

Методы машинного обучения на основе данных геофизического мониторинга в задачах оптимизации производственных процессов

А.В. Осипов¹, Е.С. Плешакова¹, С.Т. Гатауллин¹

¹ МИРЭА – Российский технологический университет, 119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78

Аннотация

Цель статьи – создать эффективный метод контроля состояния бурильной колонны и долота без вмешательства в сам процесс бурения в режиме малой задержки. Для непрерывного контроля процесса бурения скважин разработана экспериментальная установка, работающая на основе использования фазометрического метода контроля. Любое перемещение долота вызывает изменение электрических характеристик зондирующего сигнала. Для получения устойчивого сигнала с глубины погружения долота до 250 м использовали частоту зондирующих электрических сигналов 166 Гц и амплитуду до 500 В; частота дискретизации (аналогоцифровой преобразователь) АЦП – 10101 Гц. Для выявления состояния бурильной колонны и долота по графикам зависимостей изменения электрических характеристик зондирующего сигнала от времени авторы статьи исследовали ряд методов глубокого обучения. Опираясь на результаты исследования, была выбрана линейка методов капсульной нейронной сети (CapsNet). Авторы разработали модификации 2D-CapsNet на основе оконного преобразования Фурье (WFT) и вейвлет-преобразования частотного среза (FSWT) (WFT-2D-CapsNet и FSWT-2D-CapsNet соответственно). Оба этих метода показали точность определения перехода между двумя слоями горных пород с разными свойствами 99 %, что на 2–3 % выше, чем результаты современных исследований горных пород на основе измерений в процессе бурения (MWD) и каротажа в процессе бурения (LWD). Оба этих метода однозначно выявляют автоколебания в бурильной колонне. При определении полностью исправного долота в случае автоколебаний метод (FSWT)-2D-CapsNet показал точность 99 %.

Ключевые слова: робототехника, искусственный интеллект, нейронные сети, инжиниринг, CapsNet, геофизический мониторинг, оптимизация бурения.

Цитирование: Осипов, А.В. Методы машинного обучения на основе данных геофизического мониторинга в задачах оптимизации производственных процессов / А.В. Осипов, Е.С. Плешакова, С.Т. Гатауллин // Компьютерная оптика. – 2024. – Т. 48, № 4. – С. 633-642. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1373.

Citation: Osipov AV, Pleshakova ES, Gataullin ST. Production processes optimization through machine learning methods based on geophysical monitoring data. Computer Optics 2024; 48(4): 633-642. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1373.

Введение

Проблема обеспечения населения чистой пресной водой издавна является ключевой проблемой человечества. Для районов, удаленных от водных путей, решением этой проблемы является бурение артезианских скважин. Водоносные горизонты могут находиться на разной глубине, и, чтобы добраться до них, следует использовать буровые установки. Это дорогостоящее оборудование, которое подвергается большим нагрузкам и часто выходит из строя. В 2015–2019 годах, по статистике, количество аварий по причине износа долот составляет более 65 % от общего числа всех [1], и важно снизить частоту отказов оборудования. На основе технического обслуживания по состоянию (СВМ) износ долота можно контролировать с помощью сигналов мониторинга состояния в режиме реального времени. А качество и эффективность конструкции можно значительно повысить, заменив долото до порога износа.

Для достижения данной цели необходимо решить ряд задач:

- создать устройство дистанционного контроля над буровой установкой;
- выявить и классифицировать процессы, способствующие возникновению аварийной ситуации и износу оборудования буровой установки; сопоставить их с показаниями с устройства дистанционного контроля;
- подобрать и обучить метод машинного обучения, который на основании показаний устройства дистанционного контроля в режиме реального времени будет отслеживать эти процессы.

Основные проблемы эффективного бурения в части перехода между двумя пластами породы с разными механическими свойствами обсуждается в статье [2]. Возникновение автоколебаний в системах роторного бурения приводит к снижению производительности бурения. В опубликованных работах по исследованию прерывистого скольжения колебания объясняются эффектами статического трения, возникающего в результате взаимодействия между породой и долотом [3–5]. Авторы [6–7] анализируют автовозбужденные осевые и крутильные колебания враща-

тельных буровых систем с помощью модели, сочетающей представление буровой конструкции с несколькими степенями свободы и не зависящим от скорости законом взаимодействия долота с горной породой. По результатам анализа резцов долот отказы в основном связаны с поликристаллическим износом, абразивным износом и выходом из строя резцов [8, 9]. Для конкретных геологических условий создаются различные новые конструкции долот PDC, повышающие их эффективность и отказоустойчивость [10].

Методы отражения сейсмических волн являются наиболее популярными методами разведки полезных ископаемых и планирования горных работ [11–13]. Традиционный метод заключается в передаче электромагнитных импульсов с заданной основной частотой в окружающую породу. В работах [14, 15] поясняется применение фазометрического метода геоэлектрического контроля, а именно использование нескольких источников зондирующих сигналов, расположенных в непосредственной близости от исследуемого объекта, и необходимого количества векторных датчиков для измерения электрического поля. При этом регистрация фазовых характеристик при фиксированном положении источника и измерительной базы с возможностью управления параметрами зондирующих сигналов основана на том, что первичное и вторичное электрические поля являются векторными величинами. Анализ изменения фазовых характеристик передаточной функции [16] имеет ряд существенных преимуществ перед амплитудными методами фиксации параметров аномальных составляющих электромагнитного поля, в частности, характеризуется повышенной чувствительностью и помехозащищенностью. [17], и позволяет решать задачи обнаружения и локализации геодинамических процессов в геологических средах [18]. Таким образом, для дистанционного контроля над процессом бурения наиболее подходит фазометрический метод геоэлектрического контроля. Он обладает повышенной чувствительностью и помехоустойчивостью по сравнению с амплитудными методами и не требует размещения элементов системы непосредственно на конструкции буровой установки.

1. Модели обработки данных

Преобразование Фурье и вейвлет-преобразование

Преобразование Фурье – хорошо известный инструмент анализа данных, но он не может эффективно обрабатывать резкие изменения, поскольку представляет данные в виде синусоид. Вейвлеты показали свою эффективность при обработке данных, локализованных во времени и пространстве. Вейвлет-преобразование нашло широкое применение в анализе сигналов и обработке изображений благодаря низкой энтропии, мультиразрешению и свойств развязки [19–22].

Генеративно-состязательные сети (GAN)

Одной из основных функций GAN является увеличение объема данных, которые в дальнейшем используются для обучения интеллектуальной системы классификации [23, 24]. Стратегия увеличения данных, основанная на алгоритмах машинного обучения, имеет для нас особое значение. Эксперименты на буровых установках стоят довольно дорого. Невозможно намеренно запустить процессы, приводящие к разрушению агрегатов в количестве, достаточном для адекватного обучения нейронной сети. Однако традиционная GAN [25, 26] имеет несколько недостатков, таких как коллапс режима, исчезновение градиента и т. д., что снижает качество генерируемых выборок. Исходя из этого, для устранения недостатков GAN в ряде работ предлагается ее усовершенствованная модель [27–28].

Капсульные сверточные нейронные сети

Капсульные сети (CapsNet), предложенные Saburetal [29], оказали значительное влияние на область глубокого обучения. В отличие от обычных сверточных сетей (CNNs), капсульные сети поддерживают отношения ориентации между объектами. Нам в первую очередь интересуют порядок объектов, который не позволяет использовать обычные CNNs. Первоначальная модель капсульной сети была впервые применена к изображениям Hinton, GE et al. [30], и эта модель является нашей основой. Однако учитывая специфику задачи, ее непосредственное использование нуждается в совершенствовании.

Краткие выводы

1. Переход долота между породами с разными свойствами и возникновение автоколебаний в бурильной колонне может привести к повреждению или даже выходу из строя всей буровой установки.
2. Из-за износа долот происходит 65 % от общего количества аварий. Выход из строя оборудования и увеличение в связи с этим простоев буровой установки составляют от 2 до 10 % стоимости скважины.
3. Используемые в настоящее время методы, позволяющие в режиме реального времени определять переход долота между разными породами с разными свойствами, имеют точность 70–96 %.
4. Фазометрический метод имеет ряд существенных преимуществ перед амплитудными методами фиксации параметров аномальных составляющих электромагнитного поля, в частности, характеризуется повышенной чувствительностью и помехоустойчивостью. Его использование совместно с CapsNet имеет хорошие перспективы для реализации безотказной работы бурильной колонны и долота.

2. Материалы и методы

Мы использовали установку для бурения водяных скважин AtlasCorso модели T3W. Для бурения использовались долота PDC и трехшарошечные долота, которые универсальны для горных пород различной твердости. Средняя нагрузка на долото – 100 кН, угловая скорость – от 20 до 120 об/мин. Для оценки возможности использования фазометрического метода геоэлектрического контроля в задачах мониторинга грунтов при бурении скважин было проведено натурное исследование процесса прохождения долота подземных пород с различными электрическими характеристиками при бурении скважин на воду.

При этом использовались следующие параметры экспериментальной установки: расстояние между излучающими электродами – 800 м; расстояние между приемными электродами M_1N_1 – 700 м, расстояние между приемными электродами M_2N_2 – 600 м, расстояние между приемными электродами M_3N_3 – 500 м, расстояние между приемными электродами M_4N_4 – 400 м, частота зондирующих гармонических электрических сигналов – 166 Гц, амплитуды зондирующих гармонических электрических сигналов – 500 В; частота дискретизации АЦП – 10101 Гц.

В ходе исследований была пробурена скважина глубиной 250 м. В процессе бурения фиксировались изменения фазовых характеристик электрических сигналов (рис. 1).

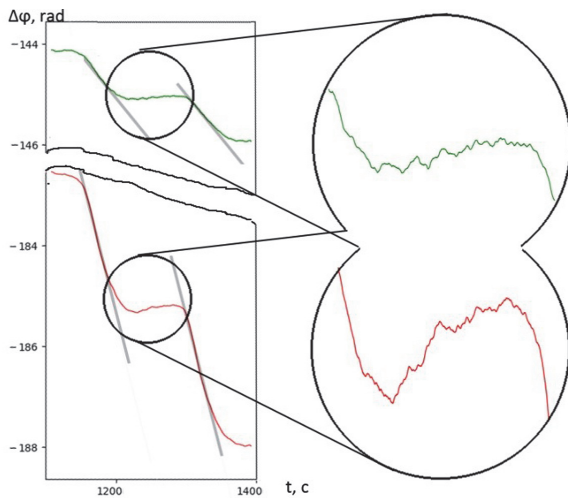


Рис. 1. График изменения фазовых характеристик электрических сигналов от долота в двух точках регистрации

На рис. 2а показан переход долота от одной горной породы к другой. Из графика виден процесс плавного перехода от одной линейной зависимости к другой.

Рис. 2b – переход долота из одной горной породы в другую с изменением режима вращения долота.

Рис. 2c – прохождение долота через более плотное включение, находящееся в однородном слое горной породы.

Рис. 2d – движение долота в слое с менее плотным включением. Это может быть небольшая полость.

На рис. 2 с пометкой ` представлены вторые производные функциональных зависимостей соответствующих процессов.

Рис. 2a' – наблюдается характерный пик, соответствующий переходу долота от одной горной породы к другой.

Рис. 2b' – наблюдаются два характерных пика. Второй связан с изменением режима вращения долота.

Рис. 2c' – переход к более плотному включению, и его преодоление характеризуется резким скачком на графике от максимума к минимуму и наоборот.

Рис. 2d' – наблюдается единственный резкий скачок от минимума к максимуму.

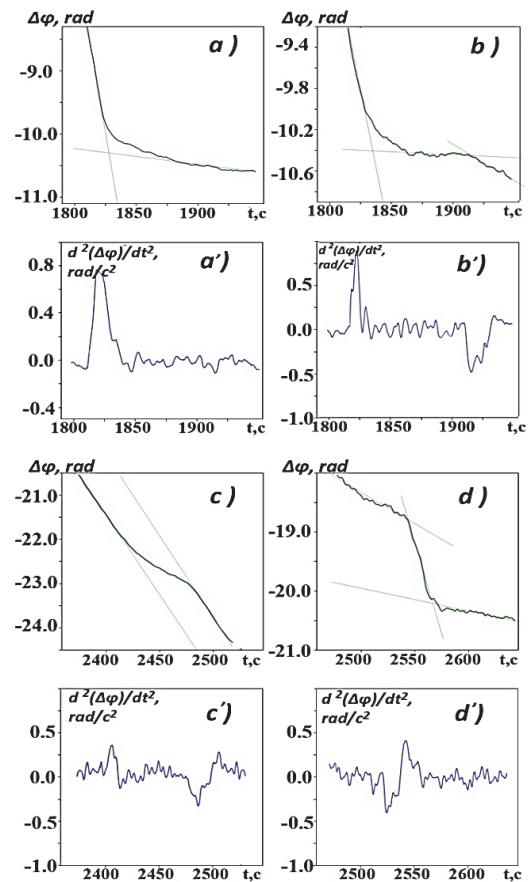


Рис. 2. Виды графиков изменения фазовых характеристик электрических сигналов

Инструменты обработки данных

Для разработки алгоритма использовался язык программирования Python 3.9.13 и библиотека машинного обучения PyTorch 1.13.1. Экспериментальная платформа была оснащена процессором IntelCore i9-12900H, графическим процессором GeForce RTX 3060 6 Гб и 64 Гб оперативной памяти.

Предварительная обработка сигналов

Изменение фазовых характеристик сигналов дает информацию о глубине бурения и электрических ха-

рактических характеристиках слоев подземных пород, в которые погружено долото, что позволяет судить о степени влагонасыщенности подземных пород. При движении долота в однородной среде с постоянной влагонасыщенностью и с постоянной линейной скоростью график зависимости фазового перехода от времени будет линейным. Изменение влажности и характеристик подземных пород приводит к изменению формы графика. Идея метода заключается в том, чтобы по виду графика (рис. 1) определить процессы, происходящие в данный момент на границе раздела между долотом и подземной горной породой.

На рис. 2 показаны различные возможные варианты процессов, протекающих на стыке долото – подземная горная порода.

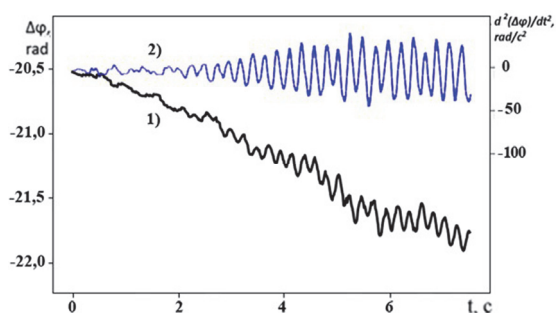


Рис. 3. Развитие автоколебаний бурильной колонны

На рис. 3 кривая 1 показывает, как выглядят возникающие автоколебания на графике изменения фазовой характеристики электрических сигналов, а кривая 2 – второй производной от него. Бурение велось на глубине 140 метров с использованием 3-лопастного долота PDC. В бурильной колонне с использованием этих типов долот часто возникают автоколебания [2].

На рис. 3 отчетливо видно возникновение периодических колебаний. Устойчивый процесс бурения, представленный небольшими отклонениями вдоль некоторой линии, переходит в колебательный процесс, достигающий максимальной амплитуды за короткий промежуток времени. На рисунке этот процесс разворачивается всего за 8 секунд. В дальнейшем изменение амплитуды автоколебаний будет свидетельствовать о неоднородности горной породы либо о повреждении долота.

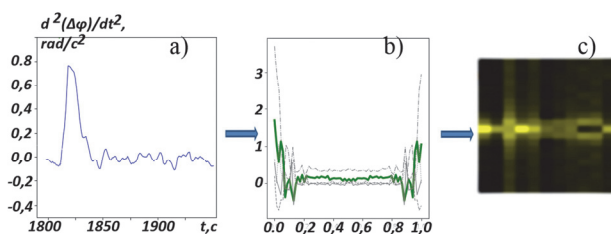


Рис. 4. График частотного спектра

Преобразование графиков в 2D-вид

Чтобы использовать 2D-CapsNet для анализа фазометрических данных, авторы статьи использовали два подхода. Для первого подхода было применено

оконное преобразование Фурье. Сделан ряд преобразований (рис. 4). По второй производной функциональной зависимости (рис. 4a) фазометрического сигнала построено 32 графика частотного спектра (рис. 4b). Для их создания использовалась библиотека Pythonscipy.fftpack. Сигнал был разбит на 32 окна с перекрытием 80 %. Все абсциссы частотных спектров переводятся в интервал от 0 до 1 командой linspace библиотеки python numpy. По графикам частотного спектра строилась тепловая карта. Каждый график представляет собой столбец на изображении (рис. 4c).

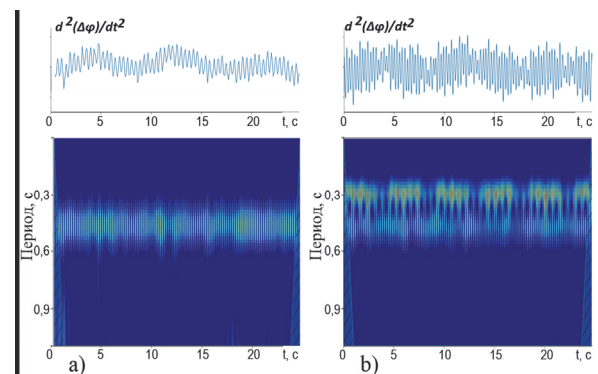


Рис. 5. Графики вторых производных колебаний геоэлектрических сигналов и их 2D-модели FSWT

Второй способ получения 2D-модели связан с вейвлет-преобразованием. На рис. 5 представлены графики вторых производных колебаний геоэлектрических сигналов и их 2D-модели FSWT для случая колебаний, вызванных вращением долота с автоколебанием буровой установки (рис. 5a), и колебаний, вызванных вращением долота и автоколебанием буровой колонны (рис. 5b). 2D-модель получена с помощью вейвлета «morl», функция частотного среза (FSF) которого определяется формулой:

$$\varphi(t) = \exp^{-t^2/2} \cos(5t). \tag{1}$$

На рис. 5b хорошо видно разделение двух процессов. В дальнейшем эти процессы будут рассматриваться отдельно.

Генеративные состязательные сети

Для прекращения колебательного процесса в бурильной колонне необходимо изменить режим работы. Проблема с отслеживанием колебаний заключается в том, что этот процесс происходит случайным образом и сложно собрать необходимое количество данных для обучения нейронной сети. Для получения набора данных необходимых объемов требуется значительное количество времени для наблюдения за работой бурильной колонны. Чтобы увеличить набор обучающих данных, авторы использовали GAN (рис. 6).

Архитектура GAN состоит из генератора и дискриминатора, настроенных на работу друг с другом.

Как показано на рис. 7, вход G представляет собой 100-мерный случайный гауссовский шум z со сред-

ним значением 0 и стандартным отклонением 1. В-первых, z проецируется и преобразуется в карты признаков размером $4 \times 4 \times 512$. Затем эти карты признаков преобразуются в представления Conv с помощью 4 блоков деконволюции (Deconv) (табл. 1). Каждый блок включает в себя уровень Deconv с размером ядра 3×3 , уровень пакетной нормализации (BN), используемый для ускорения обучения модели и улучшения ее способности к обобщению, и уровень активации PReLU.

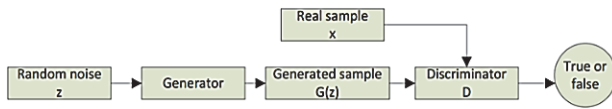


Рис. 6. Структура GAN



Рис. 7. Блочное представление сетевой модели генератора GAN

$$PReLU(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ \alpha_i x, & \text{if } x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

где i представляет индекс канала и α_i является обучаемым параметром. Мы используем версию PReLU с общим каналом. Здесь совместное использование канала означает, что коэффициент α_i используется всеми каналами одного уровня. Начальное значение α_i присваивается со значением 0,25. Значения α_i обновляются обратным распространением и оптимизируются одновременно во всех слоях [34].

Табл. 1. Слои модели генератора GAN

LayerName	Filter x KernelSize	OtherParams	OutputSize
Z	–	–	100
Deconv.	$512 \times 3 \times 3$	strides = 2 act = PReLU	$4 \times 4 \times 512$
Deconv.	$256 \times 3 \times 3$	strides = 2 act = PReLU	$8 \times 8 \times 256$
Deconv.	$128 \times 3 \times 3$	strides = 2 act = PReLU	$16 \times 16 \times 128$
Deconv.	$64 \times 3 \times 3$	strides = 2 act = PReLU	$32 \times 32 \times 64$
Deconv.	$3 \times 3 \times 3$	strides = 1 act = PReLU	$32 \times 32 \times 3$

На вход D поступает изображение размером $32 \times 32 \times 3$ (рис. 8). Количество пикселей в изображении 32×32 . Каждый пиксель кодируется тремя цветами (красным, зеленым и синим). Изображение проходит через три сверточных слоя и два слоя MaxPool, параметры которых показаны в табл. 2. Затем идет слой пакетной нормализации (BN), используемый для ускорения обучения модели и улучшения ее способности к обобщению. Модуль уменьшения в основном

используется для дальнейшего уменьшения размеров. Ниже приведен слой исключения, чтобы предотвратить переобучение модели. Наконец, для вывода предсказанных вероятностей используются два полносвязных (FC) слоя.

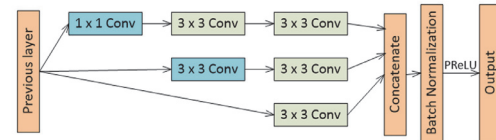
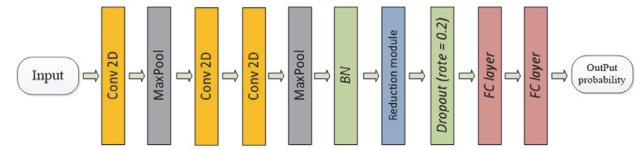


Рис. 8. Блочное представление сетевой модели Discriminator GAN

Табл. 2. Уровни модели дискриминатора GAN

LayerName	Filter x Kernel Size	OtherParams	OutputSize
InputLayer	–	–	$32 \times 32 \times 3$
Conv2D	$32 \times 3 \times 3$	strides = 1	$32 \times 32 \times 32$
MaxPool	$64 \times 3 \times 3$	strides = 2	$15 \times 15 \times 64$
Conv2D	$64 \times 1 \times 1$	strides = 1	$15 \times 15 \times 64$
Conv2D	$96 \times 3 \times 3$	strides = 1	$13 \times 13 \times 96$
MaxPool	$64 \times 3 \times 3$	strides = 1	$11 \times 11 \times 192$
BN	–	–	$11 \times 11 \times 192$
Reduction module	–	–	$5 \times 5 \times 576$
DropOut	–	–	$5 \times 5 \times 576$
FC layer	–	–	14400
FC layer	–	–	1
OutPut	–	–	1

При обучении GAN используются следующие гиперпараметры: Batchsize – 64; Epochs – 150; Learningrate – 0,0001; Optimizer – Adam optimizer.

2D-CapsNet

В данной статье была разработана двумерная модель капсульной сети 2D-CapsNet для автоматического распознавания процессов, происходящих при бурении и мониторинге с использованием фазометрического метода (рис. 9).

При обучении 2D-CapsNet используются следующие гиперпараметры: Batchsize – 50; Epochs – 30; Learningrate – 0,0001; Optimizer – Adam optimizer

Общая структура предлагаемой 2D-модели CapsNet представлена в табл. 3. После первого слоя Conv2D входные изображения $32 \times 32 \times 3$ преобразуются в карты признаков $16 \times 16 \times 128$, за которыми следует сеть улучшения признаков (карта признаков). Он состоит из четырех ветвей, каждая из которых усиливает признаки, характеризующие повреждение долота и автоколебания в буровой колонне (рис. 9).

Базовый классификатор CapsNet состоит из трех частей:

1. Первичный капсульный слой (Primary Caps), представляющий собой улучшенный слой

Conv2D, в котором 128 каналов преобразуются в 16 векторов длины 8.

2. Уровень цифровой капсулы (Digit Caps), который использует алгоритм динамической маршрутизации для преобразования выходных данных Primary Caps в n 16-мерных векторов капсулы, где алгоритм повторяется три раза, а n представляет количество типов повреждений долота.

3. На выходе норма L2 вектора капсулы определяет окончательный результат классификации повреждений долота.

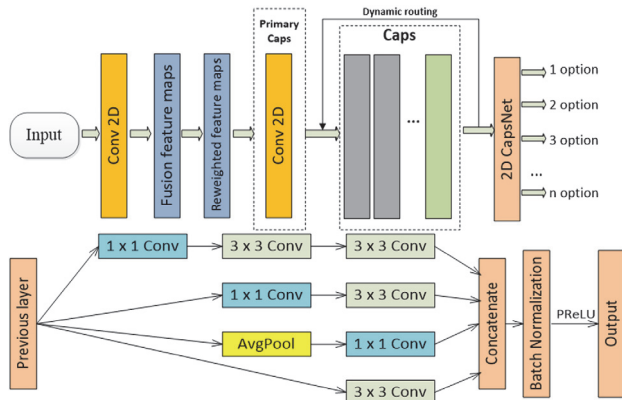


Рис. 9. Блочное представление сетевой модели 2D-CapsNet для автоматического определения характера изменения условий бурения

Табл. 3. Слои модели 2D-CapsNet и различные параметры слоев (для группы сегментов 51, 4 с)

Layer Name	Filter × Kernel Size	Dim × Num (capsules)	Other Params	Output Size
Input Layer	–	–	–	32×32×3
Conv2D	128×3×3	–	strides = 2 act = PReLU	16×16×128
Fusion feature maps				16×16×128
Reweighted feature maps				16×16×128
Primary Caps (Conv2D)	128×3×3	15×15×8×16	strides = 2	15×15×128
Digit Caps		16× n		n ×16
2D-CapsNet				n

Предлагаемый подход

Авторы статьи предлагают алгоритм обнаружения состояния буровой системы, приводящего к ее повреждению (рис. 10 и 11):

Шаг 1: обрабатывается сигнал изменения фазовых характеристик электрических сигналов, поступающих от передатчика экспериментальной установки, и от него находится вторая производная.

Шаг 2:

а) Используя WFT или FSWT без автоколебаний бурильной колонны, результирующий график

второй производной преобразуется в 2D-изображение RGB определенного размера. Дальнейшая обработка осуществляется по схеме, представленной на рис. 10.

б) Используя FSWT с автоколебаниями бурильной колонны, результирующий график второй производной преобразуется в 2D-изображение RGB определенного размера, изображение разделяется на две части. Дальнейшая обработка осуществляется по схеме, представленной на рис. 11.

Шаг 3: Эти образцы изображений разделены на две части в соответствии с определенной пропорцией: обучающий набор и тестовый набор. Модель CapsNet обучена.

Шаг 4: Тестовый набор вводится в обученную модель CapsNet для диагностики аномальных условий.

Шаг 5: Отображаются результаты диагностики.

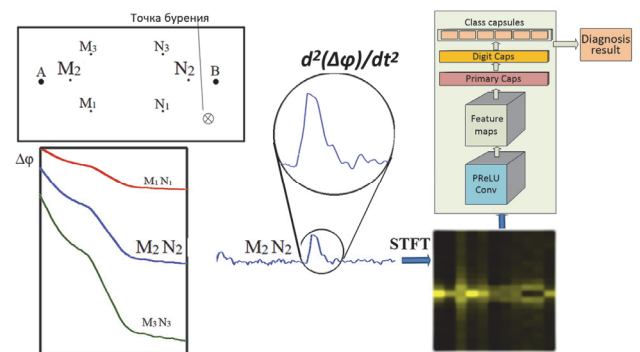


Рис. 10. Схема 1 предлагаемого подхода к идентификации состояния бурильной колонны и долота на основе методов 2D-CapsNet без автоколебаний бурильной колонны

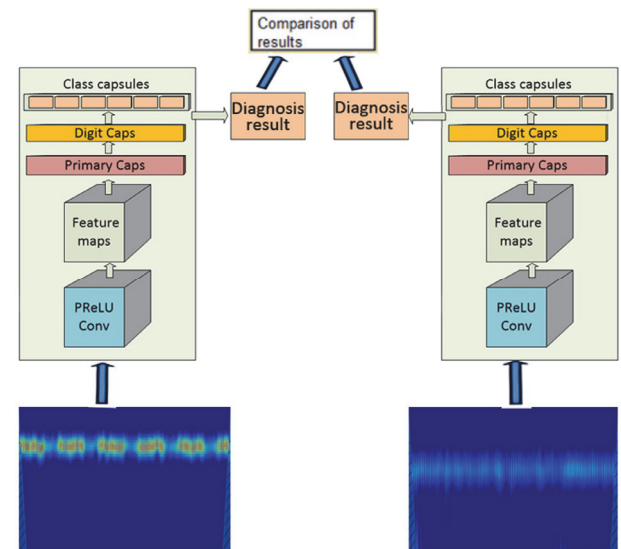


Рис. 11. Схема 2 предлагаемого подхода к идентификации состояния бурильной колонны и долота на основе метода FSWT-2D-CapsNet с автоколебаниями бурильной колонны

3. Результаты и обсуждение

Показатели для производства и оценки данных

Процесс, протекающий без автоколебаний в буровой колонне

В процессе обработки результатов эксперимента будем рассматривать отдельно поступательное и ко-

лебательное движение долота. Первый процесс достаточно растянут во времени. Для измерений возьмем временной интервал 51,4 с с периодичностью снятия показателей 0,1 с. Каждые 10 секунд выполняется процесс повторной обработки. Небольшой объем данных, обрабатываемых одновременно, позволяет работать в режиме низкой задержки. Колебательный процесс быстро меняется. Его частота связана со скоростью вращения долота, и для определения необходимых характеристик этого процесса требуется гораздо меньше времени. Определение наличия колебательного процесса проводят в течение 10 секунд при частоте снятия показателей 0,02 секунды (рис. 12). Этот процесс может периодически повторяться, например, каждые 2 минуты.

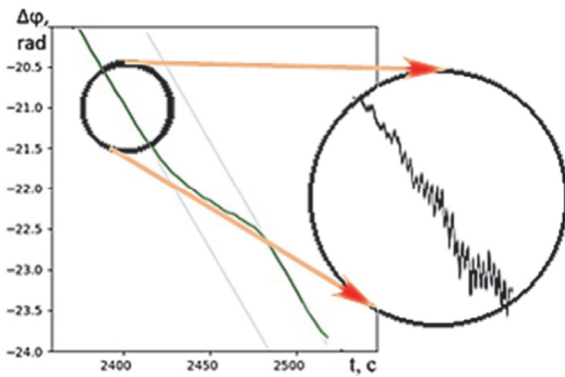


Рис. 12. Периодический процесс на диаграмме изменения фазовых характеристик электрического сигнала

Табл. 4. Количество образцов, использованных для определения перехода долота из одного слоя породы в другой

Тип диаграммы	Классификация диаграмм	Обнаружение переходов долота между слоями
Переход долота между слоями	155	155
Движение долота в однородном слое	160	
Движение долота в слое с более плотным включением	112	
Движение долота в слое с менее плотным включением или полостью	84	356

Для первого процесса. Для упрощения задачи классификации было проведено два этапа предварительной обработки. На первом этапе выборки данные были отобраны исходя из следующих соображений: для всех графиков на рис. 2 интервал захвата составляет 51,4 секунды при частоте дискретизации 10 Гц.

На втором этапе графики нормализовались.

Полученные результаты использовались для обучения моделей (см. табл. 4).

К ним был применен метод 5-кратной перекрестной проверки. Данные были разделены на две части. Обучающий набор был связан с тестовым набором

как 80 % и 20 % всех данных соответственно. Выявление перехода между разными слоями пород осуществлялось с помощью бинарной классификации. Первый класс – это переход долота между двумя разными слоями, а второй класс – любые другие процессы. При обучении и тестировании методов использовались графики полностью завершеного процесса перехода между устойчивыми состояниями.

Были использованы четыре метода: Basic-DCNN, VGGNet-16, FSWT-2D-CapsNet и WFT-2D-CapsNet. Первые два хорошо зарекомендовали себя в классификации изображений. Эти методы можно изучить у A-geum Lee [33]. Точность обнаружения перехода долота между двумя слоями горных пород с разными свойствами показана в табл. 5.

Табл. 5. Точность четырех различных архитектур глубокого обучения

Архитектуры глубокого обучения	Basic-DCNN	VGGNet-16	FSWT-2D-CapsNet	WFT-2D-CapsNet
Accuracy	88,3 %	94,8 %	99,4 %	99,4 %

Для более подробного объяснения на рис. 13 показано сравнение матрицы ошибок для двух наиболее эффективных из четырех алгоритмов: FSWT-2D-CapsNet и WFT-2D-CapsNet, разработанные авторами статьи.

На основании результатов мы видим, что методы FSWT-2D-CapsNet и WFT-2D-CapsNet работают с одинаковой точностью. Мы выделили еще два класса: движение долота в слое с более плотным включением и движение долота в слое с менее плотным включением. Для классификации использовались два метода: FSWT-2D-CapsNet и WFT-2D-CapsNet. Результаты классификации оказались схожими, поэтому на рис. 14 показана матрица ошибок только для метода WFT-2D-CapsNet.

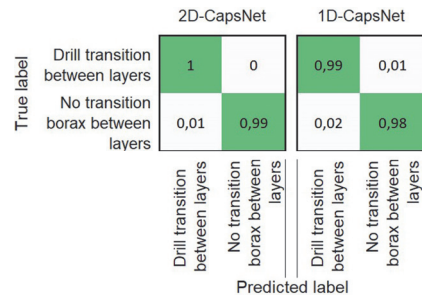


Рис. 13. Матрицы ошибок для методов FSWT-2D-CapsNet и WFT-2D-CapsNet

Процесс, протекающий с автоколебаниями в буровой колонне

Особенности этого процесса заключаются в том, что колебания в буровой колонне происходят произвольно и предугадать их достаточно сложно. Это объясняет небольшое количество отсчетов сигнала (табл. 6). Поврежденное долото имело значительный износ и крупные сколы на 20 % режущих элементов долот PDC.

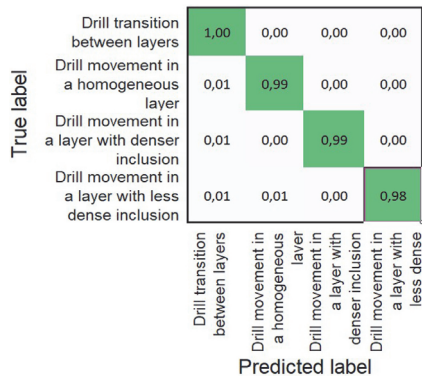


Рис. 14. Матрица ошибок для метода WFT-2D-CapsNet

Табл. 6. Количество серий измерений, использованных для определения типа вибраций, возникших в буровой колонне

Тип диаграммы	Классификация диаграмм
Движение неповрежденного долота с вибрациями	20
Движение поврежденного долота с вибрациями	8

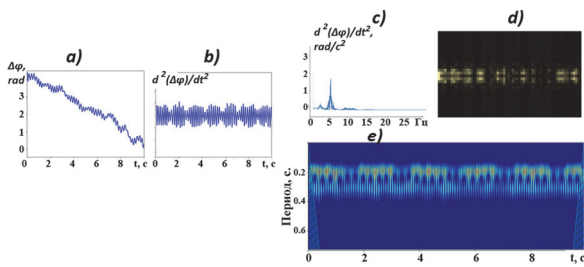


Рис. 15. Предобработка электрического сигнала с серии экспериментов, протекающих при автоколебании буровой колонны

Эксперименты проводили сериями от 5 до 20 отдельных измерений по 10 с с разницей между измерениями до 2 мин. Этапы предварительной обработки описаны в подпараграфе «Предлагаемый подход» параграфа «Материалы и методы».

Начальная обработка серии опытов показана на рис. 15. На первом изображении (рис. 15a) представлен график изменения фазовых характеристик электрического сигнала, полученного от буровой колонны, находящейся в автоколебаниях. Второе изображение (рис. 15b) – график второй производной, полученный по графику, представленному на рис. 15a.

Дальнейшая обработка осуществляется в двух направлениях: с использованием оконного преобразования Фурье и вейвлет-преобразования. Рис. 15c и 15d – частотные характеристики серии экспериментов (преобразование Фурье) и 2D-модель WFT каждой серии соответственно. Рис. 15e – 2D-модель FSWT. На рис. 15c отчетливо видна частота колебаний, возникающих в буровой колонне и долоте (самый высокий максимум на графике), меньший максимум связан с вращением долота. На рис. 15e процессы автоколебаний буровой колонны и вращения долота даже визуально можно отделить друг от друга.

Чтобы увеличить размер выборки, мы используем GAN. Структура GAN приведена в параграфе «Материалы и методы». Для определения качества работы GAN авторами использовалась метрика Начальное расстояние Фреше (FID). Подробнее об этом можно прочитать в работе С.-И. Kimattal [31].

Для сравнения мы использовали три метода с соответствующими результатами по FID:

1. Трансформация изображения (IT), в том числе сдвиг по ширине, сдвиг по высоте, переворот по горизонтали, переворот по вертикали, масштабирование (FID = 0,637 ± 0,022).
2. Используемый в работе GAN (FID = 0,693 ± 0,021).
3. GAN без модуля Reduction. Вместо этого модуля вставлен слой Conv2D с ядром 3 × 3. (FID = 0,714 ± 0,021).

Значения FID были рассчитаны путем усреднения исходных 400 образцов и сгенерированных 400 образцов трех типов. Периоды обучения GAN установлены на 150. Оптимизатор – Adam. Видно, что значения FID для IT минимальны, потому что он выполняет только геометрическое преобразование, но не может изучить распределение признаков в исходных данных. Предложенный нами метод GAN является вторым по результатам, что говорит о том, что генерируемые им данные наиболее близки к оригиналу и имеют наилучшее качество.

Две схемы использования метода 2D-CapsNet для определения степени износа долота при автоколебаниях в буровой колонне. Результаты работы двух схем представлены на рис. 16.

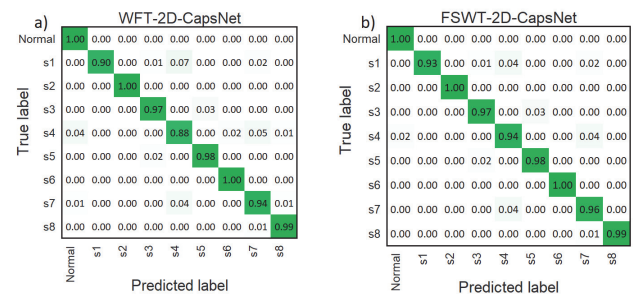


Рис. 16. Матрица ошибок для методов: а) WFT-2D-CapsNet (схема 1) и б) FSWT-2D-CapsNet (схема 2)

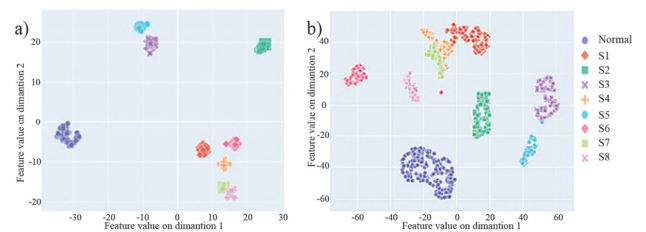


Рис. 17. Использование t-SNE для визуализации данных на уровне капсулы WFT-2D-CapsNet (схема 1): (а) серия образцов; (б) сгенерированные данные GAN

В отличие от метода WFT метод FSWT позволяет отделить на 2D-модели процесс автоколебаний в буровой колонне от процесса вращения долота. Из матрицы ошибок видно, что схема 2 работает лучше.

Чтобы понять различия данных между разными сериями экспериментов, мы используем алгоритм t-SNE [32]. Данные берутся на уровне капсулы класса 2D-CapsNet, как показано на рис. 17.

Как видно на рис. 17 распределение признаков исходных и сгенерированных выборок почти одинаково, что указывает на то, что предлагаемая стратегия увеличения данных на основе GAN может эффективно дополнять несбалансированные данные. Ряд кластеров из разных выборок пересекаются, что свидетельствует о схожести повреждений долот. Объединив перекрывающиеся кластеры, мы получили 4 класса (табл. 7) (схема 1). Для схемы 2 получилось отделить еще один тип (табл. 8).

Табл. 7. Распределение серий экспериментов по классам на основании WFT-2D-CapsNet (схема 1)

Название класса	Соответствующие серии экспериментов
Normal	Normal
1-й тип повреждений	C1, C4, C6, C7, C8
2-й тип повреждений	C3, C5
3-й тип повреждений	S2

Табл. 8. Распределение серий экспериментов по классам на основании FSWT-2D-CapsNet (схема 2)

Название класса	Соответствующие серии экспериментов
Normal	Normal
1-й тип повреждений	C1, C6, C8
1'-й тип повреждений	C4, C7
2-й тип повреждений	C3, C5
3-й тип повреждений	S2

Нас в первую очередь интересует класс Normal. Его точность обнаружения составляет 98% в случае с использованием схемы 1 и 99% с использованием схемы 2.

Заключение

В данной работе показана эффективность использования методов машинного обучения для непрерывного контроля состояния буровой колонны и долота. В качестве источника данных использовалась фазометрическая геоэлектрическая экспериментальная установка, что позволило, во-первых, добиться низкой временной задержки при выявлении состояния автоколебания буровой колонны и состояния перехода долота через слои горной породы с разными свойствами, а во-вторых, – степень износа долота. Используемый фазометрический метод геоэлектрического контроля обладает повышенной точностью и чувствительностью к изменениям состояния объекта контроля, что недостижимо при использовании стандартных амплитудных методов. При этом не требуется размещать систему непосредственно на элементах и конструкции буровой установки. Ориентировочная глубина зондирования – до 1,5 км. В этом случае расстояние между электродами должно быть в два раза больше глубины. Установка тестировалась на частотах зондирующего сигнала – до килогерца, напря-

жение – 1-2 киловольта и мощность – 0,5-1 кВт. Результаты современных исследований горных пород на основании методов измерения во время бурения (MWD), каротажа во время бурения (LWD) и другими инструментами, которые передают собранные в скважине данные на поверхность в режиме, близком к реальному времени, находятся в диапазоне от 70% до 96%. Полученные нами результаты превосходили лучшие показатели на 2–3%. Значительный результат исследований связан, прежде всего, с разработанными авторами статьи методами машинного обучения, работающими на основе капсульной сверточной нейронной сети 2D-CapsNet. При проведении сравнительного анализа со сверточными нейронными сетями (CNN) их точность на 3–7% ниже. В качестве примера были взяты Basic-DCNN и VGGNet-16. Авторы использовали два способа предобработки геоэлектрических сигналов на основе WFT и FSWT и две схемы использования капсульной нейросети 2D-CapsNet. Второй способ основан на раздельном анализе процесса автоколебаний буровой колонны и вращения долота. 2D-CapsNet (схема 1) позволяет с точностью 99% определять переход долота между слоями породы с разными свойствами. Кроме того, он однозначно идентифицирует возникший колебательный процесс на буровой колонне. При анализе состояния долота в условиях автоколебаний буровой колонны сравнивались методы WFT-2D-CapsNet (схема 1) (рис. 10) и FSWT-2D-CapsNet (схема 2) (рис. 11). Результатом методов является классификация рабочего состояния долота. Из нашей серии наблюдений мы выделили несколько классов таких состояний. На данном этапе исследования нас интересует только первый вариант – полностью исправное долото. Предложенный авторами метод FSWT-2D-CapsNet (схема 2) показал точность выделения этого класса 99%.

References

- [1] Lin L, Guo H, Guo F, Lv Y, Liu J, Tong C. A novel domain adversarial time-varying conditions intervened neural network for drill bit wear monitoring of the jumbo drill under variable working conditions. Measurement 2023; 208: 112474. DOI: 10.1016/j.measurement.2023.112474.
- [2] Aribowo AG, Wildemans R, Detournay E, van de Wouw N. Drag bit/rock in-interface laws for the transition between two layers. Int J Rock Mech Min Sci 2022; 150: 104980. DOI: 10.1016/j.ijrmms.2021.104980.
- [3] Khuleif YA, Al-Sulaiman FA, Bashmal S. Vibration analysis of drillstrings with self-excited stick-slip oscillations. J Sound Vib 2007; 299: 540-558.
- [4] Besselink B, van de Wouw N, Nijmeijer H. A semi-analytical of stick-slip oscillations in drilling systems. J Comput Nonlinear Dyn 2011; 6: 021006.
- [5] Bailey JR, Biediger EAO, Gupta V, Ertas D, Elks WC, Dupriest FE. Drilling vibrations modeling and field validation. IADC/SPE Drilling Conference 2008: SPE-112650-MS. DOI: 10.2118/112650-MS.
- [6] Liu X, Vlajic N, Long X, Meng G, Balachandran B. Nonlinear motions of a flexible rotor with a drill bit: stick-slip and delay effects. Nonlinear Dyn 2013; 72(1): 61-77.

- [7] Zhang H, Detournay E. A high-dimensional model to study the self-excited oscillations of rotary drilling systems. *Commun Nonlinear Sci Numer Simul* 2022; 112: 106549.
- [8] Miyazaki K, Ohno T, Karasawa H, Imaizumi H. Performance of polycrystalline diamond compact bit based on laboratory tests assuming geothermal well drilling. *Geothermics* 2019; 80: 185-194.
- [9] Rao KUM, Bhatnagar A, Misra B. Laboratory investigations on rotary diamond drilling. *Geotech Geol Eng* 2002; 20(1): 1-16.
- [10] Zhao Y, Noorbakhsh A, Koopialipoor M, et al. A new methodology for optimization and prediction of rate of penetration during drilling operations. *Eng Comput* 2020; 36: 587-595. DOI: 10.1007/s00366-019-00715-2.
- [11] Boltachev E. Potential cyber threats of adversarial attacks on autonomous driving models. *J Comput Virol Hack Tech* 2023. DOI: 10.1007/s11416-023-00486-x.
- [12] Korzhagin S, Osipov A, Pleshakova E, Ivanov M, Kupriyanov D, Bublikov K. Intelligent system for express analysis of electrophysical characteristics of nanocomposite media. In Book: Klimov VV, Kelley DJ, eds. *Biologically inspired cognitive architectures 2021. Proceedings of the 12th Annual Meeting of the BICA Society*. Cham: Springer Nature Switzerland AG; 2022: 223-230. DOI: 10.1007/978-3-030-96993-6_22.
- [13] Pretorius CC, Muller MR, Larroque M, Wilkins C. A review of 16 years of hard rock seismics on the Kaapvaal Craton. In Book: Eaton DW, Milkereit B, Salisbury MH, eds. *Hardrock seismic exploration*. Tulsa, OK: Society of Exploration Geophysicists; 2003: 247-268. DOI: 10.1190/1.9781560802396.ch16.
- [14] Kuzichkin OR, Vasilyev GS, Grecheneva AV, Mikhaleva EV, Baknin MD, Surzhik DI. Application of phase-metric measuring system for geodynamic control of karst processes. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 12, pp. 6858-6563, 2017.
- [15] Kuzichkin OR, Vasilyev GS, Baknin MD, Surzhik DI. The phase-metric method of isolating the information component in the distributed processing of geoelectric signals in geoeological monitoring systems. *J Adv Res Dyn Control Syst* 2020; 12(S6): 463-471.
- [16] Nguyen M, Nefedov VI, Kozlovsky IV, Malafeev AV, Selenya KA, Mirolyubova NA. Analysis of the Raman spectrum of high-power amplifiers of wireless communication systems. *Russian Technological Journal* 2019; 7(6): 96-105. DOI: 10.32362/2500-316X-2019-7-6-96-105.
- [17] Liu Y, Jiang H, Wang Y, Wu Z, Liu S. A conditional variational autoencoding generative adversarial networks with self-modulation for rolling bearing fault diagnosis. *Measurement* 2022; 192: 110888.
- [18] Osipov A, et al. Machine learning methods based on geophysical monitoring data in low time delay mode for drilling optimization. *IEEE Access* 2023; 11: 60349-60364. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3284030.
- [19] You N, Han L, Zhu D, Song W. Research on image denoising in edge detection based on wavelet transform. *Appl Sci* 2023; 13(3): 1837.
- [20] Gataullin TM, Gataullin ST, Ivanova KV. Synergetic effects in game theory. 2020 13th Int Conf Management of Large-Scale System Development (MLSD) 2020: 1-5. DOI: 10.1109/MLSD49919.2020.9247673.
- [21] Andriyanov N, Khasanshin I, Utkin D, Gataullin T, Ignar S, Shumaev V, Soloviev V. Intelligent system for estimation of the spatial position of apples based on YOLOv3 and real sense depth camera D415. *Symmetry* 2022; 14: 148. DOI: 10.3390/sym14010148.
- [22] Ivanyuk V. Forecasting of digital financial crimes in Russia based on machine learning methods. *J Comput Virol Hack Tech* 2023. DOI: 10.1007/s11416-023-00480-3.
- [23] Guo Q, Li Y, Song Y, Wang D, Chen W. Intelligent fault diagnosis method based on full 1-D convolutional generative adversarial network. *IEEE Trans Ind Inform* 2019; 16(3): 2044-2053.
- [24] Liu X, He D, Lodewijks G, Pang Y, Mei J. Integrated decision making for predictive maintenance of belt conveyor systems. *Reliab Eng Syst Saf* 2019; 188: 347-351.
- [25] Niu S, Li B, Wang X, Lin H. Defect image sample generation with GAN for improving defect recognition. *IEEE Trans Autom Sci Eng* 2020; 17(3): 1611-1622.
- [26] Liu J, Zhang C, Jiang X. Imbalanced fault diagnosis of rolling bearing using improved MsR-GAN and feature enhancement-driven CapsNet. *Mech Syst Signal Process* 2022; 168: 108664. DOI: 10.1016/j.ymssp.2021.108664.
- [27] Gao S, Wang X, Miao X, et al. ASMD-GAN: An intelligent fault diagnosis method based on assembled 1D convolutional neural network and generative adversarial networks. *J Sign Process Syst* 2019; 91: 1237-1247. DOI: 10.1007/s11265-019-01463-8.
- [28] Bo M, Weidong C, Dali Z. Intelligent diagnosis method based on GAN sample generation technology. *Vib Shock* 2020; 39(18): 153-160.
- [29] Ribeiro FDS, Leontidis G, Kollias S. Capsule routing via variational bayes. *Proc AAAI Conf on Artificial Intelligence* 2020; 34(04): 3749-3756.
- [30] Hinton GE, Sabour S, Frosst N. Matrix capsules with EM routing. *Int Conf on Learning Representations* 2018: 1-15. DOI: 10.13140/RG.2.2.27416.44800.
- [31] Tsaregorodtsev AV, Samoylov VE, Zenov AE, Zelenina AN, Petrosov DA, Pleshakova ES, Roga SN. The architecture of the emotion recognition program by speech segments. *Procedia Comput Sci* 2022; 213: 338-345. DOI: 10.1016/j.procs.2022.11.076.
- [32] He KM, et al. Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on ImageNet classification. 2015 IEEE Int Conf on Computer Vision (ICCV) 2015: 1026-1034. DOI: 10.1109/ICCV.2015.123.
- [33] Lee AR, Cho Y, Jin S, Kim N. Enhancement of surgical hand gesture recognition using a capsule network for a contactless interface in the operating room. *Comput Methods Programs Biomed* 2020; 190: 105385. DOI: 10.1016/j.cmpb.2020.105385.
- [34] Kim C-I, Kim M, Jung S, Hwang E. Simplified Fréchet distance for generative adversarial nets. *Sensors* 2020; 20(6): 1548. DOI: 10.3390/s20061548.

Сведения об авторах

Осипов Алексей Викторович окончил Шуйский государственный педагогический институт им. Д.А. Фурманова. Доцент Российского технологического университета, кандидат физико-математических наук (1999 г.). E-mail: osipov_av@mirea.ru

Плешакова Екатерина Сергеевна окончила Саратовский государственный технический университет. Доцент Российского технологического университета, кандидат технических наук. Ее исследовательские интересы включают искусственный интеллект, информационную безопасность. E-mail: pleshakova@mirea.ru

Гатауллин Сергей Тимурович окончил Государственный университет управления. Кандидат экономических наук. Специалист в области математических методов принятия решений, экономического и математического моделирования. Доцент Российского технологического университета, кандидат экономических наук. E-mail: gataullin@mirea.ru

ГРПТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 19 июня 2023 г. Окончательный вариант – 14 января 2024 г.

Production processes optimization through machine learning methods based on geophysical monitoring data

A.V. Osipov¹, E.S. Pleshakova¹, S.T. Gataullin¹

¹ MIREA – Russian Technological University, 119454, Russia, Moscow, Vernadsky Ave. 78

Abstract

The purpose of the article is to create an effective method for low-delay monitoring of the operating state of a drill string and a drill bit without interfering with the proper drilling process. For the drilling process to be continuously controlled, an experimental setup that operates by utilizing the phase-metric method of control was developed. Any movement of the bit causes a change in the electrical characteristics of the probing signal. To obtain a stable signal from a bit immersion depth of up to 250 m, a frequency of probing electrical signals of 166 Hz and an amplitude of up to 500 V were used; the sampling rate of an analog-to-digital converter (ADC) was 10101 Hz. To identify the state of the drill string and the bit based on graphs of time-dependences of changes in the probing signal electrical characteristics, the present authors investigated a number of deep learning methods. Based on the results of the study, a series of capsular neural network methods (CapsNet) was chosen. The authors developed modifications of 2D-CapsNet: windowed Fourier transform (WFT) - 2D-CapsNet and frequency slice wavelet transform (FSWT) - 2D-CapsNet. Both of these methods showed a 99% accuracy in determining the transition between two layers of rocks with different properties, which is 2–3% higher than the currently used measurement-while-drilling (MWD) and logging-while-drilling (LWD) rock surveys. Both of these methods unambiguously reveal self-oscillations in the drill string. When determining a fully serviceable bit in the case of self-oscillations, the (FSWT) - 2D-CapsNet method showed an accuracy of 99%.

Keywords: robotics, artificial intelligence, neural networks, engineering, CapsNet, geophysical monitoring, drilling optimization.

Citation: Osipov AV, Pleshakova ES, Gataullin ST. Production processes optimization through machine learning methods based on geophysical monitoring data. *Computer Optics* 2024; 48(4): 633-642. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1373.

Authors' information

Alexey Viktorovich Osipov, graduated from the Shuya State Pedagogical Institute named after D.A. Furmanov in 1995 with a degree in Mathematics and Physics, Moscow State Industrial University with a degree in Applied Informatics in Economics in 2007, Ivanovo State Pedagogical Institute named after A.I. State Chemical-Technological University in the direction of "Labor Protection", 2016 Employee of the Russian Technological University, Candidate of Physical and Mathematical Sciences (1999). E-mail: osipov_av@mirea.ru

Ekaterina Sergeevna Pleshakova. Graduated from Saratov State Technical University. Employee of the Russian Technological University, candidate of Technical Sciences. Her research interests include artificial intelligence, information security. E-mail: pleshakova@mirea.ru

Sergey Timurovich Gataullin. Graduated from the State University of Management. Candidate of Economic Sciences. Specialist in the field of Mathematical Methods of Decision making, Economic and Mathematical Modeling. Employee of the Russian Technological University. E-mail: gataullin@mirea.ru

Code of State Categories Scientific and Technical Information (in Russian – GRNTI): 28.23.15

Received June 19, 2023. The final version – January 14, 2024.
