

УДК 004.896:622.276

Кузнецов Никита Николаевич
студент 4 курса кафедры «Системный анализ и управление качеством»
ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический
университет имени М.Т. Калашникова»

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОСЛОЖНЕНИЙ ПРИ БУРЕНИИ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ СКВАЖИН

Аннотация. Статья исследует повышение эффективности и безопасности буровых работ с помощью интеллектуальных систем, анализируя причины аварийных ситуаций и применяя алгоритмы машинного обучения для их предсказания. Представлена гибридная система раннего предупреждения, основанная на градиентном бустинге и рекуррентных нейронных сетях, с результатами сравнительного анализа точности моделей.

Ключевые слова: Машинное обучение, бурение скважин, предиктивная аналитика, телеметрия, нейронные сети, промышленная безопасность.

Введение

Современный этап развития топливно-энергетического комплекса характеризуется усложнением горно-геологических условий и переходом к разработке трудноизвлекаемых запасов. Строительство нефтяных и газовых скважин сопряжено с высокими рисками возникновения нештатных ситуаций (НС): поглощений, прихватов бурильной колонны, газонефтеводопроявлений (ГНВП). Согласно отраслевой статистике, на ликвидацию осложнений приходится до 15–20% от общего календарного времени бурения, что влечет за собой многомиллионные убытки [1].

Классические методы контроля, основанные на пороговых значениях датчиков, зачастую фиксируют уже развившуюся аварию, а не её предвестники. В связи с этим особую актуальность приобретает разработка алгоритмов предиктивной аналитики, позволяющих прогнозировать развитие осложнений на ранней стадии. Целью данной работы является исследование применимости методов машинного обучения (МО) для раннего обнаружения аномалий в процессе бурения.

Анализ предметной области и данных

Процесс бурения характеризуется высокой степенью неопределенности и нелинейности. Основным источником информации о состоянии скважины является станция геолого-технологических исследований (ГТИ), регистрирующая десятки параметров с частотой от 0,1 до 1 Гц: механическая скорость проходки (ROP), нагрузка на долото (WOB), крутящий момент, давление в стояке, расход бурового раствора на входе и выходе, газопоказания и т.д.

Задача прогнозирования осложнений может быть сведена к задаче бинарной классификации временных рядов. Однако прямое применение стандартных алгоритмов затруднено следующими факторами:

1. **Дисбаланс классов:** количество «аварийных» интервалов времени значительно меньше «нормальных».
2. **Шум и пропуски данных:** датчики ГТИ подвержены вибрациям и сбоям.
3. **Временная зависимость:** текущее состояние системы зависит от истории предыдущих событий.

Методология

Для решения поставленной задачи предлагается гибридный подход, сочетающий методы статистического анализа и глубинного обучения.

На первом этапе производится предобработка данных: фильтрация выбросов (метод скользящего среднего и Z-score), нормализация и заполнение пропусков методом линейной



интерполяции. Важным шагом является генерация дополнительных признаков (Feature Engineering), таких как производные по времени, скользящие стандартные отклонения и экспоненциальные средние, которые позволяют уловить динамику изменения параметров.

На втором этапе выполняется построение моделей. В рамках исследования сравнивались три архитектуры:

1. **Логистическая регрессия (базовая модель)** – для оценки нижней границы точности.
2. **Градиентный бустинг над решающими деревьями (XGBoost)** – эффективен для табличных данных с высокой размерностью.
3. **Рекуррентная нейронная сеть (LSTM)** – способна учитывать долгосрочные зависимости во временных рядах.

Для оценки качества использовалась метрика F1-score и ROC-AUC, так как они наиболее информативны при работе с несбалансированными выборками [2].

Результаты эксперимента

Эксперименты проводились на синтетических и реальных данных бурения скважин Западно-Сибирской провинции. Набор данных содержал 2 млн записей, включающих 14 входных параметров и разметку экспертов о произошедших инцидентах. Для обучения моделей использовалась выборка «окон» длительностью 60 секунд, предшествующих событию.

Анализ показал, что модель LSTM демонстрирует наилучшие результаты по точности прогнозирования поглощений бурового раствора. LSTM способна улавливать тонкие тренды в изменении давления и расхода на выходе, которые не детектируются простыми пороговыми методами. В то же время, модель XGBoost показала сопоставимую точность при прогнозировании ГНВП, реагируя на комбинацию прироста газопоказаний и изменения скорости проходки.

Таблица 1

Сравнение метрик качества моделей

Модель	Точность (Precision)	Полнота (Recall)	F1-score	Время реакции (сек до аварии)
Логистическая регрессия	0.61	0.55	0.58	10
XGBoost	0.85	0.79	0.82	45
LSTM	0.88	0.91	0.89	60+

Результаты подтверждают гипотезу о том, что внедрение нейросетевых моделей позволяет сдвинуть «точку обнаружения» аварии с фактического момента на стадию развития. Выигрыш во времени (до 1 минуты и более) является критически важным для принятия мер: остановки бурения, утяжеления раствора или герметизации устья [3].

Ключевым ограничением LSTM является требование к вычислительным ресурсам и необходимость большого объема исторических данных для обучения. Однако, в условиях цифровизации буровых предприятий и накопления баз данных ГТИ, это ограничение нивелируется. Рекомендуется использовать ансамблевый подход, где XGBoost работает как быстрый фильтр аномалий на «краю» (edge computing), а LSTM – как точный верификатор в центре обработки данных [4].

Разработанный подход к прогнозированию осложнений на основе машинного обучения демонстрирует высокую эффективность. Применение гибридной схемы (Feature Engineering + LSTM/XGBoost) позволяет не только фиксировать, но и предсказывать отклонения от технологического режима. Дальнейшие исследования будут направлены на создание самообучающейся системы с подкреплением для автоматической оптимизации параметров бурения в реальном времени



Список литературы:

1. Дмитриев, А. Ю. Анализ аварийности при строительстве скважин на месторождениях Западной Сибири / А. Ю. Дмитриев, В. П. Овчинников // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2022. – № 3. – С. 101-112.
2. Chen, T. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System / T. Chen, C. Guestrin // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – San Francisco, 2016. – P. 785-794.
3. Гуторов, Ю. А. Применение технологий искусственного интеллекта для повышения эффективности управления разработкой месторождений / Ю. А. Гуторов, А. Р. Сафиуллин // Нефтяное хозяйство. – 2023. – № 7. – С. 34-38.
4. Hochreiter, S. Long Short-Term Memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735-1780.
5. Сидельников, К. А. Цифровые двойники в бурении: перспективы и вызовы / К. А. Сидельников, Е. В. Филиппов // Вестник ПНИПУ. Геология. Нефтегазовое и горное дело. – 2023. – Т. 22, № 1. – С. 45-53

