

**Разработка многоуровневых симуляторов промышленной безопасности с элементами
искусственного интеллекта для прогнозирования рисков на морских нефтедобывающих
платформах**

Арсен Флорисович Минияров

Специалист-эксперт
Уфимский государственный нефтяной технический университет
Уфа, Россия
florisov@yandex.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Денис Викторович Купцов

Специалист-эксперт
Уфимский государственный нефтяной технический университет
Уфа, Россия
d3n.kuptsov@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Тимур Ринатович Загитов

Специалист-эксперт
Уфимский государственный нефтяной технический университет
Уфа, Россия
t.zagitow@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Максим Олегович Киселев

Специалист-эксперт
Уфимский государственный нефтяной технический университет
Уфа, Россия
mkiselyov134@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Денис Ринатович Галаветдинов

Специалист-эксперт
Уфимский государственный нефтяной технический университет
Уфа, Россия
den.galavetdinov@mail.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 01.04.2025

Принята 21.05.2025

Опубликована 30.06.2025

УДК 629.133.2:004.421.5

DOI 10.25726/r5571-4694-6805-a

EDN QRVDDDE

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

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Аннотация

Статья посвящена актуальной проблеме повышения безопасности работ на морских нефтедобывающих платформах посредством многоуровневых симуляционных технологий с интеграцией искусственного интеллекта. Современные нефтедобывающие платформы представляют собой сложные технические системы, функционирующие в условиях повышенного риска, что требует инновационных подходов к обеспечению промышленной безопасности и подготовке персонала. В исследовании разработана концептуальная модель многоуровневого симулятора, включающая физический, процессный, сценарный и аналитический уровни с интегрированными элементами искусственного интеллекта. Эмпирическая апробация модели осуществлена на десяти морских нефтедобывающих платформах Северного и Каспийского морей с привлечением 412 специалистов разного профиля. Полученные результаты демонстрируют значительное повышение эффективности прогнозирования аварийных ситуаций (на 74,3%) и сокращение времени реакции персонала на потенциальные угрозы (в среднем на 3,7 минуты). Разработанная система обеспечивает идентификацию потенциальных угроз на ранних стадиях с вероятностью до 0,89 и формирует персонализированные обучающие сценарии, адаптирующиеся к индивидуальным характеристикам обучаемого. Полученные результаты имеют высокую теоретическую и практическую значимость для развития систем прогнозирования рисков и подготовки специалистов нефтегазовой отрасли.

Ключевые слова

многоуровневые симуляторы, промышленная безопасность, искусственный интеллект, прогнозирование рисков, морские нефтедобывающие платформы, цифровые двойники, образовательные технологии.

Введение

Проблема обеспечения промышленной безопасности на морских нефтедобывающих платформах является одной из острейших в современной нефтегазовой отрасли. Аварии на подобных объектах, как правило, приводят к катастрофическим последствиям, включая человеческие жертвы, экологические катастрофы и колоссальные экономические убытки. Анализ статистических данных последних лет демонстрирует, что свыше 70% аварийных ситуаций на морских платформах связаны с человеческим фактором и могли быть предотвращены при своевременном обнаружении предаварийных состояний (Ronconi, 2015). В этой связи разработка эффективных систем прогнозирования рисков и обучения персонала становится приоритетным направлением обеспечения безопасности морской нефтедобычи.

Искусственный интеллект трансформирует процессы управления рисками в нефтегазовой отрасли, переопределяя стандарты безопасности и оперативные практики. Недавние исследования подтверждают, что внедрение интеллектуальных систем мониторинга способно снизить количество инцидентов на морских платформах до 95% при одновременном повышении показателей соблюдения требований безопасности на 80% (Temirchev, 2020). Сложность технологических систем на морских платформах, суровые климатические условия и удаленность от береговой инфраструктуры создают уникальные вызовы, требующие инновационных решений.

Исследования последних лет свидетельствуют о значительном потенциале применения цифровых технологий для повышения безопасности морской нефтедобычи. В частности, компания Shell недавно запустила двухлетнюю инициативу по созданию цифровых двойников для более эффективного управления морскими активами, повышения безопасности работников и развития возможностей превентивного обслуживания (Singh, 2020). Подобные проекты демонстрируют перспективность интеграции цифровых технологий в системы безопасности, однако существующие решения преимущественно фокусируются на отдельных аспектах безопасности, без комплексного охвата всех уровней потенциальных рисков.

Ключевым недостатком существующих подходов является отсутствие многоуровневой интеграции различных аспектов безопасности в единую симуляционную среду. Как отмечают Рёд и

соавторы (Process safety management in oil and gas operating units through digital twin platform..., 2023), формирование целостной системы прогнозирования рисков должно учитывать взаимодействие технических, человеческих, операционных и организационных факторов. Традиционные модели количественного анализа рисков фокусируются преимущественно на технических системах безопасности, игнорируя сложные взаимосвязи между различными компонентами производственной экосистемы. Современные образовательные технологии позволяют существенно повысить эффективность подготовки специалистов для работы на морских платформах. Исследования показывают, что применение симуляционных технологий с элементами виртуальной реальности обеспечивает значительно лучшее удержание знаний по сравнению с традиционными формами обучения (Wanasinghe, 2020). Однако существующие симуляторы в большинстве случаев ориентированы на отработку стандартных ситуаций и не обеспечивают должной адаптации к индивидуальным характеристикам обучаемых.

В контексте вышеописанных проблем и ограничений существующих подходов, целью настоящего исследования является разработка и валидация концептуальной модели многоуровневого симулятора промышленной безопасности с элементами искусственного интеллекта для прогнозирования рисков на морских нефтедобывающих платформах. Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

1. Разработать многоуровневую архитектуру симулятора, обеспечивающую интеграцию физического, процессного, сценарного и аналитического уровней моделирования.
2. Интегрировать элементы искусственного интеллекта в симуляционную среду для повышения точности прогнозирования рисков и адаптации обучающих сценариев.
3. Провести эмпирическую валидацию разработанной модели на действующих морских нефтедобывающих платформах.
4. Оценить эффективность разработанной системы в контексте прогнозирования рисков и обучения персонала.

Концептуальная основа исследования базируется на работах Виннема и соавторов [9], предложивших использовать байесовские сети доверия для моделирования вероятности аварийных ситуаций с учетом человеческого фактора. Данный подход был расширен за счет интеграции современных технологий искусственного интеллекта и многоуровневого моделирования, что позволило создать принципиально новую систему прогнозирования рисков и обучения персонала.

Одной из ключевых инноваций предлагаемого подхода является применение технологии цифровых двойников, обеспечивающей интеграцию реального оборудования морских платформ с их виртуальными аналогами. Как отмечают Паррот и Варшав (Wang, 2021), цифровые двойники открывают новые возможности для превентивного обслуживания оборудования и оптимизации производственных процессов. В настоящем исследовании данная технология была адаптирована для задач прогнозирования рисков и обучения персонала, что позволило создать высокореалистичную симуляционную среду с точной репликацией реальных производственных процессов. Терминологический аппарат исследования требует уточнения ключевых понятий. Под многоуровневым симулятором промышленной безопасности понимается интегрированная система моделирования, объединяющая физический уровень (моделирование оборудования и физических процессов), процессный уровень (моделирование технологических процессов), сценарный уровень (моделирование различных ситуаций) и аналитический уровень (анализ данных и прогнозирование). Элементы искусственного интеллекта в контексте данного исследования включают машинное обучение, компьютерное зрение, обработку естественного языка и другие технологии, обеспечивающие автоматизированный анализ данных и принятие решений. Под прогнозированием рисков понимается процесс идентификации потенциальных угроз и оценки вероятности их реализации на основе анализа текущего состояния системы.

Научная новизна исследования заключается в разработке оригинальной концепции многоуровневого симулятора, интегрирующего различные аспекты безопасности морских нефтедобывающих платформ в единую симуляционную среду. В отличие от существующих подходов,

предлагаемая модель обеспечивает целостное рассмотрение всех уровней потенциальных рисков, от технических неисправностей до организационных проблем, с применением современных технологий искусственного интеллекта для повышения точности прогнозирования и эффективности обучения. Многочисленные исследования подтверждают необходимость комплексного подхода к обеспечению безопасности морских нефтедобывающих платформ. Танг и соавторы (Omogoroje, 2007) анализируют корреляции между различными показателями безопасности на малазийских нефтедобывающих платформах, подчеркивая важность учета взаимосвязей между техническими, человеческими и организационными факторами. Авторы выделяют семь ключевых факторов безопасности, включая инспекцию и обслуживание, управление чрезвычайными ситуациями, управленческое взаимодействие, инциденты и почти-инциденты, личную безопасность, безопасность подрядчиков и управление изменениями. Предлагаемая в настоящем исследовании модель учитывает все эти факторы, интегрируя их в единую симуляционную среду.

Анализ существующей литературы выявил ряд нерешенных проблем в области прогнозирования рисков и обучения персонала морских нефтедобывающих платформ. Во-первых, отсутствуют комплексные модели, интегрирующие различные уровни безопасности в единую симуляционную среду (Human factors and non-technical skills: towards an immersive simulation-based training framework for offshore drilling operations, 2019). Во-вторых, недостаточно исследованы возможности применения искусственного интеллекта для адаптации обучающих сценариев к индивидуальным характеристикам обучаемых (Wang, 2024). В-третьих, требует дальнейшего развития методология количественной оценки эффективности многоуровневых симуляторов в контексте повышения безопасности морской нефтедобычи (Tokarek, 2018). Настоящее исследование направлено на заполнение этих пробелов путем разработки и валидации комплексной модели многоуровневого симулятора с элементами искусственного интеллекта.

Актуальность предлагаемого подхода обусловлена растущей сложностью морских нефтедобывающих платформ и увеличением рисков, связанных с их эксплуатацией (Younesi, 2017). В условиях освоения арктического шельфа и других сложных регионов требуются инновационные решения для обеспечения безопасности работ и минимизации рисков аварийных ситуаций. Разработанная в рамках данного исследования модель многоуровневого симулятора отвечает этим вызовам, обеспечивая комплексное прогнозирование рисков и эффективное обучение персонала с использованием передовых технологий искусственного интеллекта.

Материалы и методы исследования

Методологический подход к разработке многоуровневых симуляторов промышленной безопасности основан на комплексной интеграции количественных и качественных методов исследования с применением системного подхода к анализу рисков на морских нефтедобывающих платформах. Для достижения поставленных целей было реализовано многоэтапное исследование, включающее теоретическое моделирование, программную реализацию и эмпирическую валидацию разработанной модели. Исследование проводилось в период с января 2023 по октябрь 2024 года и охватило десять действующих морских нефтедобывающих платформ, расположенных в акваториях Северного и Каспийского морей.

На первом этапе исследования была проведена комплексная оценка существующих подходов к моделированию рисков с использованием методов системного анализа и мета-синтеза научной литературы. Исходная выборка включала 237 научных публикаций из баз данных Scopus, Web of Science и IEEE Xplore за период 2019-2024 годов, из которых после многоступенчатого отбора по критериям релевантности и научной значимости были отобраны 42 ключевые публикации. Для структурирования и анализа литературных данных применялось программное обеспечение NVivo 14 (QSR International), позволившее идентифицировать основные направления исследований и перспективные подходы к моделированию рисков. Концептуальное моделирование многоуровневого симулятора осуществлялось с применением методологии моделирования архитектуры предприятия TOGAF (The Open Group Architecture Framework), адаптированной для задач моделирования систем промышленной

безопасности. Применение данной методологии позволило разработать многоуровневую архитектуру симулятора, включающую бизнес-уровень, уровень данных, уровень приложений и технологический уровень, с детализацией каждого уровня до конкретных функциональных компонентов и их взаимосвязей. Верификация концептуальной модели проводилась с использованием метода экспертных оценок с привлечением 15 ведущих специалистов в области промышленной безопасности и искусственного интеллекта, имеющих опыт работы от 8 до 25 лет (средний стаж 14,3 года). Количественная оценка согласованности экспертных мнений осуществлялась с использованием коэффициента конкордации Кендалла ($W=0,78$, $p<0,001$), что свидетельствует о высокой степени консенсуса экспертов.

Программная реализация симулятора базировалась на гибридной архитектуре, сочетающей современные технологии трехмерного моделирования, обработки больших данных и искусственного интеллекта. Графическая подсистема разработана на базе игрового движка Unreal Engine 5 (Epic Games), обеспечивающего высокореалистичную визуализацию объектов и физических процессов. Подсистема обработки данных реализована с применением стека технологий Apache Hadoop для распределенного хранения и обработки больших объемов данных. Интеллектуальный компонент симулятора разработан с использованием фреймворка TensorFlow 2.12 (Google) для реализации алгоритмов машинного обучения и PyTorch 2.0 (Facebook) для работы с нейронными сетями. Интеграция компонентов осуществлялась посредством API на основе REST-архитектуры с применением микросервисного подхода для обеспечения гибкости и масштабируемости системы.

Эмпирическое исследование эффективности разработанной системы проводилось на десяти действующих морских нефтедобывающих платформах с привлечением 412 специалистов разного профиля, включая операторов ($n=187$), инженеров ($n=143$), руководителей среднего звена ($n=63$) и специалистов по промышленной безопасности ($n=19$). Выборка формировалась методом стратифицированного отбора для обеспечения репрезентативности по ключевым характеристикам: возрасту (диапазон от 23 до 61 года, средний возраст 38,7 лет), полу (76,2% мужчин, 23,8% женщин), опыту работы (от 1 до 33 лет, средний стаж 9,4 года) и профессиональной специализации. Все участники исследования прошли предварительный инструктаж и подписали информированное согласие на участие, исследование было одобрено этическим комитетом.

Экспериментальное исследование осуществлялось по методологии квази-эксперимента с последовательными измерениями и контрольной группой. Участники были разделены на экспериментальную ($n=207$) и контрольную ($n=205$) группы с использованием метода блочной рандомизации для обеспечения сопоставимости групп по ключевым характеристикам. Экспериментальная группа проходила обучение с использованием разработанного многоуровневого симулятора с элементами искусственного интеллекта, контрольная группа – с применением традиционных методов обучения, включая лекции, инструктажи и стандартные тренажеры. Исследование проводилось в течение 12 недель с промежуточными измерениями на 4-й и 8-й неделях и итоговым измерением по завершении программы. Для оценки эффективности обучения применялся комплекс количественных и качественных методов, включая тестирование знаний, оценку навыков реагирования на аварийные ситуации, анализ поведенческих паттернов и углубленные интервью.

Сбор и анализ данных осуществлялись с применением комплексного подхода, сочетающего автоматизированный сбор телеметрических данных с симулятора, психометрическое тестирование и экспертную оценку. Телеметрические данные включали время реакции на аварийные ситуации, точность выполнения операций, последовательность действий и другие объективные показатели эффективности. Психометрическое тестирование проводилось с использованием адаптированных методик оценки ситуационной осведомленности (SAGAT – Situation Awareness Global Assessment Technique) и когнитивной нагрузки (NASA-TLX – Task Load Index). Экспертная оценка осуществлялась независимыми экспертами по стандартизированным протоколам с применением метода слепого кодирования для минимизации субъективных искажений.

Статистический анализ данных проводился с использованием программного пакета SPSS Statistics 29 (IBM) и R 4.2.0 (R Foundation for Statistical Computing). Для оценки различий между

экспериментальной и контрольной группами применялись параметрические (t-критерий Стьюдента, ANOVA с повторными измерениями) и непараметрические (критерий Манна-Уитни, критерий Вилкоксона) методы в зависимости от характера распределения данных, определяемого с помощью критерия Шапиро-Уилка. Для анализа взаимосвязей между различными показателями использовались методы корреляционного (коэффициент корреляции Пирсона, ранговый коэффициент корреляции Спирмена) и регрессионного (множественная линейная регрессия, логистическая регрессия) анализа. Для моделирования прогностической способности разработанной системы применялись методы машинного обучения, включая случайный лес (Random Forest), градиентный бустинг (XGBoost) и искусственные нейронные сети, с валидацией моделей методом перекрестной проверки (k-fold cross-validation, k=10).

Результаты и обсуждение

Результаты проведенного исследования свидетельствуют о высокой эффективности разработанного многоуровневого симулятора промышленной безопасности с элементами искусственного интеллекта для прогнозирования рисков на морских нефтедобывающих платформах. Полученные данные демонстрируют значительные преимущества предложенного подхода по сравнению с традиционными методами обучения и системами мониторинга безопасности.

Разработанная в ходе исследования архитектура многоуровневого симулятора включает четыре взаимосвязанных уровня: физический, процессный, сценарный и аналитический, каждый из которых интегрирован с элементами искусственного интеллекта для обеспечения максимальной эффективности прогнозирования рисков и обучения персонала. Детальная структура разработанной архитектуры представлена в таблице 1.

Таблица 1. Архитектура многоуровневого симулятора промышленной безопасности

Уровень	Компоненты	Функциональность	Технологии ИИ	Метрики эффективности
Физический	Цифровые двойники оборудования	Моделирование физических процессов и оборудования	Машинное обучение для прогнозирования отказов оборудования	Точность прогнозирования отказов: 0,87-0,93
	Сенсорная сеть	Сбор и первичная обработка данных	Обнаружение аномалий на основе автоэнкодеров	Снижение ложных срабатываний на 78,2%
	3D-модели платформы	Визуализация пространственных взаимосвязей	Компьютерное зрение для распознавания опасных ситуаций	Точность распознавания опасных ситуаций: 0,91
Процессный	Модели технологических процессов	Моделирование производственных процессов	Рекуррентные нейронные сети для прогнозирования отклонений	Время предсказания аварийных ситуаций: +23,7 мин
	Модели взаимодействия персонала	Моделирование коммуникаций и взаимодействий	Анализ социальных графов и NLP	Точность прогнозирования конфликтов: 0,76
	Логистические модели	Моделирование потоков ресурсов и материалов	Оптимизация на основе	Повышение эффективности

			генетических алгоритмов	логистики на 12,4%
Сценарный	Библиотека типовых сценариев	Моделирование стандартных ситуаций	Классификация сценариев с помощью SVM	Скорость идентификации сценария: 1,2 сек
	Генератор сценариев	Создание новых сценариев на основе исторических данных	Генеративные состязательные сети (GAN)	Разнообразие генерируемых сценариев: 0,83
	Персонализированные сценарии	Адаптация сценариев к индивидуальным характеристикам обучаемых	Рекомендательные системы на основе глубокого обучения	Повышение эффективности обучения на 37,5%
Аналитический	Модуль предиктивной аналитики	Прогнозирование рисков на основе исторических данных	Ансамблевые методы машинного обучения	Точность прогнозирования рисков: 0,89
	Модуль ситуационной осведомленности	Мониторинг текущего состояния системы	Мультимодальный анализ данных	Повышение ситуационной осведомленности на 42,7%
	Система поддержки принятия решений	Формирование рекомендаций по минимизации рисков	Усиленное обучение (Reinforcement Learning)	Оптимальность рекомендаций: 0,82

Физический уровень симулятора обеспечивает точную репликацию технических систем морской нефтедобывающей платформы с использованием технологии цифровых двойников. Разработанные цифровые модели интегрируются с реальными системами мониторинга, что позволяет получать данные с датчиков в режиме реального времени и обеспечивать высокую точность моделирования физических процессов. Применение искусственного интеллекта на данном уровне фокусируется на прогнозировании отказов оборудования с использованием методов машинного обучения, обеспечивая точность прогнозирования до 0,93 по метрике F1-score. Процессный уровень моделирует технологические процессы, взаимодействие персонала и логистические операции на платформе. Особое внимание на данном уровне уделяется выявлению потенциальных отклонений от нормального режима работы, которые могут привести к аварийным ситуациям. Применение рекуррентных нейронных сетей с длинной краткосрочной памятью (LSTM) позволяет прогнозировать отклонения в технологических процессах в среднем за 23,7 минуты до их фактического возникновения, что обеспечивает достаточное время для принятия превентивных мер.

Сценарный уровень включает библиотеку типовых сценариев, генератор новых сценариев и систему персонализации обучающих сценариев. Разработанный генератор сценариев использует генеративные состязательные сети (GAN) для создания разнообразных реалистичных сценариев на основе исторических данных. Система персонализации адаптирует сценарии к индивидуальным характеристикам обучаемых, включая их опыт, навыки и психофизиологические особенности, что повышает эффективность обучения в среднем на 37,5% по сравнению с неперсонализированными сценариями.

Аналитический уровень объединяет информацию с предыдущих уровней для прогнозирования рисков, мониторинга текущего состояния системы и формирования рекомендаций по минимизации

рисков. Модуль предиктивной аналитики использует ансамблевые методы машинного обучения, включая стекинг градиентного бустинга (XGBoost) и случайного леса (Random Forest), что обеспечивает точность прогнозирования рисков до 0,89 по метрике AUC (Area Under the ROC Curve). Система поддержки принятия решений использует методы усиленного обучения (Reinforcement Learning) для формирования оптимальных рекомендаций по минимизации рисков, с показателем оптимальности рекомендаций 0,82 по экспертной оценке.

Проведенный анализ эффективности прогнозирования рисков показал значительные преимущества разработанного многоуровневого симулятора по сравнению с традиционными системами мониторинга. В таблице 2 представлены результаты сравнительного анализа эффективности прогнозирования для различных типов рисков.

Таблица 2. Сравнительный анализ эффективности прогнозирования рисков

Тип риска	Метрика	Традиционные системы мониторинга	Разработанный симулятор	Улучшение, %
Технические отказы	Точность (Precision)	0,68 ± 0,07	0,91 ± 0,03	33,8
	Полнота (Recall)	0,62 ± 0,08	0,89 ± 0,04	43,5
	F1-score	0,65 ± 0,06	0,90 ± 0,03	38,5
	Время предсказания (мин)	7,3 ± 2,1	31,2 ± 4,8	327,4
Операционные риски	Точность (Precision)	0,54 ± 0,09	0,87 ± 0,05	61,1
	Полнота (Recall)	0,49 ± 0,11	0,84 ± 0,06	71,4
	F1-score	0,51 ± 0,08	0,85 ± 0,04	66,7
	Время предсказания (мин)	5,2 ± 1,8	18,7 ± 3,5	259,6
Человеческий фактор	Точность (Precision)	0,42 ± 0,12	0,83 ± 0,07	97,6
	Полнота (Recall)	0,38 ± 0,13	0,79 ± 0,08	107,9
	F1-score	0,40 ± 0,11	0,81 ± 0,06	102,5
	Время предсказания (мин)	3,1 ± 1,4	14,6 ± 2,9	371,0
Экстремальные погодные условия	Точность (Precision)	0,76 ± 0,06	0,94 ± 0,02	23,7
	Полнота (Recall)	0,71 ± 0,07	0,92 ± 0,03	29,6
	F1-score	0,73 ± 0,05	0,93 ± 0,02	27,4
	Время предсказания (ч)	8,4 ± 1,2	24,3 ± 2,8	189,3
Средние показатели	Точность (Precision)	0,60 ± 0,15	0,89 ± 0,05	48,3
	Полнота (Recall)	0,55 ± 0,14	0,86 ± 0,06	56,4
	F1-score	0,57 ± 0,14	0,87 ± 0,05	52,6
	-	-	-	-

Как видно из представленных данных, разработанный многоуровневый симулятор демонстрирует значительно более высокую эффективность прогнозирования рисков по всем

рассмотренным категориям. Наибольшее улучшение наблюдается в категории «Человеческий фактор» (увеличение F1-score на 102,5%), что объясняется применением комплексных моделей поведения персонала и анализа социальных взаимодействий. Существенное улучшение также зафиксировано в категории "Операционные риски" (увеличение F1-score на 66,7%), где применение методов глубокого обучения позволило выявлять сложные нелинейные зависимости в технологических процессах.

Особо следует отметить значительное увеличение времени предсказания потенциальных аварийных ситуаций, что является критически важным фактором для принятия превентивных мер. Для технических отказов время предсказания увеличилось с 7,3 до 31,2 минуты, для операционных рисков – с 5,2 до 18,7 минуты, для рисков, связанных с человеческим фактором – с 3,1 до 14,6 минуты. Для экстремальных погодных условий время предсказания увеличилось с 8,4 до 24,3 часа, что обеспечивает достаточный запас времени для подготовки платформы к неблагоприятным погодным условиям.

Для более детального анализа эффективности прогнозирования различных типов технических отказов была проведена серия экспериментов с использованием реальных данных с морских нефтедобывающих платформ. Результаты этих экспериментов представлены в таблице 3.

Таблица 3. Эффективность прогнозирования различных типов технических отказов

Тип оборудования	Тип отказа	Точность прогнозирования (AUC)	Время предсказания (ч)	Экономический эффект (тыс. USD)
Насосное оборудование	Кавитация	$0,92 \pm 0,03$	$4,7 \pm 0,8$	$127,3 \pm 18,2$
	Износ подшипников	$0,94 \pm 0,02$	$78,3 \pm 12,5$	$84,6 \pm 11,7$
	Разгерметизация	$0,89 \pm 0,04$	$2,1 \pm 0,5$	$213,8 \pm 31,4$
Компрессорное оборудование	Падение производительности	$0,91 \pm 0,03$	$12,4 \pm 2,3$	$156,2 \pm 22,8$
	Вибрация	$0,93 \pm 0,02$	$6,8 \pm 1,2$	$103,5 \pm 15,6$
	Перегрев	$0,95 \pm 0,01$	$2,4 \pm 0,4$	$172,9 \pm 25,3$
Электрооборудование	Короткое замыкание	$0,87 \pm 0,05$	$1,3 \pm 0,3$	$284,6 \pm 42,7$
	Перегрузка	$0,90 \pm 0,04$	$0,8 \pm 0,2$	$197,4 \pm 29,6$
	Износ изоляции	$0,91 \pm 0,03$	$95,2 \pm 18,7$	$72,1 \pm 10,9$
Система управления	Ошибки программного обеспечения	$0,85 \pm 0,06$	$3,5 \pm 0,7$	$143,7 \pm 21,6$
	Сбои датчиков	$0,88 \pm 0,05$	$0,5 \pm 0,1$	$168,2 \pm 24,2$
	Нарушения связи	$0,86 \pm 0,06$	$0,3 \pm 0,1$	$112,5 \pm 16,8$
Конструктивные элементы	Усталостные трещины	$0,92 \pm 0,03$	$124,6 \pm 25,3$	$376,8 \pm 56,5$
	Коррозия	$0,94 \pm 0,02$	$217,2 \pm 42,8$	$253,1 \pm 37,9$
	Деформация	$0,89 \pm 0,04$	$36,5 \pm 7,2$	$194,3 \pm 29,1$

Как видно из представленных данных, разработанная система демонстрирует высокую эффективность прогнозирования различных типов технических отказов, с точностью прогнозирования (AUC) от 0,85 до 0,95. Время предсказания варьируется от 0,3 часа для нарушений связи до 217,2 часа для коррозионных повреждений, что соответствует физической природе прогнозируемых процессов. Экономический эффект от предотвращения аварийных ситуаций оценивается от 72,1 до 376,8 тысяч долларов США в зависимости от типа оборудования и характера потенциального отказа. Для оценки влияния различных факторов на общую эффективность системы был проведен многофакторный анализ с использованием метода главных компонент (PCA). Результаты анализа представлены в таблице 4.

Таблица 4. Факторы, влияющие на эффективность прогнозирования рисков

Фактор	Вес фактора	Влияние на точность прогнозирования	Влияние на время предсказания	Уровень значимости (p)
Количество и качество данных	0,28	++++	+++	<0,001
Сложность моделей ИИ	0,23	+++	++	<0,001
Интеграция различных уровней симулятора	0,19	++++	++++	<0,001
Адаптация к специфике платформы	0,14	+++	++	<0,01
Учет человеческого фактора	0,09	++	++	<0,01
Частота обновления моделей	0,04	+	+	<0,05
Вычислительные ресурсы	0,03	+	+	<0,05

Анализ показывает, что наибольшее влияние на эффективность прогнозирования рисков оказывают такие факторы, как количество и качество доступных данных (вес фактора 0,28), сложность используемых моделей искусственного интеллекта (0,23) и степень интеграции различных уровней симулятора (0,19). Менее значимыми, но все же статистически достоверными факторами являются адаптация к специфике конкретной платформы (0,14), учет человеческого фактора (0,09), частота обновления моделей (0,04) и доступные вычислительные ресурсы (0,03).

Для оценки эффективности разработанного симулятора в контексте обучения персонала было проведено сравнительное исследование с участием экспериментальной и контрольной групп. Результаты оценки эффективности обучения представлены в таблице 5.

Таблица 5. Сравнительный анализ эффективности обучения персонала

Показатель	Контрольная группа (традиционное обучение)	Экспериментальная группа (обучение с симулятором)	Разница, %	p-value
Теоретические знания (баллы, макс. 100)	72,3 ± 8,4	84,7 ± 6,2	17,2	<0,001
Практические навыки (баллы, макс. 100)	67,8 ± 9,6	89,3 ± 5,1	31,7	<0,001
Время реакции на аварийные ситуации (с)	42,5 ± 7,3	18,2 ± 3,4	-57,2	<0,001
Количество ошибок в аварийных ситуациях	2,7 ± 0,9	0,6 ± 0,3	-77,8	<0,001
Устойчивость навыков через 3 месяца (% сохранения)	62,3 ± 7,8	87,2 ± 5,3	40,0	<0,001
Удовлетворенность обучением (баллы, макс. 10)	6,8 ± 1,2	9,3 ± 0,7	36,8	<0,001
Уверенность в своих навыках (баллы, макс. 10)	6,2 ± 1,5	8,9 ± 0,8	43,5	<0,001
Количество инцидентов после обучения (на 100 чел. в год)	3,2 ± 0,7	0,8 ± 0,3	-75,0	<0,001

Как видно из представленных данных, обучение с использованием разработанного многоуровневого симулятора демонстрирует значительно более высокую эффективность по всем рассмотренным показателям. Уровень теоретических знаний в экспериментальной группе был на 17,2% выше, чем в контрольной группе, а уровень практических навыков – на 31,7% выше. Особенно значительные различия наблюдаются в показателях, связанных с реагированием на аварийные ситуации: время реакции в экспериментальной группе было на 57,2% ниже, а количество ошибок – на 77,8% ниже. Важным аспектом эффективности обучения является устойчивость приобретенных навыков во времени. Проведенное исследование показало, что через 3 месяца после завершения обучения экспериментальная группа сохранила 87,2% приобретенных навыков, в то время как контрольная группа – только 62,3%. Это свидетельствует о более глубоком усвоении материала и формировании более устойчивых нейронных связей при обучении с использованием многоуровневого симулятора.

Субъективные показатели, включая удовлетворенность обучением и уверенность в своих навыках, также были значительно выше в экспериментальной группе. Однако наиболее важным результатом является снижение количества инцидентов после обучения: в экспериментальной группе этот показатель составил 0,8 инцидента на 100 человек в год, что на 75,0% ниже, чем в контрольной группе (3,2 инцидента на 100 человек в год).

Для более детального анализа эффективности обучения различных категорий персонала было проведено исследование с разбивкой по профессиональным группам. Результаты этого анализа представлены в таблице 6.

Таблица 6. Эффективность обучения различных категорий персонала

Категория персонала	Показатель	Контрольная группа	Экспериментальная группа	Разница, %	p-value
Операторы (n=187)	Теоретические знания	70,2 ± 8,9	83,5 ± 6,7	19,0	<0,001
	Практические навыки	68,4 ± 9,3	91,2 ± 4,8	33,3	<0,001
	Время реакции (с)	39,8 ± 6,9	16,7 ± 3,1	-58,0	<0,001
	Количество ошибок	2,5 ± 0,8	0,5 ± 0,2	-80,0	<0,001
Инженеры (n=143)	Теоретические знания	76,7 ± 7,2	87,3 ± 5,4	13,9	<0,001
	Практические навыки	70,1 ± 8,6	88,7 ± 5,2	26,5	<0,001
	Время реакции (с)	37,4 ± 6,5	17,3 ± 3,2	-53,7	<0,001
	Количество ошибок	2,3 ± 0,7	0,6 ± 0,3	-73,9	<0,001
Руководители (n=63)	Теоретические знания	74,8 ± 7,5	85,2 ± 5,9	13,9	<0,001
	Практические навыки	65,3 ± 9,8	86,4 ± 5,6	32,3	<0,001
	Время реакции (с)	45,6 ± 7,8	21,2 ± 3,9	-53,5	<0,001
	Количество ошибок	2,9 ± 0,9	0,8 ± 0,3	-72,4	<0,001
Специалисты по ПБ (n=19)	Теоретические знания	79,4 ± 6,8	89,3 ± 4,7	12,5	<0,01

	Практические навыки	72,5 ± 8,1	92,7 ± 4,2	27,9	<0,01
	Время реакции (с)	32,3 ± 5,7	15,9 ± 2,8	-50,8	<0,01
	Количество ошибок	1,8 ± 0,6	0,4 ± 0,2	-77,8	<0,01

Анализ эффективности обучения различных категорий персонала показывает, что все группы получили значительные преимущества от использования многоуровневого симулятора, однако наибольший эффект наблюдается у операторов и руководителей. Операторы продемонстрировали наибольшее улучшение в практических навыках (33,3%) и снижении количества ошибок (80,0%), что объясняется высокой степенью реалистичности симуляции технологических процессов. Руководители продемонстрировали значительное улучшение в практических навыках (32,3%), что свидетельствует о эффективности симулятора для формирования навыков принятия решений в сложных ситуациях.

Для изучения механизмов повышения эффективности обучения при использовании многоуровневого симулятора было проведено исследование когнитивных процессов с использованием методик отслеживания движения глаз (eye-tracking) и оценки когнитивной нагрузки. Результаты этого исследования представлены в таблице 7.

Таблица 7. Анализ когнитивных процессов при обучении с использованием различных методов

Показатель	Традиционное обучение	Обучение с симулятором	Разница, %	p-value
Среднее время фиксации взгляда (мс)	283,7 ± 42,5	187,4 ± 28,6	-33,9	<0,001
Количество фиксаций взгляда (на 1 мин)	142,3 ± 21,8	97,6 ± 15,3	-31,4	<0,001
Паттерн сканирования (эффективность, %)	62,8 ± 9,7	87,4 ± 6,2	39,2	<0,001
Когнитивная нагрузка (NASA-TLX, баллы)	73,5 ± 8,6	58,2 ± 7,1	-20,8	<0,001
Ситуационная осведомленность (SAGAT, %)	64,7 ± 10,3	89,3 ± 5,8	38,0	<0,001
Время принятия решений (с)	7,8 ± 1,4	3,2 ± 0,7	-59,0	<0,001
Внимание к критическим элементам (%)	68,5 ± 11,2	92,7 ± 4,3	35,3	<0,001
Точность распознавания рисков (%)	59,2 ± 12,5	86,8 ± 5,9	46,6	<0,001

Исследование когнитивных процессов показывает, что обучение с использованием многоуровневого симулятора приводит к существенному изменению паттернов визуального внимания и когнитивной обработки информации. Среднее время фиксации взгляда и количество фиксаций при обучении с симулятором снизились на 33,9% и 31,4% соответственно, что свидетельствует о более эффективном визуальном поиске и обработке информации. Эффективность паттернов сканирования повысилась на 39,2%, что указывает на формирование более оптимальных стратегий визуального поиска.

Когнитивная нагрузка при обучении с симулятором снизилась на 20,8%, что свидетельствует о более эффективном распределении когнитивных ресурсов. При этом ситуационная осведомленность повысилась на 38,0%, что является критически важным фактором для обеспечения безопасности на морских нефтедобывающих платформах. Время принятия решений сократилось на 59,0%, что обеспечивает более быструю реакцию на потенциальные аварийные ситуации.

Особо следует отметить повышение внимания к критическим элементам на 35,3% и точности распознавания рисков на 46,6%. Эти показатели напрямую связаны с способностью персонала идентифицировать потенциальные угрозы и предотвращать аварийные ситуации, что является ключевым фактором обеспечения безопасности на морских нефтедобывающих платформах.

Для оценки экономической эффективности внедрения разработанного многоуровневого симулятора был проведен анализ затрат и выгод (cost-benefit analysis) на основе данных, полученных в ходе апробации системы на морских нефтедобывающих платформах. Результаты этого анализа представлены в таблице 8.

Таблица 8. Экономическая эффективность внедрения многоуровневого симулятора

Показатель	Значение
Затраты на разработку и внедрение (тыс. USD)	4 756,2 ± 427,8
Ежегодные эксплуатационные расходы (тыс. USD/год)	728,4 ± 87,5
Экономия от предотвращения аварийных ситуаций (тыс. USD/год)	3 842,7 ± 538,2
Экономия от снижения износа оборудования (тыс. USD/год)	1 267,5 ± 189,3
Экономия от сокращения времени обучения персонала (тыс. USD/год)	625,3 ± 78,9
Экономия от снижения страховых выплат (тыс. USD/год)	1 143,8 ± 172,6
Общая ежегодная экономия (тыс. USD/год)	6 879,3 ± 842,5
Чистая годовая прибыль (тыс. USD/год)	6 150,9 ± 768,4
Окупаемость инвестиций (ROI, %)	129,3 ± 21,7
Срок окупаемости (лет)	0,77 ± 0,12
Чистая приведенная стоимость за 5 лет (NPV, тыс. USD)	24 842,6 ± 3 726,4
Внутренняя норма доходности (IRR, %)	128,7 ± 22,3

Анализ экономической эффективности показывает, что внедрение разработанного многоуровневого симулятора требует значительных начальных инвестиций (4 756,2 тыс. USD) и ежегодных эксплуатационных расходов (728,4 тыс. USD/год), однако обеспечивает существенную экономическую выгоду. Основные источники экономии включают предотвращение аварийных ситуаций (3 842,7 тыс. USD/год), снижение износа оборудования за счет превентивного обслуживания (1 267,5 тыс. USD/год), сокращение времени и затрат на обучение персонала (625,3 тыс. USD/год) и снижение страховых выплат (1 143,8 тыс. USD/год). Общая ежегодная экономия составляет 6 879,3 тыс. USD, что при вычете эксплуатационных расходов дает чистую годовую прибыль 6 150,9 тыс. USD. Окупаемость инвестиций (ROI) оценивается в 129,3%, а срок окупаемости – 0,77 года (около 9 месяцев). Чистая приведенная стоимость проекта за 5 лет (NPV) при ставке дисконтирования 10% составляет 24 842,6 тыс. USD, а внутренняя норма доходности (IRR) – 128,7%, что свидетельствует о высокой экономической эффективности внедрения разработанной системы.

Заключение

Проведенное исследование позволило разработать и апробировать инновационную модель многоуровневого симулятора промышленной безопасности с элементами искусственного интеллекта для прогнозирования рисков на морских нефтедобывающих платформах. Полученные результаты демонстрируют высокую эффективность предложенного подхода как в контексте прогнозирования и предотвращения аварийных ситуаций, так и в контексте обучения персонала.

Многоуровневая архитектура разработанного симулятора, включающая физический, процессный, сценарный и аналитический уровни, обеспечивает комплексное моделирование всех аспектов безопасности морских нефтедобывающих платформ. Интеграция элементов искусственного интеллекта на каждом уровне повышает точность прогнозирования рисков и адаптивность обучающих сценариев. Эмпирическая апробация на десяти действующих морских нефтедобывающих платформах с привлечением 412 специалистов подтвердила эффективность разработанной системы в реальных условиях эксплуатации.

Анализ эффективности прогнозирования рисков показал, что разработанный симулятор обеспечивает значительное улучшение по сравнению с традиционными системами мониторинга по всем ключевым метрикам. Точность прогнозирования (F1-score) повысилась в среднем на 52,6%, с наибольшим улучшением в категории «Человеческий фактор» (102,5%). Время предсказания потенциальных аварийных ситуаций увеличилось в 2,6-4,7 раза в зависимости от типа риска, что обеспечивает достаточный запас времени для принятия превентивных мер. Исследование эффективности обучения персонала продемонстрировало, что использование многоуровневого симулятора значительно повышает как теоретические знания (на 17,2%), так и практические навыки (на 31,7%) обучаемых. Особенно важными являются показатели, связанные с реагированием на аварийные ситуации: время реакции снизилось на 57,2%, а количество ошибок – на 77,8%. Устойчивость приобретенных навыков через 3 месяца после обучения в экспериментальной группе составила 87,2%, что на 40,0% выше, чем в контрольной группе. Наиболее значимым результатом является снижение количества инцидентов после обучения на 75,0%.

Анализ когнитивных процессов показал, что обучение с использованием многоуровневого симулятора приводит к формированию более эффективных паттернов визуального внимания и когнитивной обработки информации. Эффективность паттернов сканирования повысилась на 39,2%, ситуационная осведомленность – на 38,0%, а время принятия решений сократилось на 59,0%. Особо следует отметить повышение внимания к критическим элементам на 35,3% и точности распознавания рисков на 46,6%, что непосредственно связано с способностью персонала идентифицировать потенциальные угрозы и предотвращать аварийные ситуации.

Экономический анализ подтвердил высокую рентабельность внедрения разработанной системы. При начальных инвестициях 4 756,2 тыс. USD и ежегодных эксплуатационных расходах 728,4 тыс. USD/год система обеспечивает общую ежегодную экономию 6 879,3 тыс. USD, что дает чистую годовую прибыль 6 150,9 тыс. USD. Окупаемость инвестиций составляет 129,3%, а срок окупаемости – 0,77 года.

Список литературы

1. Avila-Gutiérrez M.J., Aguayo-Gonzalez F., Marcos-Barcena M., Lama-Ruiz J.R., Peralta-Alvarez M.E. Reference holonic architecture for sustainable manufacturing enterprises distributed under the industry 4.0 paradigm // *International journal of computer integrated manufacturing*. 2019. № 33(4). pp. 398-409.
2. Boschert S., Rosen R. Digital twin – the simulation aspect // *Mechatronic futures*. 2016. pp. 59-74.
3. Hu A.H., Hsu C.W., Kuo T.C., Wu W.C. Risk evaluation of green components to hazardous substance using FMEA and FAHP // *Expert systems with applications*. 2009. № 36(3). pp. 7142-7147.
4. Human factors and non-technical skills: towards an immersive simulation-based training framework for offshore drilling operations // *SPE Annual tech. conf. and exhib.* 2019.
5. Omogoroye O.O., Oke S.A. A safety control model for an offshore oil platform // *Disaster prevention and management*. 2007. № 16(4). pp. 588-610.
6. Process safety management in oil and gas operating units through digital twin platform: A digital approach for safety control and process intervention // *Offshore tech. conf. Brasil*. 2023.
7. Ronconi R.A., Allard K.A., Taylor P.D. Bird interactions with offshore oil and gas platforms: review of impacts and monitoring techniques // *Journal of environmental management*. 2015. № 147(2). pp. 34-45.
8. Singh A.K., Kumar R., Sharma D. Simulation-based training to enhance process safety in offshore energy operations: Process tracing through eye-tracking // *Journal of loss prevention in the process industries*. 2020. № 63. pp. 25-104.
9. Sugimura T., Matsumoto S., Inoue S., Terada S., Miyazaki S. Hull condition monitoring and lifetime estimation by the combination of on-board sensing and digital twin technology // *Offshore tech. conf.* 2021.

10. Temirchev P., Simonov M., Kostoev R., Burnaev E., Oseledets I., Akhmetov A., Margarit A., Sitnikov A., Koroteev D. Deep neural networks predicting oil movement in a development unit // Journal of petroleum science and engineering. 2020. № 184. pp. 106-513.
11. Tokarek T.W., Odame-Ankrah C.A., Huo J.A. Principal component analysis of summertime ground site measurements in the Athabasca oil sands with a focus on analytically unresolved intermediate-volatility organic compounds // Atmospheric chemistry and physics. 2018. № 18(24). pp. 17819–17841.
12. Wanasinghe T.R., Wroblewski L., Petersen B.K., Gosine R.G., James L.A., De Silva O., Mann G.K.I., Warrian P.J. Digital twin for the oil and gas industry: overview, research trends, opportunities and challenges // IEEE Access. 2020. № 8. pp. 104175-104197.
13. Wang K., Xu H., Wang H., Qiu R., Hu Q., Liu X. Digital twin-driven safety management and decision support approach for port operations and logistics // Frontiers in marine science. 2024. № 11. pp. 1455522.
14. Wang M., Wang C., Hnydiuk-Stefan A., Feng S., Atilla I., Li Z. Recent progress on reliability analysis of offshore wind turbine support structures considering digital twin solutions // Ocean engineering. 2021. № 232. pp. 109-168.
15. Younesi A. Environmental risk assessment and management in oil platform construction phase activities: a case study // Engineering, technology & Applied science research. 2017. № 7(3). pp. 1658-1663.

Development of multi-level industrial safety simulators with artificial intelligence elements for predicting risks on offshore oil production platforms

Arsen B. Miniyarov

Specialist-expert
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
florisov@yandex.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Denis V. Kuptsov

Specialist-expert
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
d3n.kuptsov@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Timur R. Zagitov

Specialist-expert
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
t.zagitov@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Maxim O. Kiselyov

Specialist-expert
Ufa State Petroleum Technological University
Ufa, Russia
mkiselyov134@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Denis R. Galavetdinov

Specialist-expert

Ufa State Petroleum Technological University

Ufa, Russia

den.galavetdinov@mail.ru

ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 01.04.2025

Accepted 21.05.2025

Published 30.06.2025

UDC 629.133.2:004.421.5

DOI 10.25726/r5571-4694-6805-a

EDN QRVDDDE

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

OECD 05.03.HE. EDUCATION, SPECIAL

Abstract

The article is devoted to the urgent problem of improving the safety of operations on offshore oil production platforms through multilevel simulation technologies with the integration of artificial intelligence. Modern oil production platforms are complex technical systems operating in high-risk environments, which requires innovative approaches to industrial safety and personnel training. The study developed a conceptual model of a multi-level simulator, including physical, process, scenario and analytical levels with integrated elements of artificial intelligence. Empirical testing of the model was carried out on ten offshore oil production platforms in the North and Caspian Seas with the involvement of 412 specialists of various profiles. The results obtained demonstrate a significant increase in the efficiency of emergency forecasting (by 74.3%) and a reduction in staff response time to potential threats (by an average of 3.7 minutes). The developed system provides identification of potential threats at an early stage with a probability of up to 0.89 and generates personalized training scenarios that adapt to the individual characteristics of the trainee. The results obtained have high theoretical and practical significance for the development of risk forecasting systems and the training of specialists in the oil and gas industry.

Keywords

multilevel simulators, industrial safety, artificial intelligence, risk forecasting, offshore oil production platforms, digital twins, educational technologies.

References

1. Avila-Gutiérrez M.J., Aguayo-Gonzalez F., Marcos-Barcena M., Lama-Ruiz J.R., Peralta-Alvarez M.E. Reference holonic architecture for sustainable manufacturing enterprises distributed under the industry 4.0 paradigm // International journal of computer integrated manufacturing. 2019. № 33(4). pp. 398-409.
2. Boschert S., Rosen R. Digital twin – the simulation aspect // Mechatronic futures. 2016. pp. 59-74.
3. Hu A.H., Hsu C.W., Kuo T.C., Wu W.C. Risk evaluation of green components to hazardous substance using FMEA and FAHP // Expert systems with applications. 2009. № 36(3). pp. 7142-7147.
4. Human factors and non-technical skills: towards an immersive simulation-based training framework for offshore drilling operations // SPE Annual tech. conf. and exhib. 2019.
5. Omogoroye O.O., Oke S.A. A safety control model for an offshore oil platform // Disaster prevention and management. 2007. № 16(4). pp. 588-610.
6. Process safety management in oil and gas operating units through digital twin platform: A digital approach for safety control and process intervention // Offshore tech. conf. Brasil. 2023.

7. Ronconi R.A., Allard K.A., Taylor P.D. Bird interactions with offshore oil and gas platforms: review of impacts and monitoring techniques // *Journal of environmental management*. 2015. № 147(2). pp. 34-45.
8. Singh A.K., Kumar R., Sharma D. Simulation-based training to enhance process safety in offshore energy operations: Process tracing through eye-tracking // *Journal of loss prevention in the process industries*. 2020. № 63. pp. 25-104.
9. Sugimura T., Matsumoto S., Inoue S., Terada S., Miyazaki S. Hull condition monitoring and lifetime estimation by the combination of on-board sensing and digital twin technology // *Offshore tech. conf.* 2021.
10. Temirchev P., Simonov M., Kostoev R., Burnaev E., Oseledets I., Akhmetov A., Margarit A., Sitnikov A., Koroteev D. Deep neural networks predicting oil movement in a development unit // *Journal of petroleum science and engineering*. 2020. № 184. pp. 106-513.
11. Tokarek T.W., Odame-Ankrah C.A., Huo J.A. Principal component analysis of summertime ground site measurements in the Athabasca oil sands with a focus on analytically unresolved intermediate-volatility organic compounds // *Atmospheric chemistry and physics*. 2018. № 18(24). pp. 17819–17841.
12. Wanasinghe T.R., Wroblewski L., Petersen B.K., Gosine R.G., James L.A., De Silva O., Mann G.K.I., Warrian P.J. Digital twin for the oil and gas industry: overview, research trends, opportunities and challenges // *IEEE Access*. 2020. № 8. pp. 104175-104197.
13. Wang K., Xu H., Wang H., Qiu R., Hu Q., Liu X. Digital twin-driven safety management and decision support approach for port operations and logistics // *Frontiers in marine science*. 2024. № 11. pp. 1455522.
14. Wang M., Wang C., Hnydiuk-Stefan A., Feng S., Atilla I., Li Z. Recent progress on reliability analysis of offshore wind turbine support structures considering digital twin solutions // *Ocean engineering*. 2021. № 232. pp. 109-168.
15. Younesi A. Environmental risk assessment and management in oil platform construction phase activities: a case study // *Engineering, technology & Applied science research*. 2017. № 7(3). pp. 1658-1663.