ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ
DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.87-96
УДК 622.276:681.518

Применение методов искусственного интеллекта для выявления и прогнозирования осложнений при строительстве нефтяных и газовых скважин: проблемы и основные направления решения

А.Д. Черников[1], Н.А. Еремин[1,2], В.Е. Столяров[1], А.Г. Сбоев[3], О.К. Семенова-Чащина[1], Л.К. Фицнер[1]*
[1]*Институт проблем нефти и газа РАН, Москва, Россия*
[2]*Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина, Москва, Россия*
[3]*Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт», Москва, Россия*

В данной работе ставится и решается задача применения методов искусственного интеллекта для обработки больших объемов геоданных со станций геолого-технологических измерений с целью выявления и прогнозирования осложнений при бурении скважин. Цифровая модернизация жизненного цикла скважин с использованием методов искусственного интеллекта, в частности, способствует повышению эффективности бурения нефтегазовых скважин. В ходе создания и обучения искусственных нейронных сетей с заданной точностью смоделированы закономерности, выявлены скрытые взаимосвязи между геолого-геофизическими, техническими и технологическими параметрами. Проведена кластеризации многомерных объемов данных от датчиков различных типов, используемых для измерения параметров в процессе бурения скважин. Разработаны классификационные модели искусственного интеллекта для прогнозирования операционных результатов процесса строительства скважин. Проводится анализ данных вопросов, и определяются основные направления по их решению.

Ключевые слова: искусственный интеллект, методы машинного обучения, геолого-технологические исследования, нейросетевая модель, регрессионная модель, строительство нефтяных и газовых скважин, выявление и прогнозирование осложнений, предупреждение аварийных ситуаций

Для цитирования: Черников А.Д., Еремин Н.А., Столяров В.Е., Сбоев А.Г., Семенова-Чащина О.К., Фицнер Л.К. (2020). Применение методов искусственного интеллекта для выявления и прогнозирования осложнений при строительстве нефтяных и газовых скважин: проблемы и основные направления решения. *Георесурсы*, 22(3), с. 87–96. DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.87-96

Введение

В период усиливающейся конкуренции на энергетическом рынке на первый план перед отечественными нефтегазодобывающими и сервисными компаниями выходит задача кардинального переосмысления своей деятельности и подходов к обеспечению ее эффективности (Абукова и др., 2017; Муслимов, 2017; Dmitrievsky et al., 2019; Дмитриевский и др., 2020а). Решение этой задачи требует фокусировки внимания на ключевых факторах, влияющих на операционную деятельность компаний, важнейшим из которых является внедрение автоматизации производственных процессов на основе применения систем искусственного интеллекта (ИИ). Искусственный интеллект и машинное обучение, или вычислительный интеллект являются наукой и техникой, направленной на создание интеллектуальных инструментов, устройств, комплексов и систем. Его применение для решения сложных проблем в нефтегазовой отрасли становится все более востребованным и приемлемым с экономической точки зрения (Бобб, 2018; Дьяконов и др., 2017; Еремин, 1994; Ивлев и др., 2018; Кабанихин и др., 2018; Казначеев и др., 2016; Djamaluddin et al., 2019).

Методы искусственного интеллекта разрабатываются и внедряются во всем мире во все более возрастающем количестве приложений благодаря возможностям выявления физически скрытых процессов и явлений, прогностическому потенциалу и гибкости. В таблице 1 приведено применение различных методов искусственного интеллекта при проектировании и строительстве скважин на основе анализа опубликованных зарубежных данных (Дмитриевский и др., 2019; Еремин и др., 2020; Линд и др., 2013; Лоерманс, 2017; Пичугин и др., 2013; Разработка высокопроизводительной автоматизированной системы..., 2019; Abu-Abed, Khabarov, 2017; Alotaibi et al., 2019; Chen, Guestrin, 2016; Gurina et al., 2019; Kanfar et al., 2020; Kohonen, 1990; Liu et al., 2008; Mayani et al., 2020; Noshi, Schubert, 2018; Ракичинский, Следков, 2014; Singh et al., 2019).

Основными преимуществами систем искусственного интеллекта являются (Юрченко, Крюков, 2018; Kanfar et al., 2020; Li et al., 2019; Gurina et al., 2019; Kohonen, 1990; Liu et al., 2008; Mayani et al., 2020; Noshi, Schubert, 2018; Singh et al., 2019):

1. Способность к самообучению, а также эволюционному развитию и самоорганизации;

2. Большой потенциал для точного анализа крупных исторических и производственных баз данных с целью выявления скрытых корреляций и неизвестных

* *Ответственный автор: Николай Александрович Еремин*
E-mail: ermn@mail.ru

© 2020 Коллектив авторов

Операционный результат	Приложение/ Применение	Применяемые методы искусственного интеллекта
Проектирование скважины	Выбор долота	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Предварительная оценка крутизны уклона	Обобщенно-регрессионная нейронная сеть
	Прогноз разрушения обсадной колонны	Нейронная сеть с обратным распространением
	Качество цемента / Оценка производительности	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Выбор морской буровой платформы	Гибрид (Нейронная сеть с обратным распространением)
	Геонавигация	Методы машинного обучения на основе прецедентов (CBR- системы)
Методическое определение оптимальных характеристик	Мониторинг компоновки низа бурильной колонны	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Контроль износа долота	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Прогнозирование прихвата и нагрузки	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Контроль вибрации	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Очистка ствола от шлама	Нейронная сеть с обратным распространением / множественная линейная регрессия
Стабильность скважины	Мониторинг гидравлического удара, потери и размера утечек	Искусственная нейронная сеть (ANN)
Поддержка принятия решений в проблемных ситуациях	Контроль и устранение неисправностей	Нейронная сеть с обратным распространением/ (Искусственная нейронная сеть-GA) гибрид
Распознание осложнений, оценка рисков	Оценка рисков при бурении в реальном времени	Методы машинного обучения на основе прецедентов (CBR- системы)
	Состояние бурового оборудования	Искусственная нейронная сеть (ANN)
Принятие решений в критических ситуациях	Определение допустимых операций согласно условиям бурения	Методы машинного обучения на основе прецедентов (CBR- системы)

Табл. 1. Применение методов искусственного интеллекта при проектировании и строительстве скважин (Дмитриевский и др., 2019; Еремин и др., 2020; Линд и др., 2013; Лоерманс, 2017; Пичугин и др., 2013; Разработка высокопроизводительной автоматизированной системы..., 2019; Alotaibi et al., 2019; Chen, Guestrin, 2016; Gurina et al., 2019; Kanfar et al., 2020; Kohonen, 1990; Liu et al., 2008; Mayani et al., 2020; Noshi, Schubert, 2018; Ракичинский, Следков, 2014; Singh et al., 2019).

закономерностей по сравнению с традиционными методами;

3. Способность моделировать сложные нелинейные процессы без какой-либо формы установления взаимосвязи между входными и выходными переменными;

4. Высокая эффективность при прогнозировании, диагностике, мониторинге, контроле состояния и идентификации оборудования и производственных процессов;

5. Более высокая точность прогнозирования результатов, чем у физических и имитационных моделей, использующих линейную или нелинейную множественную регрессию;

6. Сверхвысокое быстродействие нейронной сети после обучения за счет использования массового параллелизма обработки информации;

7. Способность обучаться на наборах данных в режиме реального времени, без написания программы, что часто является более рентабельным и практичным, особенно когда изменения становятся критически важными;

8. Возможность быстрой разработки с использованием уже существующих стандартных программных приложений, а необходимая специфика может быть заложена в них в процессе обучения.

Отличительными характеристиками современных систем ИИ является не только их способность учиться на опыте, но и самосовершенствоваться в ходе эксплуатации, что составляет неотъемлемую часть так называемых когнитивных вычислений, кардинально повышающих эффективность процессов принятия решений при работе с большими данными.

Главной частью основных фондов на разрабатываемых нефтегазовых месторождениях являются скважины. При строительстве скважин в среднем 20–25 % от времени строительства уходит на борьбу с осложнениями и аварийными ситуациями. Стоимость бурения скважин имеет тенденцию к повышению, а осложнения при бурении становятся все более нежелательными. Сокращение потерь рабочего времени для устранения осложнений и их последствий является одной из основных возможностей для увеличения коэффициента производительности работ при строительстве скважин. Основными видами осложнений являются: прихват бурильной колонны в результате осыпей и обрушений неустойчивых пород, сужение ствола скважины осыпающимися породами, поглощение бурового раствора и газонефтеводопроявления (ГНВП). Доля данных осложнений составляет до 85 % от их общего количества, фиксируемого при разработке нефтегазовых месторождений. Рассматриваемые виды основных осложнений приводят к длительным, дорогостоящим простоям и значительным непроизводительным затратам на их устранение и ликвидацию последствий. Доля затрат на устранение осложнений и вызванных ими аварийных ситуаций может составлять до 25 % стоимости строительства скважин. Своевременное предотвращение

осложнений и аварий при бурении является крайне важной и актуальной задачей и требует создания комплекса методов для их заблаговременного выявления с использованием современных систем искусственного интеллекта и машинного обучения.

С учетом сложности операций, выполняемых при разработке нефтегазовых месторождений, наличием неопределенностей, связанных с геолого-геофизическими и внешними условиями, искусственные нейронные сети (ИНС) и методы машинного обучения можно отнести к категории эффективных инструментов при построении автоматизированной системы предупреждения осложнений и аварийных ситуаций при строительстве нефтяных и газовых скважин (АС ПОАС) (Юрченко, Крюков, 2018) (рис. 1).

Принятие необходимых мер по предотвращению аварийных ситуаций возможно при достоверном прогнозировании их наступления на основе анализа результатов измерений параметров технологических процессов строительства скважин. Автоматизированная система должна выполнять программную обработку результатов измерений в реальном масштабе времени, прогнозирование возникновения возможных осложнений и выдачу предупреждающих сообщений. При этом в большинстве случаев возникновение осложнений при строительстве скважин определяется сложной совокупностью геолого-геофизических и технологических параметров и не может быть выявлено в результате визуальных наблюдений оператором.

Для эффективного функционирования АС ПОАС, с учетом специфики сценариев возникновения различных типов осложнений, она должна включать в свой состав интегрированный комплекс технологий ИИ, объединяющий, как правило, вспомогательные методы машинного обучения и классификационные нейросетевые модели. При этом архитектура системы должна быть открытой на всех уровнях организации: структурном, функциональном, организации данных и интерфейсном (Баканов и др., 2009). Определяющим фактором для построения АС ПОАС на базе современных технологий искусственного интеллекта является сбор и организация информации, формирование интегрированной базы технических, технологических и геолого-геофизических данных.

Организация хранения и подготовки данных в автоматизированной системе предупреждения осложнений и аварийных ситуаций при строительстве нефтяных и газовых скважин

В настоящее время для обмена данными между различными службами и организациями, работающими в нефтегазовой отрасли, широко применяется международный открытый стандарт WITSML (Wellsite Information Transfer Standard Markup Language), основанный на открытых интернет-стандартах (W3C, SOAP, WSDL, XML) и имеющий свой открытый интерфейс прикладных программ (Standards Software Development Kit (SDK), Open Subsurface Data Universe). В качестве источников данных при проведении исследований использовались: открытый Dataset компании Equinor по месторождению (https://data.equinor.com/dataset/Volve) – данные по разработке 16 скважин, архивные данные геолого-технологических исследований отечественных компаний-разработчиков месторождений Западносибирского нефтегазоносного бассейна – 25 скважин и Среднерусского нефтегазоносного бассейна – 32 скважины. В результате проведенного анализа подтверждены и обработаны данные по 38 осложнениям различных типов. Для повышения эффективности прогнозирования осложнений при обработке данных использовались методы машинного обучения выявления аномальных отклонений параметров от штатных режимов функционирования бурового оборудования.

Для расширения области исходных данных и ее кластеризации использовались специально подготовленные симуляционные данные, сформированные по результатам моделирования типовых ситуаций возникновения

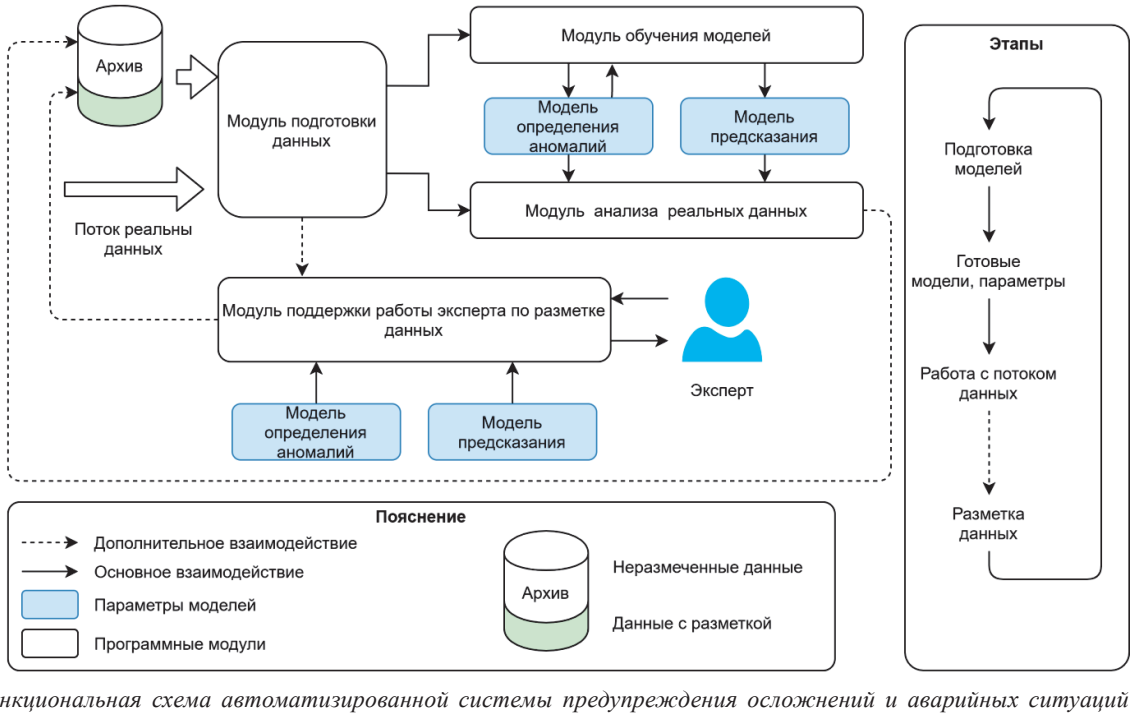

Рис. 1. Функциональная схема автоматизированной системы предупреждения осложнений и аварийных ситуаций (Юрченко, Крюков, 2018)

осложнений заданных типов на буровом тренажере (Архипов и др., 2020; Дмитриевский и др., 2020).

Подготовка исходных данных для построения моделей проведения нейросетевых расчетов состоит из формирования и разметки наборов временных/поглубинных данных (WITSLM Realtime drilling data) и данных буровых журналов (WITSML Daily drilling reports) в формате WITSML (WITSML Data Standards), содержащих информацию об осложнениях. Такие наборы могут быть сформированы, как с использованием имеющейся информации по конкретной скважине, так и на основе архивных данных, содержащих информацию о ранее пробуренных скважинах со схожими геологическими характеристиками.

Для работы с данными в формате WITSML и формирования исходных наборов для построения моделей выявления и прогнозирования осложнений разработан программный модуль подготовки данных, состоящий из набора сервисных процедур и клиентской части (рис. 2).

Модуль подготовки данных обеспечивает выполнение следующих процедур:

- просмотра и предварительного анализа WITSML Realtime drilling data по каждой из скважин и выбора скважин для использования в дальнейших расчетах;

- интерактивного разбора структуры данных буровых журналов Daily Drilling Reports WITSML Data;

- просмотра записей по литологиям для каждой скважины;

- выбора по заданным критериям записей по аномальным и аварийным ситуациям.

При выполнении процедур используется объектная модель данных Energistic. Информация сохраняется в форме связанных таблиц, отражающих XML структуру объектов drillReports в соответствии со спецификацией WITSML 1.4.1. Для хранения данных используется файловое хранилище и база данных на основе системы управления базами данных (СУБД) MS SQL Server.

Для автоматизированного отбора данных по осложнениям в соответствии с заданными критериями (наличие заданных ключевых слов, характерных изменений технологических параметров и др.) разработан интерфейс оператора (рис. 3). Для наглядности, выводимые на экран записи, содержащие информацию о различных типах осложнений, выделяются цветом: «Прихват» – красным, «Поглощение» – фиолетовым, «ГНВП» – зеленым. Для удобства анализа реализована процедура графического представления параметрической информации, содержащейся в файлах Realtime Drilling (рис. 4).

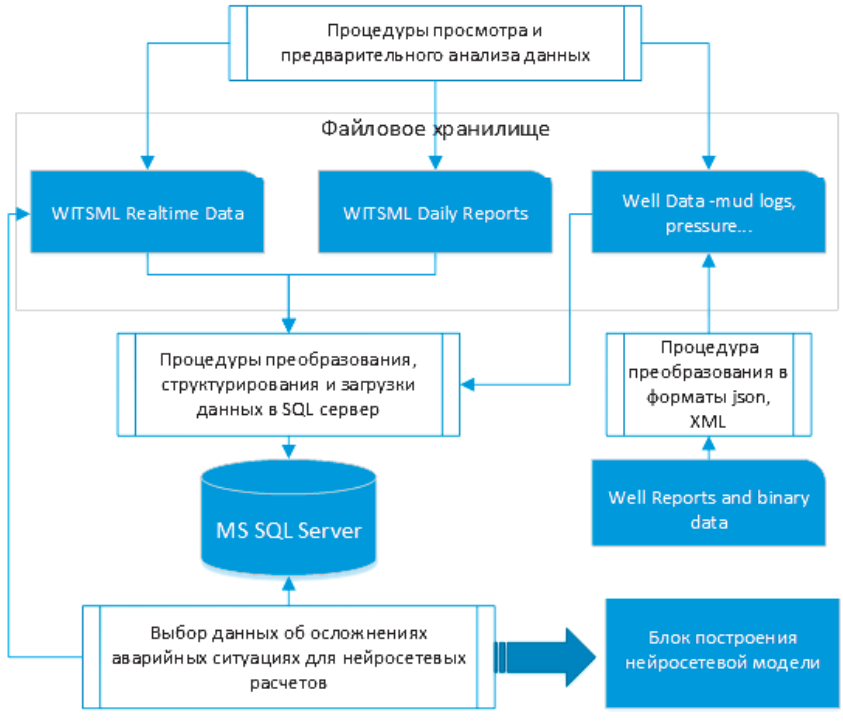

Рис. 2. Блок-схема модуля подготовки данных

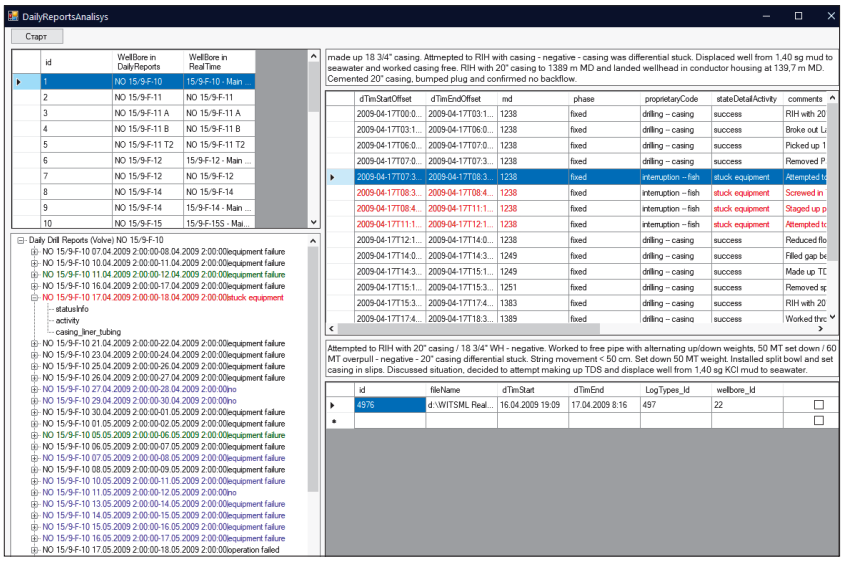

Рис. 3. Интерфейс блока выбора информации, относящейся к осложнениям

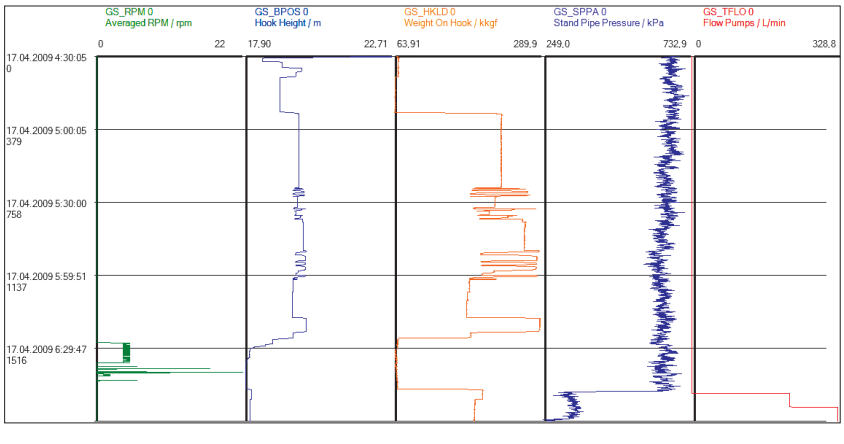

Рис. 4. Пример графического представления параметрической информации по выбранным осложнениям

В результате автоматизированных сбора и подготовки данных создаются хранилища неразмеченных (отсутствует соответствующая контекстная информация, данные буровых журналов и т.д.) и размеченных по результатам экспертизы данных геолого-технологических исследований, формируются конфигурационные массивы (файлы) для формирования и обучения моделей, а также тестовые массивы для их валидации, структурируются и хранятся различные виды геолого-геофизической, технологической и контекстной информации, образующие в своей совокупности интегрированную базу данных АС ПОАС.

Структурная организация автоматизированной системы предупреждения осложнений и аварийных ситуаций

Этапы технологического цикла функционирования АС ПОАС показаны на правой части схемы (рис. 1), в соответствии с которой можно выделить три основные этапа:

- подготовка данных и информационная поддержка работы экспертов по выделению возможных осложнений в неразмеченных данных;

- формирование, обучение и валидация нейросетевых моделей и моделей методов машинного обучения на подготовленных экспертами и на неразмеченных массивах данных;

- обработка и анализ реально-временных данных бурения с прогнозированием возможностей наступления осложнений заданных типов: «Прихват», «Поглощение» и «ГНВП», формирование и вывод на экран оператора-бурильщика соответствующих предупреждающих сообщений и рекомендаций по предотвращению аварийных ситуаций.

Модуль формирования и обучения моделей реализован на языке Python (Keras: The Python Deep Learning library, LightGBM. Python API) и обеспечивает подготовку моделей применяемых для прогнозирования и предупреждения аварийных ситуаций в системах поддержки процесса бурения. В модуле реализованы функции сборки классификационных нейросетевых моделей.

Сформированная топология нейронной сети АС ПОАС состоит из трех основных слоёв:

- первый слой представляет собой многослойный персептрон (Multilayered perceptron, MLP);

- затем идёт рекуррентный слой, состоящий из 4-х нейронов управляемого рекуррентного блока (Gated Recurrent Units, GRU);

- выходной слой для решения классификационной задачи состоит из двух нейронов с активационной функцией софтмакс (softmax).

Структурная схема классификационной нейросетевой модели выявления и прогнозирования осложнений АС ПОАС приведена на рис. 5

Модели формируются и обучаются в соответствии с заданными конфигурационными файлами, что позволяет менять гиперпараметры моделей без внесения изменений в код модуля. В качестве выходных данных выступают обученные модели, которые сохраняются в виде отдельных файлов со своим именем в формате hdf5 и включают в себя следующую структуру:

- топология модели, позволяющая воспроизвести обученную модель;

- настроенные весовые коэффициенты модели;

- состояние оптимизатора.

Модуль обработки реально-временных данных обеспечивает интеграцию моделей в АС ПОАС и выполняет следующие функции:

- загрузка обученных моделей предсказания аварийных ситуаций и параметров предобработки в соответствии с конфигурационными файлами;

- передача полученных векторов параметров в модуль обработки реальных данных и получение прогнозных значений моделей по накопленному окну параметров;

- логирование (запись системной информации) работы моделей.

Интерфейс оператора АС ПОАС для детального параметрического анализа причин возникновения осложнений типа «Поглощение» при проведении операции бурения представлен на рис. 6.

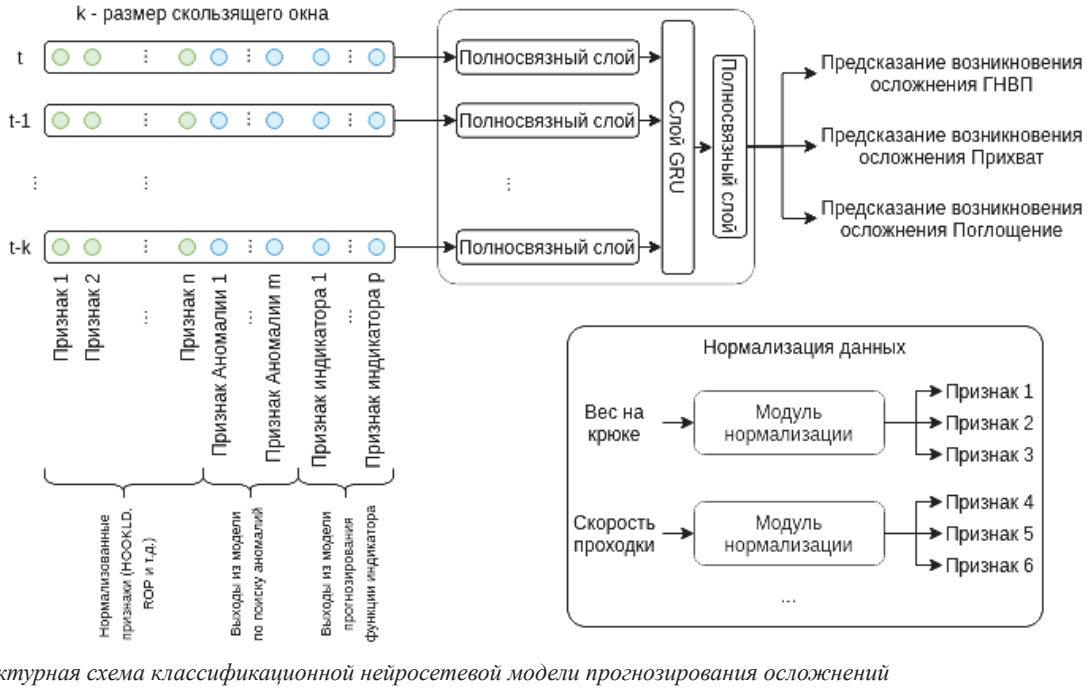

Рис. 5. Структурная схема классификационной нейросетевой модели прогнозирования осложнений

В левой части экрана отображается временная шкала и выполняемые технологические операции и режимы, а в правой – графическое представление изменения во времени параметров для выявления заданных типов осложнений.

Для оператора-буровика разработан упрощенный интерфейс с автоматическим определением прогнозных вероятностей возникновения осложнений и выводом на экран предупреждающих сообщений и сигнализации в случае превышения их значений заданного порога (рис. 7).

В левой части экрана в реальном масштабе времени отображаются значения технологических параметров, с возможностью выбора оператором, а в правой – значения вероятностей возникновения осложнений, рассчитанные по прогнозным и фактическим параметрам геолого-технологическим исследованиям (ГТИ). Предупреждения о возможности проявления осложнений выводятся на экран оператора в виде стрелочных индикаторов, а также шкал временных разверток значений вероятностей возникновения осложнений заданных типов с цветовой сигнализацией: зеленый при отсутствии угрозы и красный при значениях вероятности больше 0,5.

Для расчёта точности использовались метрики Accuracy и f1 score. Оценка Accuracy считалась как отношение количества моментов, в которых совпали эталонные и предсказанные метки, к общему количеству моментов. Для расчёта оценок f1 score сначала для каждого класса рассчитывалось количество верно отнесённых (TP) к нему точек, неверно отнесённых (FP) и неверно неотнесённых (FN). После этого рассчитывалось общее значение точности, равное TP/(TP + FP), и полноты – TP/(TP + FN). При этом каждый пример брался с весом, зависящем от представительности класса. Выбор метрик качества основывался на составе используемых данных и применяемых методов их обработки.

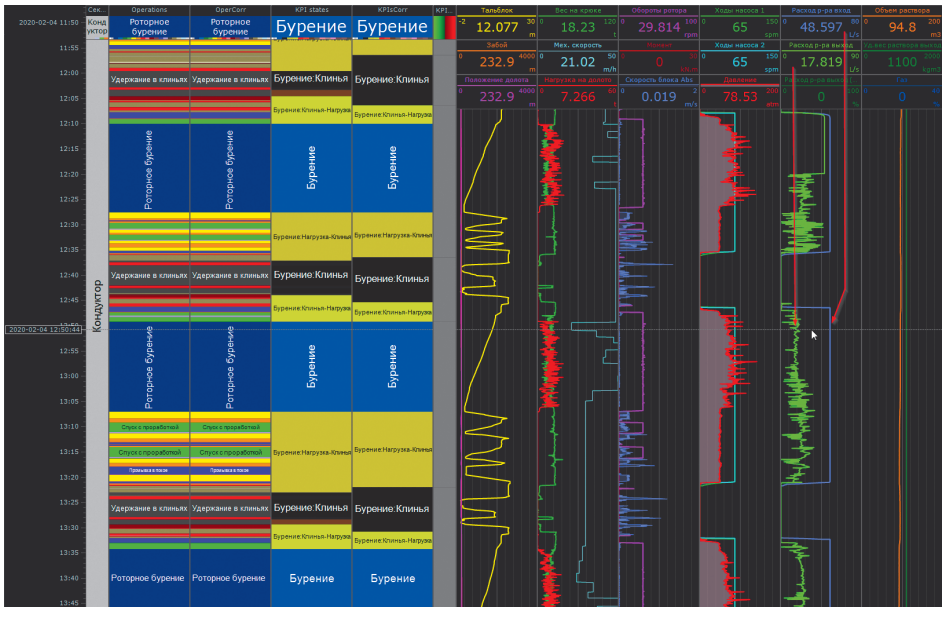

Рис. 6. Выявление осложнения типа «Поглощение» при бурении скважины

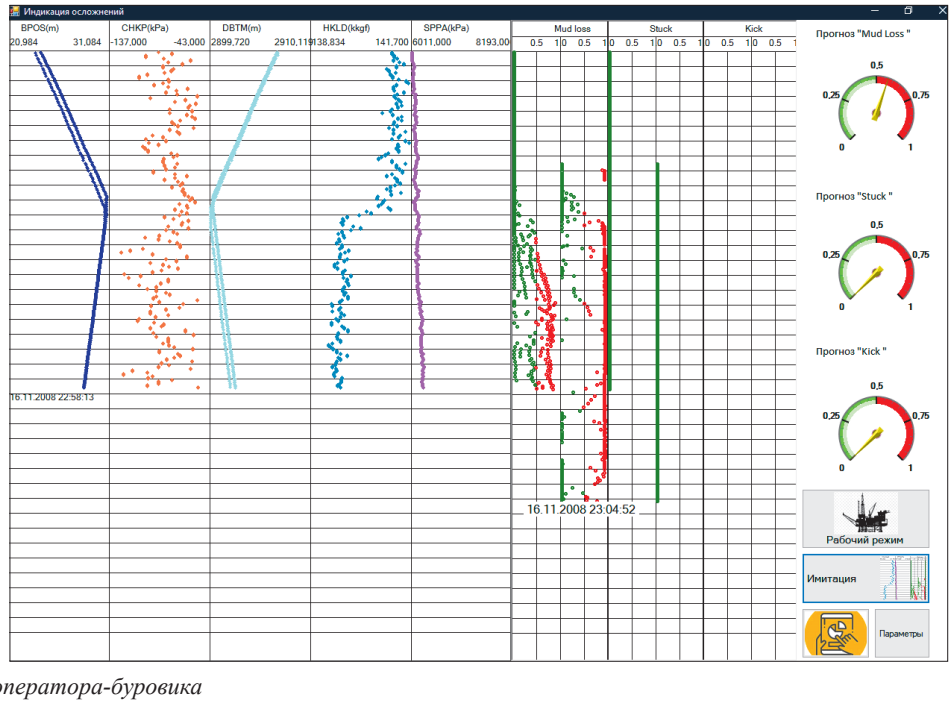

Рис. 7. Интерфейс оператора-буровика

По результатам тестирования классификационной нейросетевой модели получены следующие точности прогнозирования различных видов осложнений: «ГНВП» – 96%; «Поглощение» – 79%; «Прихват» – 87%.

Проблемы и основные направления их решения

Одной из основных проблем при разработке и внедрении систем ИИ в отечественной нефтегазовой отрасли является проблема доступности данных, организация их сбора, структурирования, хранения и распределения потребителям. Основными препятствиями в решении данной проблемы являются ведомственные барьеры и протекционизм данных нефтегазовых компаний – разработчиков месторождений.

В настоящее время нефтяная и газовая промышленность достигли значительных успехов в улучшении производительности бурения, добавив высокотехнологичные скважинные инструменты и датчики, изменив классические процедуры бурения и используя самые современные системы наземных буровых установок. Прогресс в оптимизации процессов строительства нефтяных и газовых скважин на основе использования постоянно доступных исторических и оперативно получаемых геолого-геофизических и технологических данных оказался незначительным. Оснащение бурильщика и инженеров конкретными и быстрыми решениями, основанными на внедрении технологий искусственного интеллекта при моделировании и обработке полевых данных в реальном времени, теперь является ключом к повышению операционной эффективности и снижению затрат при строительстве нефтяных и газовых скважин, обеспечении производственной и экологической безопасности.

Основными векторами развития в этом направлении является следующее:

- создание современных интерактивных сред для обеспечения сбора, систематизации и анализа всей оперативной информации в режиме реального времени и обеспечение на этой основе проактивного управления процессом строительства скважин (месторождений);
- автоматизация производственных процессов на основе внедрения систем искусственного интеллекта;
- создание и внедрение новых ИИ-инструментов для дистанционного мониторинга и управления операционной деятельностью;
- использование интегрированных кросс-функциональных показателей эффективности систем ИИ и деятельности компании в целом, позволяющих оптимизировать все этапы их операционной деятельности.

Вследствие масштабности и сложности данной задачи она не может решаться без внедрения современных методов искусственного интеллекта и инновационных информационных технологий с непосредственным участием в проектах ИТ и сервисных компаний, а также профильных научных организаций.

Примером может служить деятельность компании Equinor, ставшей одним из основателей инициативы OSDU (Open Subsurface Data Universe™), глобального сотрудничества между большинством крупнейших мировых операторов и сервисных фирм в определении стандартов для архитектуры открытых данных для недр, создания открытых банков данных геолого-технологической информации, формируемых начиная от проектирования и строительства скважин до сопровождения их на всех этапах жизненного цикла. При проектировании новых скважин и месторождений используются накопленные данные, интегрированные на основе облачных технологий.

Все более широкое внедрение методов искусственного интеллекта для повышения эффективности строительства нефтяных и газовых скважин приводит к растущему в геометрической прогрессии количеству и большей специализации моделей искусственных нейронных сетей, настроенных на решение различных целевых задач: планирование разработки, оптимизация технологических режимов, прогнозирование различных типов осложнений при бурении (прихваты, поглощения, ГНВП, износ долота и др.) нефтяных и газовых скважин.

В настоящее время в области применения информационных технологий в нефтегазовой отрасли, сложился облик универсальных информационных систем – единая цифровая платформа с возможностью создания программного интерфейса API для взаимосвязи с объединенными ресурсами компании разработчика и потребителей разных уровней. В отличие от этого в области ИИ отсутствуют единые подходы по объединению специализированных систем, методов и решений (ИНС, методы машинного обучения, системы поддержки принятия решений, экспертные системы), на базе единой цифровой платформы ИИ, позволяющей работать с большими объемами неструктурированных данных.

При этом основным проблемным вопросом является интеграция специализированных моделей искусственных нейронных сетей и методов машинного обучения в единую систему, обеспечивающую эффективное решение заданного комплекса задач в условиях априорной неопределенности, связанной с конкретными геолого-геофизическими, техническими и технологическими условиями и факторами. Применительно к проблеме реализации системного подхода при внедрении методов ИИ для решения задач повышения эффективности строительства нефтяных и газовых скважин встает вопрос: на какой основе возможно объединение таких разнородных моделей как прогнозирование различающихся по своей природе осложнений: прихватов, поглощений, газонефтеводопроявлений и др.

Поэтому основным направлением решения данной проблемы в нефтегазовой отрасли является агрегирование разнородных программно-алгоритмических комплексов (ПАК) ИИ в единую систему. Под агрегированием разнородных ПАК ИИ понимается их объединение в самообучающуюся систему на основе унифицированных алгоритмов самоорганизации ИИ, образующих единую Smart среду (платформу) в информационно-управляющем пространстве технологическими процессами нефтегазовой отрасли.

Данная парадигма самоорганизующейся ИИ-Системы, как новейшая концепция динамической адаптации к условиям конкретного нефтегазового производства, позволит обеспечивать интеграцию перспективных нефтегазовых технологий на основе внедрения Smart платформы агрегирования разнородных ПАК ИИ. Разработку новых Smart технологий ИИ для нефтегазовой отрасли планируется

реализовать в рамках создания Интегрированного центра нефтегазовых технологий на базе агрегированной системы искусственного интеллекта, создание которого позволит перейти на качественно новый технологический уровень решения всего комплекса задач нефтегазовой отрасли.

Заключение

В ходе исследований определена структура и параметры оптимальной конфигурации моделей нейронных сетей и методов машинного обучения, разработан экспериментальный образец программного комплекса, предназначенный для обеспечения функционирования автоматизированной системы предупреждения осложнений и аварийных ситуаций при строительстве нефтяных и газовых скважин.

Исследования позволили выявить ряд общих проблемных вопросов во внедрении технологий искусственного интеллекта в нефтегазовой отрасли и определить основные направления по их решению в рамках разработки и внедрения единой интегрированной цифровой платформы ИИ и совершенствования методов потоковой обработки больших объемов геолого-геофизических и реально-временных технологических данных.

Финансирование

Статья подготовлена в рамках выполнения работ ФЦП «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014–2020 годы» по теме: «Разработка высокопроизводительной автоматизированной системы предотвращения осложнений и аварийных ситуаций в процессе строительства нефтяных и газовых скважин на основе постоянно действующих геолого-технологических моделей месторождений с применением технологий искусственного интеллекта и индустриального блокчейна для снижения рисков проведения геологоразведочных работ, в т.ч. на шельфовых проектах» по Соглашению с Министерством науки и высшего образования РФ о выделении субсидии в виде гранта от 22 ноября 2019 г. № 075-15-2019-1688.

Литература

Абукова Л.А., Дмитриевский А.Н, Еремин Н.А. (2017). Цифровая модернизация нефтегазового комплекса России. *Нефтяное хозяйство,* 11, с. 54–58. DOI: 10.24887/0028-2448-2017-10-54-58

Архипов А.И., Дмитриевский А.Н., Еремин Н.А., Черников А.Д., Бороздин С.О., Сафарова Е.А., Сейнароев М.Р. (2020). Анализ качества данных станции геолого-технологических исследований при распознавании поглощений и газонефтеводопроявлений для повышения точности прогнозирования нейросетевых алгоритмов. *Нефтяное хозяйство,* 8, с. 63–67.

Баканов А.Б., Дрождин В.В., Зинченко Р.Е., Кузнецов Р.Н. (2009). Методы адаптации и поколения развития программного обеспечения. *Известия ПГПУ им. В.Г. Белинского*, 13(17), с. 66–69.

Бобб И.Ф. (2018). Международный опыт создания нефтегазовых IT-технологий для моделирования месторождений. *Георесурсы*, 20(3), с. 193–196. DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.193-196

Дмитриевский А.Н., Дуплякин В.О., Еремин Н.А., Капранов В.В. (2019). Алгоритм создания нейросетевой модели для классификации в системах предупреждения осложнений и аварийных ситуаций при строительстве нефтяных и газовых скважин. *Датчики и системы*, 12(243), с. 3–10. DOI: 10.25728/datsys.2019.12.1

Дмитриевский А.Н., Еремин Н.А., Филиппова Д.С., Сафарова Е.А. (2020a). Цифровой нефтегазовый комплекс России. *Георесурсы*, Спецвыпуск, с. 32–35. https://doi.org/10.18599/grs.2020.SI.32-35

Дмитриевский А.Н., Еремин Н.А., Столяров В.Е. (2020b). Роль информации в применении технологий искусственного интеллекта при строительстве скважин для нефтегазовых месторождений. *Научный журнал Российского газового общества*, 3(26), с. 22–37.

Дьяконов А.Г., Головина А.М. (2017). Выявление аномалий в работе механизмов методами машинного обучения. *Аналитика и управление данными в областях с интенсивным использованием данных: труды XIX Межд. конф. DAMDID/RCDL,* с. 469–476.

Еремин Н.А. (1994). Моделирование месторождений углеводородов методами нечеткой логики. М: Наука, 462 с.

Еремин Н.А., Черников А.Д., Сарданашвили О.Н., Столяров В.Е., Архипов А.И. (2020). Цифровые технологии строительства скважин. Создание высокопроизводительной автоматизированной системы предотвращения осложнений и аварийных ситуаций в процессе строительства нефтяных и газовых скважин. *Деловой журнал Neftegaz.Ru*, 4(100), с. 38–50.

Ивлев А.П., Еремин Н.А. (2018). Петроробототика: роботизированные буровые комплексы. *Бурение и нефть*, 2, с. 8–13.

Кабанихин С.И., Шишленин М.А. (2018). Цифровое месторождение. *Георесурсы*, 20(3), с. 139–141. https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.139-141

Казначеев П.Ф., Самойлова Р.В., Курчиски Н.В. (2016). Применение методов искусственного интеллекта для повышения эффективности в нефтегазовой и других сырьевых отраслях. *Экономическая политика*, 11(5), с. 188–197. DOI: 10.18288/1994-5124-2016-5-09

Линд Ю.Б., Мулюков Р.А., Кабирова А.Р., Мурзагалин А.Р. (2013). Оперативное прогнозирование осложнений при бурении. *Нефтяное Хозяйств*о, 2, с. 55–57.

Лоерманс Т. (2017). Расширенные геолого-технические исследования скважин: первые среди равных. *Георесурсы*, 19(3), с. 216–221. https://doi.org/10.18599/grs.19.3.11

Муслимов Р.Х. (2017). Решение фундаментальных проблем нефтяной отрасли России – основа масштабного перехода к инновационному развитию. *Георесурсы*, 19(3), с. 151–158. https://doi.org/10.18599/grs.19.3.1

Пичугин О.Н., Прокофьева Ю.З., Александров Д.М. (2013). Деревья решений как эффективный метод анализа и прогнозирования. *Нефтепромысловое дело*, 11, с. 69–75.

Разработка высокопроизводительной автоматизированной системы предотвращения осложнений и аварийных ситуаций в процессе строительства нефтяных и газовых скважин на основе постоянно действующих геолого-технологических моделей месторождений с применением технологий искусственного интеллекта и индустриального блокчейна для снижения рисков проведения геолого-разведочных работ, в т.ч. на шельфовых проектах. (2019). Отчет ИПНГ РАН.

Ракичинский В.Н., Следков В.В. (2014). Снижение рисков при строительстве скважин опыт Лукойла. *Rogtec*, 10.09, с. 62–72.

Юрченко И. Г., Крюков А.О. (2018). Преимущества и недостатки внедрения самообучающихся нейронных сетей на предприятиях нефтегазового комплекса. *Проблемы геологии и освоения недр: труды XXII Межд. симпозиума им. академика М.А. Усова.* Томск, т. 2, с. 835–836.

Abu-Abed F, Khabarov A. (2017). Classification of pre-emergency situations in the process of industrial drilling of oilfield well systems. *J. Fundam. Appl. Sci.*, 9(2S), pp. 1171–1181.

Alotaibi B., Aman B., & Nefai M. (2019, March 15). Real-Time Drilling Models Monitoring Using Artificial Intelligence. *Society of Petroleum Engineers*. https://doi.org/10.2118/194807-MS

Chen T., Guestrin C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. *Proc. 22nd ASM SIGKDD Int. Conf on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 785–794.

Djamaluddin B., Prabhakar P., James, B., Muzakir A., & AlMayad H. (2019). Real-Time Drilling Operation Activity Analysis Data Modelling with Multidimensional Approach and Column-Oriented Storage. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/194701-MS

Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Stolyarov V.E. (2019). Digital transformation of gas production. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. https://doi.org/10.1088/1757-899X/700/1/012052

Gurina E., Klyuchnikov N., Zaytsev A., Romanenkova E., Antipova K., Simon I., Makarov V., Koroteev D. (2020). Application of machine learning to accidents detection at directional drilling . J*ournal of Petroleum Science and Engineering*, 184, 106519. https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106519

Kanfar R., Shaikh O., Yousefzadeh M., Mukerji T. (2020). Real-Time Well Log Prediction From Drilling Data Using Deep Learning. arXiv: 2001.10156. DOI: 10.2523/IPTC-19693-MS

Kohonen T. (1990). The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), pp. 1464–1480.

Li Y., Sun R., Horne R. (2019). Deep learning for well data history analysis. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/196011-MS

Liu F.T., Tony T.K.M., Zhou Z.H. (2008). Isolation forest. *Proc. Eighth IEEE Int. Conf. on Data Mining*, pp. 413–422.

Mayani M.G., Baybolov T., Rommetveit R., Ødegaard S. I., Koryabkin V. & Lakhtionov S. (2020). Optimizing Drilling Wells and Increasing the Operation Efficiency Using Digital Twin Technology. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/199566-MS

Noshi C.I., & Schubert J.J. (2018). The Role of Machine Learning in Drilling Operations. A Review. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/191823-18ERM-MS

Singh K., Yalamarty S.S., Kamyab M., & Cheatham C. (2019). Cloud-Based ROP Prediction and Optimization in Real Time Using Supervised Machine Learning. *Unconventional Resources Technology Conference*. https://doi.org/10.15530/urtec-2019-343.

Сведения об авторах

Александр Дмитриевич Черников – ведущий научный сотрудник, канд. тех. наук, Институт проблем нефти и газа РАН

Россия, 119333, Москва, ул. Губкина, 3

Николай Александрович Еремин – доктор тех. наук, главный научный сотрудник, Институт проблем нефти и газа РАН; профессор кафедры разработки и эксплуатации нефтяных месторождений, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина

Россия, 119333, Москва, ул. Губкина, 3

E-mail: ermn@mail.ru

Владимир Евгеньевич Столяров – заместитель заведующего Аналитическим центром научно-технического прогнозирования в нефтегазовой отрасли, Институт проблем нефти и газа РАН

Россия, 119333, Москва, ул. Губкина, 3

Александр Георгиевич Сбоев – ведущий научный сотрудник, канд. тех. наук, Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»

Россия, 123098, Москва, пл. Академика Курчатова, 1

Ольга Кимовна Семенова-Чащина – ведущий инженер, канд. тех. наук, Институт проблем нефти и газа РАН

Россия, 119333, Москва, ул. Губкина, 3

Леонид Константинович Фицнер – ведущий инженер, канд. тех. наук, Институт проблем нефти и газа РАН

Россия, 119333, Москва, ул. Губкина, 3

Статья поступила в редакцию 21.07.2020;
Принята к публикации 10.09.2020; Опубликована 30.09.2020

IN ENGLISH

Application of artificial intelligence methods for identifying and predicting complications in the construction of oil and gas wells: problems and solutions

A.D. Chernikov[1], N.A. Eremin[1,2], V.E. Stolyarov[1], A.G. Sboev[3], O.K. Semenova-Chaschina[1], L.K. Fitsner[1]*

[1]*Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation*
[2]*National University of Oil and Gas «Gubkin University» (Gubkin University), Moscow, Russian Federation*
[3]*National Research Center «Kurchatov Institute», Moscow, Russian Federation*
[*]*Corresponding author: Nikolay A. Eremin, e-mail: ermn@mail.ru*

Abstract. This paper poses and solves the problem of using artificial intelligence methods for processing large volumes of geodata from geological and technological measurement stations in order to identify and predict complications during well drilling. Digital modernization of the life cycle of wells using artificial intelligence methods, in particular, helps to improve the efficiency of drilling oil and gas wells. In the course of creating and training artificial neural networks, regularities were modeled with a given accuracy, hidden relationships between geological and geophysical, technical and technological parameters were revealed. The clustering of multidimensional data volumes from various types of sensors used to measure parameters during well drilling has been carried out. Artificial intelligence classification models have been developed to predict the operational results of the well construction. The analysis of these issues is carried out, and the main directions for their solution are determined.

Keywords: artificial intelligence, machine learning methods, geological and technological research, neural network model, regression model, construction of oil and gas wells, identification and prediction of complications, prevention of emergency situations

Recommended citation: Chernikov A.D., Eremin N.A., Stolyarov V.E., Sboev A.G., Semenova-Chashchina O.K., Fitsner L.K. (2020). Application of artificial intelligence methods for identifying and predicting complications in the construction of oil and gas wells: problems and solutions. *Georesursy = Georesources*, 22(3), pp. 87–96. DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.87-96

Acknowledgments

The article was prepared as part of the work of the Federal Target Program «Research and Development in Priority Areas of Development of the Scientific and Technological Complex of Russia for 2014–2020» on the topic: «Development of a high-performance automated system for preventing complications and emergencies during the construction of oil and gas wells based on permanent geological and technological models of deposits using artificial intelligence technologies and industrial blockchain to reduce the risks of geological exploration, incl. on offshore projects «under the Agreement with the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation on the allocation of a subsidy in the form of a grant dated November 22, 2019 No. 075-15-2019-1688.

References

Abu-Abed F, Khabarov A. (2017). Classification of pre-emergency situations in the process of industrial drilling of oilfield well systems. *J. Fundam. Appl. Sci.*, 9(2S), pp. 1171–1181.

Abukova L.A., Dmitrievsky A.N., Eremin N.A. (2017). Digital

modernization of Russian oil and gas complex. *Neftyanoe Khozyaystvo = Oil Industry*, 11, pp. 54–58. (In Russ.). DOI: 10.24887/0028-2448-2017-10-54-58

Alotaibi B., Aman B., & Nefai M. (2019, March 15). Real-Time Drilling Models Monitoring Using Artificial Intelligence. *Society of Petroleum Engineers*. https://doi.org/10.2118/194807-MS

Arkhipov A.I., Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Chernikov A.D., Borozdin S.O., Safarova E.A., Seinaroev M.R. (2020). Data quality analysis of the station of geological and technological researches in recognizing losses and kicks to improve the prediction accuracy of neural network algorithms. *Neftyanoe Khozyaystvo = Oil Industry*, 8(1162), pp. 63–67. (In Russ.)

Bakanov A.B., Drozhdin V.V., Zinchenko R.E., Kuznetsov R.N. (2009). Methods of adaptation and generation of software development. *Izvestiya PGPU im. V.G. Belinskogo*, 13(17), pp. 66–69. (In Russ.)

Bobb I.F. (2018). International experience of E&P software solutions development. *Georesursy = Georesources*, 20(3), pp. 193-196. DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.103-196

Chen T., Guestrin C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. *Proc. 22nd ASM SIGKDD Int. Conf on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 785–794.

Development of a high-performance automated system for preventing troubles and emergencies during the construction of oil and gas wells based on constantly operating geological and technological models of fields using artificial intelligence technologies and industrial block chain to reduce the risks of geological exploration, including on offshore projects. (2019). Report. Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences. (In Russ.)

Diakonov A.G., Golovina A.M. (2017). Detection of anomalies in the work of mechanisms by machine learning methods. Analytics and data management in areas with intensive data use: *Proc. XIX Int. Conf. DAMDID/RCDL*, pp. 469–476.

Djamaluddin B., Prabhakar P., James, B., Muzakir A., & AlMayad H. (2019). Real-Time Drilling Operation Activity Analysis Data Modelling with Multidimensional Approach and Column-Oriented Storage. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/194701-MS

Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Stolyarov V.E. (2020). The role of information in the application of artificial intelligence technologies in the construction of wells for oil and gas fields. *Nauchnyi zhurnal Rossiiskogo gazovogo ob-shchestva*, 3(26), pp. 22–37. (In Russ.)

Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Filippova D.S., Safarova E.A. (2020). Digital oil and gas complex of Russia. *Georesursy = Georesources*, Special issue, pp. 32–35. (In Russ.). DOI: https://doi.org/10.18599/grs.2020.SI.32-35

Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Stolyarov V.E. (2019). Digital transformation of gas production. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. https://doi.org/10.1088/1757-899X/700/1/012052

Eremin N.A. (1994). Hydrocarbon field simulation by fuzzy logic methods. Moscow: Nauka, 462 p. (In Russ.)

Eremin N.A., Chernikov A.D., Sardanashvili O.N., Stolyarov V.E., Arkhipov A.I. (2020). Digital well-building technologies. Creation of a high-performance automated system to prevent complications and emergencies in the process of construction of oil and gas wells. *Business magazine «Neftegaz.RU»*, 4(100), pp. 38–50. (In Russ.)

Gurina E., Klyuchnikov N., Zaytsev A., Romanenkova E., Antipova K., Simon I., Makarov V., Koroteev D. (2020). Application of machine learning to accidents detection at directional drilling. J*ournal of Petroleum Science and Engineering*, 184, 106519. https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106519

Ivlev A., Eremin N. (2018). Petrobotics: robotic drilling systems. *Burenie i neft*, 2, pp. 8–13. (In Russ.)

Kabanikhin S.I., Shishlenin M.A. (2018). Digital field. *Georesursy = Georesources*, 20(3), pp. 139–141. https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.139-141

Kanfar R., Shaikh O., Yousefzadeh M., Mukerji T. (2020). Real-Time Well Log Prediction From Drilling Data Using Deep Learning. arXiv: 2001.10156. DOI: 10.2523/IPTC-19693-MS

Kaznacheev P.F., Samoilova R.V., Kjurchisky N.V. (2016). Improving Efficiency of the Oil and Gas Sector and Other Extractive Industries by Applying Methods of Artificial Intelligence. *Ekonomicheskaya Politika = Economic Policy*, 11(5), pp. 188–197. DOI: 10.18288/1994-5124-2016-5-09

Kohonen T. (1990). The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), pp. 1464–1480.

Li Y., Sun R., Horne R. (2019). Deep learning for well data history analysis. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/196011-MS

Lind Yu.B., Mulyukov R.A., Kabirova A.R., Murzagalin A.R. Online prediction of troubles in drilling process. *Neftyanoe Khozyaystvo = Oil Industry*, 2, pp. 55–57. (In Russ.)

Liu F.T., Tony T.K.M., Zhou Z.H. (2008). Isolation forest. *Proc. Eighth IEEE Int. Conf. on Data Mining*, pp. 413–422.

Loermans T. (2017). AML (Advanced Mud Logging): First Among Equals. *Georesursy = Georesources*, 19(3), pp. 216–221. https://doi.org/10.18599/grs.19.3.11

Mayani M.G., Baybolov T., Rommetveit R., Ødegaard S. I., Koryabkin V. & Lakhtionov S. (2020). Optimizing Drilling Wells and Increasing the Operation Efficiency Using Digital Twin Technology. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/199566-MS

Muslimov R.Kh. (2017). Solving the Fundamental Problems of the Russian Oil Industry is the Basis for a Large-Scale Transition to Innovative Development. *Georesursy = Georesources*, 19(3), pp. 151–158. https://doi.org/10.18599/grs.19.3.1

Noshi C.I., & Schubert J.J. (2018). The Role of Machine Learning in Drilling Operations. A Review. Society of Petroleum Engineers. https://doi.org/10.2118/191823-18ERM-MS

Pichugin O.N., Prokofiev, Y.Z., Alexandrov D.M. (2013). Decision Trees as an effective method for analysis and forecasting. *Neftepromyslovoe delo*, 11, pp. 69–75. (In Russ.)

Rakichinsky V.N., Sledkov V.V. (2014). Risk Management for Well Construction Technology Implementation at Lukoil. *Rogtec*. 10.09, pp. 62–72. (In Russ.)

Singh K., Yalamarty S.S., Kamyab M., & Cheatham C. (2019). Cloud-Based ROP Prediction and Optimization in Real Time Using Supervised Machine Learning. *Unconventional Resources Technology Conference*. https://doi.org/10.15530/urtec-2019-343.

Yurchenko I.G., Kryukov A.O. (2018). Advantages and disadvantages of introducing self-learning neural networks at oil and gas industry. *Problems of geology and development of mineral resources: Proc. XXII Int. Symp.* Tomsk, vol. 2, pp. 835–836. (In Russ.)

About the Authors

Alexander D. Chernikov – Leading Researcher, Cand. Sci. (Engineering), Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences

3, Gubkin st., Moscow, 119333, Russian Federation

Nikolay A. Eremin – Dr. Sci. (Engineering), Chief Researcher, Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences; Professor, National University of Oil and Gas «Gubkin University» (Gubkin University)

3, Gubkin st., Moscow, 119333, Russian Federation

E-mail: ermn@mail.ru

Vladimir E. Stolyarov – Deputy Head of the Analytical Center for Technology Forecasting in the Oil and Gas Industry, Institute of Oil and Gas Problems of the Russian Academy of Sciences

3, Gubkin st., Moscow, 119333, Russian Federation

Alexander G. Sboev – Leading Researcher, Cand. Sci. (Engineering), National Research Center «Kurchatov Institute»

1, Ak. Kurchatov pl., Moscow, 123098, Russian Federation

Olga K. Semenova-Chashchina – Leading Engineer, Cand. Sci. (Engineering), Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences

3, Gubkin st., Moscow, 119333, Russian Federation

Leonid K. Fitsner – Leading Engineer, Cand. Sci. (Engineering), Oil and Gas Research Institute of the Russian Academy of Sciences

3, Gubkin st., Moscow, 119333, Russian Federation

Manuscript received 21 July 2020;
Accepted 10 September 2020;
Published 30 September 2020