

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ



УДК 004.032.26

Мониторинг динамики изменений технологических параметров процесса строительства скважины на основе методов искусственного интеллекта

А.В. Скуридин

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Аннотация

Изучена проблема мониторинга и анализа данных показаний датчиков в контексте геофизического каротажа, применяемого в горнодобывающей отрасли. Рассмотрены ключевые трудности, связанные с обработкой больших объемов данных, которые возникают из-за неоднородности геофизических и механических параметров, сопутствующих процессу бурения, а также из-за сложности ранней идентификации признаков аварийных ситуаций в ходе строительства скважин. Проведен обзор современных методов искусственного интеллекта, включая разработку нейронных сетей и мультимодальных систем, направленных на автоматизацию расшифровки временных диаграмм показаний датчиков и параметров работы технологического оборудования. В работе описана структура и функциональные возможности современных программных решений, которые используют методы искусственного интеллекта для прогнозирования и минимизации аварийных ситуаций в процессе проводки ствола скважины. Также проведена оценка актуальности и эффективности внедрения в процесс бурения систем мониторинга и обработки данных в режиме реального времени, основанных на методах искусственного интеллекта с открытым исходным кодом.

Ключевые слова: анализ больших данных, большие языковые модели (LLM), нейронные сети, мультимодальные системы, процесс бурения, геознергетика

Для цитирования. Скуридин А.В. Мониторинг динамики изменений технологических параметров операций в процессе строительства скважины на основе методов искусственного интеллекта. *Молодой исследователь Дона*. 2025;10(2):39–45.

Using Artificial Intelligence Methods for Monitoring the Dynamics of Changes in Technological Parameters of Well Construction Process

Anton V. Skuridin

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

Abstract

The problem of monitoring and analysing sensor readings received during geophysical logging in the mining industry has been studied. The key problems of big data processing caused by the heterogeneity of geophysical and mechanical parameters inherent to drilling, as well as by the difficulty of early detection of the emergency situation signs during construction of a well, have been investigated. The advanced artificial intelligence methods have been reviewed including that referring to development of neural networks and multimodal systems for automatic decoding the time charts of sensor readings and process equipment operation parameters. The paper has described the structure and functional capacities of the modern artificial-intelligence-based software solutions for predicting and minimizing the emergency situations during drilling a well. Relevance and efficiency of implementing into well drilling process the real-time monitoring and data processing systems based on the open-source artificial intelligence methods have also been assessed.

Keywords: big data analysis, large language models (LLM), neural networks, multimodal systems, drilling process, geoenergy engineering

For Citation: Skuridin AV. Using Artificial Intelligence Methods for Monitoring the Dynamics of Changes in Technological Parameters of Well Construction Process. *Young Researcher of Don*. 2025;10(2):39–45.

Введение. Геоэнергетическая отрасль, включающая в себя бурение и эксплуатацию нефтегазовых месторождений, составляет основу сырьевой экономики. Однако, в условиях появления новых видов энергоносителей и перехода мировых потребителей к устойчивой энергетике, эта отрасль сталкивается с необходимостью модернизации и финансовой оптимизации своих производственных процессов. В последние годы, после снижения общего числа буровых установок в мире в период с 2012 по 2022 год, количество таких установок вновь демонстрирует рост [1]. Внедряются новые более эффективные технологии, повышается уровень автоматизации бурового оборудования, но их эксплуатация сопряжена с рядом проблем, среди которых можно выделить сложности управления, высокую аварийность и значительные финансовые потери в случае неэффективного использования.

Современные буровые установки представляют собой сложные технические комплексы, где высокая организованность работ, своевременность проводимых манипуляций и оперативность принятия решений играют ключевую роль в обеспечении эффективной и безопасной эксплуатации оборудования. Для выполнения этих требований требуется быстрая обработка и качественный анализ информации, полученной в ходе работ. Поддержание оптимального режима проводимых операций требует измерения и контроля широкого спектра механических и гидравлических характеристик. Эту задачу решают различные системы датчиков и приборов, работающие на буровой установке в непрерывном режиме. Одной из таких систем является станция геолого-технических исследований, которая контролирует совокупность механических и геологических условий в процессе бурения.

Однако важным нюансом остается невозможность использования датчиков в самом стволе скважины: все замеры проводятся непосредственно на буровой, и только после этого полученные сигналы с оборудования направляются в центральную компьютерную систему — сервер с базой данных, где они обрабатываются в режиме реального времени и визуализируются в виде диаграмм.

Анализ динамики изменения параметров, характеризующих состояние процесса бурения, является одним из ключевых моментов при проведении буровых работ. Тем не менее, на сегодняшний день все виды и этапы работ, связанные с анализом динамики процесса бурения, контролируются операторами-геофизиками, которые отслеживают состояние системы и своевременно информируют буровой персонал о любых отклонениях от проектных значений. Если какой-либо показатель выходит за допустимые пределы или демонстрирует нетипичное поведение, оператор незамедлительно оповещает бурильщика, который принимает необходимые меры для устранения проблемы.

Количество наблюдаемых и регистрируемых параметров может варьироваться в зависимости от специфики самой операции бурения. При этом общее число показателей, описывающих режим работы оборудования, условия бурения и геологический разрез ствола, может достигать 90 различных типов числовых или графических данных. Не менее важным является описание и составление хронологического порядка проводимых операций. Формирование и документирование хронологической последовательности выполняемых операций также играют значительную роль. Диаграммы визуально разбиваются на отдельные подпункты, и после этого их описание вместе с сопутствующими геофизическими и механическими характеристиками вносится в журнал геофизических исследований. Хронологическое описание является основным документом для анализа и подготовки промежуточных или итоговых отчетов, а также для разделения всех проведенных работ на этапы строительства скважины.

Таким образом, работа оператора-геофизика представляет собой трудоемкий процесс, подверженный человеческим ошибкам и финансовым потерям, оцениваемым в миллионы рублей. Именно поэтому автоматизация этого процесса имеет значительный потенциал и открывает возможности для оптимизации процесса бурения и повышения его эффективности.

Целью исследования является оценка возможностей повышения эффективности буровых работ при проведении строительства скважин на основе интеграции искусственного интеллекта в процесс мониторинга динамики технологических параметров бурения, а также анализ перспектив создания автономных систем для диагностики и прогнозирования аварийных ситуаций. В представленной работе приведены и проанализированы методы мониторинга, анализа и использования информации, полученной в ходе буровых работ, технологические решения для реализации программно-аппаратного комплекса мониторинга, а также оценена совместимость современных методов искусственного интеллекта с программно-вычислительными комплексами в нефтегазовой сфере.

Краткий обзор методов мониторинга геофизической информации в режиме реального времени. Традиционные подходы к мониторингу предполагают наличие высококвалифицированных геофизиков-операторов, которые обязаны осуществлять непрерывное наблюдение и анализ поступающих от комплексов датчиков данных. Ключевую роль в обеспечении безопасности и эффективности производственных процессов играет правильная интерпретация наблюдаемых отклонений параметров процесса бурения от проектных значений, а также оперативная передача данных в центральную компьютерную систему. Это способствует предотвращению аварийных ситуаций, сокращению непроизводительного времени, потраченного на простои, износ или поломку оборудования и агрегатов, а также минимизирует временные потери, связанные со свинчиванием буровых труб, что в конечном итоге ведет к повышению общей эффективности выполняемых процессов. Примером признака начала

аварийной ситуации может служить медленное (0.1–0.3 МПа в час) увеличение давления промывочной жидкости на входе скважины по сравнению с расчетными значениями, вызванное зашламованностью затрубного пространства. При достижении критического значения может произойти прихват бурового инструмента, что приведет к обрыву и потере дорогостоящего оборудования.

В отличие от традиционных методов, внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ), таких как нейронные сети и большие языковые модели (LLM), способно радикально изменить подход к анализу, мониторингу и управлению буровыми работами [2]. Замена ручного заполнения хронологических списков операций в геологических журналах на автоматизированный анализ временных рядов диаграмм методами ИИ, а также составление списка операций и их вывод в режиме реального времени открывают новые возможности для повышения качества и детализации анализа данных. Выявление отклонений от проектных параметров и режимов работ с помощью моделирования возможных отклонений на ранних этапах позволит принимать корректирующие меры, предупреждающие предаварийные ситуации. Однако для использования методов автоматического определения этапов работ требуется решить несколько характерных для отрасли задач.

Во время работы оборудования происходит накопление больших объемов информации. Стандартная периодичность передачи данных от комплекса оборудования составляет одну секунду. После получения параметров программой реального времени информация сохраняется в локальную базу данных, откуда она по запросу перенаправляется пользователям и выводится в виде диаграмм. Из-за значительного количества параметров база данных обычно имеет внушительные размеры: суточный объем накопленной информации может достигать 5 гигабайт. Передача полученных показаний датчиков на удаленные устройства может быть осложнена или даже невозможна без предварительной обработки данных из-за нестабильности и ограниченности каналов передачи информации. Поскольку объекты проведения работ зачастую находятся в удаленных и труднодоступных регионах, не имеющих стабильного канала связи с серверным оборудованием, полученную информацию необходимо предварительно разделить на основные и сопутствующие пакеты, не используемые в вычислениях. Далее потребуется провести первичную обработку и анализ с помощью методов ИИ для выбора операций, требующих обработки, а затем передать информацию на облачное оборудование для дальнейших манипуляций. Благодаря развитию современных методов вычислений в области искусственного интеллекта эта проблема становится решаемой. Предварительная обработка позволяет использовать в данном процессе локальные модели LLM, не требующие сложного оборудования и больших вычислительных мощностей.

Еще одной проблемой является необходимость наличия больших объемов предварительно подготовленных данных. По мере обучения нейронной модели потребуется наличие опытного персонала на станции геофизических исследований, который будет проводить анализ и интерпретацию выводимых в процессе работы диаграмм, а также разметку данных, необходимую для правильного обучения модели временных рядов. Использование накопленной информации из существующих работ на строящихся или завершенных скважинах позволит обучить модели перед началом работ, что позволит вносить на объекте только корректировки при небольших отклонениях или не учтенных на этапе проектирования системы операций.

При проведении геофизических исследований основным методом мониторинга и анализа информации является обработка показаний датчиков на станции геолого-технических исследований (ГТИ). Эта стратегия относится к локальным методам мониторинга. Станция ГТИ собирает показания приборов о состоянии процесса бурения с устройства связи объекта (УСО) и выводит синхронизированные по времени данные в виде графиков-диаграмм. Далее информация анализируется специалистом-геофизиком, составляется повременная расшифровка произведенных работ и временных интервалов с отклонениями от проектных параметров, создается предварительный отчет. После этого данные систематизируются, разделяются на категории и этапы и передаются в систему контроля и мониторинга. На этапе расшифровки и интерпретации временных рядов происходит привязка последовательности проведенных манипуляций к временной шкале с округлением к ближайшей целой единице времени. Это приводит к потере точности сбора данных, вызывая накопительную ошибку к моменту подсчета предварительных итогов работ.

Из-за сложности корректной идентификации операций стандартными методами при однотипных манипуляциях, связанных с различными горно-геологическими условиями и оптимальными режимами работы оборудования, средства автоматического анализа поступающей информации в процессе бурения находятся в разработке, а расшифровка выводимых диаграмм выполняется на основе визуальной оценки геолога-исследователя. Применение автоматизированных комплексов, помимо явных преимуществ перед человеком в точности и скорости работы, может освободить оператора от утомительного непрерывного контроля за действиями на буровой установке, что приведет к более качественному наблюдению за критически важными параметрами бурения. Контроль технологических параметров и учет последовательности действий также может осуществляться дистанционно из удаленного офиса. Однако из-за особенностей одновременного наблюдения за всеми объектами, где ведутся строительные или другие виды работ, каждому отдельному объекту уделяется меньше внимания, чем требуется для качественного мониторинга.

Таким образом, традиционные методы, в сравнении с автоматизированными системами мониторинга и анализа информации, основанными на применении нейронных сетей, не могут обеспечить необходимого качества и эффективности обработки большого объема собираемых данных. Кроме того, внедрение систем автоматизации контроля процесса буровых работ не меняет сложившуюся модель взаимодействия узлов передачи и обработки, но качественно дополняет ее. Поэтому использование новых методов не потребует значительных изменений в существующих системах мониторинга и анализа информации.

Оценка технологических решений для реализации требований сетевой инфраструктуры. В настоящее время активно ведётся исследование и разработка новых методов анализа данных, поступающих с бурового оборудования, с использованием систем искусственного интеллекта. В числе положительных аспектов таких подходов возможность работы с более обширным спектром параметров, которые косвенно относятся к проводимым работам, но предоставляют ценные сведения и дополняют основные наблюдаемые критерии.

Для оптимального использования возможностей исследований с применением методов искусственного интеллекта предлагается разработка схемы интеграции систем анализа на основе нейронных сетей в рамках существующих программно-аппаратных комплексов, контролирующих и мониторящих буровые работы. В частности, можно представить структуру взаимодействия комплекса автоматизированного сбора геолого-технической информации (DTCIS) с дополнительными модулями, обеспечивающими выполнение необходимых манипуляций с данными и возвращающими в базу данных итоговые результаты обработки. Эта схема не только обеспечит интеграцию, но также повысит производительность анализа данных.

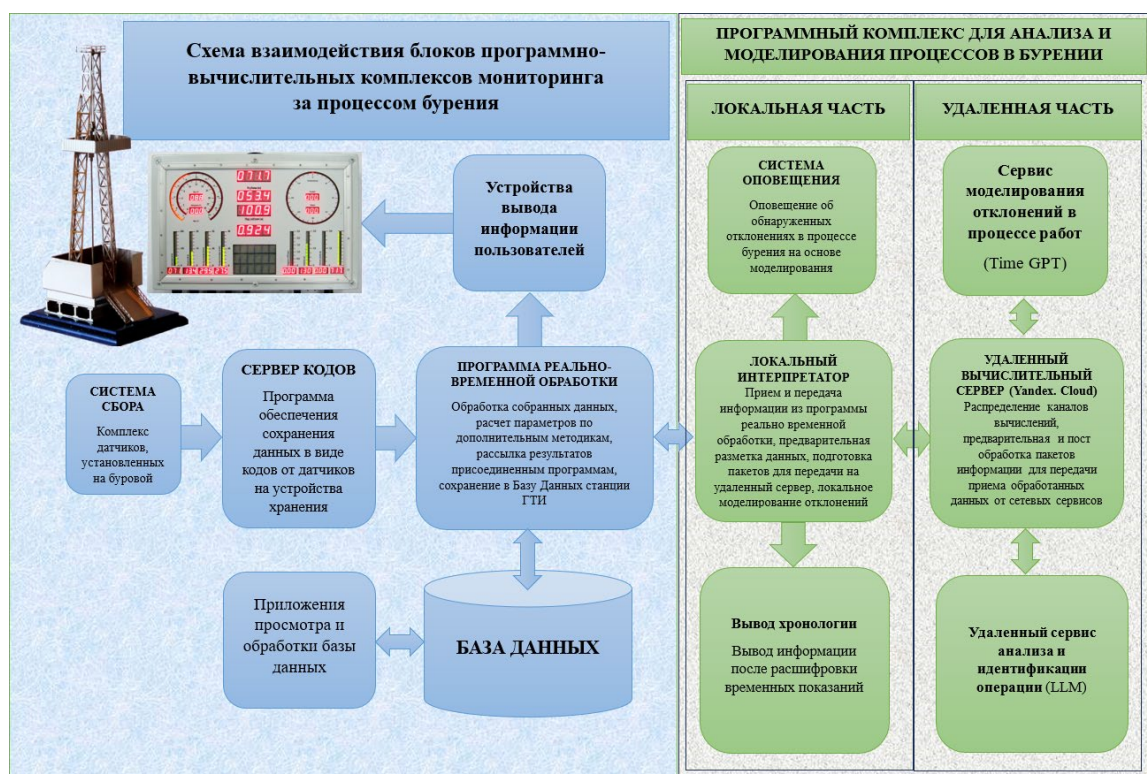


Рис. 1. Архитектура систем мониторинга и анализа реально-временных показаний с внедрением методов ИИ

Разработанная система включает несколько ключевых компонентов. Программно-аппаратный комплекс сбора и вывода информации (DTCIS) служит основным инструментом для сбора данных и их визуализации в виде диаграмм, что позволяет оперативно проводить оценку текущих режимов и параметров бурения, а также контролировать и визуально интерпретировать проводимые операции. Модуль локальной предварительной обработки, реализуемый на основе Python и локальной LLM, отвечает за первоначальную обработку поступающих данных. Он делит непрерывный поток информации в реальном времени на отдельные элементы, автоматизирует разметку временного ряда, отсекает ненужные для дальнейшего анализа параметры и отправляет необходимые пакеты информации на удалённый сервер. Дополнительно локальный модуль моделирует вероятные отклонения, предсказывая изменения параметров в процессе бурения для заблаговременного предупреждения о возможных аварийных ситуациях.

Модуль облачных вычислений, также реализованный на Python с использованием Yandex.Cloud и GPT, осуществляет обработку данных, получаемых от модуля локальной предварительной обработки. Это средство не только анализирует и распределяет поступающие пакеты между сервисами, но и объединяет предварительные

результаты анализа с количественными характеристиками, возвращая итоговые результаты на локальный модуль для дальнейшей передачи в DTCIS. Примером такого модуля может служить облачная платформа Yandex.Cloud, обеспечивающая возможность выполнения манипуляций с данными любого типа и проведения вычислений на удалённом серверном оборудовании, что повышает эффективность системы и снижает технические требования для локального сервера.

Созданная схема взаимодействия локальных и облачных модулей позволяет достигать высококачественных результатов обработки и анализа информации без привлечения мощных вычислительных ресурсов и дорогостоящего оборудования на объекте проведения работ. Это делает возможным выполнение вычислений для прогнозирования аварийных ситуаций и качественного анализа полученных данных на стабильно работающем оборудовании в дата-центре.

Оценка современных программных продуктов показывает, что внедрение искусственного интеллекта в добывающую отрасль знаменует переход от традиционных методов обработки информации к более интеллектуальным и эффективным. В последние годы исследователи и практики всё чаще применяют большие языковые модели (LLM) для анализа и обработки наборов данных временных рядов. Использование нейронных сетей предполагает применение передовых технологий искусственного интеллекта для выполнения комплексного анализа и использования когнитивных функций, позволяющих автоматическим системам решать ранее недоступные задачи [2]. В горнодобывающей и геоэнергетической отраслях такой подход может обеспечить аналитическую обработку на различных этапах операций, позволяя проводить предварительную аналитику и принимать решения в процессе бурения и добычи полезных ископаемых, а также заранее прогнозировать поломки и организовывать превентивное техническое обслуживание оборудования. Это в свою очередь приведёт к значительной оптимизации процессов и повышению уровня безопасности при выполнении работ [3, 4].

На практике можно встретить программные продукты, которые обеспечивают предварительную обработку числовых массивов, применяя метод маскирования данных с комментированием каждого временного интервала соответствующим описанием. Ярким примером является платформа Time LLM, которая позволяет обрабатывать временные ряды методами, аналогичными тем, что применяются для работы с языками. Эта платформа, указав периодичность события и дополнительные переменные, может предсказать поведение определённого параметра во времени или его динамику изменений, что даёт возможность контролировать режим работы связанного с параметром оборудования и предсказывать достижение критических значений (рис. 2).

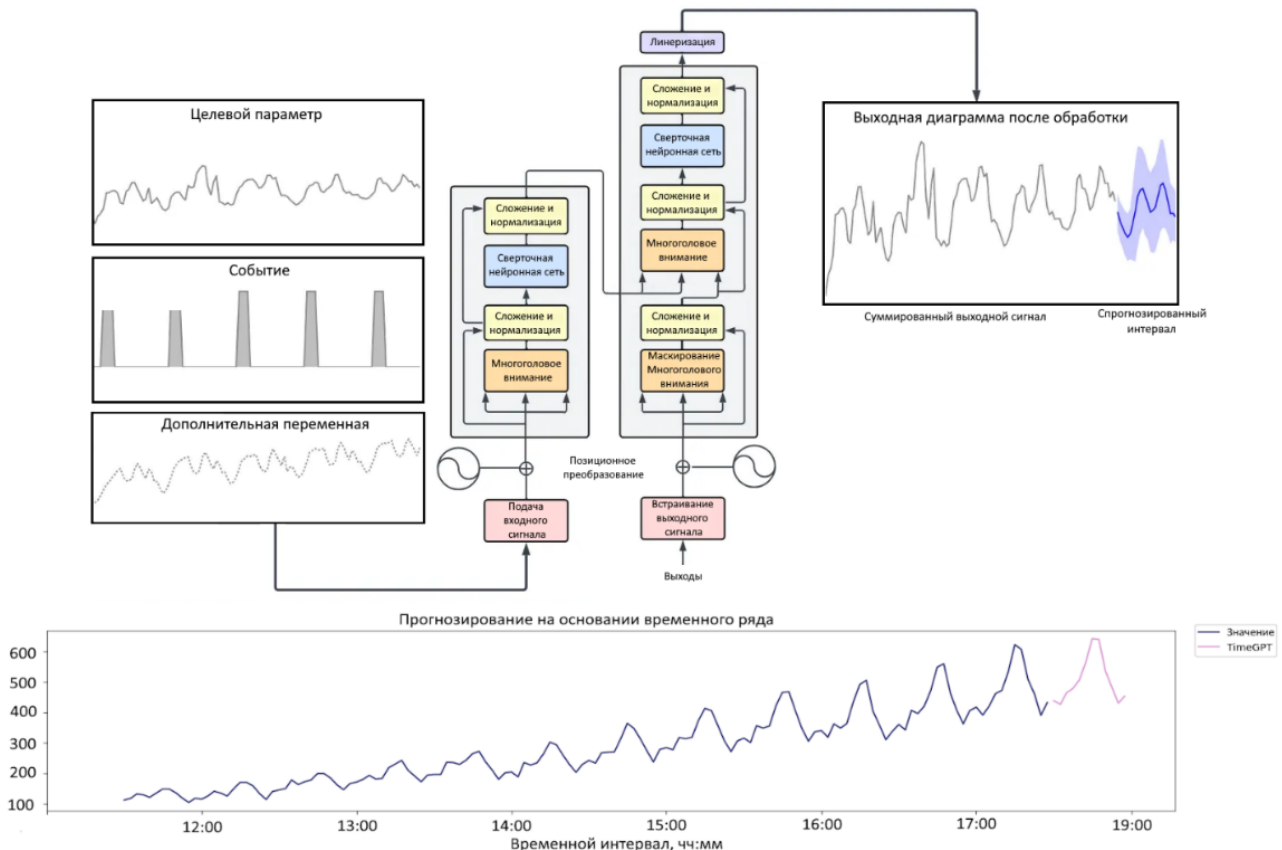


Рис. 2. Прогнозирование критического повышения значения параметра в течении времени на основе временного ряда при использовании платформы Time LLM

Используя эту методику, можно достичь многообещающих результатов. Так, Time LLM способен смоделировать наступление критического события и предупредить об отклонении от нормального поведения скважины во время работы оборудования. Он также может оповестить о возможной опасности газо-нефтепроявления на основе увеличения скорости потока промывочной жидкости, выходящей из скважины, даже если это повышение остаётся на незначительном уровне, незаметном для оператора-геофизика (0,1–0,3 л/сек). Это даст возможность вовремя уведомить бурильщика и предоставить рабочему составу бурового станка дополнительное время для предотвращения аварийной ситуации.

Геоэнергетическая отрасль обильно генерирует разнообразные типы данных, включая журналы бурения и освоения скважин, сейсмограммы, образцы керна, диаграммы и графики геофизических исследований, а также числовые массивы показаний датчиков, получаемых в процессе технологических операций бурения скважин. Это разнообразие данных требует разработки определённого подхода для их анализа и объединения. Современные методы включают создание адаптивных моделей, которые учитывают широкий спектр факторов. Такие модели позволяют использовать геологические данные, технические характеристики оборудования, условия работы и сведения о предшествующих операциях, чтобы достичь необходимых результатов в прогнозировании и мониторинге процессов бурения.

Например, пакет информации для анализа может содержать показания датчика веса бурильного инструмента, нагрузки на долото, давления на забое, скорости проходки и результаты телеметрии забойной телесистемы. В дополнение к числовым данным к анализу могут быть добавлены фотографические материалы образцов керна, отобранных в интервалах бурения горных пород промежуточных горизонтов на смежных площадях (рис. 3) [5].

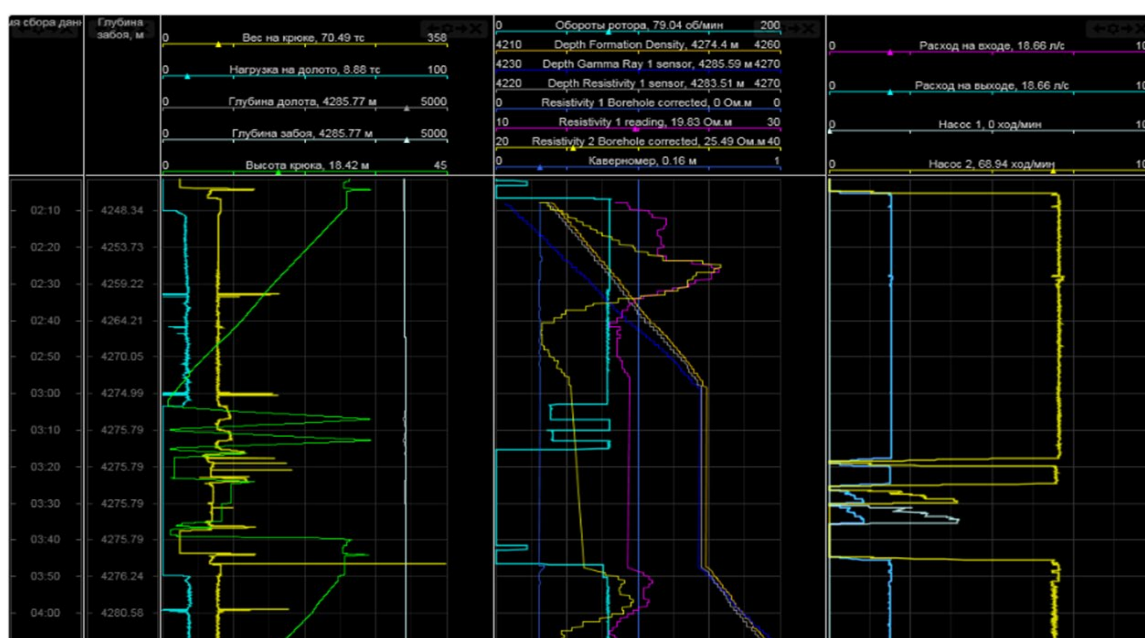


Диаграмма бурения в интервале 4246–4285 м.



Образцы отобранного керна в процессе бурения соседней скважины на данном интервале залегания

Рис. 3. Мультимодальные данные для работы с нейронной моделью LSTM

Одной из заслуживающих внимания разработок является улучшенный алгоритм AFSA, который производит интеграцию мультимодальных данных в прогнозные модели добычи углеводородов в режиме реального времени и используется в сочетании с сетью долговременно-кратковременной памяти (LSTM). В работе «Integrating multi-modal data into AFSA-LSTM model for real-time oil production prediction» [5] предложены различные способы обработки разного типа геофизической информации с использованием отличающихся статистических моделей машинного обучения и LLM. Одним из методов, предложенных авторами статьи, является использование Llama2 и

ChatGPT с применением маскирования подаваемых пакетов моделью K2 — надстройкой для геофизических исследований. Эта модель была обучена на специфической отраслевой терминологии и массиве разнородной информации, что позволило улучшить точность ответов и адаптацию модели к профильным задачам на 90% по сравнению с нейронной моделью без мультимодальных данных. Также авторы статьи использовали большие языковые модели Time GPT и Time LLM для анализа эксплуатационных характеристик и последующего прогнозирования сбоев в работе глубинного насосного оборудования. Это позволило перейти от реактивного к превентивному техническому обслуживанию, не дожидаясь момента поломки оборудования.

Заключение. В результате исследования можно сделать вывод, что новые методы машинного обучения позволяют анализировать большие объемы разнородной геофизической информации с высокой точностью и прогнозировать аварийные ситуации до их появления, что крайне сложно или практически невыполнимо при использовании традиционных аналитических методов. В геофизических исследованиях применимо множество моделей нейронных алгоритмов, и данный факт свидетельствует о высокой востребованности методов машинного обучения на любом объекте производства работ.

Одной из ключевых проблем в отрасли геоэнергетики является правильный и своевременный анализ информации при мониторинге динамических изменений технологических параметров в процессе производства работ. Авторы исследования предлагают решать эту проблему с помощью методов искусственного интеллекта в системах реального времени, обрабатывающих информацию, поступающую с устройств сбора, что позволяет автоматизировать этот процесс. Разработанное решение, основанное на использовании нейронных сетей и мультимодальных систем, способствует повышению качества анализа и оперативности обработки данных, выявляя скрытые зависимости между этими данными и обеспечивая раннее обнаружение отклонений от проектных значений и рассчитанных режимов, минимизируя количество аварийных ситуаций. Это, в свою очередь, обеспечивает общую эффективность, стабильность и безопасность при проведении буровых работ.

Список литературы

1. *Worldwide Rig Count*. URL: <https://rigcount.bakerhughes.com/intl-rig-count> (дата обращения: 24.02.2025).
2. Weijermars R, bin Waheed U, Suleymanli K. 2023. Will ChatGPT and Related AI-Tools Alter the Future of the Geosciences and Petroleum Engineering? *First Break*. 2023;41(6):53–61. <https://doi.org/10.3997/1365-2397.fb2023043>
3. Wang YD, Armstrong RT, Shabaninejad M, Mostaghimi P. Physical Accuracy of Deep Neural Networks for 2D and 3D Multi-Mineral Segmentation of Rock Micro-CT Images. *arXiv*. 2020;2002.05322. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.05322>
4. Dubovik A, Tishechkin D, Kozhevnikov A, Khudorozhkov R, Koriagin A, Kuvaev A, et al. 2024. Advanced LLM Applications in Oil & Gas: Cross-Domain Implementations. In: *Proceedings of the 85th EAGE Annual Conference & Exhibition, Jun 2024, Volume 2024*. European Association of Geoscientists & Engineers; 2024. P. 1–5 <https://doi.org/10.3997/2214-4609.2024101556>
5. Jiang W, Wang X, Zhang S, 2023. Integrating Multi-Modal Data into AFSA-LSTM Model for Real-Time Oil Production Prediction. *Energy*. 2023;279:127935. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127935>

Об авторе:

Антон Витальевич Скуридин, студент кафедры автоматизации производственных процессов Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), Skuridin.AV@yandex.ru

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи

About the Author:

Anton V. Skuridin, Student of the Production Processes Automation Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation) skuridin.AV@yandex.ru

Conflict of Interest Statement: the author declares no conflict of interest.

The author has read and approved the final manuscript