

УДК 622.248.5:004.85

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С УЧИТЕЛЕМ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРИТОКОВ ПЛАСТОВОГО ФЛЮИДА ПРИ БУРЕНИИ С УПРАВЛЯЕМЫМ ДАВЛЕНИЕМ

Щербаков Роман Эдуардович^{1,2},
res718@bk.ru

Ковалев Артем Владимирович¹,
Kovalevav@tpu.ru

Ильин Андрей Валерьевич³,
Allin@fr-intl.com

¹ Национальный исследовательский Томский политехнический университет,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30.

² «Nedra Digital»,
Россия, 199178, г. Санкт-Петербург, ул. Уральская, 4.

³ Frontier International LLC,
USA, TX 77040, Houston, Suite 708, 7600 W Tidwell.

Актуальность. С каждым годом истощение легкодоступных запасов углеводородов определяет необходимость разработки месторождений, характеризующихся сложными горно-геологическими условиями. Бурение с управляемым давлением ознаменовало эпоху высокоточного контроля давления в скважине в процессе бурения. Данная технология обеспечила доступ к залежам, которые ранее считались практически «непригодными для использования». Основная задача применения технологии бурения с управляемым давлением заключается в контроле забойного давления в заданных пределах с целью предотвращения потери жидкости, разрыва пласта, а также нежелательного притока пластовых флюидов в ствол скважины. Однако если в течение некоторого периода времени наблюдается приток пластовой жидкости из открытого ствола скважины или присутствуют потери бурового раствора, то осуществлять контроль забойного давления в заданных пределах не представляется возможным. В данном случае требуется использование дополнительного метода или алгоритма, отмечающего такие периоды и сигнализирующего оператору или контролирующей системе о наличии притока или поглощения бурового раствора. Описанная ранее проблематика предопределила задачу настоящей работы. Утверждается, что интеллектуальная система может автоматически отслеживать и анализировать тенденции параметров, обнаруживать аномалии в изменении параметров бурения в реальном времени, заблаговременно прогнозировать вероятность возникновения притока пластового флюида и предупреждать инженера по бурению на ранней стадии, что позволит реализовать превентивные мероприятия с целью поддержания требуемого профиля забойного давления.

Цель: разработка алгоритма, позволяющего прогнозировать вероятность возникновения притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением на основании данных геолого-технологических исследований.

Методы: оценка и анализ современных достижений в задаче определения притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением во временных рядах данных геолого-технологических исследований при помощи алгоритмов машинного обучения.

Результаты. Авторами проведен обзор и анализ текущих подходов к определению притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением при помощи алгоритмов машинного обучения. Проведены исследования по оценке эффективности классических алгоритмов машинного обучения в задаче выявления притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением. Представлены результаты работы модели градиентного бустинга на тестовых скважинах. Определены перспективные направления дальнейших исследований.

Ключевые слова:

Прогнозирование притока пластового флюида, машинное обучение, многомерные временные ряды, распознавание аномалий, бурение с управляемым давлением.

Введение

Современные системы MPD не только могут работать в сложных геолого-технических условиях, но и, что более важно, обеспечивают динамическое управление скважинным давлением в режиме реального времени.

Одной из основных причин успеха данной технологии является автоматизация процесса бурения скважин. Развитие технологии бурения с управляемым давлением не только способствовало внедрению инновационных решений по управлению давлением в скважине, но и стимулировало разработку автоматизированных систем, контролирующих процессы в ре-

жиме реального времени, предвещающая эпоху высокоточного контроля давления в скважине. Автоматизация позволила обеспечить такие уровни функционального контроля, которые трудно обеспечивать оператору. Присущая MPD система замкнутого цикла циркуляции бурового раствора в сочетании с традиционными методами сооружения скважин естественным образом подходит для автоматизированного использования.

Основная задача применения технологии бурения с управляемым давлением заключается в контроле забойного давления (ВНР) в заданных пределах с целью

предотвращения потери жидкости, разрыва пласта, а также нежелательного притока пластовых флюидов в ствол скважины. Наличие притока пластового флюида не позволяет осуществлять контроль забойного давления с требуемой точностью, поэтому необходимо использовать дополнительный метод или алгоритм, отмечающий такие периоды и сигнализирующий оператору или контролирующей системе о наличии притока или поглощения.

Обзор литературы

В отечественной литературе подробно описаны причины возникновения газонефтеводопроявлений (ГНВП) и их первичные признаки [1], а также мероприятия по недопущению возникновения подобных осложнений в условиях традиционного бурения на репрессии [2, 3].

Помимо теоретической базы в работах [4–6] отражены результаты применения современных методов машинного обучения для выявления различных осложнений и аварий в процессе бурения, в том числе ГНВП. В работах отражена статистика по метрикам качества выявления описанных инцидентов, что немаловажно, результаты получены на основании данных с реально пробуренных скважин, что позволяет с большей уверенностью полагаться на них. Однако стоит заметить, что описанные в данных работах подходы применялись в условиях традиционного бурения на репрессии, поэтому в случае бурения с управляемым давлением эффективность представленных методов необходимо оценить.

В отечественной практике бурения метод управления забойным давлением уже нашел свое применение при строительстве скважин в карбонатных и трещиноватых пластах [6–10]. Однако в научной литературе еще пока не поднимался вопрос предотвращения притока пластового флюида при бурении с управляемым давлением. Достаточно широко эта тема освещена в зарубежной научной литературе.

В следующей работе описаны основные методы выявления притока пластового флюида как на устье, так и на забое скважины при бурении с управляемым давлением, а также приведено краткое описание промышленных систем, поставляемых Weatherford, Schlumberger и другими нефтесервисными компаниями [11]. Кроме того, в работе отражены результаты лабораторного эксперимента по имитации притока пластового флюида и его определению различными датчиками. Практическая значимость работы заключается в описании поведения показаний датчиков в момент притока и в процессе его вымыва по затрубному пространству. Однако в данном эксперименте не имитировалось разрушение горной породы на забое скважины, поэтому лабораторный стенд может только отчасти воспроизвести процесс бурения и его физические и гидродинамические процессы.

В работах [12–15] приведено описание методов определения притока пластового флюида, поглощения бурового раствора, закупорки долота и промыва буровой колонны посредством контроля изменения давления на стояке и устьевого затрубного противо-

давления при бурении с управляемым давлением. В работе отражены практические методы по выявлению данных случаев оператором на месторождении. Кроме того, приведен анализ скорости и точности выявления случаев в процессе бурения при помощи дополнительных датчиков.

В работе [16] приведено описание метода выявления притока посредством сравнения фактического и расчетного расхода раствора на выходе, вычисляемого упрощенной гидравлической моделью. Кроме того, приведено детальное описание поведения основных параметров бурения в процессе возникновения притока, поглощения, свабирования и поршневания. В работе [17] приведено описание метода выявления притока посредством сравнения фактического и расчетного объема емкостей, вычисляемого упрощенной гидравлической моделью. Однако в данных работах не отражена статистика по метрикам качества выявления описанных случаев.

В работе [18] приведено описание методов выявления притока посредством разработанной модели, использующей закон сохранения массы. Также дополнительно приведено описание алгоритма автоматической калибровки вычислений алгоритма. В работе [19] описаны основные методы выявления притока пластового флюида при помощи алгоритмов машинного обучения, а также их краткое описание. Также в работе приведены результаты определения притока при помощи LSTM модели машинного обучения на искусственно сгенерированных данных. В вышеобозначенных работах результаты получены на синтетических данных и не подкреплены результатами с фактически пробуренных скважин.

В работах [19–22] приведены методы предобработки, параметры и архитектура LSTM модели машинного обучения, а также результаты применения алгоритмов на реальных данных со скважин. В статье [23] предложена совокупность алгоритмов для обнаружения подобных событий, в данном подходе для обнаружения обозначенных ранее событий используется глубокая нейронная сеть совместно с «elliptic envelope» алгоритмом.

В статье [24] приведено описание алгоритма определения притока на забое скважины при помощи забойной телеметрии и анализа свойств бурового раствора. В работе не отражена статистика по метрикам качества выявления описанных случаев. Кроме того, в работе не отражены метрики качества, подтверждающие применимость данного метода.

В работе [25] приведен алгоритм определения притока при помощи математической модели, однако данный метод использует ряд допущений и является вычислительно сложным. В работах [26–29] приведены результаты применения классических алгоритмов машинного обучения для выявления притоков в процессе бурения и спуско-подъемных операций.

Резюмируя вышеизложенное, можно сделать вывод, что в отечественной научной литературе тема прогнозирования и автоматического определения притока пластового флюида при бурении с управляемым давлением не рассмотрена. Есть ряд работ по автоматическому выявлению ГНВП при бурении на репрессии, однако требуется оценить эффективность

данных методов применительно к условиям бурения с управляемым давлением.

В зарубежной научной литературе рассматриваемая тема отражена в большем количестве работ, однако существенный их недостаток – проверка эффективности предлагаемых методов на синтетических данных, что не позволяет уверенно заявлять о достоверности полученных результатов. Кроме того, не проведен комплексный анализ эффективности использования различных методов машинного обучения в рамках решаемой задачи, зачастую используются вычислительно сложные методы без должного обоснования причины их использования.

Описание исходных данных

Основным фактором безаварийного процесса строительства скважин является непрерывный контроль тенденции изменения параметров бурения с целью раннего обнаружения аномалий в их поведении. В анализе тенденций важно не столько абсолютное значение какого-либо из параметров, сколько направление изменения одного из этих параметров по отношению к другим.

При бурении с управляемым давлением ключевыми параметрами являются:

- расход промывочной жидкости на входе (mud flowrate input – MFI);
- расход промывочной жидкости на выходе (mud flowrate output – MFO);
- давление на стояке (standpipe pressure – SPP);
- устьевое противодавление на вращающемся превенторе (surface back pressure – SBP);
- плотность промывочной жидкости на выходе (DENSITY_OUT);
- газосодержание промывочной жидкости (TOTAL_GAS).

Понимание ожидаемой тенденции изменения этих параметров имеет большое значение для раннего обнаружения и, следовательно, для снижения последствий притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением.

Приток пластового флюида может быть обусловлен:

- снижением гидростатического давления, обеспечиваемого плотностью промывочной жидкости;
- снижением гидродинамического давления ввиду изменения свойств промывочной жидкости и геометрии ствола;
- снижением устьевого противодавления.

Приток пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением, регистрируемый на забое, характеризуется повышением расхода промывочной жидкости на выходе, при этом необходимым условием является постоянство расхода промывочной жидкости на входе, неподвижность бурильной колонны и отсутствие изменения положения управляющего устьевого дросселя. В противном случае повышение расхода промывочной жидкости на выходе может быть обусловлено изменением режима течения жидкости в затрубном пространстве, вызванным воздействием с устья скважины.

Приток пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением, достигший устья скважины, характеризуется повышением расхода промывочной жидкости на выходе и одновременным снижением плотности промывочной жидкости, также возможно повышение газосодержания в зависимости от типа поступившего из пласта флюида. Кроме того, выход притока на устье может сопровождаться резким изменением давления на стояке и устьевого противодавления на вращающемся превенторе.

Непрерывный автоматический анализ изменения ключевых параметров бурения позволяет заблаговременно распознать описанные ранее паттерны, что даст возможность реализовать превентивные мероприятия с целью предотвращения отклонения от забойного профиля давления и сокращения негативного воздействия на продуктивный пласт.

Необходимым условием обеспечения автоматического анализа входных данных параметров бурения является соответствие потока данных следующим критериям [30]:

- полнота (степень, в которой каждая точка данных датчика содержит ожидаемые показания);
- чувствительность (степень, в которой значения показаний датчика соответствуют определенным пороговым значениям качества);
- однородность (степень, в которой потоковый объем точек данных датчиков согласован с течением времени);
- структура (степень, в которой точки потоковых данных соответствуют согласованной структуре).

В соответствии с приведенными критериями, в данном исследовании использовались следующие параметры бурения:

- Входные данные: параметры, непосредственно контролируемые бурильщиком на поверхности при проводке скважины:
 - расход бурового раствора на входе (л/с);
 - частота вращения бурильной колонны (об/мин);
 - высота талевого блока (м);
 - положение управляющего дросселя (%).
- Выходные данные – измерения, которые показывают реакцию скважины на входные параметры бурения:
 - давление на стояке (атм);
 - устьевое противодавление (атм);
 - расход бурового раствора на выходе (л/с);
 - плотность промывочной жидкости на выходе (кг/м³);
 - момент при вращении на поверхности (Н*м);
 - нагрузка на крюке (т);
 - вес на долоте (т);
 - глубина долота, глубина скважины (м).

На рис. 1 приведен пример исходных данных, представленных временными рядами параметров бурения со скважины, на которой произошел приток пластового флюида, зарегистрированный на устье. На рисунке отмечено несколько зон, в которых отмечался выход пластового флюида на устье.

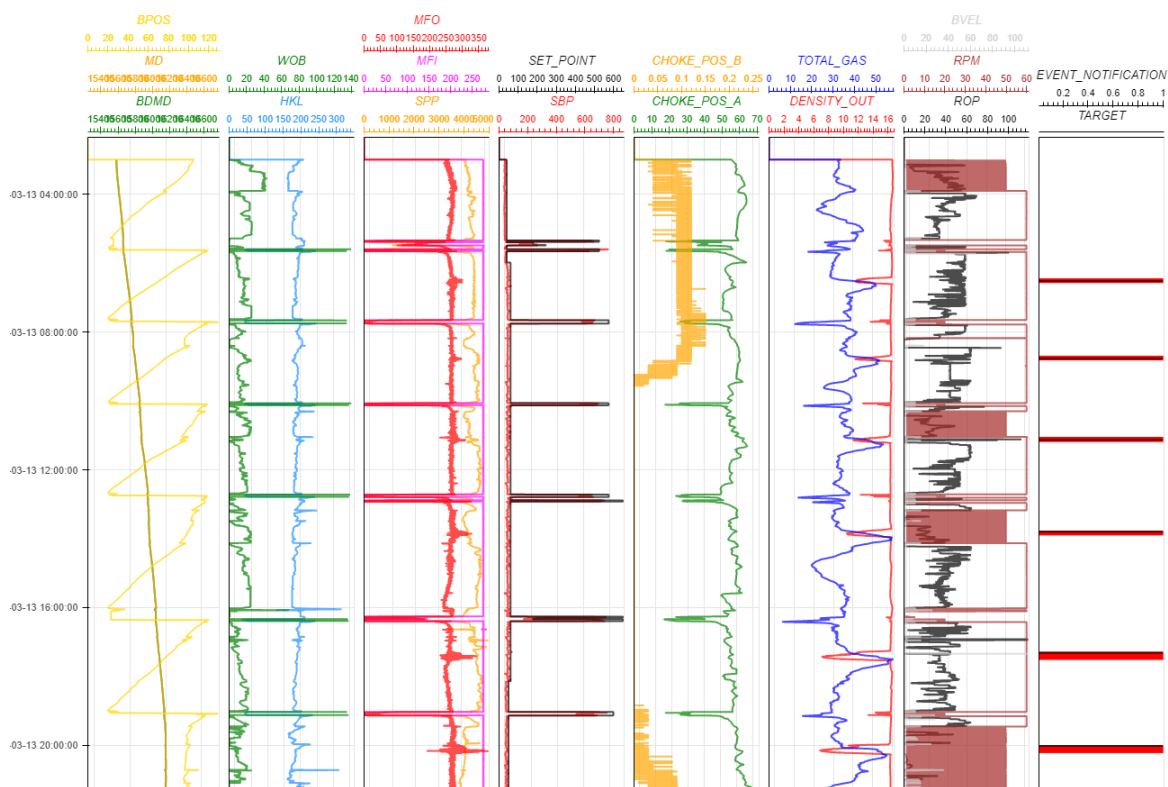


Рис. 1. Исходные данные параметров бурения обучающей выборки

Fig. 1. Time series drilling parameters of training dataset

Методика проведения исследования

Как отмечалось ранее, применение алгоритмов машинного обучения позволяет исключить человеческий фактор при обнаружении осложнений и аварий, тем самым сократить непроизводительное время и повысить эффективность бурения скважин.

Для корректной оценки эффективности использования различных алгоритмов машинного обучения предлагается разделить исходный набор данных в соответствии со схемой на рис. 2.



Рис. 2. Схема разделения исходного набора данных

Fig. 2. Input data splitting

Обучающий массив используется для проверки гипотез, различных комбинаций входных независимых переменных, архитектур алгоритмов и их гиперпараметров. В результате получаются обученные модели, качество работы которых оценивается на валидационном массиве данных. Когда дополнительные улучшения больше не приводят к улучшению качества, эта версия модели считается окончательной, наиболее эффективной обученной моделью.

Затем для получения количественных оценок качества работы алгоритма обученная модель применяется на тестовом массиве данных. Стоит отметить, что на данном этапе тестовый массив данных используется впервые и единожды за весь цикл проведения исследования. Такой подход гарантирует, что итоговые показатели оценки качества работы алгоритма будут объективным отражением того, насколько хорошо окончательная обученная модель будет работать как часть программного обеспечения непосредственно в процессе бурения скважины.

Основная цель использования различных подходов – найти наилучшую конфигурацию алгоритмов машинного обучения для их дальнейшего использования. Чтобы выбрать наилучшую конфигурацию алгоритмов машинного обучения, необходимо сконфигурировать каждую модель и оценить ее эффективность. На рис. 3 показана схема процесса обучения модели и оценки ее эффективности.

Для выявления аномалий во временных рядах используется огромное множество различных алгоритмов, классификация которых представлена на рис. 4 [19].

Аномалии – это наблюдения, которые значительно отличаются от других наблюдений, что, возможно, обусловлено другим механизмом работы системы. Аномалии бывают точечными и контекстуальными.

В соответствии с классификацией, приведенной на рис. 4, алгоритм может использовать схему обучения «с учителем», «с частичным привлечением учителя» (полуавтоматическое обучение) или обучаться «без учителя» [30–32].

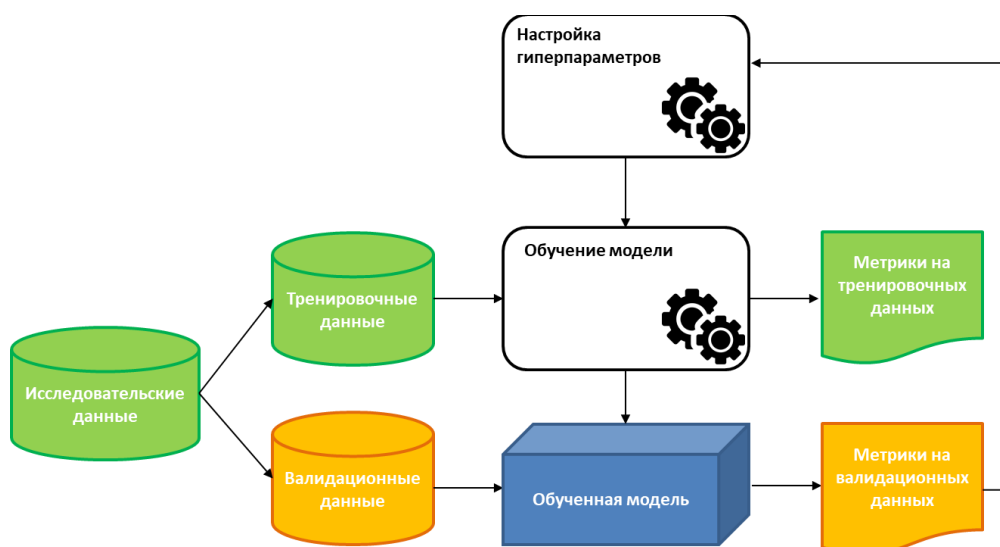


Рис. 3. Схема процесса обучения модели и оценки ее эффективности

Fig. 3. Model configuring workflow

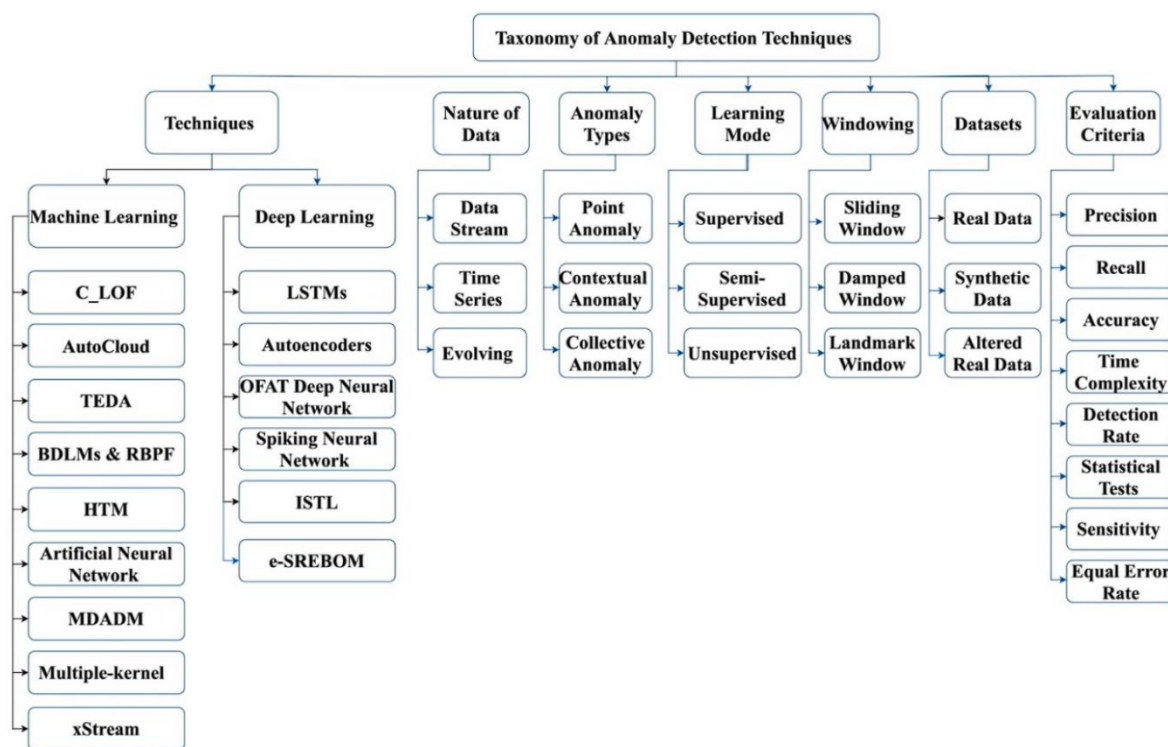


Рис. 4. Классификация алгоритмов машинного обучения, методов и критериев оценки качества выявления аномалий во временных рядах

Fig. 4. Taxonomy of anomaly detection techniques using machine learning

Подход к обнаружению аномалий при работе алгоритма «с учителем» предполагает обнаружение аномалий путем создания набора правил, выявленных в процессе обучения алгоритма на размеченных наборах данных, которые помогают прогнозировать будущие данные [33].

Подход к обнаружению аномалий при работе алгоритма «с частичным привлечением учителя» предполагает обнаружение аномалий путем создания первоначального набора правил, выявленных на небольшой размеченной выборке данных, в дальнейшем ал-

горитм корректирует первоначальные правила путем обработки поступающих неразмеченных данных [33].

Подход к обнаружению аномалий при работе алгоритма «без учителя» предполагает обнаружение аномалий на основе неразмеченного потока данных, таким образом алгоритм автоматически определяет, какие данные считать нормальными и аномальными. Данный подход не требует отдельных этапов обучения и тестирования [33].

Как уже упоминалось ранее, при обучении «с учителем» существует проблема сбора и разметки обу-

чающей выборки, однако данный подход позволяет получить наилучшее качество [34].

Обнаружение ранних признаков осложнения или аварии в процессе бурения позволяет заблаговременно проводить превентивные мероприятия, поэтому требуется, чтобы эта информация была достаточно преждевременной для ее использования. Существует компромисс между ранним обнаружением и ложными срабатываниями, поскольку алгоритм, который часто делает неточные обнаружения, скорее всего, будет проигнорирован.

Для оценки эффективности различных алгоритмов машинного обучения в задаче автоматического определения притока пластового флюида существуют метрики, которые позволяют выявить лучший метод или алгоритм. Определение притока пластового флюида является задачей классификации временного ряда. Кроме того, в процессе бурения времени, в течение которого приток отсутствует, несомненно, больше, чем когда происходит поступление пластового флюида в ствол скважины или отмечается его выход на устье. При такой постановке задачи целесообразнее использовать метрики классификации несбалансированных классов.

Далее метки положительного класса будут представляться для измерений, при которых произошел приток, метки отрицательного класса – для всех остальных измерений.

Точность (Precision, Positive Predictive Value) – это отношение истинноположительных результатов (TP) к общему количеству положительных результатов (TP + FP), предсказанных классификатором, то есть это доля объектов, действительно принадлежащих данному классу относительно всех объектов, которые система отнесла к этому классу. Данная метрика рассчитывается следующим образом в терминах матрицы ошибок [35]:

$$\text{Точность} = \frac{TP}{TP + FP}.$$

Значения точности изменяются от 0 до 1. Поскольку она не учитывает ложнонегативные (FN) предсказания и стремится свести к минимуму количество ложных срабатываний, точность не является полностью репрезентативной метрикой.

Полнота (Sensitivity, True Positive Rate, Recall, Hit Rate) отражает, какой процент объектов положительного класса был правильно классифицирован. Полнота демонстрирует способность алгоритма обнаруживать данный класс вообще. Данная метрика рассчитывается следующим образом в терминах матрицы ошибок:

$$\text{Полнота} = \frac{TP}{TP + FN}.$$

Полнота изменяется от 0 до 1. Точность и полноту можно называть ортогональными критериями качества. Точность используется в том случае, когда необходимо минимизировать количество ложных классификаций, в то время как полнота используется в том случае, когда необходимо выявить как можно больше объектов представленных классов [35].

Точность и полнота не зависят от соотношения классов и потому применимы в условиях несбалансированных выборок. Однако в том случае, если требуется найти оптимальный баланс между этими двумя показателями, необходимо иметь некую метрику, которая объединяла бы в себе информацию о точности и полноте анализируемого алгоритма. Именно такой метрикой является F-мера.

F-мера (F-Score) является единым показателем для измерения точности и полноты, представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой и широко используется для задач классификации несбалансированных классов. Значения F-меры изменяются от 0 до 1.

$$F\text{-мера} = \frac{2 \cdot \text{Точность} \cdot \text{Полнота}}{\text{Точность} + \text{Полнота}}.$$

Однако F-мера может показывать чрезмерно оптимистичные завышенные результаты. В этом случае статистика Каппа Козна (Cohen's Kappa) является хорошим показателем для задач классификации несбалансированных классов [35]. В терминах матрицы ошибок формула Каппа Козна может быть записана как:

$$\text{Каппа} = \frac{2 \times (TP \times TN - FN \times FP)}{(TP + FP) \times (FP + TN) \times (TP + FN) \times (FN + TN)}.$$

Кроме того, коэффициент корреляции Мэттьюса (MCC) является надежным статистическим показателем, который дает высокий балл только в том случае, если прогноз получил хорошие результаты во всех четырех категориях матрицы ошибок, пропорционально как размеру положительных элементов, так и размеру отрицательных элементов в наборе данных [35]. В терминах матрицы ошибок коэффициент корреляции Мэттьюса может быть записан как:

$$\text{MCC} = \frac{TP \times TN - FN \times FP}{\sqrt{(TP + FP) \times (FP + TN) \times (TP + FN) \times (FN + TN)}}.$$

Таким образом, наиболее эффективным алгоритмом будет считаться тот, который имеет наибольшее значение вышеобозначенных метрик, то есть позволяет выявить большое количество притоков в процессе бурения, при этом имея небольшое количество ложных срабатываний.

Кроме того, эффективность разрабатываемого алгоритма или метода необходимо оценивать не только на исторических данных, но и непосредственно в процессе бурения. Это позволит достоверно оценить эффективность разрабатываемой системы с учетом качества входной информации, а также динамики изменений основных параметров бурения в зависимости от выполняемой технологической операции и этапа сооружения скважины [36].

Результаты исследования

Для выполнения данной исследовательской работы компанией ООО «НьюТек Сервисез» был предоставлен исходный набор данных временных рядов параметров бурения с 20 скважин, на которых были отмечены случаи получения притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением.

Для оценки качества работы алгоритма использовались метрики, описанные выше.

Для оценки эффективности и вычислительной сложности, выраженной временем обучения, различных подходов машинного обучения была проведена серия экс-

периментов. В качестве тренировочного набора данных использовались исторические данные с 15 скважин, оставшиеся 5 были использованы как отложенная тестовая выборка. Результаты применения предобученной модели на тестовой выборке приведены в таблице.

Таблица. Результаты применения различных моделей машинного обучения на тестовой выборке

Table. Classification result of test dataset with main machine learning algorithms

Модель машинного обучения Machine learning model	Точность Accuracy	Площадь под кривой ошибок AUC-ROC	Полнота Recall	Точность Prec.	F-мера F1-Score	Статистика Каппа Коэна Кappa	Коэф. Мэттьюса MCC	Время обучения ТТ (sec)
Random Forest Classifier	0,9	0,9	0,898	0,8987	0,8984	0,8984	0,8984	1310,99
Catboost Classifier	0,8999	0,9	0,8971	0,8971	0,8971	0,8971	0,8971	667,27
Extreme Gradient Boosting	0,8999	0,9	0,896	0,8976	0,8968	0,8967	0,8967	916,85
Decision Tree Classifier	0,8999	0,8975	0,8948	0,8972	0,896	0,896	0,896	93,34
Light Gradient Boosting Machine	0,8995	0,8996	0,878	0,8824	0,8802	0,88	0,88	31,98
K Neighbors Classifier	0,8995	0,8988	0,8774	0,8822	0,8798	0,8795	0,8795	8715,58
Gradient Boosting Classifier	0,8968	0,8974	0,7069	0,8399	0,7683	0,7667	0,7693	1081,67
Ada Boost Classifier	0,8943	0,8964	0,5697	0,7688	0,6564	0,6535	0,6601	404,57
SVM - Linear Kernel	0,8903	0,5631	0,2271	0,7293	0,3691	0,3652	0,4173	1086,13
Linear Discriminant Analysis	0,884	0,8064	0,3945	0,3101	0,3484	0,3404	0,3423	9,32
Logistic Regression	0,8898	0,7951	0,1709	0,7576	0,3118	0,308	0,3788	529,20
Quadratic Discriminant Analysis	0,8172	0,856	0,7337	0,0198	0,1095	0,0909	0,1971	6,26
Naive Bayes	0,8461	0,7649	0,3896	0,02	0,0928	0,0754	0,1233	1,42
Ridge Classifier	0,8869	0,5005	0,001	1	0,0021	0,002	0,032	3,68

На основании полученных результатов можно сделать вывод, что наилучшее качество выявления притоков пластового флюида получено при помощи алгоритмов случайного леса (Random Forest Classifier) [37] и градиентного бустинга (Catboost Classifier, Extreme Gradient Boosting) [38, 39]. Кроме того, стоит

отметить, что обучение модели выполняется быстрее при использовании библиотеки машинного обучения Catboost.

Результаты работы градиентного бустинга (Catboost) на тестовой выборке представлены на рис. 5, 6.

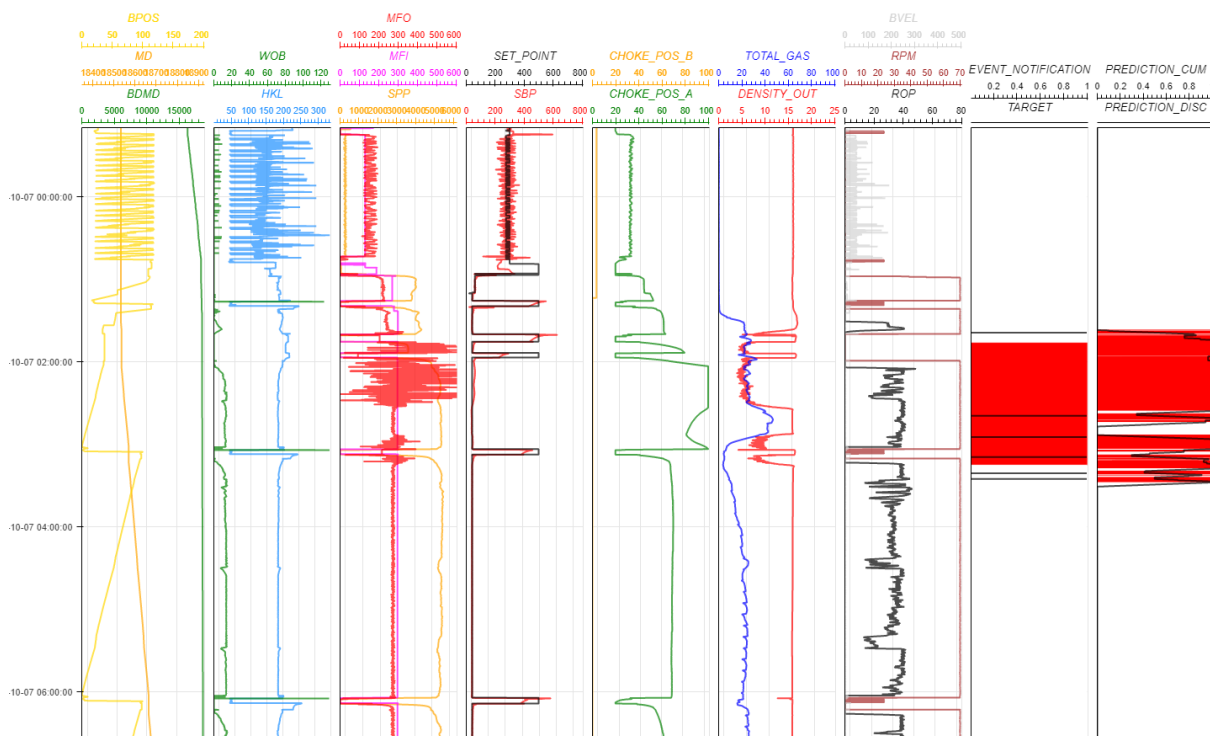


Рис. 5. Результаты работы модели градиентного бустинга (Catboost) на тестовой скважине № 1

Fig. 5. Catboost model prediction for test well no. 1

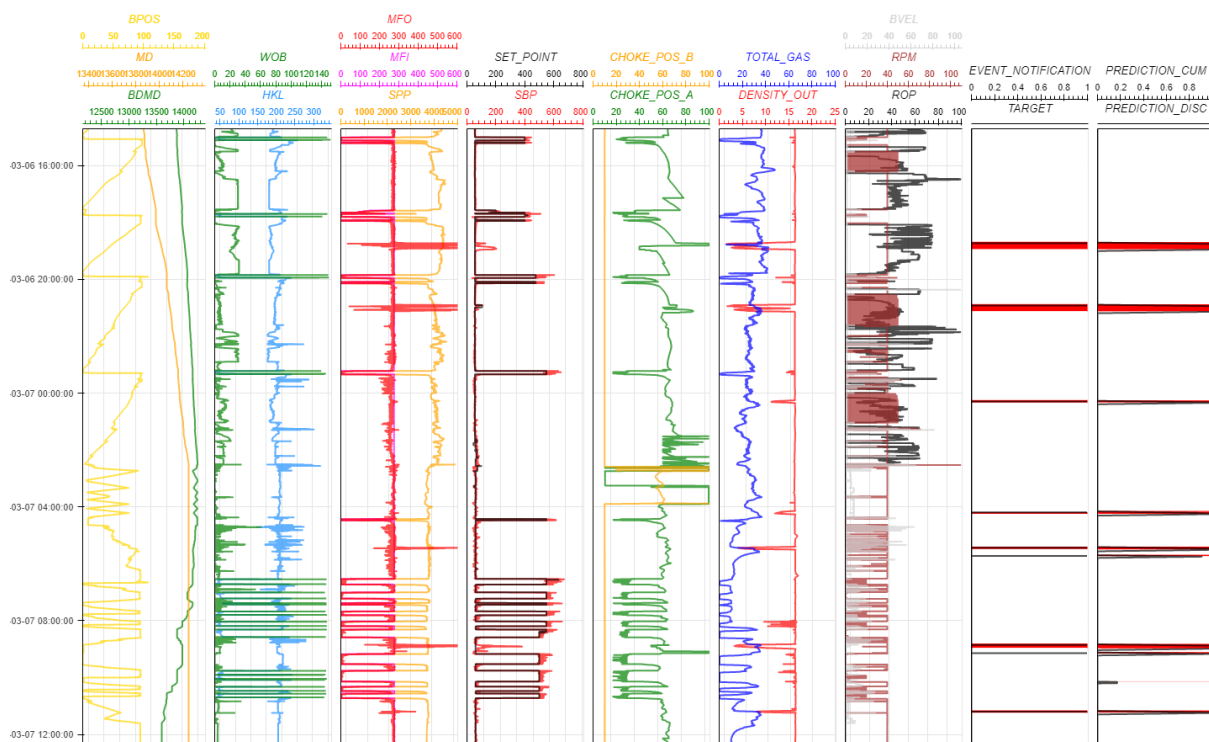


Рис. 6. Результаты работы модели градиентного бустинга (Catboost) на тестовой скважине № 2

Fig. 6. Catboost model prediction for test well no. 2

Предобученная модель позволяет получать уведомление о наличии признаков притока с минимальной задержкой, при этом обеспечивать минимальное количество ложных уведомлений и незафиксированных случа-

ев. Кроме того, необходимо отметить, что модель успешно справляется с зашумленностью данных. Однако при крайне низком качестве входных данных требуется дополнительная предобработка (рис. 7).

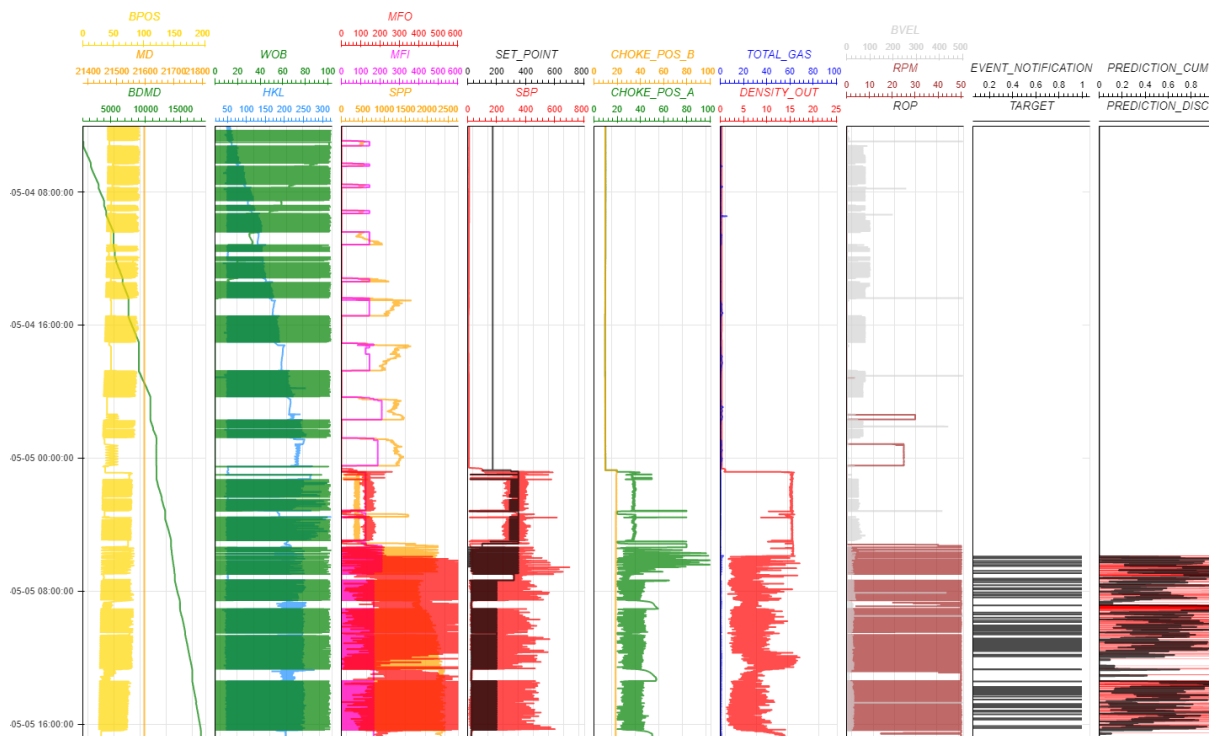


Рис. 7. Результаты работы модели градиентного бустинга (Catboost) на тестовой скважине № 3 с низким качеством исходных данных

Fig. 7. Catboost model prediction for test well no. 3 with low quality of input data

Заключение

В данной работе были приведены результаты исследования по обнаружению притока пластового флюида в процессе бурения с управляемым давлением при помощи различных алгоритмов машинного обучения. На основании полученных результатов можно утверждать, что применение градиентного бустинга позволяет выявлять приток пластового флюида с минимальной задержкой, при этом обеспечивая минимальное количество ложных уведомлений и незафиксированных случаев. Кроме того, была показана устойчивость алгоритма к зашумленности входного набора данных,

что отвечает требованиям непрерывного обнаружения осложнения в режиме реального времени.

В соответствии с полученными результатами определены направления дальнейших исследований:

- 1) повышение качества выявления притоков пластового флюида при помощи градиентного бустинга путем добавления дополнительных расчетных параметров в обучающий набор данных и подбора оптимальных гиперпараметров алгоритма;
- 2) разработка методов автоматической оценки качества входных данных в реальном времени;
- 3) проведение опытно-промышленных испытаний.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кафтин Д.Ю. Газонефтеводопроявления: признаки и причины возникновения ГНВП // Трибуна ученого. – 2020. – № 12. – С. 157–162.
2. Велиев Р.А., Савельева Н.Н. Предприятия по предупреждению и ликвидации ГНВП // Опыт, актуальные проблемы и перспективы развития нефтегазового комплекса: Материалы X Международной научно-практической конференции обучающихся, аспирантов и ученых. – Нижневартовск: Тюменский индустриальный университет, 2020. – С. 103–106.
3. Нурутдинов А.А., Ирниченко О.А., Тухватуллин М.Ф. Предупреждение проявления ГНВП на скважинах // Научные технологии в решении проблем нефтегазового комплекса в год экологии в России: материалы VII Международной научной конференции. – Уфа: Башкирский государственный университет, 2017. – С. 37–42.
4. Дмитриевский А.Н., Сбоев А.Г., Еремин Н.А. Об увеличении продуктивного времени бурения нефтегазовых скважин с использованием методов машинного обучения // Георесурсы. – 2020. – Т. 22. – № 4. – С. 79–85. URL: <https://doi.org/10.18599/grs.2020.4.79-85> (дата обращения 12.03.2023).
5. Failures detection at directional drilling using real-time analogues search / E. Gurina, N. Klyuchnikov, A. Zaytsev, E. Romanenkova, K. Antipova, I. Simon, V. Makarov, D. Koroteev // arXiv. – 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1906.02667v1> (дата обращения 12.03.2023).
6. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K. Forecasting the abnormal events at well drilling with machine learning // Applied Intelligence. – 2022. – V. 52. – P. 9980–9995. URL: <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03013-x> (дата обращения 12.03.2023).
7. Анализ применения технологии бурения с управляемым давлением на забое при проводке ствола скважины в карбонатных отложениях / В.А. Рябчук, Ю.П. Сердобинцев, В.А. Шмелев, Н.Н. Кривошеева // Молодой ученый. – 2019. – № 22 (260). – С. 138–139.
8. Сахновский И.В., Лубяный Д.А. Совершенствование технологии бурения с управляемым давлением на месторождениях Юрубчено-Тохомской группы // Вестник Ассоциации буровых подрядчиков. – 2022. – № 1. – С. 2–6.
9. Доброхлеб П.Ю., Сорока Т.Б., Гусев А.В. Новые решения – новые возможности: технология бурения с регулируемым давлением как эффективное решение для трещиноватых коллекторов Восточной Сибири // Управление техносферой. – 2019. – Т. 2. – № 2. – С. 138–160.
10. Успешное внедрение технологий бурения с управляемым давлением (MPD) и цементирования с управляемым давлением (MPC) в трещиноватых пластах, склонных к полной потере циркуляции / Ж.Н. Казакбаева, А.М. Кайдаров, А.В. Магда и др. // Форум СНИПИ: Сборник тезисов докладов научно-технического форума ООО «СамараНИПИнефть». – Самара: ООО «Портал инноваций», 2021. – С. 64–65.
11. Nayeem A.A. Monitoring of down-hole parameters for early kick detection. Master's Thesis. – Newfoundland, 2016. – 111 p.
12. Fjetland A.K. Kick detection during offshore drilling using artificial intelligence. Master's Thesis. – Agder, 2019. – 86 p.
13. Reitsma D. Development of an automated system for the rapid detection of drilling anomalies using standpipe and discharge pressure // SPE/IADC Drilling Conference and Exhibition. – 2011. URL: <https://doi.org/10.2118/140255-MS> (дата обращения 15.03.2023).
14. Reitsma D. A simplified and highly effective method to identify influx and losses during Managed Pressure Drilling without the use of a Coriolis flow meter // SPE/IADC Managed Pressure Drilling and Underbalanced Operations Conference and Exhibition. – 2010. URL: <https://doi.org/10.2118/130312-MS> (дата обращения 15.03.2023).
15. Simulator and the first field test results of an automated early kick detection system that uses standpipe pressure and annular discharge pressure / I. Mills, D. Reitsma, J. Hardt, Z. Tarique // SPE/IADC Managed Pressure Drilling and Underbalanced Operations Conference and Exhibition. – 2012. URL: <https://doi.org/10.2118/156902-MS> (дата обращения 15.03.2023).
16. A new generation of well surveillance for early detection of gains and losses when drilling very high profile U-tube deepwater wells, improving safety, and optimizing operating procedures / F. Le Blay, E. Villard, S.C. Hilliard, T. Gronas // SPETT 2012 Energy Conference and Exhibition. – 2012. URL: <https://doi.org/10.2118/158374-MS> (дата обращения 15.03.2023).
17. Cayeux E., Daireaux B. Precise gain and loss detection using a transient hydraulic model of the return flow to the pit // SPE/IADC Middle East Drilling Technology Conference & Exhibition. – 2013. URL: <https://doi.org/10.2118/166801-MS> (дата обращения 15.03.2023).
18. Simplified hydraulics model used for intelligent estimation of downhole pressure for a managed-pressure-drilling control system / G.-O. Kaasa, Ø.N. Stamnes, O.M. Aamo, L.S. Imsland // SPE Drilling & Completion. – 2012. – V. 27. – № 01 – P. 127–138. URL: <https://doi.org/10.2118/143097-PA> (дата обращения 15.03.2023).
19. A review of machine learning and deep learning techniques for anomaly detection in IoT data / R. Al-amri, R.K. Murugesan, M. Man, A.F. Abdulateef, M.A. Al-Sharafi, A.A. Alkahtani // Applied Sciences. – 2021. – V. 12. URL: <https://doi.org/10.3390/app11125320> (дата обращения 15.03.2023).
20. A new methodology for kick detection during petroleum drilling using long short-term memory recurrent neural network / A. Osarogiagbon, S. Muojeke, R. Venkatesan, F. Khan, P. Gillard // Process Safety and Environmental Protection. – 2020. – V. 142. – P. 126–137. URL: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.05.046> (дата обращения 15.03.2023).
21. Field data analysis and risk assessment of gas kick during industrial deepwater drilling process based on supervised learning algorithm / Q. Yin, J. Yang, M. Tyagi, X. Zhou, X. Hou, B. Cao // Process Safety and Environmental Protection. – 2021. – V. 146 – P. 312–328. URL: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.08.012> (дата обращения 15.03.2023).
22. Downhole quantitative evaluation of gas kick during deepwater drilling with deep learning using pilot-scale rig data / Q. Yin, J. Yang, M. Tyagi, X. Zhou, X. Hou, N. Wang, G. Tong, R. Xie, H. Liu, B. Cao // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2022. – V. 208. – Part A. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109136> (дата обращения 15.03.2023).
23. Saeed S., Lovorn R., Kjetil A.K. Automated drilling systems for MPD – the reality // IADC/SPE Drilling Conference and Exhibition. – 2012. URL: <https://doi.org/10.2118/151416-MS> (дата обращения 15.03.2023).

24. Early kick detection from downhole measurements: a novel method for reducing the frequency and magnitude of loss-of-well-control events / B. Tost, R. Carney, J. Fred, A. Suhag // Offshore Technology Conference. – 2020. URL: <https://doi.org/10.4043/30831-MS> (дата обращения 15.03.2023).
25. Yuqiang X., Zhichuan G., Chen W. Methods of early gas kick detection and well control risk assessment in deepwater drilling // SPE International Conference and Exhibition on Health, Safety, Security, Environment, and Social Responsibility. – 2018. URL: <https://doi.org/10.2118/190510-MS> (дата обращения 15.03.2023).
26. Automatic gas influxes detection in offshore drilling based on machine learning technology / X. Hou, J. Yang, Q. Yin, L. Chen, B. Cao, J. Xu, X. Zhao // SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference. – 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/198534-ms> (дата обращения 15.03.2023).
27. Muojek S., Venkatesan R., Khan F. Supervised data-driven approach to early kick detection during drilling operation // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2020. – V. 192. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107324> (дата обращения 15.03.2023).
28. Enhanced kick detection with low-cost rig sensors through automated pattern recognition and real-time sensor calibration / P. Pournazari, P. Ashok, E. van Oort, S. Unrau, S. Lai // SPE Middle East Intelligent Oil and Gas Conference and Exhibition. – 2015. URL: <https://doi.org/10.2118/176790-MS> (дата обращения 15.03.2023).
29. Vajargah A.K., Van Oort E. Early kick detection and well control decision-making for managed pressure drilling automation // Journal of Natural Gas Science and Engineering. – 2015. – V. 27. – P. 354–366. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.08.067> (дата обращения 15.03.2023).
30. Stuck pipe early warning system utilizing moving window machine learning approach / A.S. Omogbolahan, A.M. Beshir, Z.A. Majed, F.I. Ajikobi // Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference. – 2019. URL: <https://doi.org/10.2118/197674-MS> (дата обращения 15.03.2023).
31. Arghad A.M. Distributed multi-sensor fusion system for drilling rig state detection: Doctoral Thesis. – Leoben, 2014. – 132 p.
32. Машинное обучение / Б. Хенрик, Д. Ричардс, М. Февеолф, И. Рузмайкина. – СПб: Изд-во «Питер», 2021. – 336 с.
33. Щербаков Р.Э., Ковалев А.В. Использование методов машинного обучения «без учителя» для предупреждения прихватов буровой и обсадной колонн // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2022. – Т. 333. – № 4. – С. 66–78.
34. Adbench: anomaly detection benchmark / H. Songqiao, H. Xiyang, H. Hailiang, J. Mingqi, Z. Yue // arXiv. – 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2206.09426> (дата обращения 15.03.2023).
35. Hossin M., Sulaiman M.N. A review on evaluation metrics for data classification evaluations // International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process. – 2015. – V. 5. – P. 1–11. URL: <https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201> (дата обращения 15.03.2023).
36. Искусственный интеллект для сопровождения бурения: как оценить эффективность и стоит ли доверять / К.А. Антипова, Е.В. Гурина, А.С. Ольховиков, Д.А. Коротева // Сборник тезисов докладов научно-технического форума ООО «СамараНИ-Пинефть». – Самара: Портал Инноваций, 2022. – С. 52–53.
37. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. – 2001. – V. 45. – P. 5–32. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> (дата обращения 15.03.2023).
38. CatBoost: unbiased boosting with categorical features / L. Prokhorenkova, G. Gusev, A. Vorobev, A. Dorogush, A. Gulin // arXiv. – 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.09516> (дата обращения 15.03.2023).
39. Tianqi C., Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system // 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 785–794. URL: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785> (дата обращения 15.03.2023).

Поступила: 15.03.2023 г.

Прошла рецензирование: 27.03.2023 г.

Информация об авторах

Щербаков Р.Э., аспирант Инженерной школы природных ресурсов Национального исследовательского Томского политехнического университета; главный инженер-программист «Nedra Digital».

Ковалев А.В., кандидат технических наук, доцент отделения нефтегазового дела Инженерной школы природных ресурсов Национального исследовательского Томского политехнического университета.

Ильин А.В., кандидат физико-математических наук, менеджер новых проектов, Frontier International LLC.

UDC 622.248.5:004.85

USING SUPERVISED MACHINE LEARNING ALGORITHMS FOR KICK DETECTION DURING MANAGED PRESSURE DRILLING

Roman E. Shcherbakov^{1,2},
res718@bk.ru

Artem V. Kovalev¹,
Kovalevav@tpu.ru

Andrey V. Ilin³,
Allin@fr-intl.com

¹ National Research Tomsk Polytechnic University,
30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russia

² «Nedra Digital»,
4, Uralskaya street, St Petersburg, 199178, Russia.

³ Frontier International LLC,
7600 W Tidwell, Suite 708, Houston, TX 77040, USA.

The relevance. The depletion of readily available hydrocarbon reserves determines development of fields with complex geological environment. Managed Pressure Drilling marked the era of high-precision well parameters monitoring during drilling. This technology has provided access to deposits that were previously considered practically «unusable». The main goal of using managed pressure drilling technology is to control downhole pressure within specified limits in order to prevent fluid loss, fracturing, as well as unwanted kick of reservoir fluids into the wellbore. However, if for a certain period of time there is a kick of reservoir fluid from an open borehole or there are losses of drilling fluid, then it is not possible to control the downhole pressure within the specified limits. In this case, it is necessary to use an additional method or algorithm that marks such periods and indicates to the operator or the monitoring system about the presence of kick or absorption of drilling mud. The problems described earlier predetermined the aim of this work. It is claimed that the intelligent system can automatically monitor and analyze parameter trends, detect anomalies in the change of drilling parameters in real time, predict in advance the probability of formation fluid kick and warn the drilling engineer at an early stage, which will allow implementing preventive activity to maintain the required downhole pressure profile.

The main aim: create the kick detection machine learning model which predicts kick probability during the managed pressure well drilling using mud logging service data.

Objects: multivariate-sensing time-series data of mud logging and measured pressure drilling service.

Methods: analysis and evaluation of anomaly detection techniques of determining kick during managed pressure well drilling using machine learning.

Results. The authors have performed the overview of anomaly detection techniques of determining kick during managed pressure well drilling using machine learning. Classical machine learning algorithms were tested with labeled test data in order to evaluate its performance. The authors have developed kick detection model with gradient boosting algorithm, evaluated its performance with labeled test dataset. Promising areas of further research were identified.

Key words:

Kick detection, machine learning, multivariate-sensing time-series, anomaly detection, managed pressure drilling.

REFERENCES

1. Kaftin D.Y. Gazoneftevodoproyavleniya: priznaki i prichiny vozniknoveniya GNVP [Oil, gas and water shows: signs and causes of kick]. *Tribune of the scientist*, 2020, no. 12, pp. 157–162.
2. Veliev R.A., Saveleva N.N. Predpriyatiya po preduprezhdeniyu i likvidatsii GNVP [Measures for the prevention and elimination of oil, gas and water shows]. *Opyt, aktualnye problemy i perspektivy razvitiya neftegazovogo kompleksa. Materialy X Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii obuchayushchikhsya, aspirantov i uchenykh* [Experience, current problems and prospects for the development of the oil and gas complex. Materials of the X International Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Scientists]. Nizhnevartovsk, TyumIU, 2020. pp. 103–106.
3. Nurutdinov A.A., Irnichenko O.A., Tuhvatullin M.F. Preduprezhdenie proyavleniya GNVP na skvazhinakh [Prevention of oil, gas and water shows at wells]. *Naukoemkie tekhnologii v reshenii problem neftegazovogo kompleksa v god ekologii v Rossii. Materialy VII Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii* [High-tech technologies in solving the problems of the oil and gas complex in the year of Ecology in Russia. Materials of the VII International Scientific Conference]. Ufa, BashGU Publ., 2017. pp. 37–42.
4. Dmitrievsky A.N., Sboev A.G., Eremin N.A., Chernikov A.D., Naumov A.V., Gryaznov A.V., Moloshnikov I.A., Borozdin S.O., Safarova E.A. On increasing the productive time of drilling oil and gas wells using machine learning methods. *Georesursy*, 2020, vol. 22, no. 4, pp. 79–85. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.18599/grs.2020.4.79-85> (accessed 15 March 2023).
5. Gurina E., Klyuchnikov N., Zaytsev A., Romanenkova E., Antipova K., Simon I., Makarov V., Koroteev D. *Failures detection at directional drilling using real-time analogues search*. 2019. Available at: <https://arxiv.org/abs/1906.02667v1> (accessed 15 March 2023).
6. Gurina E., Klyuchnikov N., Antipova K. Forecasting the abnormal events at well drilling with machine learning. *Applied Intelligence*, 2022, vol. 52, pp. 9980–9995. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03013-x> (accessed 15 March 2023).
7. Ryabchuk V.A., Serdobintsev Y.P., Shmelev V.A., Krivosheeva N.N. Analiz primeneniya tekhnologii bureniya s upravlyayemym davleniem na zaboe pri provodke stvola skvazhiny v karbonatnykh otlozheniyakh [Analysis of the application of the technology of managed pressure at the carbonate deposits]. *Molodoy ucheny*, 2019, no. 22 (260), pp. 138–139.

8. Sahnovskiy I.V., Lubyany D.A. Sovershennstvovanie tekhnologii bureniya s upravlyayemym davleniem na mestorozhdeniyah Yurubcheno-Tokhomskoy gruppy [Improving the technology of managed pressure drilling at the fields of the Yurubchen-Tokhom group]. *Vestnik Assotsiatsii burovyykh podryadchikov*, 2022, no. 1, pp. 2–6.
9. Dobrokhleb P.Y., Soroka T.B., Gusev A.V. Novye resheniya – novye vozmozhnosti: tekhnologiya bureniya s reguliruemym davleniem kak effektivnoe reshenie dlya treshchinovatykh kollektorov Vostochnoy Sibiri [New solutions – new opportunities: technology of drilling with adjustable pressure as an effective solution for fractured reservoirs of Eastern Siberia]. *Upravlenie tekhnosferoy*, 2019, vol. 2, no. 2, pp. 138–160.
10. Kazakbaeva Z.N., Kajdarov A.M., Magda A.V. Uspeshnoe vnedrenie tekhnologii bureniya s upravlyayemym davleniem (MPD) i tsementirovaniya s upravlyayemym davleniem (MPC) v treshchinovatykh plastakh, sklonnykh k polnoy potere tsirkulyatsii [Successful implementation of managed pressure drilling and managed pressure cementing technologies in fractured formations prone to complete loss of circulation]. *SNIFI: Sbornik tezisev dokladov nauchno-tekhnicheskogo foruma OOO «SamaraNIPIneft»* [SNIFI Forum: Collection of abstracts of reports of the scientific and technical forum of SamaraNIPIneft LLC]. Samara, Portal innovatsy Publ., 2021, pp. 64–65.
11. Nayeem A.A. *Monitoring of down-hole parameters for early kick detection*. Master's Thesis. Newfoundland, 2016. 111 p.
12. Fjetland A.K. *Kick detection during offshore drilling using artificial intelligence*. Master's Thesis. Agder, 2019. 86 p.
13. Reitsma D. Development of an automated system for the rapid detection of drilling anomalies using standpipe and discharge pressure. *SPE/IADC Drilling Conference and Exhibition*. Amsterdam, The Netherlands, 2011. Available at: <https://doi.org/10.2118/140255-MS> (accessed 15 March 2023).
14. Reitsma D. A simplified and highly effective method to identify influx and losses during Managed Pressure Drilling without the use of a Coriolis flow meter. *SPE/IADC Managed Pressure Drilling and Underbalanced Operations Conference and Exhibition*. Kuala Lumpur, Malaysia, 2010. Available at: <https://doi.org/10.2118/130312-MS> (accessed 15 March 2023).
15. Mills I., Reitsma D., Hardt J., Tarique Z. Simulator and the first field test results of an automated early kick detection system that uses standpipe pressure and annular discharge pressure. *SPE/IADC Managed Pressure Drilling and Underbalanced Operations Conference and Exhibition*. Milan, Italy, 2012. Available at: <https://doi.org/10.2118/156902-MS> (accessed 15 March 2023).
16. Le Blay F., Villard E., Hilliard S.C., Gronas T. A new generation of well surveillance for early detection of gains and losses when drilling very high profile UL-tradeepwater wells, improving safety, and optimizing operating procedures. *SPETT 2012 Energy Conference and Exhibition*. Port-of-Spain, Trinidad, 2012. Available at: <https://doi.org/10.2118/158374-MS> (accessed 15 March 2023).
17. Cayeux E., Daireaux B. Precise gain and loss detection using a transient hydraulic model of the return flow to the pit. *SPE/IADC Middle East Drilling Technology Conference & Exhibition*. Dubai, UAE, 2013. Available at: <https://doi.org/10.2118/166801-MS> (accessed 15 March 2023).
18. Kaasa G.-O., Stamnes Ø.N., Aamo O.M., Imsland L.S. Simplified hydraulics model used for intelligent estimation of downhole pressure for a managed-pressure-drilling control system. *SPE Drilling & Completion*, 2012, vol. 27, no. 01, pp. 127–138. Available at: <https://doi.org/10.2118/143097-PA> (accessed 15 March 2023).
19. Al-amri R., Munugesan R.K., Man M., Abdulateef A.F., Al-Sharafi M.A., Alkahtani A.A. A review of machine learning and deep learning techniques for anomaly detection in IoT data. *Applied Sciences*, 2021, vol. 12. Available at: <https://doi.org/10.3390/app11125320> (accessed 15 March 2023).
20. Osarogiagbon A., Muojeke S., Venkatesan R., Khan F., Gillard P. A new methodology for kick detection during petroleum drilling using long short-term memory recurrent neural network. *Process Safety and Environmental Protection*, 2020, vol. 142, pp. 126–137. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.05.046> (accessed 15 March 2023).
21. Yin Q., Yang J., Tyagi M., Zhou X., Hou X., Cao B. Field data analysis and risk assessment of gas kick during industrial deepwater drilling process based on supervised learning algorithm. *Process Safety and Environmental Protection*, 2021, vol. 146, pp. 312–328. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.08.012> (accessed 15 March 2023).
22. Yin Q., Yang J., Tyagi M., Zhou X., Hou X., Wang N., Tong G., Xie R., Liu H., Cao B. Downhole quantitative evaluation of gas kick during deepwater drilling with deep learning using pilot-scale rig data. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, vol. 208, part A. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109136> (accessed 15 March 2023).
23. Saeed S., Lovorn R., Kjetil A.K. Automated drilling systems for MPD – the reality. *SPE Drilling Conference and Exhibition*. San Diego, USA, 2012. Available at: <https://doi.org/10.2118/151416-MS> (accessed 15 March 2023).
24. Tost B., Carney R., Fred J., Suhag A. Early kick detection from downhole measurements: a novel method for reducing the frequency and magnitude of loss-of-well-control events. *Offshore Technology Conference*. Houston, USA, 2020. Available at: <https://doi.org/10.4043/30831-MS> (accessed 15 March 2023).
25. Yuqiang X., Zhichuan G., Chen W. Methods of early gas kick detection and well control risk assessment in deepwater drilling. *SPE International Conference and Exhibition on Health, Safety, Security, Environment, and Social Responsibility*. Abu Dhabi, UAE, 2018. Available at: <https://doi.org/10.2118/190510-MS> (accessed 15 March 2023).
26. Hou X., Yang J., Yin Q., Chen L., Cao B., Xu J., Zhao X. Automatic gas influxes detection in offshore drilling based on machine learning technology. *SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference*. Abu Dhabi, UAE, 2020. Available at: <https://doi.org/10.2118/198534-MS> (accessed 15 March 2023).
27. Muojeke S., Venkatesan R., Khan F. Supervised data-driven approach to early kick detection during drilling operation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 192. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107324> (accessed 15 March 2023).
28. Pourmazari P., Ashok P., Van Oort E., Unrau S., Lai S. Enhanced kick detection with low-cost rig sensors through automated pattern recognition and real-time sensor calibration. *SPE Middle East Intelligent Oil and Gas Conference and Exhibition*. Abu Dhabi, UAE, 2015. Available at: <https://doi.org/10.2118/176790-MS> (accessed 15 March 2023).
29. Vajargah A. K., Van Oort E. Early kick detection and well control decision-making for managed pressure drilling automation. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2015, vol. 27, pp. 354–366. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.08.067> (accessed 15 March 2023).
30. Omogbolahan A.S., Beshir A.M., Majed Z.A., Ajikobi F.I. Stuck pipe early warning system utilizing moving window machine learning approach. *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference*. Abu Dhabi, UAE, 2019. Available at: <https://doi.org/10.2118/197674-MS> (accessed 15 March 2023).
31. Arghad A.M. *Distributed multi-sensor fusion system for drilling rig state detection*. Doctoral Thesis. Leoben, 2014. 132 p.
32. Brink H., Richards J.W., Fetherolf M. *Real-world machine learning*. New York, Manning, 2017. 264 p.
33. Shcherbakov R., Kovalev A. Using unsupervised machine learning algorithm to prevent the sticking of drilling and casing strings. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2022, vol. 333, no. 4, pp. 66–78. In Rus.
34. Songqiao H., Xiyang H., Hailiang H., Mingqi J., Yue Z. *Adbench: anomaly detection benchmark*. 2022. Available at: <https://arxiv.org/abs/2206.09426> (accessed 15 March 2023).
35. Hossin M., Sulaiman M.N. A review on evaluation metrics for data classification evaluations. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, 2015, vol. 5, pp. 1–11. Available at: <https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201> (accessed 15 March 2023).
36. Antipova K.A., Gurina E.V., Olkhovikov A.S., Koroteev D.A. Iskustvenny intellekt dlya soprovozhdeniya bureniya: kak otsenit effektivnost i stoit li doveryat [Artificial intelligence for drilling support: how to evaluate the effectiveness and should we trust it]. *Sbornik tezisev dokladov nauchno-tekhnicheskogo foruma OOO «SamaraNIPIneft»* [SNIFI Forum: Collection of abstracts of reports of the scientific and technical forum of SamaraNIPIneft LLC]. Samara, Portal Innovatsy Publ., 2022, pp. 52–53.
37. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, pp. 5–32. Available at: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> (accessed 15 March 2023).

38. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A., Gulin A. *CatBoost: unbiased boosting with categorical features*. 2018. Available at: <https://arxiv.org/abs/1706.09516> (accessed 15 March 2023).
39. Tianqi C., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. 22nd *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016. pp. 785–794. Available at: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785> (accessed 15 March 2023).

Received: 15 March 2023.
Reviewed: 27 March 2023.

Information about the authors

Roman E. Shcherbakov, postgraduate student, National Research Tomsk Polytechnic University; principal engineer, «Nedra Digital».

Artem V. Kovalev, Cand Sc., associate professor, National Research Tomsk Polytechnic University.

Andrey V. Ilin, new project manager, Frontier International LLC.