



Society of Petroleum Engineers

SPE-202546-RU

Система для прогнозирования осложнений в бурении на основе искусственного интеллекта

Сергей Олегович Бороздин, РГУ нефти и газа НИУ имени И.М. Губкина; Анатолий Николаевич Дмитриевский а также Николай Александрович Еремин, ИПНГ РАН; Алексей Игоревич Архипов, РГУ нефти и газа НИУ имени И.М. Губкина; Александр Георгиевич Сбоев, Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт»; Ольга Кимовна Чашина-Семенова, Леонид Константинович Фицнер, а также Елисавета Александровна Сафарова, ИПНГ РАН

Авторское право 2020 г., Общество инженеров нефтегазовой промышленности

Данная статья была подготовлена для представления на Ежегодной каспийской технической конференции SPE, проведение которой изначально было запланировано в Нур-Султане, Казахстан, 21-22 октября 2020г. Из-за пандемии COVID-19 мероприятие физически не будет проводиться и будет заменено на виртуальное мероприятие. Официальные материалы будут публиковаться в режиме онлайн 21 октября 2020г.

Данный доклад был выбран для проведения презентации Программным комитетом SPE по результатам экспертизы информации, содержащейся в представленном авторами реферате. Экспертиза содержания доклада Обществом инженеров нефтегазовой промышленности не выполнялась, и внесение исправлений и изменений является обязанностью авторов. Материал в том виде, в котором он представлен, не обязательно отражает точку зрения SPE, его должностных лиц или участников. Электронное копирование, распространение или хранение любой части данного доклада без предварительного письменного согласия SPE запрещается. Разрешение на воспроизведение в печатном виде распространяется только на реферат объемом не более 300 слов; при этом копировать иллюстрации не разрешается. Реферат должен содержать явно выраженную ссылку на авторское право SPE.

Резюме

Оптимизация, цифровизация и роботизация нефтегазовых технологических процессов на основе использования методов искусственного интеллекта являются одними из преобладающих трендов 21 века. Буровая отрасль является ярким примером этих явлений. Вектор бурения на нефть и газ смещается в сторону сложных объектов. Совершенствование технологий бурения скважин позволяет проводить бурение в геологических условиях, где это было ранее невозможно. Строительство скважин приводит к нарушению природного термодинамического и напряженно-деформированного состояния горных пород. Необходимо учитывать все процессы, происходящие в скважине и околоскважинной зоне при бурении для своевременного распознавания возникновения различного рода осложнений и аварий. Время на устранение осложнений и аварий в среднем составляет 20–25% от общего времени строительства скважины. Задача снижения этого показателя является весьма актуальной. Для решения этой задачи используются самые современные технологии, включая алгоритмы машинного обучения. Основными трудностями, с которыми приходится сталкиваться при использовании этих технологий – это требования к искусственным нейронным сетям по минимально необходимому количеству осложнений или их представимому множеству для корректного «обучения» этих сетей. В данном докладе описывается, как эта проблема была решена с помощью полномасштабного бурового тренажера. Буровой тренажер позволяет воссоздать цифровой двойник реальной скважины и смоделировать на ней практически неограниченное количество различного рода осложнений. Такой подход позволяет создать выборку необходимого размера для наиболее эффективного обучения и тестирования нейросетевых алгоритмов. Для минимизации количества ложных срабатываний моделировались три группы осложнений (прихваты, поглощения, газонефтеводопроявления) и стандартные операции бурения.

Всего было смоделировано 86 экспериментов, которые затем были обработаны с использованием нейросетевых алгоритмов. Проведенное исследование показало, что искусственная нейросетевая модель для прогнозирования проявления осложнений типа "газонефтеводопроявление", в силу своей сложности, более эффективно обучается при ее применении, как на исходных значениях параметров бурения, так и результатов некоторых дополнительных моделей машинного обучения. Последние модели обучены решать регрессионную задачу индикаторной функции с настройкой модели на отслеживание изменений конкретных параметров, а также задач выявления аномальных ситуаций в показаниях наблюдаемых параметров при бурении. При обучении данного модуля модели искусственной нейронной сети для обнаружения предаварийной ситуации "газонефтеводопроявление" были получены следующие результаты по точности: точность – 0,89, средневзвешенная оценка $f1$ – 0,86. Разработанная система информирует бурильщика о возможном осложнении с высокой точностью, что позволяет ему избежать его или минимизировать его последствия.

Введение

На строительство скважин приходится более 40% всех инвестиций в нефтегазодобыче. Вектор бурения на нефть и газ смещается в сторону сложных объектов и больших глубин моря. Строительство скважин приводит к нарушению природного термодинамического и напряженно-деформированного состояния горных пород. Скважины являются главной частью основных фондов на разрабатываемых месторождениях нефти и газа. Стоимость бурения скважин имеет тенденцию к росту, а осложнения при бурении становятся все более нежелательными. Сокращение потерь рабочего времени на устранение осложнений и их последствий является одной из возможностей для увеличения продуктивного времени бурения, в том числе за счет использования автоматизированных систем предотвращения осложнений и аварийных ситуаций в процессе строительства скважин с применением методов искусственного интеллекта и машинного обучения.

В процессе строительства скважин по причинам, связанным с природными и техногенными факторами, возникают различного рода осложнения и аварии. Под осложнением следует понимать затруднение углубления скважины, вызванное нарушениями в конструкции скважины, причинами которых являются различные природно-техногенные факторы. Возникающие осложнения традиционно считаются ожидаемыми факторами. Для их предупреждения предусматривается устоявшийся комплекс технологических приёмов. По различным причинам нарушения технологического процесса строительства скважины нередко переходят в категорию аварий. Авария – внезапное общее или частичное повреждение оборудования, скважины, сооружений, различных устройств, сопровождающееся нарушением производственного процесса, потерей подвижности колонны труб или её поломкой с оставлением в скважине элементов колонны труб, а также различных предметов или инструментов, для извлечения которых требуется проведение специальных работ. Гораздо легче устранить осложнение на ранней стадии его развития. Одно осложнение влечет за собой другое, и подобная цепочка осложнений затрудняет задачу их устранения. При этом основными видами осложнений являются: прихваты бурильной колонны в результате осыпей и обрушений неустойчивых пород, сужения ствола скважины осыпающимися породами; поглощения бурового раствора, газонефтеводопроявления и рапопроявления. Доля основных осложнений составляет более 85% от общего числа фиксируемых осложнений; при этом в годовом балансе непроизводительных затрат доля затрат на их устранение составляет от 5 до 25% стоимости строительства скважин. Наиболее значительные затраты времени приходятся на борьбу с осложнениями, связанными с нарушением целостности ствола скважины, которые отмечаются в процессе всего углубления скважины. Многообразие причин возникновения этого вида осложнений

и их взаимосвязь требует целого комплекса мероприятий по их предупреждению (Алдамжаров, 2017).

Большинство причин действуют дифференцированно, то есть являются следствием не одного, а нескольких типов геологических осложнений. Знакопеременные нагрузки, которые испытывает колонна бурильных труб и её элементы в процессе бурения, в значительной степени переносятся на околоствольное пространство, способствуя тем самым потере устойчивости ствола, каверно- и желобообразованию, искривлению трассы скважины и разрушению керна. Среди аварий основное место занимают прихваты бурильного инструмента вследствие действия перепада давления в зоне проницаемых пород и заклинивания колонны бурильных труб, а также смятие обсадных колонн из-за пластического течения горных пород. По статистике прихваты составляют 37% от общего числа осложнений. Затраты времени на их ликвидацию составляют почти 50% от общего времени борьбы с осложнениями. Согласно мировой статистике, до 40% газонефтеводопроявлений при бурении в сложных условиях связаны с проблемами устойчивости ствола скважины. Осложнения, связанные с устойчивостью стенок скважин, могут приводить к газонефтеводопроявлению, потере циркуляции, обвалам, прихватам, потерям инструмента и оборудования, а также необходимости перебуривания скважины. Успешность применения технологий для ликвидации газонефтеводопроявлений составляет менее 30%. Поглощение бурового раствора связано с перетоком бурового раствора из ствола скважины в горную породу. Ликвидация осложнений в виде поглощений зависит от метода оценки причин возникновения поглощения и выбора наиболее подходящего способа их устранения. Для ликвидации поглощений применяются различные типы химических агентов: набухающие химические агенты, гидрогелевые наполнители, химические растворы с низкой плотностью, кольматанты, кольмататоры. Различают три типа осложнений в виде поглощений: природными открытыми трещинами в горной породе; техногенными трещинами, которые были созданы вследствие давлений бурового раствора на матрицу горных пород; природными крупными кавернами, образованными в процессе выщелачивания пород и обладающими структурной прочностью.

Буровые компании сталкиваются с осложнениями в виде поглощений во всех нефтегазоносных провинциях России и мира. Катастрофические поглощения при строительстве скважин в Восточной Сибири приурочены к отложениям триаса, карбона, эвенской и ангарской свит и связаны со вскрытием структурных полостей, в которых наблюдаются многометровые провалы при бурении. Вероятность вскрытия зоны частичного или катастрофического поглощения составляет примерно 80%. Обычные методы предупреждения поглощений (бурение на растворах низкой плотности, использование кольматантов, кольмататоров, волокнистых и чешуйчатых наполнителей) оказались неэффективными. Основные виды осложнений приводят к длительным, дорогостоящим простоям и значительным финансовым затратам на их устранение и ликвидацию.

В последние годы были опубликованы ряд работ, посвященных созданию автоматизированных систем предотвращения осложнений при бурении скважин. Внедрение автоматизированных систем предупреждения осложнений при бурении может существенно увеличить такой индикатор эффективности бурения как продуктивное время бурения от 30 до 45%. Arnaout et al. (2013) представили интеллектуальную модель для контроля качества данных в операционных центрах управления бурением в реальном времени. Macpherson et al. (2013) описали текущее состояние, инициативы и потенциальное влияние систем автоматизации бурения на эффективность строительства скважин. Peng et al. (2014) описали систему предупреждения аварий при бурении, работающую в режиме реального времени. Lind and Kabirova (2014) представили искусственные нейронные сети для прогнозирования осложнений при бурении. Unrau et al. (2017) описали алгоритмы машинного обучения, применяемые для обнаружения осложнений при строительстве скважины. Noshi and Schuber (2018) описали алгоритмы интеллектуального анализа данных и отраслевые приложения с точки зрения прогнозной аналитики, используя контролируемые и

неконтролируемые алгоритмы глубокой аналитики, чтобы идентифицировать скрытые модели и помочь смягчить проблемы бурения. Antipova et al. (2019) разработали модель машинного обучения на основе градиентного бустинга деревьев решений для прогнозирования аварий при бурении. Rodrigues et al. (2020) представили программное обеспечение для обнаружения проблем бурения в реальном времени в глубоководных условиях.

Ниже представлены работы, посвященные многокритериальному анализу прихвата труб при бурении и использованию методов искусственного интеллекта для их предотвращения. Hemprkins et al. (1987) выполнили многомерный статистический анализ ситуаций прихвата бурильных труб. Weakley (1990) проанализировал 600 скважин в Мексиканском заливе с дифференциальным и механическим прихватом труб. Miri et al. (2007) разработали искусственные нейронные сети для прогнозирования дифференциального прихвата труб на иранских морских месторождениях. Murillo et al. (2009) представили исследование применения концепций нечеткой логики к проблеме дифференциального прихвата труб. Jahanbakhshi et al. (2012, 2014) разработали новый подход, основанный на методе опорных векторов, чтобы предсказать возникновение дифференциального прихвата труб в горизонтальных и боковых стволах на морских нефтяных месторождениях Ирана. Naraghi et al. (2013) описали метод прогнозирования прихвата бурильной трубы с использованием метода активного обучения. Goebel et al. (2014) изобрели способ и систему для прогнозирования осложнения прихвата бурильной колонны. Ferreira et al. (2015) разработали автоматизированную систему поддержки принятия решений и экспертную систему сотрудничества для предотвращения прихвата труб и улучшения эффективности буровых работ в морской подсолевой скважине в Бразилии. Salminen et al. (2017) описали метод прогнозирования прихвата труб с использованием автоматического моделирования и анализа данных в режиме реального времени. Zhang et al. (2019) разработали новый метод прогнозирования прихвата труб в реальном времени, с совместным использованием физической модели и модели углубленного анализа данных. Alshaikh et al. (2019) описали метод машинного обучения для обнаружения инцидентов с прихватами труб на основе анализа данных и оценки качества моделей. Shaker и Reynolds (2020) описали прогнозирование прихватов труб во время бурения в отложениях с аномально высоким пластовым давлением.

В последние два года активизировались научно-исследовательские работы, посвященные созданию автоматизированных систем предотвращения осложнений типа «поглощение». Moazzeni et al. (2010) описали метод виртуального интеллектуального прогнозирования для предотвращения осложнений типа «поглощение» на одном из иранских месторождений. Jahanbakhshi et al. (2014) представили искусственную нейронную сеть для прогнозирования и геомеханического анализа осложнений типа «поглощение» в естественных трещиноватых коллекторах. Al-Hameedi et al. (2018) описали метод машинного обучения, предотвращения осложнений типа «поглощение» на месторождении Румайла в Ираке. Alkinani et al. (2019) описали метод прогнозирования потери циркуляции перед бурением пластов с индуцированными трещинами с использованием искусственных нейронных сетей. Hou et al. (2019) представили автоматическую систему обнаружения газопроявления при морском бурении на основе технологии машинного обучения. Geng et al. (2019) описали риск-ориентированную сейсмосистему для прогнозирования осложнений типа «поглощение». Abbas et al. (2019) описали реализацию искусственных нейронных сетей и опорных векторных машин для прогнозирования осложнений типа «поглощение». Sabah et al. (2019) описали применение дерева решений, искусственных нейронных сетей и адаптивной системы нейро-нечеткого вывода для прогнозирования осложнений типа «поглощение». Ahmed et al. (2020) представили два различных метода искусственного интеллекта (машина опорных векторов и метод жесткой интерполяции с использованием радиальной базисной функции) для прогнозирования зон осложнений типа «поглощение» в реальном времени. Hou et al. (2020) описали одну из первых попыток предсказания осложнений типа «поглощение» с помощью углубленного анализа данных и методов искусственного интеллекта при бурении скважин в Южно-Китайском море.

В нижеследующих статьях описываются системы для обнаружения осложнений типа «газонефтеводопроявления», основанные на статистических инструментах и технологии машинного обучения. Wylie and Visram (1990) оценили вероятность возникновения осложнений типа «газонефтеводопроявления» для наземных скважин в провинции Альберта, Канада. Adams et al. (1993) описали статистику осложнений типа «газонефтеводопроявления» для добывающих и разведочных скважин компании BP. Tallin et al. (2000) оценили вероятность возникновения осложнений типа «газонефтеводопроявления» и их объемы для разведочных скважин в Султанате Оман. Dedenuola et al. (2003) разработали комплексную стохастическую модель проявлений осложнений типа «газонефтеводопроявления», используя данные из скважин Shell в дельте Нигера. Mason and Chandrasekhar (2005) разработали вероятностные модели для осложнений типа «газонефтеводопроявления», используя данные из различных скважин по всему миру. Yin et al. (2019) описали интеллектуальную систему раннего обнаружения осложнений типа «газонефтеводопроявления» в сверхглубоких высокотемпературных скважинах с высоким давлением (НРНТ) на основе технологии обработки больших данных. Yang et al. (2019) представили усовершенствованное обнаружение осложнений типа «газонефтеводопроявления» в реальном времени с использованием технологии машинного обучения.

Своевременное прогнозирование и предупреждение осложнений является крайне важной и актуальной задачей, требующей применения современных инженерных методов и подходов. Для достижения поставленных целей необходимо решить следующие ключевые задачи:

1. Разработка классификации осложнений и предаварийных ситуаций при строительстве нефтяных и газовых скважин для использования технологий машинного обучения и искусственных нейронных сетей.
2. Моделирование выбранных осложнений на буровом тренажере с целью обучения нейросети.
3. Анализ результатов работы нейросетевых алгоритмов по прогнозированию осложнений и предаварийных ситуаций.

Классификация осложнений

Мировой опыт показывает, что практически строительство всех скважин сопровождается осложнениями различного вида и характера. К осложнениям при бурении нефтегазовых скважин относят нарушения непрерывности технологического процесса сооружения скважины при соблюдении технического проекта и правил безаварийного ведения буровых работ, вызванные горно-геологическими условиями проходимых пород. Основными видами осложнений являются: поглощения бурового промывочного и тампонажного растворов, газонефтеводопроявления, осыпи и обрушения неустойчивых пород, рапопроявления. Ключевыми осложнениями при строительстве скважин в многолетнемерзлых породах являются: растепление (разрушение) мерзлых стенок скважин; возникновение обвалов породы; некачественное цементирование скважин в толще мерзлых пород; смятие обсадных труб, см. Подгорнов и Ефименко, 2017. Основные факторы, влияющие на проявления осложнений при строительстве скважин приведены ниже.

Геологические факторы: термобарические условия в скважине (повышенная пластовая температура, пласты с аномально высоким и низким пластовым давлением, осложненные интервалы), тектонические нарушения, фильтрационно-емкостные свойства коллектора и степень его неоднородности, положение продуктивных пластов по отношению к подошвенным и пластовым водам.

Технико-технологические факторы: состояние ствола скважины (интервалы проявлений и поглощений, кавернозность, кривизна и перегибы ствола, толщина фильтрационной корки); качество информации по результатам геофизических исследований скважин, конструкция обсадной колонны и состав технологической оснастки (величина зазора, длина и диаметр колонн, расстановка

технологической оснастки); материалы бурового раствора (состав, физико-механические свойства, коррозионная устойчивость); технологические параметры цементирования (объем и вид буферной жидкости, скорость восходящего потока, расхаживание и вращение колонн); уровень технической оснащенности процесса цементирования. Организационные факторы: уровень квалификации членов буровой бригады; степень соответствия процесса бурения технологическому регламенту строительства скважин.

Для применения моделей на основе нейросетевых алгоритмов был разработан метод классификаций осложнений и аварий в бурении. Все осложнения и аварии были разбиты на три класса в зависимости от возможности применения нейросетевых алгоритмов, см. Varshavskiy et al., 2017 и Dmitrievsky et al., 2019:

1. Осложнения и аварии, для обнаружения которых возможно использовать нейросети;
2. Осложнения и аварии, для обнаружения которых требуется более длительное обучение на данных конкретного разреза и/или ручной ввод дополнительных данных с заданной периодичностью;
3. Осложнения и аварии, для обнаружения которых невозможно использовать нейросети.

Возможности применения нейросетевых алгоритмов для разных типов аварий и осложнений представлены в [таблице 1](#).

Таблица 1—Применение нейросетевых алгоритмов для разных типов аварий и осложнений.

Осложнение/ авария	Регистрируемый признак осложнения/аварии	Характер изменения признака осложнения/аварии	Возможность использования нейросети для предупреждения аварии/осложнения (1 – возможно; 0 – невозможно; 0,5 – требуется более длительное обучение на данных конкретного разреза и/или ручной ввод дополнительных данных)
Осыпи (обвалы)	Давление на буровом насосе	Резкое повышение	1
	Вынос шлама	Увеличение формы, размеров и количества шлама	0.5
	Недохождение бурильной колонны до забоя без промывки и проработки	Снижение веса на крюке при спуске инструмента в скважину	1
	Вес на крюке	Увеличение веса на крюке при подъеме и снижение веса при спуске сверх допустимых интервалов	1
Ползучесть	Вес на крюке	Увеличение веса на крюке при подъеме и снижение веса при спуске сверх допустимых интервалов	1
	Недохождение бурильной колонны до забоя без промывки и проработки	Снижение веса на крюке при спуске инструмента в скважину	1
	Вес на крюке	Резкое снижение	1
Желобообразование	Затяжки и посадки	Увеличение веса на крюке при подъеме и снижение веса при спуске сверх допустимых интервалов	1
Поглощение бурового раствора	Расход бурового раствора на выходе из скважины	Расход бурового раствора на выходе из скважины меньше, чем на входе	1
	Уровень жидкости в приемных емкостях	Уменьшение	1

Осложнение/ авария	Регистрируемый признак осложнения/аварии	Характер изменения признака осложнения/аварии	Возможность использования нейросети для предупреждения аварии/осложнения (1 – возможно; 0 – невозможно; 0,5 – требуется более длительное обучение на данных конкретного разреза и/или ручной ввод дополнительных данных)
Газонефте- водопроявления	Расход бурового раствора на выходе из скважины	Расход бурового раствора на выходе из скважины больше, чем на входе; в том числе перелив при выключенных насосах	1
	Уровень жидкости в приемных емкостях	Увеличение	1
	Газосодержание	Увеличение при бурении, увеличение при восстановлении циркуляции	1
	Объем в доливной емкости	Уменьшение против расчетного объема бурового раствора, доливаемого в затрубное пространство скважины при подъеме инструмента	1
	Объем в доливной емкости	Увеличение против расчетного объема бурового раствора приемной емкости при спуске инструмента	1
	Давление на насосе	Снижение	1
	Скорость проходки	Увеличение	1
	Крутящий момент на роторе	Увеличение	1
	Размер шлама	Увеличение	0.5
	Температура бурового раствора на выходе	Увеличение	1
	d-экспонента	Снижение	1
Сальнико- образование	Форма и размер шлама	Плотные комки породы и куски глинистой корки	0.5
	Расход бурового раствора на выходе	Перелив бурового раствора на устье при подъеме бурильной колонны	1
	Давление на насосе	Повышение	1
	Вес на крюке	Снижение	1
	Механическая скорость проходки	Снижение	1
Аварии с элементами бурильной колонны	Вес на крюке	Снижение	0
	Давление на насосе	Снижение	0
	Крутящий момент	Снижение	0
Прихваты бурильных и обсадных колонн	Несоответствие нагрузки на крюке весу колонны	Снижение при спуске, увеличение при подъеме	1
Прихват шлагом	Крутящий момент	Увеличение	1
	Осевая нагрузка при подъеме	Увеличение	1
	Давление на насосе	Увеличение	1
	Количество шлама на виброситах	Снижение	0
Прихват горными породами	Крутящий момент	Увеличение	1
	Осевая нагрузка при подъеме	Увеличение	1
	Осевая нагрузка при спуске	Снижение	1
	Давление на насосе	Увеличение	1

Осложнение/ авария	Регистрируемый признак осложнения/аварии	Характер изменения признака осложнения/аварии	Возможность использования нейросети для предупреждения аварии/осложнения (1 – возможно; 0 – невозможно; 0,5 – требуется более длительное обучение на данных конкретного разреза и/или ручной ввод дополнительных данных)
Дифференциальный прихват (прихват глинистой коркой)	Несоответствие нагрузки на крюке весу колонны	Снижение при спуске, увеличение при подъеме	1
	Невозможность вращать бурильную колонну	Увеличение крутящего момента до максимально допустимого	1
Прихват осколками металла или предметами, упавшими в скважину (инструмент должен находиться в обсадной колонне или твердых породах)	Крутящий момент	Неожиданные и непостоянные колебания	0
	Вес на крюке	Неожиданные и непостоянные колебания	0
	Инструмент или оборудование на рабочей площадке	Отсутствие	0
Аварии с долотами	Механическая скорость проходки	Резкое снижение	0
	Крутящий момент	Скачкообразное изменение, резкие изменения	0

На основе результатов проведенного анализа аварий и осложнений в процессе строительства нефтяных и газовых скважин обоснован метод классификации осложнений и аварий по степени применимости нейронных сетей. Дальнейшие исследования решено проводить для следующих выбранных осложнений: газонефтеводопроявления, поглощения, прихват шламом.

Планирование эксперимента на буровом тренажере

Одной из трудностей применения нейросетевых алгоритмов для предупреждения осложнений является необходимость предварительного обучения данного алгоритма. Для обучения обычно требуются десятки и сотни примеров. Количественно осложнений при бурении скважин не так уж много, но их ликвидация занимает много времени. Ограниченное количество осложнений, происходящих на реальных скважинах по сравнению со временем штатного бурения, диктует необходимость использования для их моделирования полномасштабных буровых симуляторов.

Малое количество осложнений, реально происходящих при бурении, не является достаточным для надлежащего обучения нейросети. Нейросеть должна распознавать довольно редко встречающиеся события, но цена каждой ошибки при этом может быть очень высока. Для восполнения пробела в количестве аварийных ситуаций использовался буровой тренажер. Полномасштабный буровой тренажер DrillSim-5000 позволяет моделировать все виды работ, которые выполняются на буровой установке, включая технологии по предотвращению осложнений и аварий при строительстве скважин. Основной особенностью тренажера по сравнению с реальной скважиной является возможность моделирования различных осложнений в количестве, достаточном для обучения нейросети.

Тренажеры уже много лет используются для предварительной подготовки к бурению реальной скважины, тренировки буровых бригад, отработки планов действий в нештатных ситуациях. В работе Vlika et al. (2014) описано, как симулятор позволил команде инженеров уточнить программу бурения до начала операций. Была протестирована система Managed pressure drilling (MPD) и различные варианты действий в нештатных ситуациях. Буровой подрядчик, оператор и подрядчик

по Managed pressure drilling (MPD) согласовали последовательность работ, способы коммуникации и лучшие практики перед началом работы. Были обновлены деревья решений. В работе Rommetveit et al. (2007) описано, как тренажер используется для моделирования и анализа реальных данных, поступающих с буровой. У тренажера имеется возможность визуализации реального процесса бурения и система поддержки принятия решений. В работах Tang et al. (2016), Odegard et al. (2013) представлен симулятор виртуальной скважины используется для прогнозирования осложнений, таких как газонефтеводопроявления, поглощения, прихват бурильной колонны и многих других. Функциональные возможности тренажера DrillSim-5000 позволяют сделать модель скважины, максимально приближенную к реально пробуренной скважине. Для построения таких моделей, были проанализированы скважины, пробуренные на месторождении Volve. Анализ траекторий скважин показал, что из 10 скважин, по которым имеются подробные данные, 4 скважины имеют тангенциальный профиль, 3 скважины j-образный профиль, 2 скважины s-образный профиль и одна скважина вертикальная. Боковые стволы также построены по одному из перечисленных профилей. При планировании эксперимента были учтены все применяемые на Volve типы профилей. В процессе работы над проектом была построена модель скважины месторождения Volve 15/9-F-10 на этапе бурения под эксплуатационную колонну. Основные параметры скважины, следующие:

Глубина скважины по стволу/по вертикали: 2620/2295 метров.

Диаметр промежуточной колонны: 508 мм.

Глубина спуска промежуточной обсадной колонны по стволу/по вертикали: 1389/1351 метр.

Диаметр открытого ствола: 444,5 мм.

Плотность бурового раствора: 1,51 кг/л.

Тип бурового раствора: на нефтяной основе.

Пластическая вязкость бурового раствора: 10 сПз.

Динамическое напряжение сдвига бурового раствора: 9,58 Па.

Общие для всех типов профилей скважины параметры приведены в [таблице 2](#).

Таблица 2—Геометрические параметры участка бурения

1. Общие параметры участка бурения	
Параметр	Значение
Альтитуда ротора, м	9
Глубина спуска предыдущей обсадной колонны, м	1389
Глубина спуска хвостовика, м	0
Диаметр открытого ствола, мм	444,5
Глубина по вертикали точки начала искривления, м	325
Глубина скважины по стволу, м	2620
2. Параметры участка бурения для тангенциального профиля	
Параметр	Значение
Угол искривления участка набора кривизны, °	45
Интенсивность набора кривизны, °/30м	0,75
Длина участка стабилизации, м	500
Глубина скважины по вертикали, м	2295
3. Параметры участка бурения для S-образного профиля	
Параметр	Значение
Угол искривления участка набора кривизны, °	85
Интенсивность набора кривизны, °/30м	0,75

Длина участка стабилизации, м	1300
Угол искривления участка падения кривизны, °	45
Интенсивность падения кривизны, °/30м	0,7
Глубина скважины по вертикали, м	2255
4. Параметры участка бурения для горизонтального профиля	
Параметр	Значение
Угол искривления 1-го участка набора кривизны, °	45
Интенсивность 1-го набора кривизны, °/30м	0,75
Длина участка стабилизации, м	500
Угол искривления 2-го участка набора кривизны, °	90
Интенсивность 2-го набора кривизны, °/30м	0,6
Глубина скважины по вертикали, м	2255

В целях генерации обучающей выборки для нейросети было запланировано проведение серии экспериментов. Всего проведено моделирование для трех типов осложнений:

- Газонефтеводопроявление
- Поглощение
- Прихват бурительной колонны по причине накопления шлама в наклонно-направленном участке скважины.

Методика моделирования осложнений типа «газонефтеводопроявление»

Таблица 3—Матрица диапазона варьирования параметров для моделирования осложнений типа «газонефтеводопроявление».

№	Параметр	Значение 1	Значение 2	Значение 3
1	$P_{пл}$	$1,05 \cdot P_{заб}$	$1,15 \cdot P_{заб}$	-
2	$K_{пр}$	50	200	-
3	$T_{пл}$	$0,5 \cdot T_{покр}$	$1,2 \cdot T_{покр}$	-
4	Буровой раствор	РВО	РУО	-
5	ТСС	Т	С	-

Методика моделирования осложнений типа «поглощение»

Таблица 4—Матрица диапазона варьирования параметров для моделирования осложнений типа «поглощение».

№	Параметр	Значение 1	Значение 2	Значение 3
1	$P_{полг}$	$0,97 \cdot P_{заб}$	$0,95 \cdot P_{заб}$	$0,90 \cdot P_{заб}$
2	$T_{пл}$	$0,5 \cdot T_{покр}$	$0,9 \cdot T_{покр}$	$1,2 \cdot T_{покр}$

Методика моделирования осложнения типа «Прихват бурильной колонны по причине накопления шлама в наклонно-направленном участке скважины»

Таблица 5—Матрица диапазона варьирования параметров для моделирования осложнения типа «прихват бурильной колонны по причине накопления шлама в наклонно-направленном участке скважины».

№	Параметр	Значение 1	Значение 2	Значение 3
1	$T_{пл}$	$0,5 \cdot T_{покр}$	$0,9 \cdot T_{покр}$	$1,2 \cdot T_{покр}$
2	$V_{шл}$	Низкая	Средняя	Высокая
3	ТСС	T	S	G

Методика моделирования бурения без осложнений

Таблица 6—Матрица диапазона варьирования параметров для моделирования бурения без осложнений.

№	Параметр	Значение 1	Значение 2	Значение 3
1	Буровой раствор	РВО	РУО	-
2	$T_{пл}$	$0,5 \cdot T_{покр}$	$0,9 \cdot T_{покр}$	$1,2 \cdot T_{покр}$
3	ТСС	T	S	G

Итого проведено 86 экспериментов для обучения и проверки работы нейросети.

Методика проведения эксперимента

Моделирование каждого скважинного эксперимента по бурению скважины осуществляется по следующей методике.

- Задаются априорные параметры модели в соответствии с порядковым номером эксперимента согласно матрице планирования эксперимента.
- Запускается процесс бурения скважины.
 - a. Начальные условия: долото на забой, насосы выключены, ротор выключен.
 - b. Запуск насосов (скорость каждый раз выбиралась произвольно в диапазоне 60-100 ход/мин).
 - c. Запуск ротора (скорость вращения 60-140 об/мин).
 - d. Спуск долота на забой, создание нагрузки на долото (в диапазоне 4-10 тонн), начало процесса бурения.
- Процесс бурения ведется без осложнений в течение 20-40 минут.
- Задается тип осложнения (только для «шламонакопления»). Осложнения типа «поглощение» и «газонефтеводопроявление» будут происходить автоматически при достижении заданной глубины.
- В зависимости от типа моделируемого осложнения порядок действия, следующий:
 - a. При получении прямых признаков осложнений типа «газонефтеводопроявление» подъем долота с забоя, остановка вращения, циркуляции, закрытие противовыбросового оборудования, ожидание стабилизации давлений.
 - b. При возникновении осложнения типа «поглощение» продолжать бурение 5 минут, затем остановить насосы и подождать еще 5 минут перед прекращением эксперимента.
 - c. При возникновении проблем с осложнением типа «шламонакопление» нужно повышать частоту вращения ротора и скорость работы насоса, пытаться уменьшить

высоту шламовой подушки, или понизить нагрузку на долото. Продолжать бурение еще в течение 30 минут или до осложнения типа «прихват» бурильной колонны и остановки вращения ротора.

- В полученном графике установить метку начала типа осложнения, и передать полученную информацию для проведения анализа данных с применением нейросетевых алгоритмов.

При выполнении эксперимента оператор (бурильщик) непосредственно регулирует следующие параметры: скорость работы насоса; частоту вращения ротора и нагрузку на долото как снижение параметра «вес на крюке» в процессе бурения. Остальные параметры являются выходными для бурильщика. На их основе он и узнает о произошедших осложнениях.

Использование данных моделирования для обучения нейронной сети

Для формирования топологии, обучения и валидации модели для прогнозирования возникновения предаварийных ситуации типа «газонефтеводопроявление» во время бурения был разработан соответствующий программный модуль с использованием данных моделирования симулятора. Задача прогнозирования была решена с использованием нескольких подходов, включая регрессионный метод, а также одноклассовую классификацию. В реализованном программном модуле используются методы, основанные на машинном обучении и искусственной нейронной сети с топологией, включающей использование рекуррентных нейронных сетей долгой краткосрочной памяти (LSTM - Long Short-Term Memory).

Процедура подготовки данных с тренажера для формирования обучающих образцов из архивных данных

По результатам экспериментов по моделированию процесса бурения с возникновением аварийных ситуаций было получено 69 записей моделирования, в том числе 33, относящихся к бурению с осложнением типа «газонефтеводопроявление», 27 с накоплением шлама на забое, 9 с поглощением бурового раствора. В каждой записи отмечался момент времени, указывающий на начало осложнения. Этот момент в дальнейшем трактовался как крайний момент предсказания. Частота регистрации параметров при моделировании варьировалась. В среднем между соседними точками интервал времени составлял 38 секунд, минимальный временной интервал составлял 6 секунд, а максимальный - 2 минуты. Такие размеры временных интервалов приводили к небольшому количеству точек, доступных для анализа. В связи с этим, в процесс предварительной обработки данных был включен этап добавления промежуточных точек с временным интервалом 1 секунде. Для получения значений параметров в этих точках использовался метод линейной интерполяции. Процедура предварительной обработки обучающей выборки реализована в виде скрипта запуска программы и набора функций.

Процедура добавления вспомогательных методов машинного обучения

В ходе исследования было выявлено, что модель искусственной нейронной сети для прогнозирования надвигающегося осложнения типа «газонефтеводопроявление» из-за ее сложности учится более качественно, когда, помимо начальных значений параметров бурения, она также получает результат некоторых вспомогательных моделей машинного обучения, которые обучаются для решения задач регрессии функции индикатора с настройкой модели для отслеживания изменений определенных параметров, а также с задачей выделения аномальных ситуаций в показаниях наблюдаемых параметров во время бурения.

Процедура формирования топологии, обучение и валидация искусственной нейронной сети

Эта процедура предназначена для формирования топологии модели искусственной нейронной сети, ее обучения, а также валидации. Процедура позволяет сохранять веса обученной модели и загружать их для использования в процессе прогнозирования. Топология нейронной сети состоит из трех слоев:

1. Первые два слоя представляют собой многослойный персептрон (MLP), состоящий из полностью связанных слоев, в каждом слое имеется четыре нейрона с сигмоидальной активационной функцией, многослойный персептрон (MLP) применяется к каждому тикку последовательности независимо от других;
2. Следующий рекуррентный слой состоит из четырех нейронов контролируемого рекуррентного блока (Gated Recurrent Unit - GRU);
3. Последний выходной слой предназначен для решения задачи классификации двух нейронов с функцией активации softmax.

При обучении этого модуля модели искусственной нейронной сети для определения осложнения типа «газонефтеводопроявление» были получены следующие показатели качества: точность - 0,89; средневзвешенная оценка f1 - 0,86.

Порядок формирования выходных данных и сигнализации о чрезвычайных ситуациях

Для прогнозирования возникновения осложнений типа «газонефтеводопроявление» по параметрам в реальном времени был использован класс «Kick_Predictor». Конструктор класса получает конфигурацию, на основе которой формируется последовательность процедур предварительной обработки параметров и используемая модель. Для модели сразу после ее сборки загружаются обученные веса. Выходные данные процедуры являются выходными данными модели для класса 1 (соответствует ожиданию «газонефтеводопроявления»), что означает степень уверенности в возникновении аварийного события и оценку ситуации в соответствии с заданным критерием: если значение достоверности для класса 1 больше, чем значение для класса 0, то стоит подать сигнал тревоги о приближающемся предаварийном состоянии, иначе не подавать сигнал.

Выводы

Результаты проекта следующие:

- Осложнения и аварии, возникающие при бурении были по степени применимости нейросетевых алгоритмов.
- Показана возможность использования бурового тренажера для создания обучающей выборки для нейронной сети.
- Для прогнозирования и распознавания осложнений бурения была выбрана наиболее оптимальная топология нейронной сети, что позволяет прогнозировать осложнения с высокой точностью и в течение соответствующего периода времени, что позволит бурильщику предпринять соответствующие действия, чтобы предотвратить осложнение или минимизировать его последствия.

Благодарности

Авторы выражают благодарность руководству Института проблем нефти и газа Российской академии наук за разрешение представить и опубликовать данную работу по результатам реализации проекта «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

технологии искусственного интеллекта и промышленного блокчейна для снижения рисков проведения геолого-разведочных работ, в том числе 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, уникальный идентификатор проекта RFMEFI60419X0217.

Условные обозначения

$P_{пл}$	пластовое давление
$P_{заб}$	забойное давление
$K_{пр}$	проницаемость пласта
$T_{пл}$	показатель буримости продуктивного пласта
$T_{покр}$	показатель буримости покрышки
TCC	траектория ствола скважины
T	тангенциальный профиль
S	S-образный профиль
G	G-образный профиль
$P_{погл}$	давление начала поглощения
$V_{шл}$	скорость шламакопления

Литература

- Abbas et al. (2019). Implementing artificial neural networks and support vector machines to predict lost circulation. *Egyptian Journal of Petroleum*. 10.1016/j.ejpe.2019.06.006.
- Adams, A., Parfitt, S., Reeves, T. et al. 1993. Casing System Risk Analysis Using Structural Reliability. Paper presented at the SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, The Netherlands, 22–25 February. SPE-25693-MS. <https://doi.org/10.2118/25693-MS>.
- Алдамжаров Н.Н. Предупреждение аварий и осложнений при бурении разветвленно-горизонтальных стволов скважин // *Новости науки Казахстана*. № 3(133). 2017.
- Al-Hameedi, A. T. T., Alkinani, H. H., Dunn-Norman, S., Flori, R. E., Hilgedick, S. A., Amer, A. S., & Alsaba, M. T. (2018). Using Machine Learning to Predict Lost Circulation in the Rumaila Field, Iraq. SPE-191933-MS was presented at SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition, 23-25 October, Brisbane, Australia. <https://doi.org/10.2118/191933-MS>.
- Alkinani, H. H., Al-Hameedi, A. T. T., Dunn-Norman, S., Alkhamis, M. M., and Mutar, R. A. (2019, April 8). Prediction of Lost Circulation Prior to Drilling for Induced Fractures Formations Using Artificial Neural Networks. SPE-195197-MS was presented at SPE Oklahoma City Oil and Gas Symposium, 9-10 April, Oklahoma City, Oklahoma, USA. <https://doi.org/10.2118/195197-MS>.
- Alshaikh, A., Magana-Mora, A., Gharbi, S. A., & Al-Yami, A. (2019, March 22). Machine Learning for Detecting Stuck Pipe Incidents: Data Analytics and Models Evaluation. *International Petroleum Technology Conference*. doi:10.2523/IPTC-19394-MS
- Antipova, K., Klyuchnikov, N., Zaytsev, A., Gurina, E., Romanenkova, E., & Koroteev, D. (2019, September 23). Data-Driven Model for the Drilling Accidents Prediction. *Society of Petroleum Engineers*. doi:10.2118/195888-MS
- Arnaout, A., Zoellner, P., Thonhauser, G., & Johnstone, N. (2013, October 28). Intelligent Data Quality Control of Real-time Rig Data. *Society of Petroleum Engineers*. doi:10.2118/167437-MS
- Blikra, H., Pia, G., Wessel, J. S., Svendsen, M., Rommetveit, R., & Oedegaard, S. I. (2014, March 4). The Operational Benefit of Testing HPHT/MPD Procedures Using an Advanced Full Scale Drilling Simulator. *Society of Petroleum Engineers*. doi:10.2118/167958-MS
- Dedenuola, D., Iyamu, E., and Adeleye, O. 2003. Stochastic Approach to Kick Tolerance Determination in Risk Based Designs. Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado, USA, 5–8 October. SPE-84174-MS. <https://doi.org/10.2118/84174-MS>.
- Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Duplyakin V. O., Kapranov V. V. Algorithm for creating a neural network model for classification in systems for preventing complications and emergencies in construction of oil and gas wells. // *Sensors & Systems*. 2019. №12 (243). pp.3-10. doi: 10.25728/datsys.2019.12.1
- Eremin N.A., Chernikov A.D., Sardanashvili O.N., Stolyarov V.E., Arkhipov A. I. 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 Journal Neftegaz. Ru*, No. 4 (100). 2020. pp.38-50. (In Russian).

- Ferreira, A. P. L. A., Carvalho, D. J. L., Rodrigues, R. M. 2015. Automated Decision Support and Expert Collaboration Avoid Stuck Pipe and Improve Drilling Operations in Offshore Brazil Subsalt Well. Presented at the Offshore Technology Conference, Houston, Texas, 4–7 May. OTC-25838. <https://doi.org/10.4043/25838-MS>.
- Geng Z, Wang H, Fan M, et al. Predicting seismic-based risk of lost circulation using machine learning. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, 176:679–688.
- Goebel, T., Molina, R.V., Vilalta, R. et al. 2014. Method and System for Predicting a Drill String Stuck Pipe Event. <https://www.google.com/patents/US8752648> Google Patents.
- Hempkins, W. B., Kingsborough, R. H., Lohec, W. E. 1987. Multivariate Statistical Analysis of Stuck Drillpipe Situations. *SPE Drilling Engineering* 2 (03): 237–244. SPE-14181-PA. <https://doi.org/10.2118/14181-PA>.
- Hou, X., Yang, J., Yin, Q., Chen, L., Cao, B., Xu, J., ... Zhao, X. (2019, October 21). Automatic Gas Influxes Detection in Offshore Drilling Based on Machine Learning Technology. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/198534-MS
- Jahanbakhshi, R., Keshavarzi, R., Aliyari Shoorehdeli, M., & Emamzadeh, A. (2012, December 1). Intelligent Prediction of Differential Pipe Sticking by Support Vector Machine Compared With Conventional Artificial Neural Networks: An Example of Iranian Offshore Oil Fields. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/163062-PA
- Jahanbakhshi et al. (2014) Artificial neural network-based prediction and geomechanical analysis of lost circulation in naturally fractured reservoirs: a case study, *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 18:3, 320–335, DOI:10.1080/19648189.2013.860924.
- Lind, Y. B. and Kabirova, A. R. 2014. Artificial Neural Networks in Drilling Troubles Prediction. Presented at the SPE Russian Oil and Gas Exploration and Production Technical Conference and Exhibition held in Moscow, Russia, 14–16 October. SPE-171274-MS. <https://doi.org/10.2118/171274-MS>.
- Macpherson, J. D., de Wardt, J. P., Florence, F. et al. 2013. Drilling Systems Automation: Current State, Initiatives and Potential Impact. Presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana, USA, 30 September–2 October. SPE-166263-MS. <https://doi.org/10.2118/166263-MS>.
- Mason, S. and Chandrasekhar, S. 2005. Stochastic Kick Load Modeling. Paper presented at the SPE High Pressure/High Temperature Sour Well Design Applied Technology Workshop, The Woodlands, Texas, USA, 17–19 May. SPE-97564-MS. <https://doi.org/10.2118/97564-MS>.
- Miri, R., Sampaio, J. H. B., Afshar, M. 2007. Development of Artificial Neural Networks to Predict Differential Pipe Sticking in Iranian Offshore Oil Fields. Presented at the International Oil Conference and Exhibition in Mexico, Veracruz, Mexico, 27–30 June. SPE-108500-MS. <https://doi.org/10.2118/108500-MS>.
- Moazzeni, A. R., Nabaei, M., and Jegarluei, S. G. (2010). Prediction of Lost Circulation Using Virtual Intelligence in One of Iranian Oilfields. SPE-136992-MS was presented at Nigeria Annual International Conference and Exhibition, 31 July - 7. <https://doi.org/10.2118/136992-MS>.
- Murillo, A., Neuman, J., & Samuel, R. (2009, January 1). Pipe Sticking Prediction and Avoidance Using Adaptive Fuzzy Logic Modeling. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/120128-MS
- Naraghi, M. E., Ezzatyar, P., and Jamshidi, S. 2013. Prediction of Drilling Pipe Sticking by Active Learning Method (ALM). *Journal of Petroleum and Gas Engineering* 4 (07): 173–183. EBB3D3041956. <https://doi.org/10.5897/JPG2013.0166>.
- Noshi, C. I., & Schubert, J. J. (2018, October 5). The Role of Machine Learning in Drilling Operations; A Review. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/191823-18ERM-MS
- Odegard, S. I., Risvik, B. T., BJORKEVOLL, K. S., MEHUS, O., ROMMETVEIT, R., & SVENDSEN, M. (2013, March 5). Advanced Dynamic Training Simulator For Drilling As Well As Related Experience From Training Of Drilling Teams With Focus On Realistic Downhole Feedback. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/163510-MS
- Peng, Q., Fan, H., Xu, S., Zhou, H., Lai, M., Ma, G., & Fu, S. (2014, November 12). A Real-Time Warning System for Identifying Drilling Accidents. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/172303-MS
- Подгорнов В.М., Ефименко Н.С. Технология бурения скважин в многолетнемёрзлых породах // Управление качеством в нефтегазовом комплексе. 2017. № 1. С. 59-61.
- Rodrigues G. da Silva, F., de Souza Cruz, M., Barduchi, B., Bellumat, E., Vieira dos Santos, M., Barroso de Matos, V., ... Leibsohn Martins, A. (2020, July 20). Six Years Operating a Real Time Drilling Problem Detection Software in Deepwater Environments: Results and Challenges. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/199077-MS
- Rommetsveit, R., BJORKEVOLL, K. S., HALSEY, G. WESLEY, FJAR, E., ODEGAARD, S. I., HERBERT, M. C., ... LARSEN, B. (2007, January 1). e-Drilling: A System for Real-Time Drilling Simulation, 3D Visualization and Control. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/106903-MS
- Sabah, M., Talebkeikhah, M., Agin, F., Telebkeikhah, F., Hasheminasab, E., Application of decision tree, artificial neural networks, and adaptive neuro-fuzzy inference system on predicting lost circulation: A case study from Marun oil field, *Journal of Petroleum Science and Engineering* (2019), doi: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.02.045>.
- Salminen, K., Cheatham, C., Smith, M., & Valiullin, K. (2017, September 1). Stuck-Pipe Prediction by Use of Automated Real-Time Modeling and Data Analysis. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/178888-PA

- Shaker, S. S., & Reynolds, D. J. (2020, May 4). Kicks and Blowouts Prediction Before and During Drilling in the Over-Pressured Sediments. Offshore Technology Conference. doi:10.4043/30711-MS
- Tallin, A., Paslay, P., Cernocky, E. et al. 2000. Risk Assessment of Exploration Well Designs in the Oman Ara Salt. Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dallas, Texas, USA, 1–4 October. SPE-63130-MS. <https://doi.org/10.2118/63130-MS>.
- Tang, H. Y., Gang, W., Rommetveit, R., Chusov, A., Helgeland, S., & Namork, L. (2016, August 22). Advanced Drilling Simulation and Engineering Center Provide Support for Challenging Drilling Operations in the South China Sea. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/180685-MS
- Unrau, S., Torrione, P., Hibbard, M. et al. 2017. Machine Learning Algorithms Applied to Detection of Well Control Events. Presented at the SPE Kingdom of Saudi Arabia Annual Technical Symposium and Exhibition, Dammam, Saudi Arabia, 24–27 April. SPE-188104-MS. <http://dx.doi.org/10.2118/188104-MS>.
- Варшавский П.Р., Ар Кар Ма, Шункевич Д.В. Применение методов кластеризации для эффективности работы прецедентных систем. Программные продукты и системы // Software & Systems Т.30, №4. 2017 г.
- Weakley, R. R. (1990, January 1). Use of Stuck Pipe Statistics To Reduce the Occurrence of Stuck Pipe. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/20410-MS
- Wylie, W. and Visram, A. 1990. Drilling Kick Statistics. Paper presented at the SPE/IADC Drilling Conference, Houston, Texas, USA, 27 February–2 March. SPE-19914-MS. <https://doi.org/10.2118/19914-MS>.
- Yang, J., Sun, T., Zhao, Y., Borujeni, A. T., Shi, H., & Yang, H. (2019, July 15). Advanced Real-Time Gas Kick Detection Using Machine Learning Technology. International Society of Offshore and Polar Engineers.
- Yin, Q., Yang, J., Borujeni, A. T., Shi, S., Sun, T., Yang, Y., ... Zhao, X. (2019, July 15). Intelligent Early Kick Detection in Ultra-Deepwater High-Temperature High-Pressure (HPHT) Wells Based on Big Data Technology. International Society of Offshore and Polar Engineers.
- Zhang, F., Islam, A., Zeng, H., Chen, Z., Zeng, Y., Wang, X., & Li, S. (2019, November 11). Real Time Stuck Pipe Prediction by Using a Combination of Physics-Based Model and Data Analytics Approach. Society of Petroleum Engineers. doi:10.2118/197167-MS.