

# Оптимизация геологоразведочных работ с помощью ИИ

Предзащита

Димитров Владимир

Новосибирский Государственный университет

22 мая 2023 г.

# Оглавление

- 1 Введение
- 2 Оптимальный критерий
- 3 Данные
- 4 Модель
- 5 Оптимизация
- 6 Вывод
- 7 Список литературы

# Введение

# Введение

**Цель работы:** разработка программного обеспечения позволяющего оптимизировать параметры бурения в режиме реального времени

**Объект исследования:** экономические процессы в геологоразведочном производстве

**Предмет исследования:** экономическая оптимизация геологоразведочных работ

## Задачи:

- 1 Выбор оптимального критерия
- 2 Первичный анализ и предобработка данных
- 3 Создание моделей для прогнозирования целевых параметров
- 4 Оптимизация параметров контроля

# Оптимальный критерий

# Оптимальный критерий

- ❶ Максимизация скорости проходки [4, 3]
- ❷ Минимизация удельной затраты энергии [2]
- ❸ Максимизация относительного критерия эффективности [4]
- ❹ Смешанный критерий [1]

# Данные



# Данные

- 600 тыс. наблюдений, время - 5 секунд
- Данные получены за 3 месяца в течении отработки одной скважины

# Данные

- 600 тыс. наблюдений, время - 5 секунд
- Данные получены за 3 месяца в течении отработки одной скважины
- Параметры управления:
  - Частота вращения
  - Осевая нагрузка
  - Расход промывочной жидкости (п.ж.)
- Параметры состояния: давление п.ж., крутящий момент, глубина

# Разметка и обработка данных

Была произведена разметка пластов и рейсов (рейс - процесс бурения протяженностью до 5 минут)

Данные проверялись на соответствие и на отсутствие отрицательных значений.

Обработка осуществлялась на основе критерий Z-тест, тест IQR

Была произведена агрегация (1 минута, 5 минут, 10 минут)

# Результаты

Название метода	Количество выбросов (%)	Время выполнения (мин.)	Ошибка (RMSE) усредненная по пластам	Максимальная ошибка	Стандартное отклонение
IQR (для всех данных)	12	1.3	0.37	0.91	0.23
IQR (для пластов)	15	5	0.41	0.8	0.28
3-сигм (для всех данных)	7,63	1	0.381	0.78	0.22
3-сигм(для пластов)	8,76	4	0.37	1.03	0.368
z-score (для всех данных)	10	0.3	0.32	0.68	0.19
z-score (для пластов)	10.03	1	0.46	1.1	0.33
Без очистки	0	0	0.56	1.6	0.52

# Результаты

С точки зрения бизнес процессов, как мы видим, имеется определенная выгода предобработки данных. Этот процесс повышает общую точность и уменьшает время сходимости алгоритма

# Модель

# Модели машинного обучения для параметров управления

Были созданы различные модели машинного обучения для различных пластов.

Модели оптимизировались, к данным применялись техники машинного обучения.

В итоге было получено 270 моделей

# Результаты

Пласт	Модель	Ошибка на трейне	Ошибка на тесте	Время	R2_трейн	R2_тест
0	Байесовская регрессия	8.025	9.506	0.042	0.139	0.095
	Градиентный бустинг	3.101	4.092	0.798	0.871	0.832
	Катбуст	2.729	3.863	1.004	0.900	0.851
	Лассо регрессия	8.025	9.505	0.005	0.139	0.096
	Линейная регрессия	8.025	9.507	0.040	0.139	0.095
	Решающее дерево	0.000	1.582	0.035	0.93	0.975
	Ридж регрессия	8.025	9.507	0.042	0.139	0.095
	Случайный лес	0.853	1.452	2.134	0.990	0.979

Рис. 1: Метрики качества п.у. для пласта 0



# Результаты

- Пласт 0 - Catboost
- Пласт 1 - Random Forest
- Пласт 2 - Random Forest
- Пласт 3 - Gradient Descent
- Пласт 4 – Catboost
- Пласта 5 - Catboost

# Оптимизация

# Постановка задачи

Целевая функция:

$$\max v_m$$

Существует ограничение на:

- 1 Удельный расход энергии
- 2 Значение индекса
- 3 Расход промывочной жидкости

Критерий останова: число итераций или малое изменение значения целевой функции

# Алгоритмы оптимизации

В работе использовались следующие алгоритмы оптимизации:

- Градиентный метод
- Метод имитации отжига
- Рой частиц

# Результаты

Метод	Изменение цел. пар.	Время работы(мин.)
Градиентный метод	3, 1%	6
PSO	5, 3%	13
Имитации отжига	4, 2%	10

# Общий алгоритм



# Вывод

# Вывод алгоритмический

- 1 Алгоритм обработки данных для разных типов почв
- 2 Алгоритм оценки целевого параметра для разных типов почв
- 3 Алгоритм условной оптимизации для разных типов почв



# Вывод геологический

- ❶ общая скорость бурения, рассчитанная как средняя за рейс, увеличивается относительно тестовых данных более, чем на 7 процентов
- ❷ интервал принятия сокращается относительно того времени, которое наблюдается в тестовых наборах данных
- ❸ рабочий режим достигается быстрее и без явных осложнений
- ❹ ИИ способен определять и адекватно реагировать на изменение характеристик породы по буримости

# Вывод экономический

- ❶ Снизилось время простоя оборудования на 2 процента по сравнению с тестовым набором данных
- ❷ Увеличена эффективность потребления материалов
- ❸ Уменьшено потребление энергии при сохранении общей эффективности работ
- ❹ **Уменьшена себестоимость геологоразведочных работ**

# Список литературы

# Список литературы

- [1] Xuyue Chen и др. “Real-time optimization of drilling parameters based on MSE for RD”. В: *Journal of Natural Gas Science and Engineering* 35 (2016), с. 686—694.
- [2] Todd Robert Hamrick. *Optimization of operating parameters for minimum MSE in drilling*. West Virginia University, 2011.
- [3] Heng Zhang и др. “Optimization and application study on targeted formation ROP”. В: *Energy Reports* 6 (2020), с. 2903—2912.
- [4] Нескоромных П.С. “Методика определения оптимальных параметров режима бурения”. В: *Науки о Земле и недропользование* 38.1 (2011), с. 151—158.

# Спасибо за внимание!