

Применение методов системного анализа для создания виртуальной модели месторождения

Ю.В. ИЛЮШИН¹ ✉, В.А. НОСОВА², А.В. КРАУЗЕ²

¹ Экономический факультет, Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II, 199106 Санкт-Петербург, Россия

² Кафедра системного анализа и управления, экономический факультет, Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II, 199106 Санкт-Петербург, Россия; s235019@stud.spmi.ru (В. А. Н.); krot98@gmail.com (А. В. К.)

✉ ilyushin_yuv@pers.spmi.ru

Ссылка для цитирования оригинальной статьи: Ilyushin, Y.; Nosova, V.; Krauze, A. Application of Systems Analysis Methods to Construct a Virtual Model of the Field. *Energies* 2025, 18, 1012. <https://doi.org/10.3390/en18041012>.

Аннотация: В последнее время темпы добычи нефти на шельфе увеличились, что создает необходимость разработки технических решений для реализации более эффективных процессов на береговых платформах. Одним из актуальных решений является разработка и применение цифровых двойников. Морские добывающие платформы являются особо охраняемыми объектами в связи с высоким риском загрязнения окружающей среды. Поэтому такие объекты особенно выделяются для внедрения передовых технологических решений. В данной работе авторы проводят исследование входных, выходных и результирующих параметров, влияющих на производственный процесс. Используя теорию системного анализа, они определяют перечень критических факторов и строят концептуальную, а затем и математическую модель месторождения. От существующих аналогов она отличается введением дополнительных параметров, обеспечивающих более высокую точность моделирования. На основе полученной математической модели проводится обучение нейронной сети для определения оптимального режима работы. Проведена оценка экономической целесообразности представленной разработки.

Ключевые слова: цифровой двойник; нефтегазовое месторождение; системный анализ; добыча; математическая модель.

Application of Systems Analysis Methods to Construct a Virtual Model of the Field

Yury ILYUSHIN¹ ✉, Victoria NOSOVA² and Andrei KRAUZE²

¹ Faculty of Economics, Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University, 199106 Saint Petersburg, Russia

² Department of Systems Analysis and Control, Economics Faculty, Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University, 199106 Saint Petersburg, Russia; s235019@stud.spmi.ru (V. N.); krot98@gmail.com (A. K.)

✉ ilyushin_yuv@pers.spmi.ru

Abstract. Recently, the rate of offshore oil production has increased, which creates a need to develop technical solutions for the implementation of more efficient processes on offshore platforms. A relevant solution is the development and application of digital twins. Offshore production platforms are specially protected objects due to the high risk of environmental pollution. Therefore, such objects are especially distinguished for the implementation of advanced technological solutions. In this study, the authors conduct a study of the input, output, and resulting parameters that affect the production process. Using the theory of systems analysis, they determine the list of critical factors and build a conceptual and then a mathematical model of the field. It differs from existing analogues by the introduction of additional parameters that provide higher modeling accuracy. Based on the resulting mathematical model, a neural network is trained to identify the optimal operating mode. An assessment of the economic feasibility of the provided development is carried out.

Keywords: digital twin; oil and gas field; systems analysis; production; mathematical model.

* Перевод подготовлен для повышения интереса русскоязычной аудитории к данной статье.

© 2025 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

© Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II (перевод), 2025.

1. Введение

Цифровой двойник (ЦД) — это виртуальная модель, повторяющая геометрические параметры и другие характеристики физического объекта и имеющая двунаправленную связь с физическим оригиналом. ЦД широко используется для мониторинга и планирования процессов, оптимизации, планирования технического обслуживания, удаленного мониторинга и управления и т.д. [1]. По данным исследования, проведенного компанией Gartner, использование ЦД ежегодно увеличивается. Это связано с развитием науки и техники, повышением экологических требований, стремлением к повышению экономической эффективности и необходимостью сокращения трудозатрат, которые приводят к дефектам и авариям на производстве [2]. Виртуальный двойник позволяет тестировать и предотвращать отказы оборудования. Примером может служить деятельность компании Siemens, которая использует ЦД для разработки двигателей, систем связи и высокоскоростных поездов [3]. Более пяти лет назад компания Siemens преобразовала индийский завод по производству оборудования для защиты цепей в цифровое предприятие. В результате модернизации производство опций на одной производственной линии увеличилось в два раза. До цифровизации на подготовку каждого изделия уходило 21 с, после — 9 с [4]. На заводе по производству контроллеров в Амберге также используется цифровая система управления; она контролирует перемещение оборудования, требования и выполнение каждой операции, учитывает приоритетность операций и доступность производственных линий. Цифровизация позволила в два раза сократить время запуска новых продуктов и на 50 % уменьшить период переналадки оборудования. В целом цифровая система управления позволила снизить себестоимость продукции на 25 % [5].

Производитель потребительских товаров Unilever в 2018 году успешно запустил проект цифровой системы управления активами ЦД на своем бразильском заводе. Это позволило в режиме реального времени вносить изменения в производственные процессы, оптимизировать производительность и улучшить использование материалов. Мониторинг и анализ в режиме реального времени позволили Unilever сократить количество отходов и повысить качество продукции. Кроме того, ЦД позволяют быстро реагировать на изменения количества и качества продукции [6].

В энергетической отрасли ЦД используются для оптимизации работы электростанций, повышения энергоэффективности и минимизации перебоев в подаче электроэнергии. Примером успешного внедрения ЦД является экономия более 1,5 миллиарда долларов США для потребителей GE [7, 8].

В 2016 году компания Finngrid создала ЦД для основной энергосистемы. Конфигурация ЦД позволила интегрировать данные SCADA, геоинформационной системы и системы управления активами. В результате внедрения ЦД компания сообщила о повышении производительности, снижении затрат, повышении надежности передачи данных и оптимизации бизнес-процессов [9, 10].

В области информационных технологий ЦД позволяет моделировать сервисы, отдельные устройства и крупные сети, рассчитывать максимальные нагрузки и т. д.

ЦД используются при добыче и переработке полезных ископаемых. Поскольку эта отрасль характеризуется высокими рисками для окружающей среды и здоровья людей, использование ЦД для обнаружения неисправностей позволяет избежать и/или минимизировать негативные последствия. Так, использование ЦД на одном из европейских нефтеперерабатывающих заводов привело к раннему получению информации о предстоящем выходе из строя крупного компрессора за три недели до инцидента, что позволило минимизировать ущерб. Нефтяная компания ADNOC использует цифровые знаковые модели, искусственный интеллект и большие данные для мониторинга производственного оборудования для добычи и переработки нефти в своем командном центре [11, 12].

На месторождении Johan Sverdrup компании Equinor цифровая модель помогает оптимизировать работу на высокопродуктивном морском месторождении в Норвегии. Масштаб

проекта требует пристального внимания к безопасности, снижению затрат и оптимизации производства. Это месторождение стало одним из первых, где Equinor использовала цифровые модели для предоставления актуальной информации об условиях эксплуатации и мониторинга активов и оборудования в режиме реального времени. В России цифровые модели также используются в самых разных областях, как и во всем мире, но в меньшей степени. В качестве примера можно привести деятельность ряда компаний [13, 14].

Компания Schneider Electric реализует проект на Яйском нефтеперерабатывающем заводе, где цифровые подписи создаются для обучения операторов, изучения объекта, поиска проблемных мест и моделирования поведения систем. В рамках проекта также реализуется защита цифровых моделей предприятия от несанкционированного доступа [15, 16].

В «Севернефтегазпроме» используется комплексная система управления промысловой добычей газа, которая представляет собой цифровую модель, состоящую из пластов, скважин и газосборной сети. Вычислительные мощности и алгоритмы цифровой модели позволяют получать точные прогнозы и результаты [17, 18]. Среди нефтегазовых и нефтесервисных компаний ITPS является известным разработчиком ИТ-решений. Интеграционная платформа AVIST Oil&Gas, разработанная этой компанией, предназначена для максимизации добычи, снижения себестоимости, оптимизации системы и т.д. Это решение не единственное для поддержки российской нефтегазовой отрасли, но одно из ведущих [19, 20].

Внедрение цифровых двойников в нефтегазовой отрасли происходит медленнее, чем в других отраслях [21, 22]. Одной из основных проблем, тормозящих этот процесс, является уязвимость данных [22, 23]. В основном это связано с неполнотой информации [24, 25], которая обусловлена многими факторами, главным из которых является невозможность получения полной информации об объекте управления. Эта проблема связана с ограниченными ресурсами и множеством стохастических и динамических факторов, учет которых затруднен или невозможен. В работах Мартиросяна А. В., Асадулаги М. М., Першина И. М. и других показано, что стохастические параметры оказывают существенное влияние на математическую модель процесса, но в силу спонтанности их возникновения крайне сложно поддаются описанию. Для устранения этого недостатка в отрасли используются методы системного анализа и теории принятия решений. В работах Афанасьевой О. В., Первухина Д. А., Марининой О. А., Головиной Е. И. и других показано, что для решения подобной задачи можно применять методы корреляционно-регрессионного анализа, в частности, метод экспертных оценок. Таким образом, представляется возможным объединить методы системного анализа и создать цифровых двойников [26–29].

Авторы данной работы продемонстрировали построение высокоточной математической модели промысла по добыче нефти и газа на основе использования нейронных сетей и методов системного анализа. Высокая точность математической модели была достигнута за счет того, что в систему уравнений, описывающих объект управления, были добавлены переменные, оказывающие достаточное влияние на технологический процесс

2. Описание объекта исследования

В данной работе реализована разработка подсистемы центральной системы управления морской платформы. Объектом исследования является морская ледостойкая стационарная платформа (МЛСП) «Приразломная», на которой ведется разработка одноименного месторождения [29, 30].

Арктические погодные условия и удаленность от побережья накладывают свои требования на функционирование платформы, начиная от стационарности платформы и заканчивая способами транспортировки персонала и углеводородов.

Сложные ледовые условия присутствуют большую часть года, они усложняют подход танкеров к платформе и вносят коррективы в процесс заполнения танкера нефтью при высокой скорости дрейфа льда [31, 32].

Расположение в морских водах также требует соблюдения строгих стандартов для предотвращения загрязнения атмосферы и гидросферы.

Нефть, добываемая на «Приразломной», залегают в неоднородных коллекторах нижнепермского возраста. Залежи нефти массивные, пластово-архейские, связаны с инверсионными надрифтовыми структурами. Коллекторами являются кавернозно-пористые рифовые известняки. Территория месторождения относится к Тимано-Печорскому бассейну.

При первичном испытании биокластических известняков на глубине около 2400 м был получен приток нефти, дебит которого составил ~400 куб. м/сут [33, 34].

Утвержденные балансовые запасы нефти (расчетные) составляют 295 млн тонн. Извлекаемые запасы нефти по указанным категориям в 3,7 раза меньше балансовых, что позволяет обеспечить общий объем добычи нефти в среднем 5,5 млн тонн в год.

Сорт нефти, добываемой на месторождении, определяется низким содержанием парафина, высоким содержанием серы и высокой плотностью.

Новый сорт нефти, выбор методов бурения, а также добыча, подготовка и транспортировка нефти зависят от расположения месторождения. Применяемые технологии и оборудование также должны рассматриваться с учетом указанной информации. Технические характеристики платформы «Приразломная» включают в себя длину и ширину кессона на уровне дна — 126 м, высоту от уровня моря — 122 м, а также масса с балластом и без балласта — 506 тыс. тонн и 117 тыс. тонн [35, 36].

Платформа «Приразломная» состоит из 36 скважин. Нефть добывается из 19 скважин, с учетом заполнения кессонов общей емкостью 159 тыс. м³, общий объем нефти, отгружаемой в нефтеналивные суда, составляет 103 тыс. м³, а объем резервуаров для хранения нефти — 124 тыс. м³ [37, 38]. Также на платформе «Приразломная» имеется 16 скважин для создания избыточного давления и одна скважина для утилизации отходов бурения.

Опорное основание — кессон, который также служит местом для хранения нефти, — изготовлено из стальных конструкций, заполненных бетоном для придания дополнительной прочности. Для защиты от коррозии и эрозии внешняя часть кессона покрыта плакированной сталью толщиной 42 мм. Как внутренняя, так и внешняя поверхности кессона устойчивы к электрохимической коррозии [39, 40].

Нефтехранилища оснащены автоматической системой промывки, очистки и дегазации. Для обеспечения безопасности оборудование и трубопроводы в межкрышном пространстве кессона размещены отдельно и оборудованы системой газового пожаротушения.

Система мониторинга состояния кессона включает в себя следующие датчики и приборы: инклинометр для измерения наклона кессона, динамометр для измерения давления в грунте от динамических горизонтальных нагрузок, пьезометр, сейсмограф, датчик деформации для измерения ледовых нагрузок на кессон и др.

Для налива нефти МЛСП «Приразломная» оснащена двумя комплексами устройств прямого налива нефти (КУПНН). Каждый комплекс включает в себя систему блокировки, благодаря которой исключается возможность разлива нефти при наливе. Дополнительную защиту от разливов обеспечивает система аварийного отключения подачи нефти [40, 41].

Комплекс КУПНН обеспечивает швартовку танкеров, а также налив нефти без контакта с платформой. Танкеры оснащены системой носовой загрузки и системой динамического позиционирования, которая позволяет судну оставаться в постоянном положении, не обращая внимания на погодные условия до определенных показателей.

При погрузке используются комплексы устройств для прямого налива нефти, позволяющие загружать гидроуглероды из кессона непосредственно в танкер [42, 43]. Налив нефти начинается только при одновременном выполнении 30 необходимых условий [44, 45]. Имеется также система аварийного отключения и закрытия перекачки нефти с платформы на танкер за несколько секунд.

На Приразломном месторождении используются погружные электроцентробежные насосы [46, 47]. Для предотвращения продувок скважин установлен комплекс противовыбросового оборудования, герметизирующий устья нефтяных скважин. Станции геологического и технического контроля позволяют отслеживать состояние скважин в режиме реального времени.

В целях безопасности на глубине 250 м также устанавливаются фитинги с дистанционной запорной арматурой для предотвращения продувок. Управление осуществляется гидравлическим способом [48, 49].

Транспортировка нефти осуществляется танкерами без помощи ледоколов и двух носовых подруливающих устройств после выгрузки нефти при благоприятных условиях. Для удержания танкера в зоне погрузки используется система динамического позиционирования, которая позволяет удерживать нос танкера в пределах допустимых отклонений от заданного положения, не допуская чрезмерного натяжения швартовов и грузового шланга. Также имеется система, позволяющая принимать и подключать шланг с платформы к грузовым трубопроводам судна, по которым нефть перекачивается со скоростью около 10 000 кубометров в час. МЛСП состоит из следующих основных частей: призматического основания (кессона) с бермой, примыкающей к периметру. В кессоне располагаются резервуары для хранения нефти, устья скважин и оборудование для транспортировки нефти из резервуара в танкер. Следующий уровень — промежуточная палуба, на которой по периметру расположен дефлектор льда. На промежуточной палубе располагается технологическое оборудование, склад материалов, необходимых для работы технологического оборудования, и другие вспомогательные сооружения. В верхнем строении находятся жилые модули, а также технологические и вспомогательные модули, вертолетная площадка и КУПНН [50]. Подробный анализ работ представлен в таблице 1.

Таблица 1

Статьи, анализирующие область исследования

Параметр	Ссылки
Технические факторы	[47–64]
Экологические факторы	[65–106]
Экономические факторы	[70–104]
Информационное обеспечение и технический анализ	[104–109]
Сопутствующие факторы	[106–109]

На нефтяной платформе разработана и внедрена автоматизированная система контроля и безопасности (АСКБ), состоящая из системы обнаружения пожара, системы обнаружения утечек газа и оповещения об их местонахождении, системы аварийной остановки технологических процессов и системы мониторинга состояния кессона [110, 111].

АСКБ необходима для контроля и управления технологическими процессами и всеми системами жизнеобеспечения сетевой платформы. Все системы управления представляют собой комплекс, необходимый для эксплуатации нефтяной платформы в полевых условиях, однако при анализе данных нефтяной платформы использование существующего комплекса АСКБ становится недостаточным, что указывает на необходимость разработки дополнительной системы управления.

Наиболее развитым цифровым решением является программа «Интегрированное моделирование», которая представляет собой модель всей производственной цепочки нефтедобывающего комплекса, включая нефтяной пласт, скважины, систему сбора и подготовки нефти.

Стационарная нефтяная платформа — дорогостоящий комплекс, подходящий для разработки месторождения в Арктике. Она представляет собой платформу, опирающуюся на сушу, и относится к надводному способу добычи нефти [112–118]. Это сооружение является основой для размещения оборудования и проведения бурения, эксплуатации и обустройства месторождения. И верхняя, и нижняя части должны быть защищены от атмосферных воздействий: запас прочности фундамента должен превышать фактические нагрузки, а верхняя часть должна быть оборудована специальными ледо- и волноотбойниками, установленными по периметру платформы.

При добыче нефти важным мероприятием является предотвращение попадания нефти в открытое море. Для этого устья скважин располагаются внутри стационарной платформы.

Стационарные платформы позволяют использовать доступные и простые методы разработки и эксплуатации месторождения, расширяются по площади основания и достаточно устойчивы к волновым, ветровым и ледовым нагрузкам. Благодаря этим преимуществам, а также многим другим факторам Приразломное месторождение эксплуатируется на МЛСП. Рассмотрим процесс добычи нефти на шельфе.

Нефть — это минеральное сырье, состоящее из сложной смеси различных углеводородов. Ее добывают из нефтенасыщенных пород: осадочных, магматических и метаморфических. Нефть не насыщает все поровое пространство горных пород, а накапливается в особых геологических объектах, называемых ловушками. Природные резервуары арктических шельфов очень неоднородны и разнообразны, с ними связаны различные типы ловушек и залежей нефти и газа.

Нефтяная залежь — это природное скопление нефти в ловушке, образованной породой-коллектором под шапкой непроницаемых пород [119].

Основным процессом при добыче нефти является подъем жидкости из нефтяного пласта на поверхность. Методы добычи нефти, в зависимости от пластового давления, физических свойств нефти, коллекторских свойств продуктивного пласта и т. д., подразделяются на следующие категории:

1. Фонтанное масло поднимается под действием энергии пласта;
2. Газовый подъем — нефть поднимается под действием закачиваемого в скважину газа;
3. Механизированный — нефть поднимается с помощью насосов (электроцентробежных, гидравлических поршневых, штанговых скважинных, плунжерных и т. д.).

Находясь на разной глубине, пласты испытывают определенное давление. В скважинах глубиной 1000, 1500 и 2000 м пластовые давления составляют около 10, 13, 15,2 и 20,3 МПа [120–125]. Под действием этого давления нефть движется по пласту к скважине. Как правило, бескомпрессорная эксплуатация фонтанирующих скважин длится от начала разработки до наступления периода падения добычи. Когда пластовое давление падает до уровня магистрального нефте- или газопровода, начинается период компрессорной эксплуатации месторождения.

С точки зрения научных принципов разработки нефтяных месторождений на суше и на море различий нет. Однако есть и специфические особенности. Например, к ним относятся ограниченная площадь палубы, на которой располагаются устья добывающих скважин, что может стать причиной возникновения открытых фонтанов, пожаров, загрязнения моря и т. д. при освоении высоконапорных скважин.

На платформе разработана и внедрена автоматизированная система управления (АСУ) и система безопасности, состоящая из АСУ добычей, системы обнаружения пожаров, утечек газа и оповещения о месте их возникновения, системы аварийной остановки технологических процессов и системы мониторинга состояния кессона. АСУ производством необходима для контроля и управления технологическими процессами, судовыми системами и жизнеобеспечением. Она также обеспечивает распределение электрической энергии, координацию работы различных служб при эксплуатации платформы в любом из представленных режимов, обмен информацией, взаимодействие АСУ и подсистем безопасности. Система сигнализации обеспечивает контроль, получая информацию от датчиков в каждой из рабочих зон платформы. При получении сигнала о возгорании или утечке активируются системы пожаротушения и аварийной вентиляции.

Аварийные режимы также используются в системе аварийного отключения, которая в случае утечки или пожара обеспечивает остановку технологического процесса и оборудования, с помощью которого этот процесс осуществляется.

Управление каждой из указанных систем осуществляется с центрального пункта управления, куда поступает информация о значительной части процессов, а также осуществляется их анализ и контроль. Для обеспечения работы всех указанных систем используются мониторы, транслирующие видео с камер наблюдения в режиме реального времени, мониторы, отображающие значения параметров производственного процесса в режиме реального времени, и т. д.

Подсистемы независимы друг от друга, а для обеспечения их работы используются 15 программируемых логических контроллеров и 90 щитов управления. Управление работой оборудования осуществляется операторами, в автоматическом режиме этот процесс пока не реализован.

Для анализа причин аварийных ситуаций и остановок технологических процессов используется компьютерный обучающий комплекс, прямой целью которого является повышение квалификации сотрудников и ее поддержание. Комплекс также используется при планировании изменений в автоматизированной системе управления и системе безопасности.

В учебном комплексе смоделировано большинство оборудования, предназначенного для технологических процессов, в том числе устья скважин, системы теплоносителя и т.д.

Упомянутые выше системы управления представляют собой комплекс, необходимый для работы как самой платформы, так и месторождения. Однако, учитывая все условия, в которых ведется добыча, их использование становится недостаточным.

На платформе «Приразломная» постепенно внедряются цифровые проекты. Наиболее развитым цифровым решением является программа «Интегрированное моделирование», которая представляет собой модель всей производственной цепочки нефтедобывающего актива, включающей пласт, скважины, систему сбора и подготовки нефти. Цифровые модели, используемые на нефтяной платформе, не обладают всеми возможностями и функциями, которые предоставляет ЦД. Однако ЦД представляет собой сложную систему интегрированных технологий, которая имеет свои подводные камни и трудности при внедрении, разработке и эксплуатации. В связи с тем, что МЛСП «Приразломная» является сложным и важным объектом, внедрение ЦД является экономически целесообразным решением, а разработка подсистемы ЦД для морской добывающей платформы — актуальной темой исследования.

3. Методология и результаты

Нефтегазовая промышленность работает в сложных условиях и с оборудованием, расположенным в удаленных районах в экстремальных условиях окружающей среды. ЦД осуществляет мониторинг и управление процессами более безопасными, тем самым снижая связанные с этим риски. Кроме того, прогнозируя время простоя, ЦД оказывает положительное влияние на производственный процесс, что напрямую ведет к экономии времени и денег.

В данной работе разрабатывается подсистема ЦД морской добывающей платформы. Так как это достаточно обширная задача, в рамках данной работы было решено разработать программу прогнозирования добычи нефти на морском месторождении. Решение данной задачи будет осуществляться статическим методом, основанным на обработке данных о добыче нефти за текущий период с последующим прогнозированием на следующий период. Получение прогноза по месторождению является важной задачей для планирования развития как самого месторождения и организации, так и нефтегазовой отрасли в целом.

Программа прогнозирования добычи нефти предназначена для повышения эффективности эксплуатации нефтяных месторождений с использованием современных технологий анализа данных и машинного обучения.

Разработка системы не является сложным решением с точки зрения использования дополнительной аппаратной инфраструктуры. Датчики устанавливаются во всех необходимых местах скважины на данном месторождении. Значения параметров, по которым можно разработать систему прогнозирования, доступны сотрудникам ИТ-департамента

«Приразломной», а значения наиболее важных параметров хранятся на серверах, поэтому основной задачей является непосредственно разработка модели прогнозирования. Машинное обучение стремительно проникает в самые разные отрасли, что подтверждается в научном обзоре данной работы. Это раздел искусственного интеллекта, оснащенный методами и алгоритмами, позволяющими обучать компьютерную систему на основе входных данных. На выходе можно получить прогноз или выбор конкретного решения задачи. В современном разделе искусственного интеллекта отсутствуют четко прописанные инструкции разработчика.

Создание системы прогнозирования с использованием методов машинного обучения снижает риск получения прогноза с ошибкой из-за человеческого фактора. Таким образом, для разработки данной системы необходим персональный компьютер, навыки программирования, работа с моделями машинного обучения и системного анализа.

Исходя из опыта различных компаний нефтегазовой отрасли, получение прогноза объемов добычи может привести к увеличению добычи нефти за счет правильной оптимизации процесса, сокращения количества незапланированных простоев скважин и выделения правильного периода для обслуживания и ремонта скважин. Прогнозирование позволяет заранее выявить потенциальные проблемы и принять превентивные меры, чтобы избежать аварий и выхода оборудования из строя. Компания Napoleon IT является автором аналогичной системы прогнозирования. Российская компания на основе методов машинного обучения разработала систему выбора скважин для гидроразрыва пласта. Сократилось время, затрачиваемое специалистами на ручной отбор скважин для работы, трудозатраты, повысилась точность расчетов, что позволило добиться эффективного управления нефтяными ресурсами. Благодаря динамичному принятию решений по внесению корректировок в текущий производственный процесс, а также правильному решению проблем, предприятие быстрее достигнет установленных производственных показателей быстрее. При этом дополнительный объем добытой продукции в результате ускорения разработки месторождения можно рассчитать по следующей формуле:

$$Q_{\text{доп}} = Q_y \cdot \frac{T_2 - T_1}{2} \quad (1)$$

где T_1 — нормальная продолжительность разработки месторождения, а T_2 — ускоренная продолжительность. Как было сказано ранее, средний уровень добычи на Приразломном месторождении составляет 5,5 млн тонн в год. Если сократить время добычи установленного объема на 5 %, то дополнительный объем составит 0,14 млн тонн в год.

$$Q_{\text{доп}} = 5,5 \cdot \frac{1 - 0,95}{2} = 0,14$$

Небольшое увеличение темпов разработки месторождения повлечет за собой рост объемов добычи и снижение себестоимости добытых углеводородов. Анализируется количество времени, необходимое для получения прогноза добычи. Программа, разработанная в данной работе, получает на вход набор данных, в которых задаются необходимые параметры. При их изменении на месторождении подразумевается, что данные вводятся в заданный набор путем загрузки информации с датчиков, либо вручную изменяются менеджерами. Мы представляем, что эта операция выполняется и при более традиционном методе определения объемов производства с помощью программного обеспечения. Однако время, затрачиваемое на получение прогноза с помощью модели машинного обучения, гораздо меньше, чем при использовании различных методов человеком.

Таким образом, разработка программы прогнозирования добычи не требует серьезных изменений в работе месторождения. Ее внедрение дает положительный эффект, который определяет затраты на ее внедрение и реализацию.

Нефтедобывающая платформа имеет специфические особенности, обусловленные автономной работой в океанских водах. Частичная работа платформы может быть приостановлена при неблагоприятных условиях окружающей среды. Скорость ветра более 17 м/с приводит к остановке работ на внешних площадках из-за повышенной опасности для жизни сотрудников.

Значение высоты волны, скорости и направления течения воды необходимо также учитывать при швартовке судов и шлангов, разгрузке, погрузке и т. д. Эти же процессы можно выделить отдельно как взаимодействие платформы с грузовыми судами. Существует ограниченное количество танкеров, используемых как для погрузки и разгрузки, так и для взаимодействия с платформой в целом. При сбоях в транспортной логистике возникает конкуренция, что сказывается на процессах погрузки и разгрузки.

Ледовые условия влияют на деятельность платформы, начиная от материалов и дизайна платформы и заканчивая приостановкой производства из-за отсутствия танкера. Однако следует учитывать, что танкер прибывает на платформу в соответствии с графиком, и к этому времени нефтехранилища уже должны подготовить нефть к погрузке на танкер. Таким образом, только длительный период неблагоприятной погоды будет напрямую влиять на добычу нефти. В короткие периоды интенсивность добычи снижается, чтобы обеспечить полную загрузку нефтехранилищ добытой нефтью.

Нефтяная платформа имеет ограничения по хранению как грузов, необходимых для работы платформы, так и добытого сырья. Поэтому своевременные процессы импорта и экспорта являются важными составляющими функционирования всего объекта в целом. По соображениям безопасности, экономической целесообразности и т. д. нежелательными условиями являются близкие к переполнению хранилища и истощение ресурсов снабжения.

Крайне нежелательными условиями являются замена оборудования на одном из технологических модулей, поэтому время ремонта и обслуживания является важным параметром, который важно учитывать, даже с учетом того, что ремонтные работы могут повлечь за собой частичную остановку производства.

Параметры, которые напрямую влияют на процесс увеличения добычи нефти, — это температура, вязкость и плотность нефти. Температура нефти также неразрывно связана с содержанием парафина: чем оно выше, тем выше точка замерзания. Кроме того, при высоком содержании парафина возникают проблемы при транспортировке и добыче нефти: закупорка пор, снижение фильтрационных характеристик пласта и уменьшение полезного сечения насосно-компрессорных труб. Эти факторы приводят к повышенному износу оборудования, расходу ресурсов, потреблению ресурсов и т. д.

Важнейшим показателем является также температура вспышки, которая определяет взрывоопасность нефтяного вещества. Температура вспышки варьируется в широких пределах. Для того чтобы предотвратить возгорание объекта, необходимо точное значение этого параметра.

При разработке концептуальной модели важно учитывать такие параметры, как забойное давление, устьевое давление, давление насыщения нефти, давление на входе в насос, начальное пластовое давление, пластовое давление в процессе разработки, а также статическое и динамическое давление. Сумма последних является важной характеристикой энергии потока.

Нефть в пласте находится под начальным пластовым давлением, от которого зависит пластовая энергия, способствующая движению углеводородов по пласту к скважине, то есть к самому низкому давлению. В процессе разработки месторождения пластовое давление снижается, что приводит к изменению физико-химических свойств, а также к снижению дебита скважин. По этой причине важно поддерживать пластовое давление; анализ этого параметра позволяет регулировать разработку и эксплуатацию.

В процессе эксплуатации важное значение имеет депрессия скважины, которая представляет собой разницу между пластовым и забойным давлением. Поскольку в нефтяных залежах нефть заполняет пустоты в горных породах, при разработке концептуальной модели необходимо учитывать физические свойства залежи, в том числе проницаемость, пористость, сжимаемость, гранулометрический состав и т. д., для горных пород и физические свойства пластовых флюидов, такие как вязкость, плотность, поверхностные свойства нефти и другие.

Проницаемость породы определяет ее способность пропускать флюиды, а пористость — способность вмещать флюиды в пустотах породы. Проницаемость среды зависит в основном от размера каналов, которые представляют собой поровые пространства. Прямой связи между этими параметрами нет, но оба параметра зависят от гранулометрического состава породы, который определяет указанные и другие физические свойства породы.

Нефтеотдача зависит от свойств породы и технологических факторов. На величину нефтеотдачи влияют методы, применяемые к пластам. После подсчета запасов нефти в пласте определяется предварительный коэффициент нефтеотдачи.

Важным фактором является высокая обводненность горных выработок. Она осложняет ведение горных работ и является причиной насыщения подземных вод.

Физические свойства нефти в пластовых условиях необходимо учитывать при выборе метода добычи нефти, а также при подборе оборудования.

Содержание серы ухудшает качество нефти, усложняя процессы переработки, подготовки и транспортировки. Вязкость — важное свойство нефти, определяющее ее подвижность по трубопроводам и в пластовых условиях. Выбор типа вытесняющего агента, мощности насоса, оценка скорости фильтрации в пласте осуществляются с учетом значения вязкости.

Вязкость нефти уменьшается с увеличением количества растворенного в ней газа. Однако высокий газовый фактор, как и высокое содержание парафина, ускоряет износ оборудования. Содержание воды в нефти также влияет на этот процесс. Каждый из этих параметров важен для транспортировки или дальнейшего использования нефти/нефтепродуктов.

Плотность (удельный вес), которая также влияет на подвижность нефти, уменьшается с увеличением глубины залегания продуктивного пласта. Плотность также зависит от температуры, поэтому принято выражать ее для определенного значения температуры. Плотность нефтепродуктов, в свою очередь, зависит от химического состава.

Концентрация серы в нефти влияет на эксплуатационные свойства нефтепродуктов. Кроме того, она влияет на загрязнение воздуха. Молекулярная масса — важнейшая характеристика нефти и нефтепродуктов, позволяющая делать выводы о разнородных компонентах, входящих в их состав. Молекулярная масса нефтяной фракции увеличивается с повышением температуры кипения, что приводит к увеличению вязкости. Объемный коэффициент пластовой нефти используется при подсчете запасов нефти объемным методом. Он показывает отношение объема нефти в пласте к объему выделенной нефти.

Дебит — важнейший параметр в нефтедобыче. Он определяется объемом жидкости, добываемой за определенную единицу времени. Дебит также можно определить как характеристику производительности установленных насосов.

При добыче нефти с морской добывающей платформы можно выделить целый список параметров, которые в той или иной степени оказывают влияние. В рамках данной исследовательской работы было определено 104 параметра. После применения метода экспертных оценок была получена диаграмма Парето, в которой факторы сгруппированы по степени важности их влияния на систему. На основании полученных данных и диаграммы Парето (рис. 1) к значимым факторам отнесены те, которые имеют вес $\lambda \geq 0,0102$.

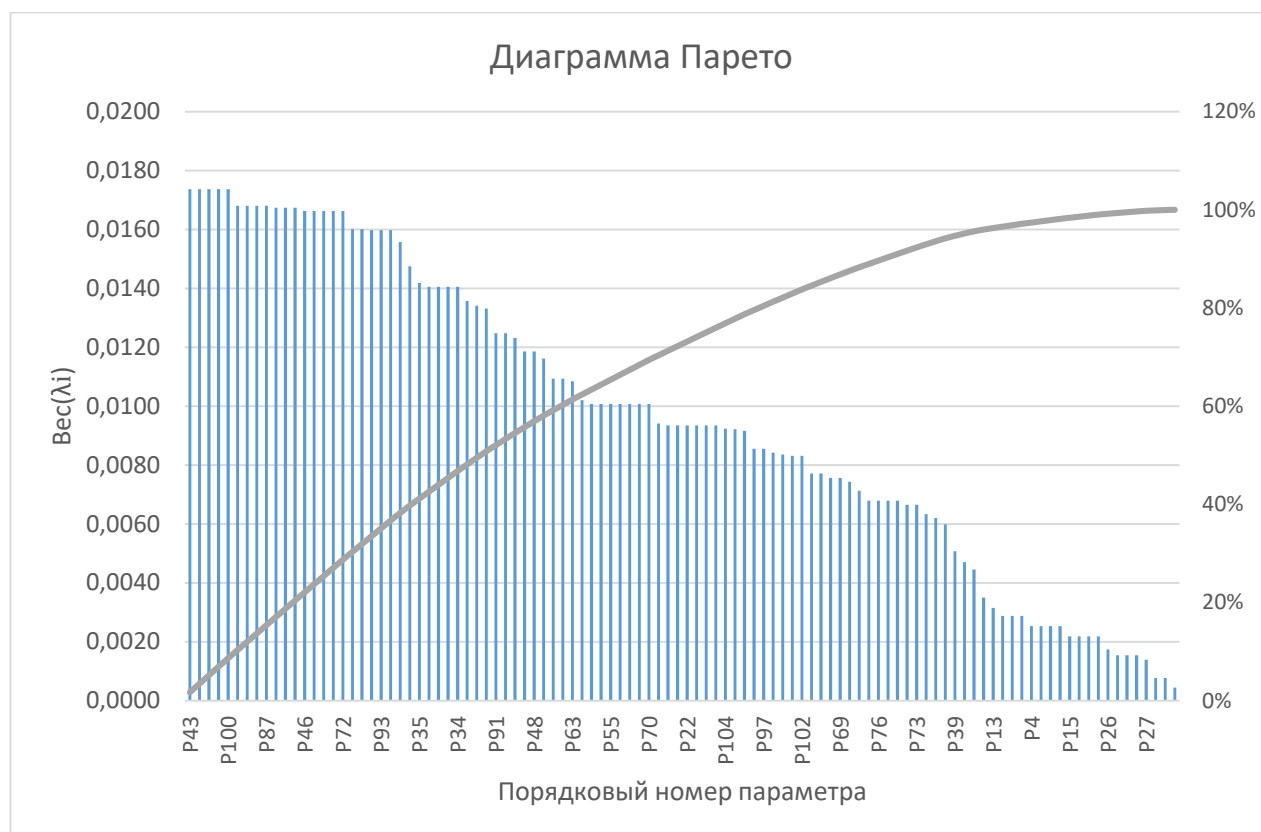


Рис. 1. Важнейшие параметры, влияющие на эффективность добычи нефти

Концептуальная модель состоит из 36 параметров, которые послужат основой для последующей разработки математической модели.

Проанализирован процесс добычи нефти на морской добывающей платформе и разработана концептуальная модель с учетом полученной информации. Управление процессом невозможно без разработки математических моделей. Такие модели позволяют анализировать сложные процессы с определенными упрощениями и допущениями. Для улучшения анализа показателей качества процесса добычи нефти на морской платформе была разработана математическая модель, основанная на сформированной концепции. Комплексная математическая модель добычи нефти на морской добывающей платформе представлена в Рисунок 2. Данная модель не может полностью описать технологический процесс добычи нефти на шельфе, но может быть использована для описания некоторых аспектов технологического процесса. Таким образом, в данном исследовании была разработана математическая модель, основанная на уравнениях, определяющих параметры пласта, скважин и нефти. Параметры, связанные с платформой, оказывали меньшее влияние на процесс, и это было подтверждено оценками специалистов нефтегазовой отрасли. Математические модели являются основой для разработки ЦД, но такие модели описываются нестационарными нелинейными дифференциальными уравнениями, относящимися к семейству сложных многодисциплинарных систем уравнений. Такие уравнения должны соответствовать поведению реальных объектов при различных условиях эксплуатации, а также различным технологическим процессам, с помощью которых реализуется создание материалов, реальных объектов и изделий.

$$\left\{ \begin{array}{l}
 b_k = 1 + \lambda_{ng} \cdot \Gamma \cdot \alpha_n \cdot (t - 20) - 6.5 \cdot 10^{-4} \cdot P \\
 X = \frac{V}{G} \cdot 100 \\
 t_{vsp} = \frac{A}{\mu_0 \cdot \beta_k \cdot P_{vsp}} \\
 M = a + bt_{sr} + ct_{sr}^2 \\
 \rho_4^t = \rho_4^{20} - \alpha_\rho (t - 20) \\
 P_{pl} = \rho_n g H_{skv} + P_y \\
 P_{zab} = P_{odin} + P_{zatr} \\
 \eta = \frac{V_{n,\Delta}}{V_{n,\delta}} \\
 P_{nn} = P_{en} - P_n \\
 H_H = H_T \cdot \frac{\rho_B}{\rho_H} \\
 P_{zab} = \rho_{ж} g (H_{skv} - h_{odin}) \\
 t_{zab} = t_{sr} + \frac{0.01}{0.025} H_{skv} \\
 t_{sr} = (t_{zab} - t_{yst}) \cdot \ln \frac{t_{zab}}{t_{yst}} \\
 V_{n,\delta} = F_n \cdot h_n \cdot K_{on} \cdot K_n \cdot \rho_{st} \cdot \theta \\
 q_n = \frac{2\pi k'_s h (P_{zab} - \tilde{P}_n)}{\mu_0 z_s \ln \frac{\sigma_n}{\pi r_c}} \\
 P_{zab} = P_{en} + H_c \rho_0 g - P_{mp} \\
 V_f = V_{p.a.} - (H_{skv} - H_{yp}) f_{skv} \\
 E_n = Mg H_{pl} \\
 q_c = \frac{Q_f \cdot t_p}{T_p} \\
 Q = \frac{k}{\mu_\Delta} \frac{\Delta P}{L} \cdot F_f \\
 n_{max} = \frac{\pi \cdot a_{pr}^2}{t_c} \\
 \sum_{i=1}^n Q = Q_1 + Q_2 + \dots + Q_n \\
 V_n = \frac{1}{3} h_n (S_1 + S_2 + \sqrt{S_1 \cdot S_2}) - V_{\delta},
 \end{array} \right.$$

Прогноз добычи нефти выполняется в среде Jupiter Notebook с использованием языка программирования Python 3.13. Приразломное месторождение является действующим, и его данные недоступны. Поэтому для моделирования использовались данные по месторождению Volve, расположенному в Северном море. Данные для моделирования были получены в открытом доступе после процедуры регистрации на сайте Equinor. Использование данных в исследовательских целях не требует дополнительной лицензии.

Набор данных содержит параметры, представленные в Таблице 2. Не все параметры из Таблицы будут использованы при прогнозировании добычи нефти.

Параметры, содержащиеся в наборе полевых данных Volve

Параметр	Пояснение	Единица измерения
DATE_PROD	Дата добычи	дд.мм.гг
WELL_CODE	Код скважины	
ID_WELL	Уникальный идентификатор скважины	
UN_WELL	Уникальное название скважины	
UC_FIELD	Уникальный код месторождения	
UN_FIELD	Уникальное название месторождения	
CODE_FACILITY	Код объекта	
NAME_FACILITY	Название объекта	
HOURS_OPERATION	Часы эксплуатации	ч
OIL_VOL_BORE	Объем добытой нефти	м ³
WL_VOL_BORE	Объем закачиваемой воды	м ³
GAS_VOL_BORE	Объем добытого газа	м ³
WATER_VOL_BORE	Объем добытой воды	м ³
AVG_BOTTOMHOLE_P	Среднее давление на забое скважины	бар
AVG_BOTTOMHOLE_T	Средняя температура на забое скважины	°С
AVG_PDROP_TUBING	Средний перепад давления в скважине	бар
AVG_ANNULUS_P	Среднее затрубное давление	бар
AVG_CHOKE_SIZE	Средний размер дросселя	%
DP_CHOKE_SIZE	Перепад давления на дросселе	бар
AVG_CHOKE_UOM	Среднее значение дросселя	%
AVG_WELLHEAD_P	Среднее давление на устье скважины	бар
AVG_WELLHEAD_T	Средняя температура на устье скважины	°С
FLOW_KIND	Вид потока	
WELL_TYPE	Тип скважины	

Набор данных содержит параметры, которые имеют одинаковые значения для всех строк. К таким параметрам относятся уникальный код поля, уникальное имя поля, код объекта и имя объекта. Эти параметры будут удалены. Код скважины, уникальный идентификатор скважины и уникальное имя скважины являются избыточными данными, и один из них будет оставлен для работы. Кратко описав основные элементы, перейдем к написанию кода. Первым шагом в написании программы является установка следующих специализированных библиотек:

```
import pandas as pds;
import matplotlib.pyplot as mplt;
import seaborn as sbn;
import plotly.express as pltxs;
import numpy as nmp;
import warnings.
```

Разработка системы прогнозирования добычи нефти невозможна без библиотеки для обработки и анализа табличных данных. Такой библиотекой является Pandas.

Для вывода графических данных используется пакет Matplotlib 3.5.3. Это гибкий, легко настраиваемый пакет, который предоставляет возможность визуализации двумерных и трехмерных графиков. Pyplot — модуль пакета Matplotlib, который помогает автоматически создавать оси, рисунки и другие компоненты графических материалов. Seaborn 0.13.2 — пакет

программ для визуализации данных, основанный на Matplotlib. Пакет создает статистические графики из наборов данных. Библиотека Plotly позволяет создавать широкий спектр возможностей интерактивной визуализации. Plotly express — это высокоуровневый модуль, который упрощает процесс создания визуализации данных. Для выполнения вычислений используется библиотека NumPy Python, которая предоставляет объект тензора, различные производные объекты, а также набор математических, логических, манипуляционных, сортировочных и других процедур с массивами. Модуль warnings позволяет выдавать предупреждения и работать с ними. Следующим шагом будет импорт данных:

```
df_prod = pds.read_excel('./Volve_production.xlsx', sheet_name = «Daily Production Data»).
```

Набор данных для поля Volve представлен в файле Excel. Функция read_excel() библиотеки Pandas позволяет читать рабочую книгу Excel; с помощью параметра sheet_name можно явно указать лист, из которого нужно импортировать данные во фрейм данных.

Создадим массив данных, содержащий только те параметры, которые будут использоваться в дальнейшем при моделировании. Это можно сделать, удалив столбцы данных с помощью функции drop().

Для работы с данными по каждой скважине зададим названия скважин с помощью функции unique(), которая определяет уникальные значения в столбце UN_WELL.

Однако список названий скважин включает в себя не только добывающие, но и нагнетательные скважины. Создадим набор данных, содержащий информацию только о добывающих скважинах, указав, что тип притока должен соответствовать добыче:

```
df_prod = df_prod[df_prod['FLOW_KIND'] == 'production'].
```

Отображение названий скважин, предназначенных для добычи на месторождении, осуществляется с помощью кода:

```
print("Names of wells in production:")
for UN_WELL in df_prod['UN_WELL'].unique():
    print(f'- {UN_WELL}')
```

Then, we derive a list of names of wells in operation (рис. 2):

```
- 15/9-F-1 C
- 15/9-F-11
- 15/9-F-12
- 15/9-F-14
- 15/9-F-15 D
- 15/9-F-5
```

Рис. 2. Отображение списка названий эксплуатируемых скважин [составлено авторами]

Названия добывающих скважин были получены из исходных табличных данных. Однако мы должны убедиться в этом. На графике представлена добыча по каждой скважине по годам, а также построена общая гистограмма для визуализации объемов добычи нефти на месторождении, отсортированных по дате:

```
df_prod.sort_values(by = 'DATE_PROD', ascending = True, inplace = True)
```

Колонки тех параметров, которые больше не являются информативными, удаляются:

```
df_prod.drop(['AVG_CHOKE_UOM', 'WELL_TYPE', 'FLOW_KIND'], axis = 1, in-place = True)
```

```
warnings.filterwarnings("ignore")
```

Годы добавляются в столбец с помощью функции insert(), после использования функции strftime(« %Y»), которая возвращает значение года из объекта date.

```
year = df_prod["DATE_PROD"].apply(lambda x: int(x.strftime(" %Y"))) df_prod.insert(0, 'Year', year)
```

Графики добычи нефти для всех доступных добывающих скважин отображаются (рис. 3) с помощью следующего кода:

```
df_prod.set_index('Year', inplace= True) pds.pivot_Таблица(df_prod.reset_index(),
index = 'Year', columns = 'UN_WELL', values = 'OIL_VOL_BORE'
).plot(subplots = True)
```

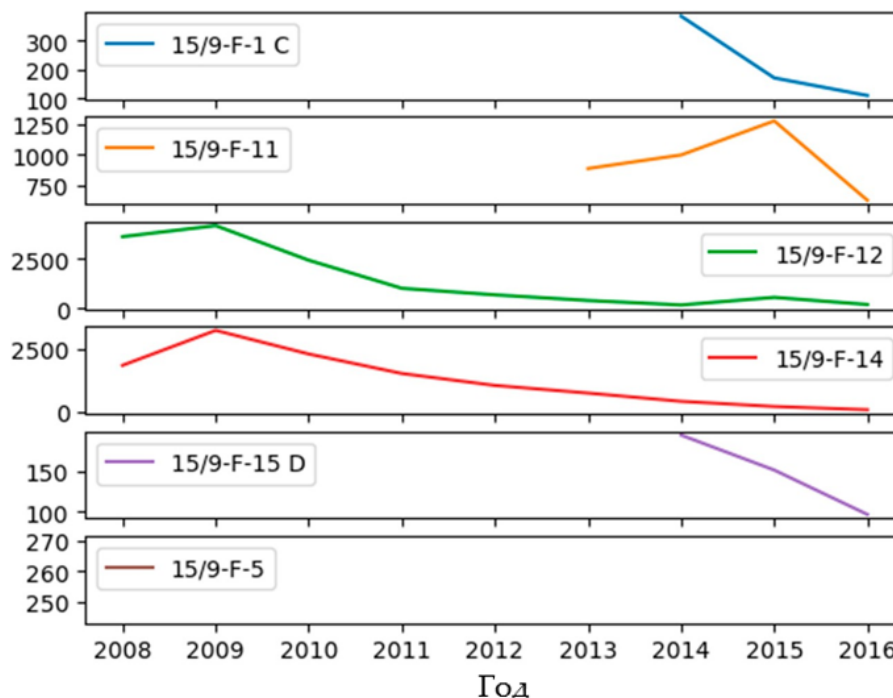


Рис. 3. Графики объемов добычи нефти из каждой скважины по годам [составлено авторами]

На графиках видно, что каждая скважина, кроме 15/9-F-5, добывает нефть. Это означает, что в данных есть ошибка, когда в одной из ячеек указано, что скважина добывает, но значение объема нефти за весь период эксплуатации равно нулю. Это означает, что данную скважину необходимо исключить из набора данных:

```
df_prod= df_prod.loc[df_prod['UN_WELL']!= '15/9-F-5']
```

На следующем этапе данные группируются по годам и скважинам с помощью функции `groupby()`, и эти значения суммируются для построения гистограммы объема добытой нефти по годам. `df_prod_y = df_prod.groupby(by = ['Year', 'UN_WELL'], as_index = True)[['OIL_VOL_BORE']].sum()`.

Добавляется столбец с данными об общем объеме добытой нефти с помощью функции `cumsum()`, которая возвращает кумулятивную сумму ряда, где каждый элемент равен сумме всех предыдущих элементов:

```
df_prod.loc[:, "TOTAL_OIL_BORE"] = df_prod.loc[:, 'OIL_VOL_BORE'].cumsum() warnings.filterwarnings("ignore")
```

Общий объем добытой нефти за весь период эксплуатации месторождения рассчитывается следующим образом:

```
total_oil = df_prod.OIL_VOL_BORE.sum()
```

`print(f"The total volume of oil produced is: {total_oil} cubic meters")` Для построения графика данные сгруппированы по годам:

```
annual_oil_total = df_prod_y.groupby(by = ["Year"])[["OIL_VOL_BORE"]].sum()
```

График добычи нефти строится по годам с помощью программы Plotly версии 4.9. Для этого сначала импортируем `graph_objects` из библиотеки Plotly для создания и конфигурации интерактивного графика. На графике присутствуют пробелы, связанные с одновременной остановкой добычи на всех скважинах.

Как было установлено выше, данные содержат как нули, так и пропущенные значения (NaN). Необходимо удалить строки, содержащие хотя бы одно значение NaN, с помощью функции `dropna()`. Мы также удаляем название скважины, поскольку выводим прогноз добычи для каждой скважины.

Определяются корреляции параметров. Для этого строится карта линейной корреляции Пирсона (рис. 4):

```
mpl.figure(figsize = (10,8))
mpl.title("The coefficient of linear correlation between all parameters",fontsize = 18,pad = 10)
sbn.heatmap(round(df.corr(),2), annot = True, cmap = "viridis").
```

Это необходимо для того, чтобы исключить параметры с низкой и высокой корреляцией.

Из иллюстрации (рис. 4) следует, что среднее затрубное давление и средний размер дросселя оказывают меньшее влияние на значение объема нефти. Объемы добытой нефти и газа имеют высокую корреляцию, и мы исключаем параметр общей добычи нефти, поскольку он представляет собой кумулятивную сумму. Другие параметры при необходимости будут исключены позже.

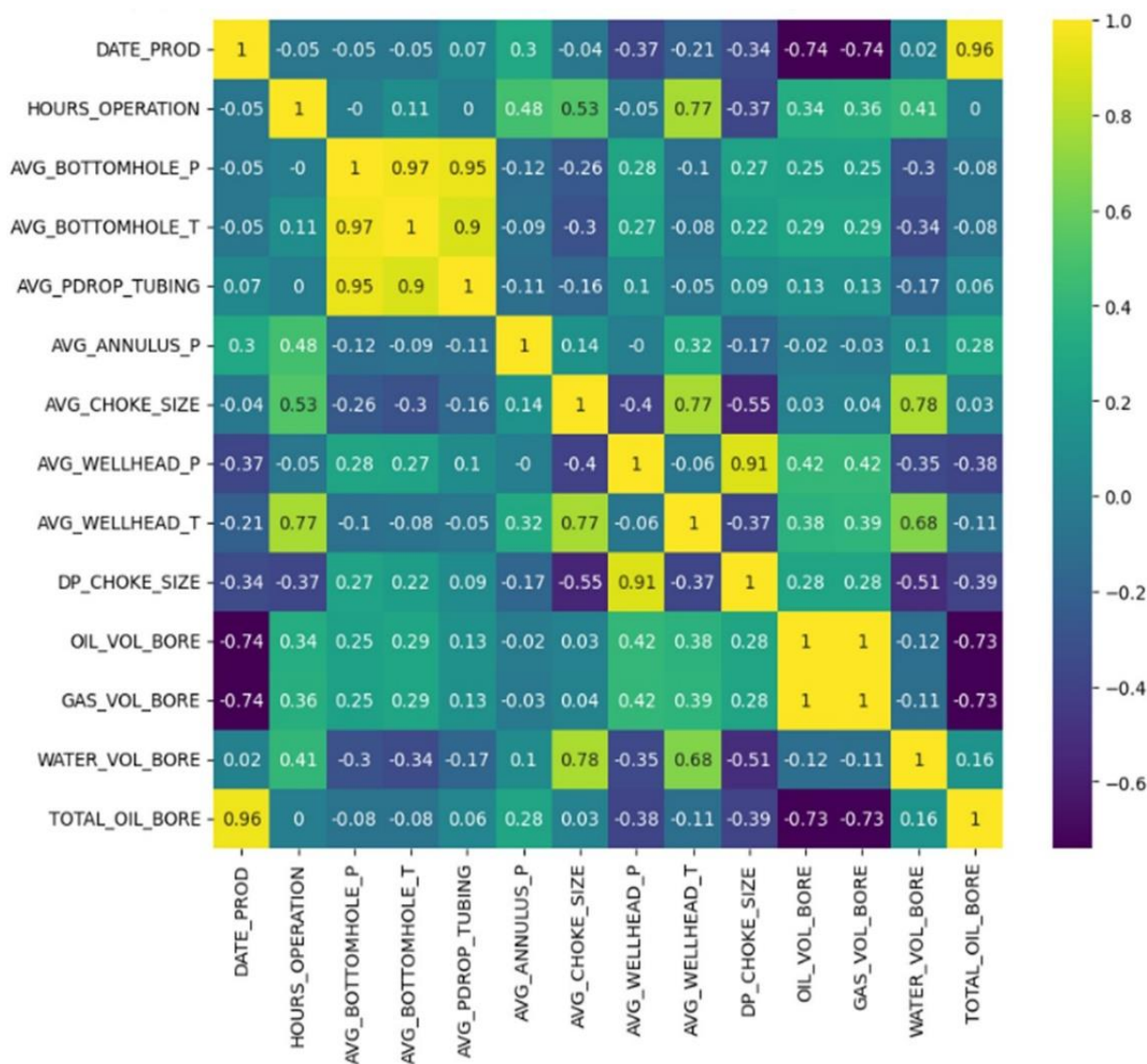


Рис. 4. Карта корреляции между всеми параметрами [составлено авторами]

Построение распределения данных для определения промахов (рис. 5) выглядит следующим образом:

```

mpl.figure(figsize = (15,5))
df.boxplot()
mpl.xticks(rotation = 20);

```

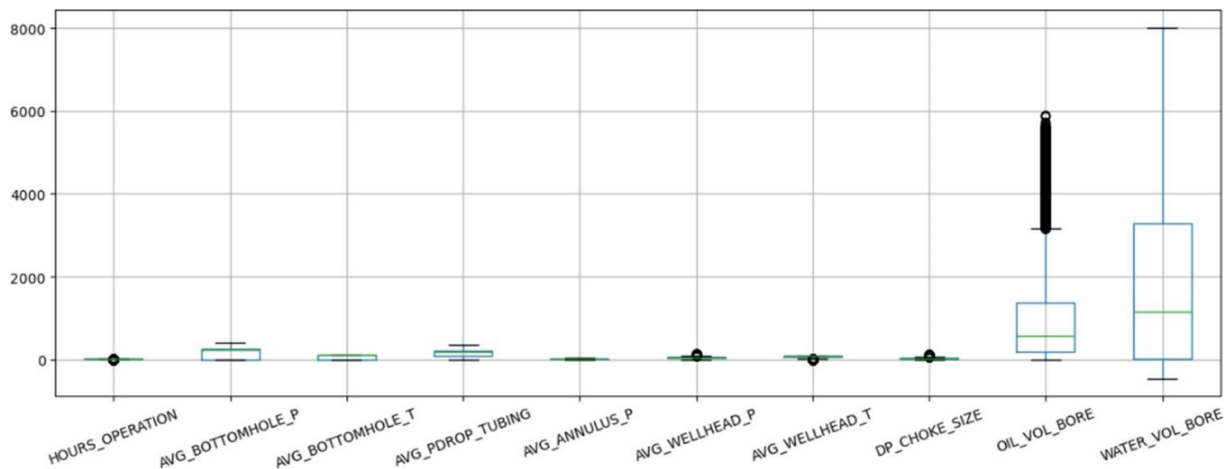


Рис. 5. Распределение данных [составлено авторами]

Выброс — это наблюдение, которое находится на значительном расстоянии от других значений в наборе данных. Это может быть проблематично, поскольку влияет на результаты анализа. На данном этапе мы не будем избавляться от выбросов, а посмотрим, как они влияют на результат. Однако мы удалим из массива нулевые значения и наложим ограничение на количество часов работы: оно должно быть больше нуля. Следующим шагом будет добавление количества дней в набор данных для более простой интерпретации результатов и повторное удаление всех значений NaN:

```

df["days"] = (df["DATE_PROD"]-df["DATE_PROD"].min()).dt.days
df = df.dropna()

```

Новый массив, в котором мы оставляем только необходимые параметры, создается следующим образом:

```

df_new = df[['days', 'AVG_WELLHEAD_T', 'OIL_VOL_BORE', 'DP_CHOKE_SIZE',
'AVG_PDROP_TUBING', 'AVG_BOTTOMHOLE_T', 'WATER_VOL_BORE',
'AVG_BOTTOMHOLE_P', 'AVG_WELLHEAD_P']].

```

Следующим шагом будет разбиение данных на две выборки, тестовую и обучающую, следующим образом:

```

train_size = int(.65 * len(df_new))
df_train = df_new.iloc[:train_size]
df_test = df_new.iloc[train_size:]

```

Это разделение было выполнено для того, чтобы обучить модель на одних данных (df_train) и предсказать производство на других (df_test). Чтобы обучить модель, df_train также будет разделен на две части: тестовую и тренировочную. Также необходимо импортировать метрики качества, функцию, которая делит один набор данных на два подмножества, и метод нормализации входных данных

```

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
df_train.to_csv("./cleaned_data_model_train.csv", index = False)
X = df_train.drop(['OIL_VOL_BORE'], axis = 1)
y = df_train['OIL_VOL_BORE']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.4, random_state = 42)
train_data = X_train.join(y_train)
test_data = X_test.join(y_test)

```

Следующим шагом будет импорт модели Lasso. Эта модель представляет собой линейную регрессионную модель, которая используется для построения прогностической модели одной переменной на основе других переменных. В нашем случае объем добытой нефти зависит от количества дней добычи, средней забойной и устьевого температуры, перепада давления на дросселе, среднего перепада давления в стволе скважины, объема пластовой воды, среднего забойного и устьевого давлений. Основное отличие модели Lasso от линейной регрессии заключается в автоматизации отбора значимых переменных. Так, модель Lasso уменьшает коэффициенты наименее важных параметров до минимального значения, в результате чего эти параметры могут быть исключены из модели.

После нормировки исходных данных обучим регрессионную модель Lasso:

```
alpha_n = 0.05
lasso_reg = Lasso(alpha = alpha_n)
lasso_reg.fit(X_train_s, y_train)
Also, the model provides values of quality metrics for the test data:
y_predL = lasso_reg.predict(X_test_s)
mse = mean_squared_error(y_test, y_predL)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_predL)
lasso_score = round(lasso_reg.score(X_test_s, y_test), 3)
rmse = nmp.sqrt(mse)
print("RMSE:", round(rmse, 3))
print("MAE:", round(mae, 3))
print("score:", round(lasso_score, 3))
```

В этом случае метрики модели Lasso будут следующими: среднеквадратичная ошибка (RMSE) = 213,755; средняя абсолютная ошибка (MAE) = 147,046; оценка точности = 0,759.

Точность модели Lasso для текущих входных параметров довольно низкая. Средняя квадратичная ошибка и средняя абсолютная ошибка слишком велики, что указывает на большие отклонения в предсказанных значениях. Давайте обучим другую регрессионную модель — модель Random Forest.

Эта модель, как и модель Lasso, предсказывает значение одной переменной. Идея модели Random Forest заключается в том, чтобы для получения точного результата объединить несколько деревьев, каждое из которых обучается на случайном наборе данных и выбирает случайные подмножества параметров. Прогноз каждого дерева учитывается в итоговом результате.

Модель Random Forest импортируется из библиотеки sklearn и выбираются лучшие параметры. Затем мы обучаем и выводим следующие метрики:

```
forest_score = round(best_forest.score(X_test_s, y_test), 3)
mse = mean_squared_error(y_test, y_predf)
rmse = nmp.sqrt(mse)
r2 = r2_score(y_test, y_predf)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_predf)
print("RMSE:", round(rmse, 3))
print("MAE:", round(mae, 3))
print("score:", round(forest_score, 3))
```

В этом случае метрики модели Random Forest будут следующими: среднеквадратичная ошибка (RMSE) = 102,434; средняя абсолютная ошибка (MAE) = 52,345; и балл = 0,945. Точность модели выше, чем у предыдущей. Однако среднеквадратичная ошибка и средняя абсолютная ошибка остаются большими. Точность модели строится с помощью следующего кода:

```
mpl.figure(figsize = (6, 6))
sbn.scatterplot(x = y_test, y = y_predf, color = 'crimson')
p1 = max(max(y_test), max(y_predf))
p2 = min(min(y_test), min(y_predf))
```

```

mpl.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-', linewidth = 2)
mpl.xlabel('Actual values', fontsize = 15)
mpl.ylabel('Predicted Values', fontsize = 15)
mpl.grid(True)
mpl.show()

```

Графики производных для трех скважин, 15/9-F-11, 15/9-F-12 и 15/9-F-15 D, приведены на рисунке 6. В данном случае обучение для каждой скважины проводилось отдельно.

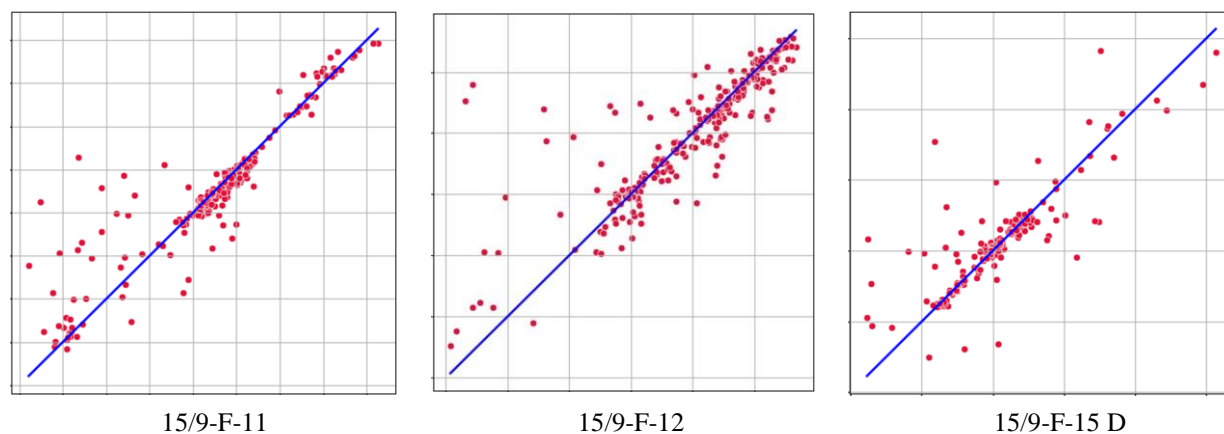


Рис. 6. График точности прогностической модели [составлено авторами].
На графике линия — среднее значение результатов расчетов. Точки — результат расчета.

Синяя линия — это идеальная линия прогноза. Поскольку не все точки лежат на этой линии, модель прогноза не является точной. На графиках (рис. 6) видно, что прогнозные значения сильно расходятся с фактическими, что не позволяет сделать вывод о достаточной точности данной модели. Поэтому после построения распределения данных мы введем зависимость выходного параметра от дополнительных параметров и удалим промахи. Мы введем параметр темпа добычи (OIL_RATE). Мы также добавим параметр, полученный ранее из внутренних документов Equinor, которые также доступны после регистрации, а также исходный набор данных. Из массива данных исключены параметры, которые использовались при расчете новых параметров.

```

df["OIL_RATE"] = round((df["OIL_VOL_BORE"] / df["HOURS_OPERATION"]),3)
df["S_F"] = pds.read_excel('./Volve_newp.xlsx')

```

Распределение данных для удаления выбросов после добавления новых параметров представлено на примере скважины F15 (рис. 7).

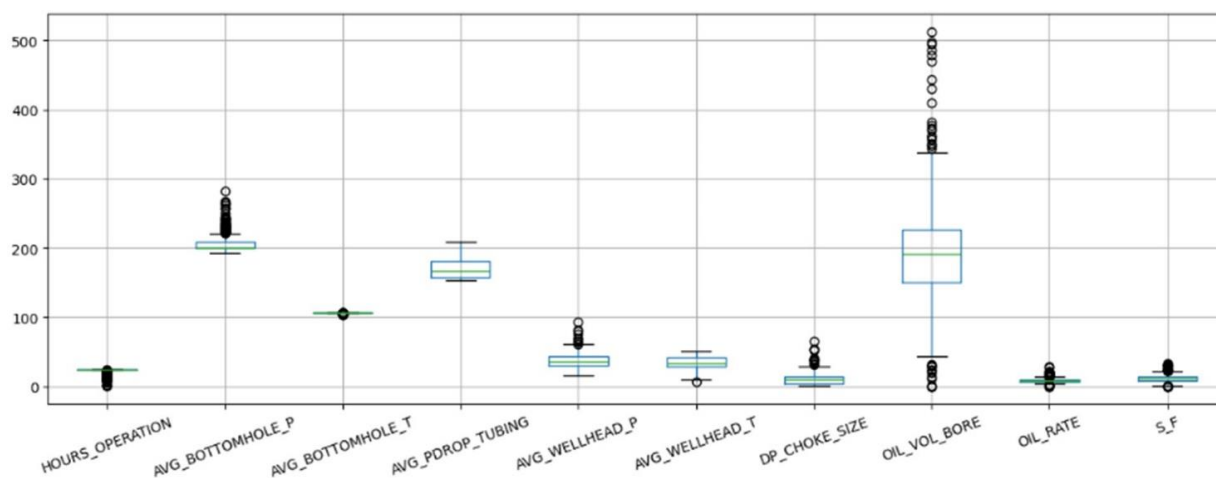


Рис. 7. Распределение данных после добавления новых параметров [составлено авторами]

Удаляются только выбросы прогнозируемого параметра. Удаление всех выбросов нецелесообразно из-за высокой вероятности получения ложного прогноза. Кроме того, в данной отрасли значения одного параметра могут сильно различаться. Учитывая, что запись данных велась нерегулярно и производство было остановлено, выбросы удаляются с помощью следующего кода:

```
df = df[df! = 0]
df = df[df.OIL_VOL_BORE < 335]
df = df[df.OIL_VOL_BORE > 40]
```

После удаления данных на примере скважины F15 получается следующая карта корреляции параметров с учетом добавленных параметров (рис. 8).

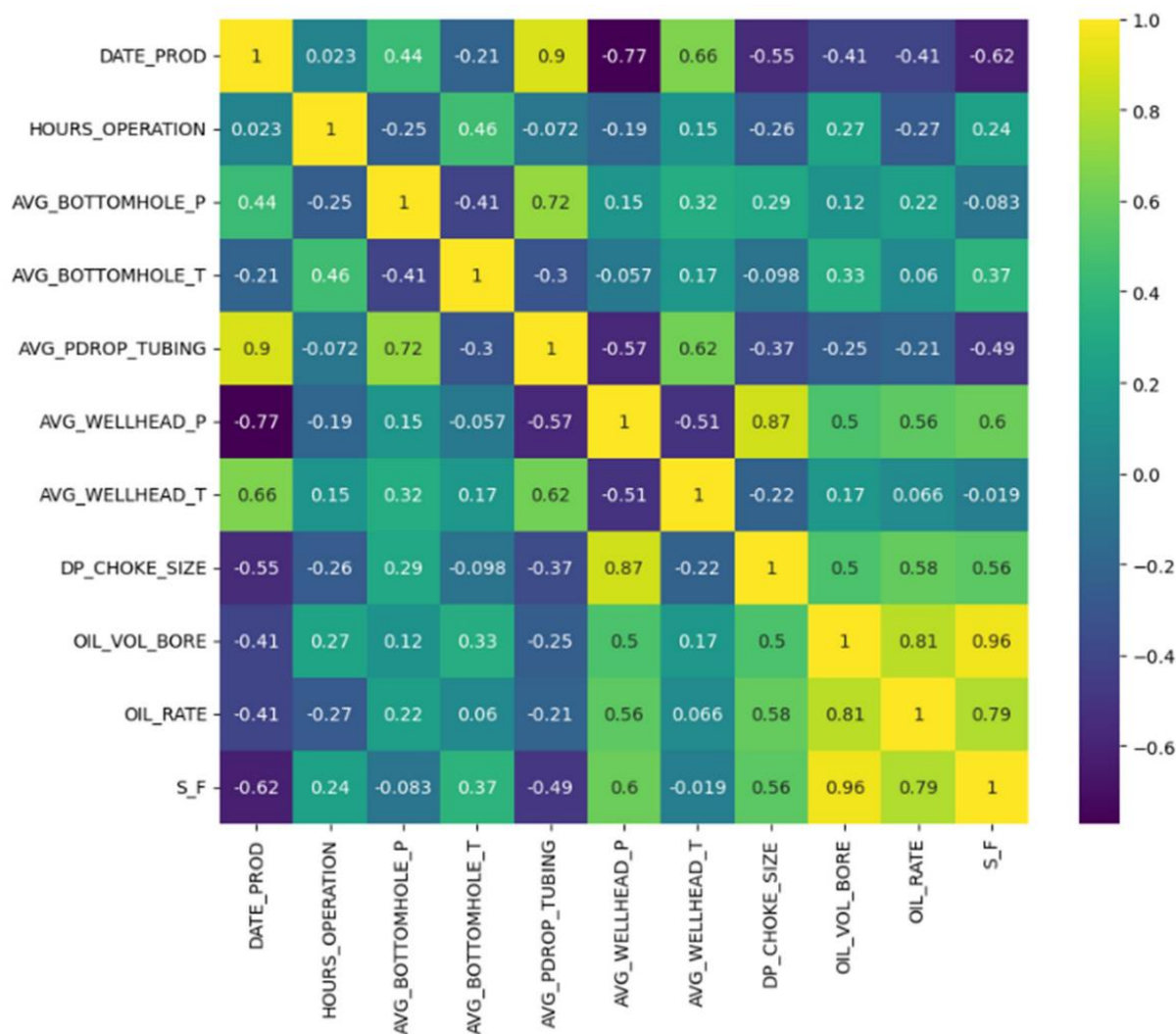


Рис. 8. Корреляционная карта и дополнительные параметры данных [составлено авторами]

Объем добычи нефти сильно коррелирует с параметром S_F, который был введен специально, поэтому его нельзя удалять.

На следующем этапе мы обучим модель Random Forest, поскольку она показала наилучшие результаты до добавления новых параметров. Для этой модели вычисляются метрики качества и строятся графики точности для каждой скважины. В данном случае метрики модели Random Forest будут выглядеть следующим образом: среднеквадратичная ошибка (RMSE) = 5,319; средняя абсолютная ошибка (MAE) = 2,109; оценка точности = 0,989.

Рисунок 9 наглядно показывает, что добавление новых параметров и удаление промахов привело к повышению точности модели, а также к значительному уменьшению ошибок, что подтверждает правильность предпринятых действий. Из графиков (рис. 10) видно, что

предсказанные значения лучше совпадают с идеальной линией прогноза. Эта модель была обучена лучше, чем на исходном наборе данных.

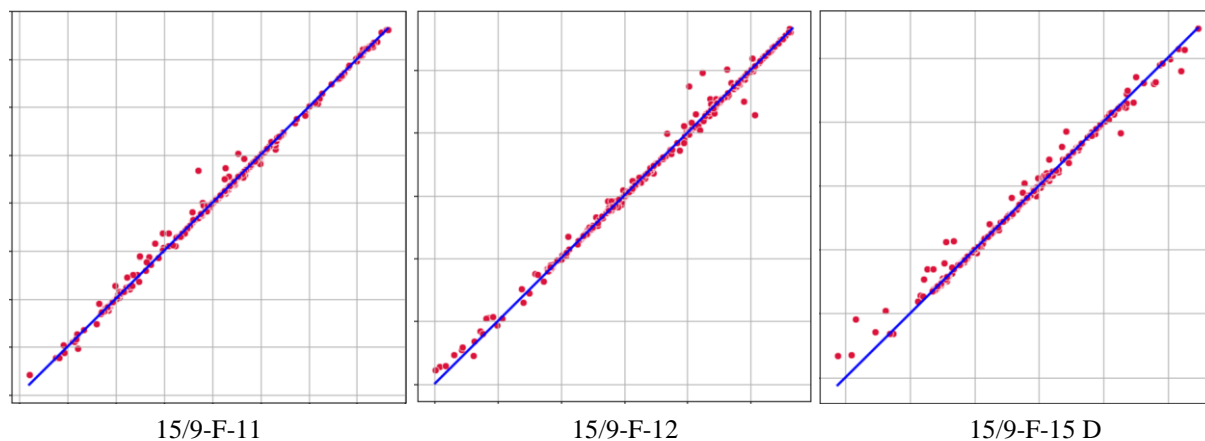


Рис. 9. График точности модели предсказания [составлено авторами]

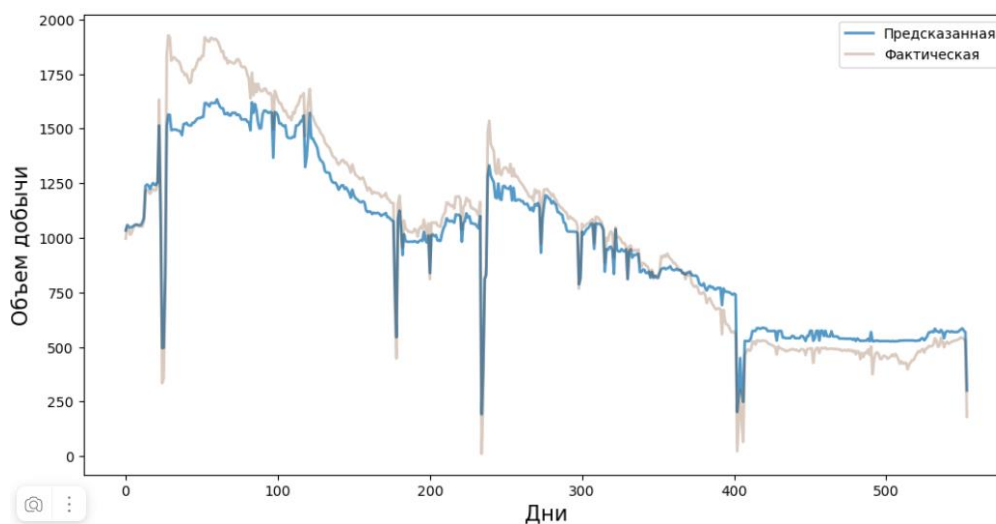


Рис. 10. Прогноз на основе данных испытаний скважины 15/9-F-11 [составлено авторами]

Для получения прогноза объема добытой нефти приведены графики добычи по каждой из трех скважин (рис. 10–12).

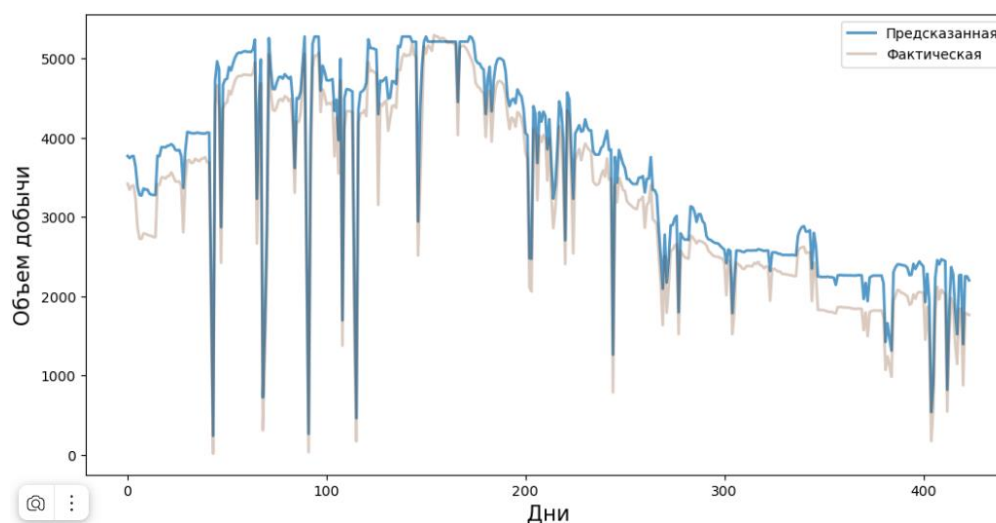


Рис. 11. Прогноз на основе данных испытаний скважины 15/9-F-12 [составлено авторами]

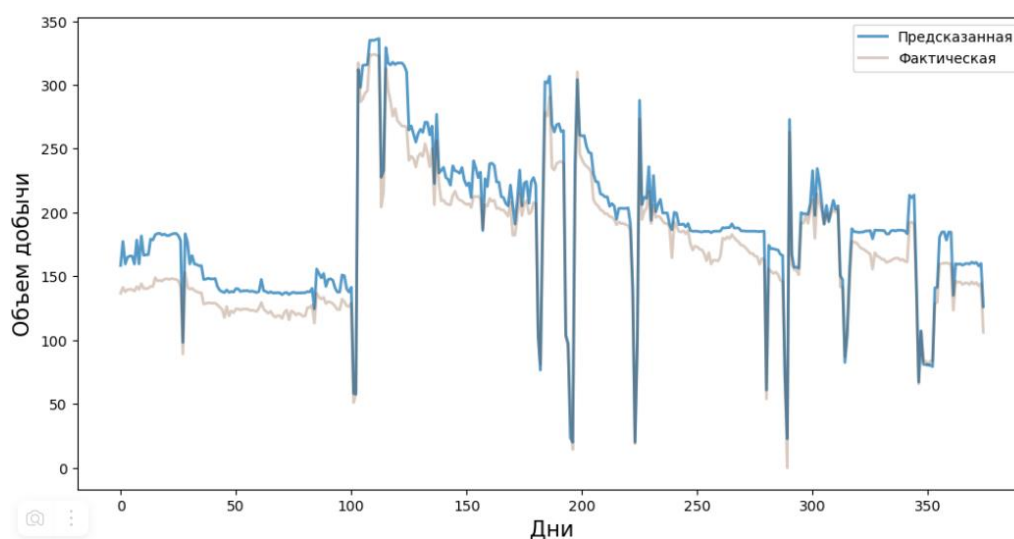


Рис. 12. Прогноз на основе данных испытаний скважины 15/9-F-15 D [составлено авторами]

Графики прогнозов оказались весьма неплохими для нефтегазовой отрасли. В основу разработанной программы легла регрессионная модель Random Forest, которая показала лучшие показатели качества, чем регрессионная модель Lasso. Данная программа основана на данных по конкретному месторождению, прогноз был получен для каждой из трех скважин. Для использования программы на других исходных данных необходимо редактирование программы, так как в зависимости от набора исходных данных производились различные манипуляции с данными.

Точный прогноз по данным, которые использовались для разработки прогнозной модели, получить сложно из-за большого количества пропущенных значений, постоянного изменения добычи от скважины к скважине, нулевых значений одних параметров при наличии других, что свидетельствует о несвоевременном заполнении базы данных и неавтоматизированном характере их сбора. Все эти факторы оказывают негативное влияние на итоговую точность прогнозной модели, что подтверждается высокими значениями среднеквадратичной и средней абсолютной ошибок, а также графиками точности прогнозной модели.

Для получения лучших результатов были добавлены дополнительные параметры и проведены манипуляции с данными, что позволило существенно снизить значения ошибок, а также повысить точность модели. Однако лучшим решением является использование всех данных, так как в долгосрочной перспективе это даст лучший эффект для получения прогнозов, но в этом случае должно быть минимальное количество разрывов. Другим решением этой проблемы является разработка более сложной модели, учитывающей все нюансы. При выполнении цели работы — разработке программы для прогнозирования объемов производства — были также разработаны концептуальная и математическая модели. На основе этих моделей из исходного массива данных был произведен отбор наиболее значимых для прогнозирования параметров, при добавлении новых параметров некоторые параметры рассчитывались по формулам, расчет которых был возможен на основе исходных данных, но точность модели была ниже, чем полученная в результате предыдущей части работы. Для получения лучшего результата необходимо использовать большее количество параметров, реально влияющих на производственный процесс. Однако наборы данных, доступные для исследований, ограничены. Наиболее объемным является набор данных, опубликованный компанией Equinor, который использовался в данной работе. Вместе с набором данных доступно более 40 000 файлов с одного из месторождений в Северном море. Они могут быть использованы в других научных и практических работах после длительной процедуры анализа, стандартизации и унификации, которая планируется в дальнейших исследованиях. Научную новизну предлагаемой работы можно отметить как комплексный подход к разработке программы прогнозирования объемов добычи на морском месторождении.

4. Обсуждение

Расчет экономической целесообразности внедрения системы прогнозирования добычи нефти включает несколько этапов. Во-первых, необходимо определить первоначальные затраты.

В случае с данной системой можно выделить следующие первоначальные затраты: приобретение лицензионного программного обеспечения, системы прогнозирования добычи нефти, персонального компьютера, дополнительного сервера и коммутатора. Примем во внимание, что на данном месторождении уже имеется вся инфраструктура, поэтому дополнительные затраты на разработку и развертывание локальной сети не рассматриваются, только непосредственно на подключение персонального компьютера к сети. Обучение всех сотрудников не предполагается в связи с наймом специалиста с необходимым уровнем компетенции, а обучение работе с программой инженера машинного обучения включено в дополнительные затраты. Непосредственное взаимодействие с системой прогнозирования предполагается только для инженера машинного обучения, который будет предоставлять результаты работы системы команде, занимающейся прогнозированием добычи нефти.

Рассчитан экономический эффект от внедрения данной системы на морской добывающей платформе. Перед внедрением системы и расчетом заработной платы сотрудников необходимо провести предварительный расчет стоимости прогнозирования добычи нефти. Заработная плата сотрудников, занимающих одну должность n , рассчитывается по следующей формуле:

$$C_n = c_n \cdot b_n \quad (2)$$

где C_n — зарплата всех сотрудников, занимающих должность n ; c_n — зарплата одного сотрудника, занимающего должность n ; b_n — количество сотрудников, занимающих должность n .

Общая сумма заработной платы рассчитывается по следующей формуле:

$$C = \sum_{n=1}^{N=7} C_n = \sum_{n=1}^{N=7} c_n b_n = c_1 b_1 + c_2 b_2 + c_3 b_3 + c_4 b_4 + c_5 b_5 + c_6 b_6 + c_7 b_7 \quad (3)$$

где C — общая зарплата сотрудников рассматриваемого отдела, а N — количество сотрудников.

Для расчета годового объема заработной платы мы используем следующую формулу:

$$C = \sum_{n=1}^{N=7} C_n \cdot 12 \quad (4)$$

Согласно расчетам, общая сумма заработной платы за год составляет 34 680 тыс. руб. Для расчета общей суммы средств необходимо учесть единый социальный налог, который состоит из отчислений в Пенсионный фонд России (ПФР) 22 %; Фонд социального страхования (ФСС) 2,9 %, $k_{фсс} = 0,029$; и Федеральный фонд обязательного медицинского страхования (ФФОМС) 5,1 %, $k_{ффомс} = 0,051$. Формула для расчета единого социального налога T_n для всех сотрудников департамента выводится следующим образом:

$$T_n = \sum_n^{N=7} (k_{пфр} + k_{фсс} + k_{ффомс}) \cdot C_n \quad (5)$$

Единый социальный налог уплачивается ежемесячно, поэтому общая сумма вычетов по единому социальному налогу T определяется в соответствии со следующим выражением:

$$T = 12 \cdot T_n \quad (6)$$

Вычеты по единому социальному налогу составили 10 404 тыс. руб. Для определения объема фонда оплаты труда G используется следующая формула:

$$G = T + C \quad (7)$$

Таблица 3 показывает значения зарплат сотрудников, количество человек на одной должности и значения отчислений в пенсионный фонд, Фонд социального страхования и Федеральный фонд обязательного медицинского страхования на 1 штатную единицу.

Таблица 3

Расчет объема фонда оплаты труда до внедрения системы

№	Сотрудник должность	Оклад (тыс. руб.)	Штатные единицы	Пенсионный фонд (тыс. руб.)	Федеральный фонд социального страхования (тыс. руб.)	Федеральный фонд обязательного медицинского страхования (тыс. руб.)	Итого за год (тыс. руб.)
1	Главный инженер	200	1	44	5,8	10,2	3120
2	Инженер по добыче нефти и газа	120	6	26,4	3,48	6,12	11 232
3	Инженер-геолог по нефти и газу	100	4	22	2,9	5,1	6240
4	Инженер-геофизик	110	4	24,2	3,19	5,61	6864
5	Инженер по данным	130	2	28,6	3,77	6,63	4056
6	Специалист по обслуживанию и ремонту скважин	120	4	26,4	3,48	6,12	7488
7	Специалист по моделированию	130	3	28,6	3,77	6,63	6084
	ИТОГО	910	24	200,2	26,39	46,41	45 084

Фонд оплаты труда составил 45 084 тыс. руб.

Расчет объема фонда оплаты труда после внедрения системы прогнозирования выполнен по той же методике, которая была представлена выше. В таблице 4 приведены полученные значения.

В связи с сокращением численности работников уменьшаются следующие значения:

1. Общая сумма заработной платы — 32 160 тыс. руб.;
2. Общая сумма начислений на заработную плату — 9648 тыс. руб.;
3. Общий фонд оплаты труда — 41 808 тыс. руб.

Для более точной оценки экономической эффективности внедрения системы прогнозирования добычи нефти мы рассчитали затраты на внедрение системы, которые состоят из затрат на приобретение аппаратной инфраструктуры (Таблица 5) и программного обеспечения (Таблица 6).

Таблица 4.

Расчет объема фонда оплаты труда после внедрения системы

№	Сотрудник должность	Оклад (тыс. руб.)	Штатные единицы	Пенсионный фонд (тыс. руб.)	Федеральный фонд социального страхования (тыс. руб.)	Федеральный фонд обязательного медицинского страхования (тыс. руб.)	Итого за год (тыс. руб.)
1	Главный инженер	200	1	44	5,8	10,2	3120
2	Инженер по добыче нефти и газа	120	6	26,4	3,48	6,12	11 232
3	Инженер-геолог по нефти и газу	100	3	22	2,9	5,1	4680
4	Инженер-геофизик	110	3	24,2	3,19	5,61	5148
5	Инженер по данным	130	2	28,6	3,77	6,63	4056
6	Специалист по обслуживанию и ремонту скважин	120	4	26,4	3,48	6,12	7488
7	Специалист по моделированию	130	2	28,6	3,77	6,63	4056
8	Инженер по машинному обучению	130	1	28,6	3,77	6,63	2028
	ИТОГО	1040	22	228,8	30,16	53,04	41 808

Таблица 5

Расчет стоимости аппаратной инфраструктуры

№	Наименование	Количество	Стоимость (тыс. руб.)	Итого (тыс. руб.)
1	Персональный компьютер	1	50	50
2	Маршрутизатор	1	5	5
3	Витая пара	1	3	3
4	Установка серверов	1	500	500
5	Сервер	15	150	2250
6	Обслуживание сервера	1	150	150
	ИТОГО			2958

Таблица 6

Расчет стоимости программного обеспечения

№	Наименование	Количество	Стоимость (тыс. руб.)	Итого (тыс. руб.)
1	Microsoft Windows	1	2,5	2,5
2	MS Office	1	2,3	2,3
3	Система прогнозирования добычи нефти	1	2000	2000
4	Поддержка системы прогнозирования	1	1200	1200
	ИТОГО			3204,8

Для облегчения расчетов количество витой пары указывалось в комплектах, поставляемых продавцом, установка серверов, а также их обслуживание указывались как одно целое при проведении работ со всем оборудованием сразу. Затраты на аппаратную инфраструктуру рассчитываются по следующей формуле:

$$H_a = \sum_{i=1}^{I=6} h_i \cdot z_i \quad (8)$$

где h — стоимость оборудования i ; z_i — количество единиц оборудования i ; I — общее количество приобретенных уникальных единиц оборудования.

Затраты на программное обеспечение будут аналогичны затратам на аппаратную инфраструктуру:

$$H_p = \sum_{i=1}^{I=4} h_i \cdot z_i \quad (9)$$

Получив все необходимые значения, можно рассчитать экономическую эффективность E внедренной системы:

$$E = G_1 - G_2 - H_1 - H_2 - H_{доп}. \quad (10)$$

Здесь G_1 — объем фонда оплаты труда до внедрения системы прогнозирования; G_2 — объем фонда оплаты труда после внедрения; H_1 — объем затрат на аппаратную инфраструктуру; H_2 — объем затрат на программное обеспечение; $H_{доп}$ — объем дополнительных затрат, в данном случае мы учтем обучение нового сотрудника работе с системой как 20 тыс. руб. (Таблица 7).

Таблица 7

Расчет экономической эффективности внедренной системы за первый год

Экономическая эффективность (тыс. руб.)	Фонд заработной платы до внедрения (тыс. руб.)	Фонд заработной платы после внедрения (тыс. руб.)	Затраты на оборудование (тыс. руб.)	Затраты на программное обеспечение (тыс. руб.)	Дополнительные затраты (тыс. руб.)
-2886,8	45 084	41 808	2958	3204,8	20

По результатам расчета (Таблица 7) экономическая эффективность за год составила –2886,8 тыс. руб.

По результатам расчета (Таблица 8) экономическая эффективность за второй год составила 1926,8 тыс. руб. К концу третьего года затраты компании после внедрения системы будут покрыты, и экономическая эффективность за все три года составит 945,2 тыс. руб. Предполагается, что система прогнозирования добычи нефти доступна с открытым исходным кодом, поддержка и модификация которого осуществляется специалистом по машинному обучению. Исходя из того, что данная система является динамической, в нее необходимо вносить коррективы. Дальнейшая деятельность специалиста заключается в том, чтобы добиться наилучших результатов от этой модели. Как видно из Таблицы 3, при интерпретации данных, получаемых с месторождения, и выдаче прогноза добычи с помощью полученной системы, становится возможным сокращение определенного количества специалистов данного профиля, а также сокращение специалистов, занимающихся компьютерным моделированием и прогнозированием добычи нефти более традиционным способом. Также, благодаря работе системы, ожидается сокращение времени, затрачиваемого на получение итоговых данных по прогнозу, что влечет за собой увеличение скорости принятия решений. Ожидается увеличение объемов производства за счет более точных прогнозов, а также оптимизация процессов, связанных с добычей нефти.

Таблица 8

Расчет экономической эффективности внедренной системы на второй и последующие годы

Экономическая эффективность (тыс. руб.)	Фонд заработной платы до внедрения (тыс. руб.)	Фонд заработной платы после внедрения (тыс. руб.)	Затраты на оборудование (тыс. руб.)	Затраты на программное обеспечение (тыс. руб.)	Дополнительные затраты (тыс. руб.)
1926	45 084	41 808	150	1200	0

5. Заключение

Внедрение цифровых двойников постепенно реализуется в нефтегазовой отрасли. Однако в силу новизны технологии количество проблем, связанных с процессом внедрения и разработки, велико. Цифровые двойники открывают множество возможностей, поэтому их решение вполне оправдано. Методы и методики, использованные авторами в данном исследовании, являются первыми шагами в формировании методологии исследования. Аналитический обзор литературы позволил авторам сформулировать проблему, которая была выявлена в работах других авторов, но не была ими решена.

Аналитический обзор также направлен на изучение известных методов решения проблем, выделение их актуальности, преимуществ и недостатков. С учетом полученной информации можно разработать собственное решение или выбрать наиболее подходящее. Оценить реальные практические решения поставленной проблемы можно в ходе патентного анализа.

Аналитический обзор проводился поэтапно. На предварительном этапе был проведен обзор литературы и поставлена проблема исследования. На первом этапе были выявлены и изучены литературные источники, на основе которых проводится исследование. На втором этапе был проведен поиск по ключевым словам на платформах Scopus, Research Gate, Google Academy, IEEE Xplore. Поиск осуществлялся как по одному слову, так и по набору слов. Затем был составлен список этих научных публикаций. Обращалось внимание на квартал статьи, ее цитируемость, дату публикации и тип статьи. Из этого списка были исключены статьи, ошибочно включенные в обзор по теме исследования. На следующем этапе были просмотрены ссылки на публикации. В первую очередь рассматривались обзорные статьи с наибольшим количеством цитирований, высоким квартилем и более ранней датой публикации. Впоследствии, при отсутствии уникальных выводов, новых рассмотренных аспектов и т. д., обзорная статья могла быть исключена из списка, так как уже была изучена в аналогичной работе. При формировании окончательного списка работ больший приоритет отдавался научным статьям. Аналитический обзор авторами данной работы проводился поэтапно. На втором этапе был проведен поиск по ключевым словам на платформах Scopus,

Research Gate, Google Academy и IEEE Xplore. Затем был составлен список публикаций по теме исследования. Особое внимание уделялось квартилю статьи, авторитетности журнала, цитируемости и дате публикации. При формировании окончательного списка работ приоритет отдавался исследованиям с уникальными выводами и результатами.

При разработке концептуальной модели авторы сначала определили 104 параметра нефтяной платформы. Затем они применили метод экспертных оценок, который предполагал изучение мнений пяти экспертов. Этот метод позволил создать прогнозную оценку. В ходе интервью эксперты отмечали степень влияния каждого параметра на заданный технологический процесс, используя масштаб от нуля до десяти. После проведения аналитической оценки и расчетов по экспертному отложению от нуля до десяти авторы исследования построили диаграмму Парето, на которой выделили наиболее значимые параметры. После этого была разработана математическая модель. На основе математической модели было проведено компьютерное моделирование объекта исследования.

В качестве основы для компьютерного моделирования был использован массив данных по морскому нефтяному месторождению «Волва». Ликвидация месторождения была завершена в 2018 году. Разработана система прогнозирования добычи нефти на морском месторождении. Использовались регрессионная модель Lasso и модель Random Forest. Использование разработанной модели позволило провести полное исследование объекта, представить его в формализованном и математическом виде, а также осуществить модификацию процесса добычи нефти, что актуально для компаний, занимающихся морской добычей углеводородов.

Вклад авторов: Ю. И.: концептуализация, методология, программное обеспечение, валидация, формальный анализ, ресурсы, курация данных, написание — подготовка оригинального проекта, наблюдение, администрирование проекта. В. Н.: исследование, написание-рецензирование-редактирование. А. К.: написание-рецензирование-редактирование. Все авторы прочитали и согласились с опубликованной версией рукописи.

Финансирование: Данное исследование не получало внешнего финансирования.

Заявление о доступности данных: Оригинальные материалы, представленные в данном исследовании, включены в статью. Дальнейшие запросы могут быть направлены соответствующему автору(ам).

Благодарности: Авторы хотели бы выразить признательность людям, без которых данное исследование не могло бы быть проведено. Прежде всего, это Иван Митрофанович Першин, Анатолий Аркадьевич Колесников и Наталья Александровна Шатилова, испытатель ООО «Инновации в управлении персоналом», которые внесли огромный вклад в написание данного исследования.

Конфликты интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Обозначения:

λ_{ng}	коэффициент изменения объема нефти за счет изменения ее газонасыщенности
G	газовый фактор
α_H	коэффициент теплового расширения нефти
P	давление, МПа
t	температура, °C
V	объем воды в приемнике-ловушке
G	вес продукта
D_0	коэффициент диффузии паров в воздухе, $\text{см}^2 \cdot \text{с}^{-1}$
A	постоянная, равная $280 \text{ кПа} \cdot \text{см}^2 \cdot \text{с}^{-1} \cdot \text{К}$
P_{vsp}	парциальное давление пара исследуемой жидкости в точке вспышки, кПа
β_k	стехиометрический коэффициент кислорода в реакции горения, определяемый по формуле, где m_c , m_s , m_H , m_X , m_o , и m_p — число атомов углерода, сероводорода, галогена, кислорода и фосфора, соответственно, в молекуле жидкости
t_{sr}	средняя молекулярная температура кипения продукта, °C
a , b и c	коэффициенты
ρ_t^l	относительная плотность нефти (нефтепродукта) при температуре испытания t , °C
α_p	среднетемпературная поправка к плотности

m	масса нефти в объеме V
T_z	температурная точка нефтепродукта
η	коэффициент извлечения нефти (нефтеотдачи)
V_{nd}	объем добытой из пласта нефти
V_{nb}	начальные запасы (баланс) в пласте
P_{pl}	пластовое давление
P_y	давление на устье скважины
ρ_n	плотность нефти, кг/м ³
H_{skv}	глубина скважины, м
g	ускорение силы тяжести, м/с ²
$h=H_{skv}-H_{st}$	высота столба нефти в скважине, м
H_{st}	статический уровень
P_{zab}	давление на забое скважины
P_{odin}, P_{zatr}	сумма давления столба жидкости и избыточного давления газа в затрубном пространстве
P_{vn}	давление на нагнетании насоса, Па
P_H	давление, создаваемое насосом, Па
H_t	значение давления насоса
h_{din}	информация о динамическом уровне
ρ_j	плотность жидкости, кг/м ³
t_{sr}	среднегодовая температура воздуха, °C
t_{yst}	температура устья скважины
t_{sp}	средняя температура в скважине
t_{pl}	пластовая температура
G	глубина
t_0	температура нейтрального слоя
G_g	геотермический градиент
h_0	глубина нейтрального слоя, ниже которой сезонные колебания температуры не оказывают влияния
AE	коэффициент увеличения
$V_{н.б}$	балансовые запасы нефти, т
F_n	площадь нефтеносности, м ²
h_n	средняя эффективная нефтенасыщенная толщина пласта, м
K_{on}	средний коэффициент открытой пористости пласта, доли единиц
K_n	средний коэффициент нефтенасыщенности пласта, доли единиц
θ	средний коэффициент пересчета нефти, доли единиц
ρ_{st}	среднее значение плотности нефти при стандартных условиях, т/м ³
q_n	средняя приемистость нагнетательной скважины
k'_g	фазовая проницаемость воды в призабойной зоне нагнетательной скважины
Z_z	коэффициент, учитывающий загрязненность призабойной зоны нагнетательной скважины
r_c	радиус нагнетательной скважины
σ_n	половина расстояния между нагнетательными скважинами
\tilde{P}	среднее давление по линии залегания пласта
μ_v	вязкость закачиваемой воды
H_c	средняя глубина скважины
P_{mp}	потери давления из-за трения в водопроводных трубах и в стволе скважины
h	толщина пласта
ρ_v	плотность воды
V_f	призабойная зона пласта
$V_{p.a.}$	объем рабочего агента, используемого для глушения скважины
H_{yp}	расстояние от устья скважины до уровня жидкости на момент начала освоения скважины
f_{skv}	площадь живого сечения скважины, занятая рабочим агентом
E_n	потенциальная энергия пласта
H_n	глубина залегания пласта
M	масса пластовой нефти, газа и воды, определяемая по формуле
V_f	объем жидкости в пласте

ρ_f	плотность жидкости
q_c	суточный отбор жидкости из скважины
Q_{nas}	фактический дебит насосной установки при откачке, м ³ /сут
T	продолжительность периодического цикла откачки
t_p	период откачки
P	приток жидкости в скважину (дебит), м ³ /с
k	проницаемость пористой среды, м ²
μ_d	динамическая вязкость жидкости, МПа·с
$\Delta P = P_1 - P_2$	перепад давления, МПа
L	длина образца пористой среды, м
g	скорость потока, м/с
μ_k	кинематическая вязкость жидкости, м ² /с
D	внутренний диаметр трубы
a_{np}	максимально возможное отклонение от вертикали для используемой технологии бурения
t_c	плотность геометрической сетки разработки месторождения, определяемая по формуле
b_c	горизонтальное расстояние между рядами сетки
h_c	горизонтальное расстояние между скважинами в ряду
h_n	высота усеченной пирамиды
S_1, S_2	площади оснований
h_n	высота усеченной пирамиды
V_b	общий объем бетонных конструкций внутри нефтехранилища

ЛИТЕРАТУРА

- Grieves, M. W.; Grieves, M. W. Business Is War: An Investigation into Metaphor Use in Internet and Non-Internet IPOs. Unpublished EDM Dissertation, Case Western Reserve University, Cleveland, OH, USA, 2000.
- Tsarev, M. V.; Andreev, Y. S. Digital twins in industry: Development history, classification, technologies, use cases. *Izv. Vysših Učebnyh Zaved. Priborostr.* **2021**, *64*, 517–531. [[CrossRef](#)]
- Jones, D.; Snider, C.; Nassehi, A.; Yon, J.; Hicks, B. Characterising the Digital Twin: A systematic literature review. *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.* **2020**, *29*, 36–52. [[CrossRef](#)]
- Shafto, M.; Conroy, M.; Doyle, R.; Glaessgen, E.; Kemp, C.; LeMoigne, J.; Wang, L. Modeling, Simulation, Information Technology and Processing Roadmap. *Technol. Area* **2010**, *11*, 1–32.
- Kim, D.; Lee, C.; Park, S.; Lim, S. Potential Liability Issues of AI-Based Embedded Software in Maritime Autonomous Surface Ships for Maritime Safety in the Korean Maritime Industry. *J. Mar. Sci. Eng.* **2022**, *10*, 498. [[CrossRef](#)]
- Kridinger, W.; Karner, M.; Traar, G.; Henjes, J.; Sih, W. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine* **2018**, *51*, 1016–1022. [[CrossRef](#)]
- Traoré, M. K. Unifying Digital Twin Framework: Simulation-Based Proof-of-Concept. *IFAC-PapersOnLine* **2021**, *54*, 886–893. [[CrossRef](#)]
- Grieves, M.W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises. *Int. J. Prod. Dev.* **2005**, *2*, 71. [[CrossRef](#)]
- Brewer, T.; Knight, D.; Noiray, G.; Naik, H. Digital Twin Technology in the Field Reclaims Offshore Resources. In Proceedings of the Offshore Technology Conference, Houston, TX, USA, 6–9 May 2019. [[CrossRef](#)]
- Wanasinghe, T. R.; Wroblewski, L.; Petersen, B. K.; Gosine, R. G.; James, L. A.; De Silva, O.; Mann, G. K. I.; Warran, P. J. Digital Twin for the Oil and Gas Industry: Overview, Research Trends, Opportunities, and Challenges. *IEEE Access* **2020**, *8*, 104175–104197. [[CrossRef](#)]
- Umeda, Y.; Ota, J.; Kojima, F.; Saito, M.; Matsuzawa, H.; Sukekawa, T.; Takeuchi, A.; Makida, K.; Shirafuji, S. Development of an education program for digital manufacturing system engineers based on ‘Digital Triplet’ concept. *Procedia Manuf.* **2019**, *31*, 363–369. [[CrossRef](#)]
- Pershin, I. M.; Papush, E. G.; Kukharova, T. V.; Utkin, V. A. Modeling of Distributed Control System for Network of Mineral Water Wells. *Water* **2023**, *15*, 2289. [[CrossRef](#)]
- Asadulagi, M.-A. M.; Pershin, I. M.; Tsapleva, V. V. Research on Hydrolithospheric Processes Using the Results of Groundwater Inflow Testing. *Water* **2024**, *16*, 487. [[CrossRef](#)]
- Sidorenko, S.; Trushnikov, V.; Sidorenko, A. Methane Emission Estimation Tools as a Basis for Sustainable Underground Mining of Gas-Bearing Coal Seams. *Sustainability* **2024**, *16*, 3457. [[CrossRef](#)]
- Marinina, O.; Nechitalo, A.; Stroykov, G.; Tsvetkova, A.; Resheva, E.; Turovskaya, L. Technical and Economic Assessment of Energy Efficiency of Electrification of Hydrocarbon Production Facilities in Underdeveloped Areas. *Sustainability* **2023**, *15*, 9614. [[CrossRef](#)]
- Кондрашева Н. К., Еремеева А. М. Получение биодизельного топлива из растительного сырья. *Ж. Горн. инст.* **2023**, *260*, 248–256. [[CrossRef](#)]
- Shidlovskaya, K. A.; Barykin, S. E. Sustainability Analysis of Energy Resources Transport Based on A Digital N-D Logistics Network. *Eng. Sci.* **2024**, *29*, 1093. [[CrossRef](#)]
- Fetisov, V.; Lykov, Y.; Mohammadi, A. H. Evaluation of Pollutant Emissions into the Atmosphere during the Loading of Hydrocarbons in Marine Oil Tankers in the Arctic Region. *J. Mar. Sci. Eng.* **2020**, *8*, 917. [[CrossRef](#)]

19. Khaykin, M.; Toechkina, O. Transformation of economic theory and economic activities in conditions of modern trends of civilization development. *E3S Web Conf.* **2023**, *371*, 5027. [[CrossRef](#)]
20. Кондрашева Н. К., Еремеева А. М., Нелькенбаум К. С. Разработка отечественной технологии получения высококачественного экологически чистого дизельного топлива. Изв. вузов «ChemChenTech». Высш. шк. Хим. Технол. **2018**, *61*, 76–82. [[CrossRef](#)]
21. Халифа А. А., Бажин В. Ю., Устинова Ю. В., Шалаби М. Э. К. Исследование кинетики процесса получения окатышей из красного шлама в потоке водорода. *Ж. Горн. инст.* **2022**, *254*, 261–270. [[CrossRef](#)]
22. Токарев И. С. Формирование отраслевой методики расчета параметров системы накопления электроэнергии для объектов газовой промышленности. *Ж. Горн. инст.* **2024**, *270*, 1–10. Доступно онлайн: https://pmi.spmi.ru/pmi/article/view/16516?setLocale=en_US (дата обращения: 30 января 2025 г.).
23. Томский К. О., Иванова М. С. Оптимизация расположения многозабойной скважины в тонкой нефтяной оторочке, осложненной наличием обширной газовой шапки. *Ж. Горн. Инст.* **2024**, *265*, 140–146. [[CrossRef](#)]
24. Pervuhin, D. A.; Trushnikov, V. E.; Abramkin, S. E.; Hloponina, V. S.; Talanov, N. A. Development of Methods to Improve Stability of Underground Structures Operation. *Int. J. Eng.* **2025**, *38*, 472–487. [[CrossRef](#)]
25. Babaei, M. J.; Rezvani, M.; Shirazi, A. N.; Yousefi, B. A Distributed Finite Time Based Secondary Average Controller for Voltage/Frequency Regulation and Active/Reactive Power Sharing of AC Microgrids. *Int. J. Eng.* **2025**, *38*, 1–11. [[CrossRef](#)]
26. Tavazo, S.; Ebrahimi, F. Sudden Cardiac Death Prediction by Fusing Electrocardiogram and Heart Rate Variability Signals. *Int. J. Eng.* **2025**, *38*, 86–98. [[CrossRef](#)]
27. Dewangan, H.K.; Sharma, R.; Shah, K.; Alam, P. Development, Analysis, and Determination of Pharmacokinetic Properties of a Solid SMEDDS of Voriconazole for Enhanced Antifungal Therapy. *Life* **2024**, *14*, 1417. [[CrossRef](#)]
28. Xie, L.; Dai, X.; Li, Y.; Cao, Y.; Shi, M.; Li, X. Pickering Emulsion of Curcumin Stabilized by Cellulose Nanocrystals/ Chitosan Oligosaccharide: Effect in Promoting Wound Healing. *Pharmaceutics* **2024**, *16*, 1411. [[CrossRef](#)]
29. Zhao, H.; Zheng, J.; Zhang, Z.; Qin, H.; Wang, C.; Zhu, J.; Chen, A.; Chen, L.; Liu, P.; Yang, W.; et al. Research Progress and Prospects of Oil Saturation Evaluation Methods in Shale Oil Reservoirs. *Processes* **2024**, *12*, 2421. [[CrossRef](#)]
30. Xu, M.; Xu, Z.; Wei, X.; Zhang, G.; Liu, C. Research on Hybrid Heating System in Cold Oilfield Regions. *Clean. Technol.* **2024**, *6*, 1480–1503. [[CrossRef](#)]
31. Jyothsna, G.; Bahurudeen, A.; Sahu, P.K. Sustainable utilisation of rice husk for cleaner energy: A circular economy between agricultural, energy and construction sectors. *Mater. Today Sustain.* **2024**, *25*, 100667. [[CrossRef](#)]
32. Ahmaruzzaman, M.; Gupta, V.K. Rice Husk and Its Ash as Low-Cost Adsorbents in Water and Wastewater Treatment. *Ind. Eng. Chem. Res.* **2011**, *50*, 13589–13613. [[CrossRef](#)]
33. Ghosh, N.; Das, S.; Biswas, G.; Haldar, P.K. Review on some metal oxide nanoparticles as effective adsorbent in wastewater treatment. *Water Sci. Technol.* **2022**, *85*, 3370–3395. [[CrossRef](#)]
34. Rodriguez-Otero, A.; Vargas, V.; Galarneau, A.; Castillo, J.; Christensen, J.H.; Bouyssiere, B. Sustainable Harnessing of SiO₂ Nanoparticles from Rice Husks: A Review of the Best Synthesis and Applications. *Processes* **2023**, *11*, 3373. [[CrossRef](#)]
35. He, M.; Chen, F.; Wen, P.; Jin, Y.; Zhao, J.; Zhang, L.; Gao, J.; Lu, X.; Wan, L. Vinyl Chloride Distillation Process Simulation Optimization Evaluation: Optimization Based on NSGA-III Algorithm and Quantitative Risk Analysis. *Processes* **2024**, *12*, 2413. [[CrossRef](#)]
36. Chernyshov, S.; Popov, S.; Wang, X.; Derendyaev, V.; Yang, Y.; Liu, H. Analysis of Changes in the Stress–Strain State and Permeability of a Terrigenous Reservoir Based on a Numerical Model of the Near-Well Zone with Casing and Perforation Channels. *Appl. Sci.* **2024**, *14*, 9993. [[CrossRef](#)]
37. Zhao, Y.; Qian, Y.; Zhong, G.; Wu, S.; Pan, S. A Thermal Characteristics Study of Typical Industrial Oil Based on Thermogravimetric-Differential Scanning Calorimetry (TG-DSC). *Fire* **2024**, *7*, 401. [[CrossRef](#)]
38. Massel, L.; Komendantova, N.; Massel, A.; Tsvetkova, A.; Zaikov, K.; Marinina, O. Resilience of socio-ecological and energy systems: Intelligent information technologies for risk assessment of natural and technogenic threats. *J. Infrastruct. Policy Dev.* **2024**, *8*, 4700. [[CrossRef](#)]
39. Бажин В. Я., Устинова Ю. В., Федоров С. Н., Шалаби М. Э. К. Повышение энергетической эффективности руднотермических печей при плавке алюмокремниевых сырья. *Ж. Горн. инст.* **2023**, *261*, 384–391. [[CrossRef](#)]
40. Yan, Z.; Guo, J.; Zou, X.; Wang, S. Integrated Control of Thermal Residual Stress and Mechanical Properties by Adjusting Pulse-Wave Direct Energy Deposition. *Materials* **2024**, *17*, 5231. [[CrossRef](#)]
41. Kassouk, Z.; Ayari, E.; Deffontaines, B.; Ouaja, M. Monitoring Coastal Evolution and Geomorphological Processes Using Time-Series Remote Sensing and Geospatial Analysis: Application Between Cape Serrat and Kef Abbed, Northern Tunisia. *Remote Sens.* **2024**, *16*, 3895. [[CrossRef](#)]
42. Chen, C.; Fu, J.; Zhang, S.; Zhao, X. Coastline Information Extraction Based on the Tasseled Cap Transformation of Landsat-8 OLI Images. *Estuar. Coast. Shelf Sci.* **2019**, *217*, 281–291. [[CrossRef](#)]
43. Oueslati, A.; Aroui, O. E.; Sahtout, N. Sur La Grande Vulnérabilité Du Lido Du Complexe Lagunaire de Ghar El Melh et de Ses Terrenables energy sources Humides (Tunisie Septentrionale): Érosion, Risque de Maritimisation et Menaces Sur Le Terroir Original Ramli. *Mediterranee* **2015**, *125*, 65–73. [[CrossRef](#)]
44. Slim, H.; Trouset, P.; Paskoff, R.; Oueslati, A.; Bonifay, M.; Lenne, J. Le Littoral de La Tunisie, Étude Géoarchéologique et Historique. *J. Mediterr. Geogr.* **2005**, *104*, 134.
45. Rouvier, H.; Solignace, L. J. M. Nappes de charriage en Tunisie septentrionale: Preuves et conséquences paléogéographiques. *Tunis* **1973**, *26*, 33–47.
46. Dah, M. A.; Khaldi, A.; Rejeb, M. N. Belgacem Henchi Essai de Végétalisation de Dunes Littorales: Cas Du Complexe-Dunaire d'Eghirane (Mogods, Tunisie). *Sci. Change Planétaires/Sécheresse* **2005**, *16*, 255–260.
47. Dolan, R.; Hayden, B.; Heywood, J. A New Photogrammetric Method for Determining Shoreline Erosion. *Coast. Eng.* **1978**, *2*, 21–39. [[CrossRef](#)]

48. Husband, E.; East, H. K.; Hocking, E. P.; Guest, J. Honduran Reef Island Shoreline Change and Planform Evolution over the Last 15 Years: Implications for Reef Island Monitoring and Futures. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 4787. [[CrossRef](#)]
49. Liu, H.; Jezek, K. C. Automated Extraction of Coastline from Satellite Imagery by Integrating Canny Edge Detection and Locally Adaptive Thresholding Methods. *Int. J. Remote Sens.* **2004**, *25*, 937–958. [[CrossRef](#)]
50. McFeeters, S. K. The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features. *Int. J. Remote Sens.* **1996**, *17*, 1425–1432. [[CrossRef](#)]
51. Kotov, D. D.; Pervukhin, D. A.; Davardoost, H.; Afanasyeva, O. V. Prospects for the Use of Autonomous Underwater Vehicles (AUV) to Solve the Problems of the Mineral Resources Complex (MRC) of the Russian Federation. *J. Marit. Res.* **2024**, *21*, 309–317.
52. Fetisov, V.; Mohammadi, A. H.; Kupavykh, K.; Artyukh, D. Improving the economic efficiency of vapor recovery units at hydrocarbon loading terminals. *Oil Gas Sci. Technol. – Rev. D'ifp Energ. Nouv.* **2021**, *76*, 38. [[CrossRef](#)]
53. Afanaseva, O. V.; Putilo, S. Y.; Chirtsov, V. V.; Demidov, A. A. Simulation of the work of structural units of industrial enterprises using the theory of queuing systems. *Acad. J. Manuf. Eng.* **2024**, *22*, 115–125.
54. Marinin, M. A.; Marinina, O. A.; Rakhmanov, R. A. Methodological approach to assessing influence of blasted rock fragmentation on mining costs. *Gorn. Zhurnal* **2023**, *9*, 28–34. [[CrossRef](#)]
55. Golovina, E. I.; Tselmeg, B. Cost estimate as a tool for managing fresh groundwater resources in the Russian Federation. *Geol. Miner. Resour. Sib.* **2023**, *4*, 81–91. [[CrossRef](#)]
56. Afanaseva, O. V.; Bezyukov, O. K.; Ignatenko, A. A. Method for assessing the relationship between the characteristics of vibroactivity and the design parameters of a marine diesel. *Acad. J. Manuf. Eng.* **2024**, *22*, 68–75. [[CrossRef](#)]
57. Asadulagi, M.-A. M.; Fedorov, M. S.; Trushnikov, V. E. Control Methods of Mineral Water Wells. In Proceedings of the 2023 V International Conference on Control in Technical Systems (CTS), Saint Petersburg, Russia, 21–23 September 2023; pp. 152–155. [[CrossRef](#)]
58. Fetisov, V. G.; Nikolaev, A. K.; Lykov, Y. V. Aggregative simulation method for implementing mathematical models for gas transmission systems. *IOP Earth Environ. Sci.* **2018**, *88*, 022033. [[CrossRef](#)]
59. Ereemeeva, A. M.; Kondrasheva, N. K.; Khasanov, A. F.; Oleynik, I. L. Environmentally Friendly Diesel Fuel Obtained from Vegetable Raw Materials and Hydrocarbon Crude. *Energies* **2023**, *16*, 2121. [[CrossRef](#)]
60. Asadulagi, M. M. The Use of Distributed and Lumped Type Controllers for the Hydro-lithospheric Process Control System of the Kislovodskoye Field. In Proceedings of the 3rd International Conference on Control in Technical Systems, St. Petersburg, Russia, 30 October – 1 November 2019; pp. 7–10. [[CrossRef](#)]
61. Golovina, E. I.; Karennik, K. S. Modern trends in the field of solving transboundary problems in groundwater extraction. *Resources* **2021**, *10*, 107. [[CrossRef](#)]
62. Asadulagi, M. M. Synthesis of Lumped and Distributed Controllers for Control System of Hydrodynamic. In Proceedings of the 2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, Vladivostok, Russia, 1–4 October 2019; p. 8933859. [[CrossRef](#)]
63. Ereemeeva, A. M. Method to reduce harmful emissions when diesel locomotives operate in coal mines. In *Topical Issues of Rational Use of Natural Resources*; Ereemeeva, A. M., Kondrasheva, N. K., Korshunov, G. I., Eds.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2019; pp. 10–14. [[CrossRef](#)]
64. Баковский В. Б., Головкин С. И., Кухарова Т. В., Уткин В. А., Чалая Е. Н., Шабалдин Н. А. Острый период политравмы у детей в свете дискриминантного анализа. *Рос. журн. дет. хир. анестезиол. реаниматол.* 2020, № 10, с. 145–156. [[CrossRef](#)]
65. Жуковский Ю. Л., Сусликов П. К. Оценка потенциального эффекта от применения технологии управления спросом на горнодобывающих предприятиях. Устойчивое развитие. *Разв. горн. терр.* **2024**, *16*, 895-908. (На русском языке). [[CrossRef](#)]
66. Kukharova, T. V.; Utkin, V. A.; Pershin, I. M. Modeling of a Decision Support System for a Psychiatrist Based on the Dynamics of Electrical Conductivity Parameters. In Proceedings of the 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, St. Petersburg, Russia, 9 April 2021; pp. 975–978. [[CrossRef](#)]
67. Mal'tsev, P. A.; Shatilova, N. A.; Abramkin, S. E.; Podkina, M. E. Designing a Digital Twin in Oil and Gas Technologies: Technology Integration. In Proceedings of the 2024 XXVII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), Saint Petersburg, Russia, 17 June 2024; pp. 352–355. [[CrossRef](#)]
68. Semenova, T.; Al-Dirawi, A.; Al-Saadi, T. Environmental Challenges for Fragile Economies: Adaptation Opportunities on the Examples of the Arctic and Iraq. *Agronomy* **2022**, *12*, 2021. [[CrossRef](#)]
69. Pervukhin, D.; Kotov, D.; Trushnikov, V. Development of a Conceptual Model for the Information and Control System of an Autonomous Underwater Vehicle for Solving Problems in the Mineral and Raw Materials Complex. *Energies* **2024**, *17*, 5916. [[CrossRef](#)]
70. Pershin, I. M.; Kukharova, T. V.; Tsapleva, V. V. Designing of distributed systems of hydrolithosphere processes parameters control for the efficient extraction of hydromineral raw materials. *J. Phys. Conf. Ser.* **2021**, *1728*, 012017. [[CrossRef](#)]
71. Martirosyan, A. V.; Martirosyan, K. V.; Chernyshev, A. B. Calculation of the First Switch-on Time of Distributed Object's Control Action. In Proceedings of the 2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus), St. Petersburg and Moscow, Russia, 27–30 January 2020; pp. 750–754. [[CrossRef](#)]
72. Pavel, T.; Polina, S.; Liubov, N. The research of the impact of energy efficiency on mitigating greenhouse gas emissions at the national level. *Energy Convers. Manag.* **2024**, *314*, 118671. [[CrossRef](#)]
73. Martirosyan, A. V.; Martirosyan, K. V.; Grudyaeva, E. K.; Chernyshev, A. B. Calculation of the Temperature Maximum Value Access Time at the Observation Point. In Proceedings of the 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus), St. Petersburg and Moscow, Russia, 26–29 January 2021; pp. 1014–1018. [[CrossRef](#)]
74. Kazanin, O. I.; Sidorenko, A. A.; Meshkov, A. A.; Sidorenko, S. A. Reproduction of the longwall panels: Modern requirements for the technology and organization of the development operations at coal mines. *Eurasian Min.* **2020**, *2*, 19–23. [[CrossRef](#)]

75. Sidorenko, A. A.; Sirenko, Y. G.; Sidorenko, S.A. An assessment of multiple seam stress conditions using a 3D numerical modelling approach. *J. Phys. Conf. Ser.* **2019**, *1333*, 032078. [CrossRef]
76. Zhang, X.; Cui, X.; Liang, S. Evolution and Optimization of an Ecological Network in an Arid Region Based on MSPA-MCR: A Case Study of the Hexi Corridor. *Sustainability* **2024**, *16*, 1704. [CrossRef]
77. Hu, M.; Ghorbany, S. Building Stock Models for Embodied Carbon Emissions — A Review of a Nascent Field. *Sustainability* **2024**, *16*, 2089. [CrossRef]
78. Sidorenko, A. A.; Ivanov, V. V.; Sidorenko, S. A. Modelling of computational fluid dynamics of gas dynamic processes on longwall panel during underground mining of flat gassy coal multi-seam. *J. Phys. Conf. Ser.* **2019**, *1333*, 032079. [CrossRef]
79. Sleptsov, A.; Medvedeva, L.; Marinina, O.; Savenok, O. Feasibility Study on the Applicability of Intelligent Well Completion. *Processes* **2024**, *12*, 1565. [CrossRef]
80. Nevskaya, M.; Shabalova, A.; Kosovtseva, T.; Nikolaychuk, L. Applications of simulation modeling in mining project risk management: Criteria, algorithm, evaluation. *J. Infrastruct. Policy Dev.* **2024**, *8*, 5375. [CrossRef]
81. Shapiro, S. L.; Kopkov, M. P.; Potseshkovskaya, I. V. Problems of the organization of surface and underground space (e.g., historical embankments of Saint Petersburg). *E3S Web Conf.* **2021**, *266*, 03016. [CrossRef]
82. Xia, H.; Yin, R.; Xia, T.; Zhao, B.; Qiu, B. People-Oriented: A Framework for Evaluating the Level of Green Space Provision in the Life Circle from a Supply and Demand Perspective: A Case Study of Gulou District, Nanjing, China. *Sustainability* **2024**, *16*, 955. [CrossRef]
83. Zhukovskiy, Y.; Tsvetkov, P.; Koshenkova, A.; Skvortsov, I.; Andreeva, I.; Vorobeva, V. A Methodology for Forecasting the KPIs of a Region's Development: Case of the Russian Arctic. *Sustainability* **2024**, *16*, 6597. [CrossRef]
84. Андреева Е. С., Маринина О. А., Туровская Л. Г. Наноожидкостное заводнение как метод повышения нефтеотдачи: механизм, преимущества. *Изв. Томск. Политехн. Univ.* **2024**, *335*, 189–202. [CrossRef]
85. Das, A.; Saha, P.; Dasgupta, R.; Inacio, M.; Das, M.; Pereira, P. How Do the Dynamics of Urbanization Affect the Thermal Environment? A Case from an Urban Agglomeration in Lower Gangetic Plain (India). *Sustainability* **2024**, *16*, 1147. [CrossRef]
86. Marinina, O.; Malikov, A.; Lyubek, Y.; Pasternak, S.; Reshneva, E.; Stolbovskaya, N. Selection of Enhanced Oil Recovery Method on the Basis of Clustering Wells. *Processes* **2024**, *12*, 2082. [CrossRef]
87. Golovina, E. I.; Grebneva, A. V. Some Aspects of Groundwater Resources Management in Transboundary Areas. *J. Ecol. Eng.* **2021**, *4*, 106–118. [CrossRef]
88. Fetisov, V. Analysis of numerical modeling of steady-state modes of methane–hydrogen mixture transportation through a compressor station to reduce CO₂ emissions. *Sci. Rep.* **2024**, *14*, 10605. [CrossRef]
89. Psistaki, K.; Tsantopoulos, G.; Paschalidou, A. K. An Overview of the Role of Forests in Climate Change Mitigation. *Sustainability* **2024**, *16*, 6089. [CrossRef]
90. Eremeeva, A. M.; Khasanov, A. F.; Oleynik, I. L.; Kondrasheva, N. K.; Marinets, A. R. Development of Biofuel as Marine Lowviscosity Fuels with Environmentally Friendly Components. *Int. J. Eng.* **2025**, *38*, 273–279. [CrossRef]
91. Zhukovskiy, Y.; Koshenkova, A.; Vorobeva, V.; Rasputin, D.; Pozdnyakov, R. Assessment of the Impact of Technological Development and Scenario Forecasting of the Sustainable Development of the Fuel and Energy Complex. *Energies* **2023**, *16*, 3185. [CrossRef]
92. Eremeeva, A. M. Studying the possibility of improving the properties of environmentally friendly diesel fuels. In *Scientific and Practical Studies of Raw Material Issues*; Eremeeva, A. M., Kondrasheva, N. K., Nelkenbaum, K. S., Eds.; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2019; pp. 108–114. [CrossRef]
93. Eremeeva, A. M.; Ilyashenko, I. S.; Korshunov, G. I. The possibility of application of bioadditives to diesel fuel at mining enterprises. *MIAB. Min. Inf. Anal. Bull.* **2022**, 39–49. [CrossRef]
94. Mohamed, M.; Zakuan, N. D.; Tengku Hassan, T. N. A.; Lock, S. S. M.; Mohd Shariff, A. Global Development and Readiness of Nuclear Fusion Technology as the Alternative Source for Clean Energy Supply. *Sustainability* **2024**, *16*, 4089. [CrossRef]
95. Khaykin, M. M.; Priyma, K. A. Digital transformation management issues: An oil-and-gas industry example. Navigating Digital Transformation: Original Research Across Smart Cities. *Sustain. Dev. Beyond* **2024**, 99–112. Available online: <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85201999356&origin=resultslist> (accessed on 20 May 2024).
96. Romasheva, N. V.; Babenko, M. A.; Nikolaichuk, L. A. Sustainable development of the Russian Arctic region: Environmental problems and ways to solve them. *MIAB. Min. Inf. Anal. Bull.* **2022**, 78–87. (In Russian) [CrossRef]
97. Zhang, L.; Ponomarenko, T. V. Directions for Sustainable Development of China's Coal Industry in the Post-Epidemic Era. *Sustainability* **2023**, *8*, 6518. [CrossRef]
98. Sergeeva, B. E.; Ponomarenko, T. V.; Tesovskaya, S. O. Key Corporate Sustainability Assessment Methods for Coal Companies. *Sustainability* **2023**, *15*, 5763. [CrossRef]
99. Zhang, B.; Ma, J.; Khan, M. A.; Repnikova, V.; Shidlovskaya, K.; Barykin, S.; Ahmad, M. S. The Effect of Economic Policy Uncertainty on Foreign Direct Investment in the Era of Global Value Chain: Evidence from the Asian Countries. *Sustainability* **2023**, *15*, 6131. [CrossRef]
100. Iakhiaev, D.; Grigorishchin, A.; Zaikov, K.; Bezdudnaya, A.; Ukhanova, A.; Tsvetkova, A.; Fadeev, A. Methodological approach to assessing the digital infrastructure of the northern regions of the Russian Federation. *J. Infrastruct. Policy Dev.* **2024**, *8*, 8747. [CrossRef]
101. Tamitskiy, A.; Maltseva, L.; Zaikov, K.; Kuprikov, N.; Tsvetkova, A.; Kuprikov, M. Students' Subjective Perceptions of Extremism in the Russian Arctic. *J. Infrastruct. Policy Dev.* **2024**, *8*, 7591. [CrossRef]
102. Zeng, J.; Dai, X.; Li, W.; Xu, J.; Li, W.; Liu, D. Quantifying the Impact and Importance of Natural, Economic, and Mining Activities on Environmental Quality Using the PIE-Engine Cloud Platform: A Case Study of Seven Typical Mining Cities in China. *Sustainability* **2024**, *16*, 1447. [CrossRef]
103. Kuprikov, M.; Kuprikov, N.; Zaikov, K.; Zadorin, M.; Tsvetkova, A. Regional climate change adaptation plans in Russia: Legal political overview. *J. Infrastruct. Policy Dev.* **2024**, *8*, 5303. [CrossRef]

104. Нечитайло А. Р., Маринина О. А. Анализ технологических направлений электрификации объектов добычи углеводородов на слабоосвоенных территориях. *Север и рынок: формирование экономического порядка*. 2022. № 2. С. 45–57. [[CrossRef](#)]
105. Talanov, N. A.; Khloponina, V. S.; Fedorov, M. C. Systematic and Analytical Research of Methods for Analysing and Identifying the Technical Condition of Complex Technical Systems. In Proceedings of the 2023 V International Conference on Control in Technical Systems (CTS), Saint Petersburg, Russia, 21–23 September 2023; pp. 92–95. [[CrossRef](#)]
106. Boronko, E. A.; Novozhilov, I. M. Designing an Information System for Monitoring the Electromagnetic Field of a Power Plant. In Proceedings of the 2024 Conference of Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, Saint Petersburg, Russia, 29–31 January 2024; pp. 331–334. [[CrossRef](#)]
107. Semenova, T. Value Improving Practices in Production of Hydrocarbon Resources in the Arctic Regions. *J. Mar. Sci. Eng.* **2022**, *10*, 187. [[CrossRef](#)]
108. Afanaseva, O.; Tulyakov, T.; Romashin, D.; Panova, A. Development of a Robotic Complex for the Manufacture of Parts Used in Civil Engineering. *Eng. Res. Transcr.* **2023**, *3*, 51–58. [[CrossRef](#)]
109. Zhang, M.; Chen, E.; Zhang, C.; Liu, C.; Li, J. Multi-Scenario Simulation of Land Use Change and Ecosystem Service Value Based on the Markov–FLUS Model in Ezhou City, China. *Sustainability* **2024**, *16*, 6237. [[CrossRef](#)]
110. Kozyrev, B. A.; Sizyakov, V. M.; Arsenyev, V. A. Principles of rational processing of red mud with the use of carboxylic acids. *Non-Ferr. Met.* **2022**, *2*, 30–34. [[CrossRef](#)]
111. Fedorova, E.; Pupyshcheva, E.; Morgunov, V. Modelling of Red-Mud Particle-Solid Distribution in the Feeder Cup of a Thickener Using the Combined CFD-DPM Approach. *Symmetry* **2022**, *14*, 2314. [[CrossRef](#)]
112. Ben Youssef, A.; Dahmani, M. Assessing the Impact of Digitalization, Tax Revenues, and Energy Resource Capacity on Environmental Quality: Fresh Evidence from CS-ARDL in the EKC Framework. *Sustainability* **2024**, *16*, 474. [[CrossRef](#)]
113. Daniil, V. R. Application of Artificial Intelligence to Improve the Efficiency of Monitoring and Diagnosing the Condition of Complex Technical Objects. In Proceedings of the 2024 Conference of Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EICon), Saint Petersburg, Russia, 29–31 January 2024. [[CrossRef](#)]
114. Mal'tsev, P. A.; Abramkin, S. E.; Plotnikov, A. V.; Martirosyan, K. V. A conceptual Model of Controlled Gas Production Processes in Fields with a Complex Geological Structure. In Proceedings of the 2024 XXVII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), Saint Petersburg, Russia, 17 June 2024; pp. 107–110. [[CrossRef](#)]
115. Mal'tsev, P. A.; Shatilova, N. A.; Abramkin, S. E. Synthesis of a Control System for the Oil Cooling Process in the Oil Supply System of a Gas Turbine Engine. In Proceedings of the 2022 XXV International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), Saint Petersburg, Russia, 25–27 May 2022; pp. 68–71. [[CrossRef](#)]
116. Mani, Z. A.; Goniewicz, K. Transforming Healthcare in Saudi Arabia: A Comprehensive Evaluation of Vision 2030's Impact. *Sustainability* **2024**, *16*, 3277. [[CrossRef](#)]
117. Gafur, S.; Andrey, S.; Liliya, S.; Vadim, F. Assessment of Damage of Metallic Elements in Oil and Gas Facilities using Small Punch Test. *Int. J. Appl. Eng. Res.* **2017**, *12*, 11583–11587.
118. Semenova, T.; Martínez Santoyo, J. Y. Economic Strategy for Developing the Oil Industry in Mexico by Incorporating Environmental Factors. *Sustainability* **2024**, *16*, 36. [[CrossRef](#)]
119. Kozyrev, B. A.; Sizyakov, V. M. Heap leaching of red mud by the formate method. *Obogashchenie rud* **2021**, *4*, 40–45. [[CrossRef](#)]
120. Федорова Е. Р., Пупышева Е. А., Моргунов В. В. Определение параметров осаждения при сгущении и промывке красных шламов. *Цветные мет.* **2023**, *4*, 77–85. [[CrossRef](#)]
121. Nikolaichuk, L. A.; Tsvetkov, P. S. Prospects of ecological technologies development in the Russian oil industry. *Int. J. Appl. Eng. Res.* **2016**, *11*, 5271–5276.
122. Pavel, T.; Polina, S. Heterogeneity of the impact of energy production and consumption on national greenhouse gas emissions. *J. Clean. Prod.* **2024**, *434*, 139638. [[CrossRef](#)]
123. Cherepovitsyn, A.; Fedoseev, S.; Tsvetkov, P.; Sidorova, K.; Kraslawski, A. Potential of Russian regions to implement CO₂-enhanced oil recovery. *Energies* **2018**, *11*, 1528. [[CrossRef](#)]
124. Бабырь Н. В., Габов В. В., Носов А. А., Никифоров А. В. Особенности конструкции и технологии работы выемочного модуля для угольных месторождений Российской Арктики. *Горный. информ. анал. бюлл.* **2024**, *6*, 5–16. [[CrossRef](#)]
125. Malozyomov, B. V.; Martyushev, N. V.; Babyr, N. V.; Pogrebnoy, A. V.; Efremkov, E. A.; Valuev, D. V.; Boltrushevich, A. E. Modelling of Reliability Indicators of a Mining Plant. *Mathematics* **2024**, *12*, 2842. [[CrossRef](#)]

Отказ от ответственности/Примечание издателя: заявления, мнения и данные, содержащиеся во всех публикациях, принадлежат исключительно отдельным авторам и составителям, а не MDPI и/или редактору(ам). MDPI и/или редактор(ы) снимают с себя ответственность за любой ущерб, нанесенный людям или имуществу в результате использования любых идей, методов, инструкций или продуктов, упомянутых в содержании.