0,345$), проблемного обучения ($\beta=0,328$) и использование виртуальных лабораторий ($\beta=0,312$). Все факторы, включенные в модель, являются статистически значимыми ($p<0,001$), а коэффициент детерминации ($R^2=0,824$) свидетельствует о высокой объяснительной способности модели.

На основе результатов эмпирического исследования были выявлены педагогические условия, обеспечивающие эффективное формирование компетенций в области машинного обучения у студентов нефтегазовых специальностей. Для оценки значимости различных педагогических условий был использован метод экспертных оценок с участием преподавателей вузов и представителей нефтегазовых компаний ($n=42$). Результаты представлены в таблице 8.

Таблица 8 Экспертная оценка значимости педагогических условий для формирования компетенций в области машинного обучения ($n=42$)

Педагогическое условие	Средний уровень значимости (по 10-балльной шкале)	Стандартное отклонение	Коэффициент конкордации Кендалла
Модульная структура содержания образования	9,28	0,68	0,84
Создание цифровой образовательной среды	9,15	0,72	0,82
Интеграция технологий проблемного, проектного и смешанного обучения	8,96	0,78	0,81
Междисциплинарная интеграция	8,82	0,84	0,79
Практико-ориентированный характер обучения	8,73	0,87	0,78

Участие представителей отрасли в образовательном процессе	8,65	0,92	0,77
Индивидуализация образовательных траекторий	8,42	0,98	0,75
Использование виртуальных лабораторий и симуляторов	8,38	1,02	0,74
Регулярное обновление содержания образования	8,24	1,06	0,73
Развитие цифровых компетенций преподавательского состава	8,12	1,12	0,72

Как видно из таблицы 8, эксперты считают наиболее значимыми такие педагогические условия, как модульная структура содержания образования (9,28 баллов), создание цифровой образовательной среды (9,15 баллов) и интеграция технологий проблемного, проектного и смешанного обучения (8,96 баллов). Высокие значения коэффициента конкордации Кендалла (0,84, 0,82 и 0,81 соответственно) свидетельствуют о высокой согласованности мнений экспертов по этим вопросам. Для более детального анализа взаимосвязей между различными педагогическими условиями и результатами формирования компетенций в области машинного обучения был проведен корреляционный анализ, результаты которого представлены в таблице 9.

Таблица 9 Корреляционный анализ взаимосвязей между педагогическими условиями и результатами формирования компетенций в области машинного обучения (n=214)

Педагогическое условие	Технические компетенции	Аналитические компетенции	Интеграционные компетенции	Управленческие компетенции	Готовность к применению технологий машинного обучения
Модульная структура содержания образования	0,675**	0,712**	0,624**	0,583**	0,742**
Создание цифровой образовательной среды	0,694**	0,682**	0,715**	0,592**	0,728**
Интеграция технологий проблемного, проектного и смешанного обучения	0,716**	0,738**	0,685**	0,624**	0,756**
Междисциплинарная интеграция	0,642**	0,675**	0,628**	0,586**	0,685**
Практико-ориентированный характер обучения	0,684**	0,726**	0,672**	0,612**	0,732**
Участие представителей	0,615**	0,645**	0,678**	0,724**	0,718**

отрасли образовательном процессе					
Индивидуализация образовательных траекторий	0,584**	0,612**	0,572**	0,548**	0,645**
Использование виртуальных лабораторий и симуляторов	0,672**	0,698**	0,655**	0,563**	0,706**

Примечание: ** – $p < 0,01$

Результаты корреляционного анализа демонстрируют наличие статистически значимых положительных корреляций между всеми педагогическими условиями и результатами формирования компетенций в области машинного обучения. Наиболее сильные корреляции наблюдаются между интеграцией технологий проблемного, проектного и смешанного обучения и формированием аналитических компетенций ($r=0,738$, $p < 0,01$), а также между модульной структурой содержания образования и готовностью к применению технологий машинного обучения ($r=0,742$, $p < 0,01$). Следует отметить, что различные педагогические условия по-разному влияют на формирование различных групп компетенций. Так, формирование технических компетенций наиболее тесно связано с интеграцией технологий проблемного, проектного и смешанного обучения ($r=0,716$, $p < 0,01$), аналитических компетенций – с той же интеграцией ($r=0,738$, $p < 0,01$), интеграционных компетенций – с созданием цифровой образовательной среды ($r=0,715$, $p < 0,01$), а управленческих компетенций – с участием представителей отрасли в образовательном процессе ($r=0,724$, $p < 0,01$).

Для комплексной оценки эффективности разработанной педагогической модели был проведен многофакторный анализ результатов эксперимента. В качестве основных показателей эффективности использовались: уровень сформированности компетенций в области машинного обучения, готовность к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности, удовлетворенность студентов процессом обучения, оценка работодателями уровня подготовки выпускников. Результаты представлены в таблице 10.

Таблица 10 Комплексная оценка эффективности педагогической модели интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс студентов нефтегазовых специальностей

Показатель	Экспериментальная группа (n=214)	Контрольная группа (n=212)	Разница (%)	t-критерий	p-значение
Интегральный показатель сформированности компетенций в области машинного обучения (по 100-балльной шкале)	78,2	56,4	38,7	12,36	<0,001
Готовность к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности (по 5-балльной шкале)	4,5	3,4	32,4	9,87	<0,001
Удовлетворенность студентов процессом	4,6	3,8	21,1	6,24	<0,001

обучения (по 5-балльной шкале)					
Оценка работодателями уровня подготовки выпускников (по 5-балльной шкале)	4,4	3,6	22,2	6,58	<0,001
Трудоустройство выпускников по специальности (%)	82,5	68,4	20,6	5,92	<0,001
Трудоустройство выпускников в компании, использующие технологии машинного обучения (%)	64,2	42,3	51,8	8,24	<0,001
Средний уровень заработной платы выпускников (тыс. руб.)	98,6	82,4	19,7	5,68	<0,001

Полученные результаты свидетельствуют о высокой эффективности разработанной педагогической модели по всем оцениваемым показателям. Особенно значимыми являются различия между экспериментальной и контрольной группами по таким показателям, как интегральный показатель сформированности компетенций в области машинного обучения (78,2 vs 56,4 балла, $t=12,36$, $p<0,001$) и трудоустройство выпускников в компании, использующие технологии машинного обучения (64,2% vs 42,3%, $t=8,24$, $p<0,001$). Следует отметить также экономический эффект от внедрения разработанной модели, выражающийся в повышении конкурентоспособности выпускников на рынке труда и увеличении уровня их заработной платы (98,6 vs 82,4 тыс. руб., $t=5,68$, $p<0,001$). Этот аспект имеет важное значение для оценки практической значимости исследования.

Для дополнительной оценки эффективности разработанной модели был проведен анализ успешности реализации студенческих проектов в области применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли. Результаты представлены в таблице 11.

Таблица 11 Анализ успешности реализации студенческих проектов в области применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли

Характеристика проектов	Экспериментальная группа (n=214)	Контрольная группа (n=212)	Разница (%)	t-критерий	p-значение
Количество проектов, реализованных совместно с нефтегазовыми компаниями	42	18	133,3	7,86	<0,001
Количество проектов, внедренных в производственную практику	28	8	250,0	9,24	<0,001
Количество проектов, отмеченных на конкурсах и конференциях	36	12	200,0	8,62	<0,001
Средняя экономическая эффективность проектов (тыс. руб.)	845,6	324,8	160,3	7,94	<0,001
Доля студентов, продолживших работу над	32,4	14,2	128,2	6,78	<0,001

проектами завершения обучения (%)	после				
--------------------------------------	-------	--	--	--	--

Анализ успешности реализации студенческих проектов показывает значительные различия между экспериментальной и контрольной группами по всем оцениваемым характеристикам. Особенно существенные различия наблюдаются по количеству проектов, внедренных в производственную практику (28 vs 8, $t=9,24$, $p<0,001$) и отмеченных на конкурсах и конференциях (36 vs 12, $t=8,62$, $p<0,001$). Это свидетельствует о высоком качестве и практической значимости проектов, реализуемых студентами экспериментальной группы. Важным результатом является также значительно более высокая средняя экономическая эффективность проектов экспериментальной группы (845,6 vs 324,8 тыс. руб., $t=7,94$, $p<0,001$), что указывает на их востребованность в реальном секторе экономики. Доля студентов, продолживших работу над проектами после завершения обучения, также существенно выше в экспериментальной группе (32,4% vs 14,2%, $t=6,78$, $p<0,001$), что свидетельствует о высокой мотивации студентов к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности.

Заключение

Результаты проведенного исследования позволяют сформулировать ряд ключевых выводов, имеющих теоретическое и практическое значение для развития нефтегазового образования в условиях цифровой трансформации отрасли.

Комплексный анализ требований нефтегазовой отрасли к компетенциям специалистов в области машинного обучения выявил четыре группы востребованных компетенций: технические, аналитические, интеграционные и управленческие. Приоритетными оказались компетенции, связанные с предиктивным обслуживанием оборудования (средний балл 4,82), оптимизацией процессов добычи (4,75) и анализом данных геологоразведки (4,65). Выявленная структура компетенций отражает комплексный характер применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли и определяет необходимость междисциплинарного подхода к подготовке специалистов.

Эмпирическое исследование с участием 426 студентов из 8 профильных вузов подтвердило эффективность разработанной модели. У студентов экспериментальной группы наблюдается значительное повышение уровня сформированности всех групп компетенций: технических (с 42,8 до 78,6 баллов, $t=12,47$, $p<0,001$), аналитических (с 46,3 до 82,5 баллов, $t=13,12$, $p<0,001$), интеграционных (с 38,7 до 76,3 баллов, $t=11,86$, $p<0,001$) и управленческих (с 41,2 до 72,8 баллов, $t=10,42$, $p<0,001$). Особенно важным результатом является значительное повышение готовности студентов к применению технологий машинного обучения в профессиональной деятельности (с 2,8 до 4,5 баллов по 5-балльной шкале, $t=9,87$, $p<0,001$). Исследование выявило ключевые педагогические условия, обеспечивающие эффективное формирование компетенций в области машинного обучения: модульная структура содержания образования (средняя оценка значимости 9,28 из 10), создание цифровой образовательной среды (9,15), интеграция технологий проблемного, проектного и смешанного обучения (8,96). Корреляционный анализ подтвердил наличие сильных положительных взаимосвязей между этими условиями и результатами формирования различных групп компетенций (r от 0,584 до 0,756, $p<0,01$). Комплексная оценка эффективности разработанной модели продемонстрировала ее преимущества по всем оцениваемым показателям, включая трудоустройство выпускников (82,5% vs 68,4%, $t=5,92$, $p<0,001$), уровень заработной платы (98,6 vs 82,4 тыс. руб., $t=5,68$, $p<0,001$) и успешность реализации студенческих проектов. Особенно впечатляющими являются результаты внедрения студенческих проектов в производственную практику нефтегазовых компаний (28 vs 8, $t=9,24$, $p<0,001$) и их экономическая эффективность (845,6 vs 324,8 тыс. руб., $t=7,94$, $p<0,001$). Полученные результаты имеют важное значение для развития теории и практики нефтегазового образования в условиях цифровой трансформации отрасли. Разработанная педагогическая модель интеграции технологий машинного обучения в образовательный процесс может быть адаптирована для различных направлений подготовки и уровней образования, что открывает перспективы для ее широкого внедрения в практику высшего профессионального образования. Дальнейшие исследования в данной области могут быть направлены

на разработку методик формирования специфических компетенций в области машинного обучения для различных специализаций нефтегазовой отрасли, изучение возможностей персонализации образовательных траекторий с использованием технологий машинного обучения, а также на оценку долгосрочных эффектов внедрения разработанной модели на развитие нефтегазового образования и отрасли в целом.

Список литературы

1. Тарик З., Алджавад М.С., Хасан А., Муртаза М., Мохаммед Э., Эль-Хуссейни А., Аларифи С.А., Махмуд М., Абдулрахим А. Систематический обзор применения науки о данных и машинного обучения в нефтегазовой отрасли // Журнал технологий разведки и добычи нефти. 2021. № 11. С. 3749-3765.
2. Лаваль А., Собойеджо Т., Фен Ч., Воллер А., Джомбо Б., Аджисафе В. Машинное обучение в разведке нефти и газа – обзор // IEEE Access. 2023. № 11. С. 122456-122478.
3. Мохаммадпур М., Тореф Р., Хабибния А., Каримпур М. Применение машинного обучения и искусственного интеллекта в нефтегазовой отрасли // Наука о нефти. 2021. № 18. С. 366-386.
4. Акуня-Дуарте А., Муньоз-Леива Ф., Лиева-Каррион Й. Машинное обучение и многоагентные системы в приложениях нефтегазовой отрасли: обзор // Инженерные приложения искусственного интеллекта. 2019. № 86. С. 29-42.
5. Топор Т. Машинное обучение в разведке нефти и газа: эра машинного обучения // Польский рынок нефти и природного газа. 2021. № 16. С. 42-56.
6. Мохагеш С. Д. Искусственный интеллект в нефтяной инженерии // Прикладные науки. 2023. № 13(5). С. 3128-3146.
7. Куанг Л., Ханг Д., Ксяохуи Д., Йи С. Потенциальные приложения генеративного искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения в нефтегазовом секторе: преимущества и перспективы // Технологии в обществе. 2024. № 79. С. 102730.
8. Монтарон Б. Новые приложения машинного обучения для разведки и добычи нефти и газа // Общество инженеров-нефтяников. 2018. № SPE-191780-MS. С. 1-18.
9. Зибо З., Цзяньхуа З., Мэнмэн Л. Комплексный обзор искусственного интеллекта и машинного обучения в педагогике образования: 21 год (2000–2021) исследований, индексированных в базе данных Scopus // Heliyon. 2023. № 9(9). С. e19389.
10. Оджорд С., Ларсен Э., Каталдо Э. Методы машинного обучения для нефтегазовой отрасли: руководство с использованием Python // Elsevier. 2021. С. 1-350.
11. Хе Дж., Ясеф А., Ямада Т. Разработка методологии оптимизации планов разработки месторождений с использованием глубокого обучения с подкреплением // Журнал нефтяной науки и техники. 2021. № 196. С. 107678.
12. Лавина Т.А., Тимофеева Н.В. Педагогические условия подготовки студентов инженерных специальностей к использованию информационных и коммуникационных технологий в профессиональной деятельности // Фундаментальные исследования. 2015. № 2-23. С. 5223-5228.
13. Драмш Дж.С. Глубокое обучение в науках о Земле: история применения, перспективы и проблемы // IEEE Signal Processing Magazine. 2020. № 37(4). С. 31-40.
14. Ла Т., Никельс Л., Уайт С. Новый количественный подход для оценки алгоритмов неконтролируемого машинного обучения в нефтегазовой отрасли // Журнал нефтяной науки и техники. 2021. № 205. С. 108-886.
15. Агву О.Э., Окафор Д.С., Ндиокви Дж.О. Машинное обучение и искусственный интеллект для устойчивой разработки нефтегазовых месторождений // Energy and AI. 2023. № 14. С. 100-250.

Ayrat M. Yagafarov

Expert specialist
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
yagafarov.ajrat@bk.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Daniil R. Kulinko

Expert specialist
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
d.kulinko@yandex.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Ilmir I. Gaibatov

Expert specialist
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
ilmir.gaybatov@mail.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Arsen R. Nagaev

Expert specialist
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
nagayev03@bk.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Sagit S. Gibadatov

Expert specialist
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
cagitic1@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 09.02.2025

Accepted 30.03.2025

Published 15.04.2025

UDC 004.42:37(075.8)+66.094.2

DOI 10.25726/f5158-8247-5687-u

EDN UHIGTV

VAK 5.8.7. Methodology and technology of vocational education (pedagogical sciences)

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Abstract

The modern oil and gas industry is experiencing a period of technological transformation that requires a fundamental change in approaches to specialist training. The article presents the results of research on integrating machine learning technologies into the educational process for students in oil and gas majors as a response to the industry's growing demand for personnel proficient in methods of intellectual data analysis. A

pedagogical model is proposed, which includes problem-based, project-based, and blended learning, aimed at developing competencies in machine learning and artificial intelligence. Based on an empirical study involving 426 students from 8 specialized universities, it was found that the implementation of the developed model contributes to a 42.3% increase in graduates' readiness to solve professional tasks using intelligent technologies. A positive correlation was established between the degree of integration of machine learning technologies into the educational process and the employment indicators of graduates ($r=0.78$, $p<0.01$). The results of multivariate analysis demonstrate that the effectiveness of the proposed model is determined by the synergy of the modular structure of content, the digital educational environment, and practice-oriented methods. The developed set of pedagogical conditions can be adapted for the training of specialists in other engineering fields and used in the design of educational programs in the conditions of the digital transformation of education.

Ключевые слова

machine learning, engineering personnel training, oil and gas education, pedagogical technologies, digital transformation, professional competencies, practice-oriented learning

References

1. Agvu O.E., Okafor D.S., Ndiokvi J.O. Machine learning and artificial intelligence for the sustainable development of oil and gas fields // *Energy and AI*. 2023. № 14. pp. 100-250.
2. Akunya-Duarte A., Munoz-Leiva F., Lieva-Carrion J. Machine learning and multi-agent systems in oil and gas industry applications: an overview // *Engineering applications of artificial intelligence*. 2019. № 86. pp. 29-42.
3. Dramsh J.S. Deep learning in Earth Sciences: application history, prospects and problems // *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. № 37(4). pp. 31-40.
4. Zibo Z., Jianhua Z., Mengmen L. Comprehensive review of artificial intelligence and machine learning in educational pedagogy: 21 years (2000-2021) of research indexed in the Scopus database // *Heliyon*. 2023. № 9(9). pp. e19389.
5. Kuang L., Hang D., Xiaohui D., Yi C. Potential applications of generative artificial intelligence and machine learning algorithms in the oil and gas sector: advantages and prospects // *Technology in society*. 2024. № 79. p. 102730.
6. La T., Nickels L., White S. A new quantitative approach for evaluating unsupervised machine learning algorithms in the oil and gas industry // *Journal of Petroleum Science and Technology*. 2021. № 205. pp. 108-886.
7. Laval A., Soboyejo T., Feng C., Voller A., Jombo B., Adjisafe V. Machine learning in oil and gas exploration – an overview // *IEEE Access*. 2023. № 11. pp. 122456-122478.
8. Lavina T.A., Timofeeva N.V. Pedagogical conditions for the preparation of engineering students for the use of information and communication technologies in professional activities // *Fundamental research*. 2015. № 2-23. pp. 5223-5228.
9. Montaron B. New applications of machine learning for oil and gas exploration and production // *Society of Petroleum Engineers*. 2018. No. SPE-191780-MS. pp. 1-18.
10. Mohagesh S. D. Artificial intelligence in petroleum engineering // *Applied Sciences*. 2023. № 13(5). pp. 3128-3146.
11. Mohammadpour M., Toref R., Habibnia A., Karimpour M. Application of machine learning and artificial intelligence in the oil and gas industry // *Oil science*. 2021. № 18. pp. 366-386.
12. Odjord S., Larsen E., Cataldo E. Machine learning methods for the oil and gas industry: a guide using Python // *Elsevier*. 2021. pp. 1-350.
13. Tariq Z., Aljawad M.S., Hassan A., Murtaza M., Mohammed E., El-Husseini A., Alarifi S.A., Mahmoud M., Abdulrahim A. A systematic review of the application of data science and machine learning in the oil and gas industry // *Journal of oil exploration and production technologies*. 2021. № 11. pp. 3749-3765.
14. Topor T. Machine learning in oil and gas exploration: the era of machine learning // *Polish oil and natural gas market*. 2021. № 16. pp. 42-56.

15. He J., Yasef A., Yamada T. Development of a methodology for optimizing field development plans using deep reinforcement learning // Journal of petroleum science and technology. 2021. № 196. p. 107-678.