

Прогнозирование эксплуатационных характеристик электроцентробежных насосов

Выполнила: Анастасия Быкова

Руководитель: Сергей Абдуракипов

PhD, Руководитель лаборатории ИИ

Краткое описание

Создание основы для диагностики состояния ЭЦН в целях повышения эффективности работы скважины и снижения потерь добычи



ЭЦН – наиболее распространенный способ механизированный добычи

Продление ресурса работы оборудования и снижение затрат на ремонт

Фонд до 80 %



Высокая неопределенность геолого-промысловых данных

Получение ценной информации о технологическом процессе, обнаружение трендов



Оперативность управления и принятия решений

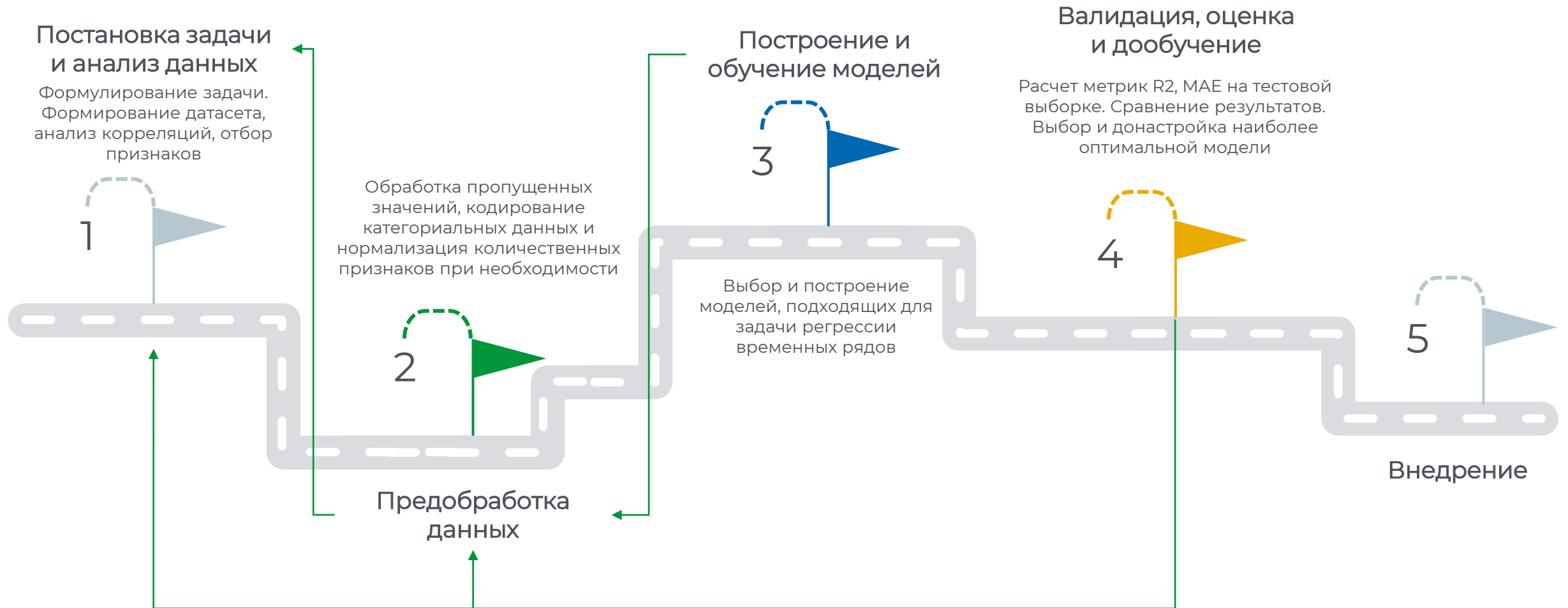
Принятие превентивных мер, снижение простоя скважин и потерь добычи



Разработка модели для прогнозирования параметров работы ЭЦН позволит своевременно предупреждать о возможных отказах оборудования

Формирование ML-моделей

Задача: прогноз средней скорости изменения давления на приеме ЭЦН на основе исторических данных



В рамках работы выполнены загрузка и анализ технологических показателей работы скважин, первичный анализ корреляционных зависимостей, подготовка и запуск моделей, сравнение результатов

Сбор и подготовка данных

Первичный анализ исходных данных

17 периодических скважин

26 параметров

160 262 записей
за период: 27.06.2019-31.07.2019
с частотой: 5 минут

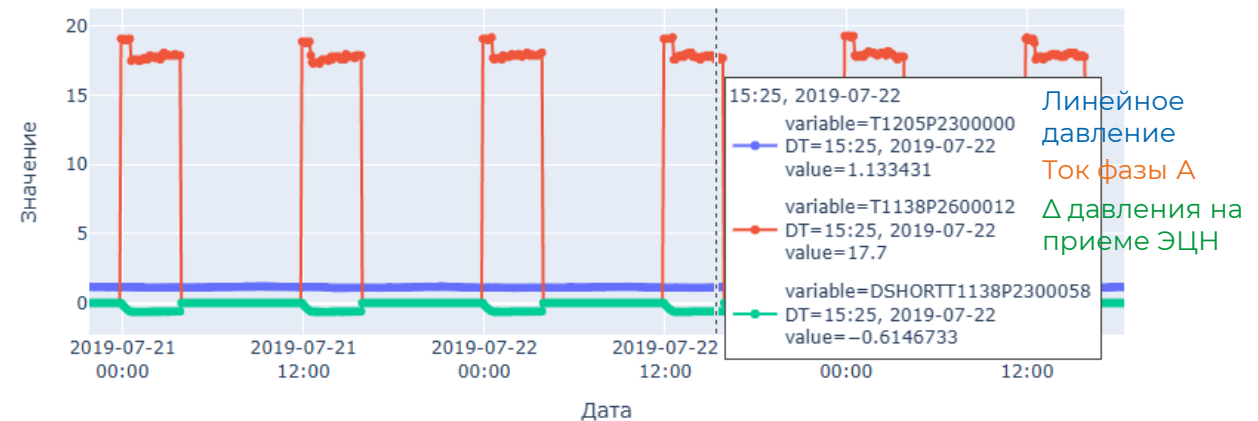
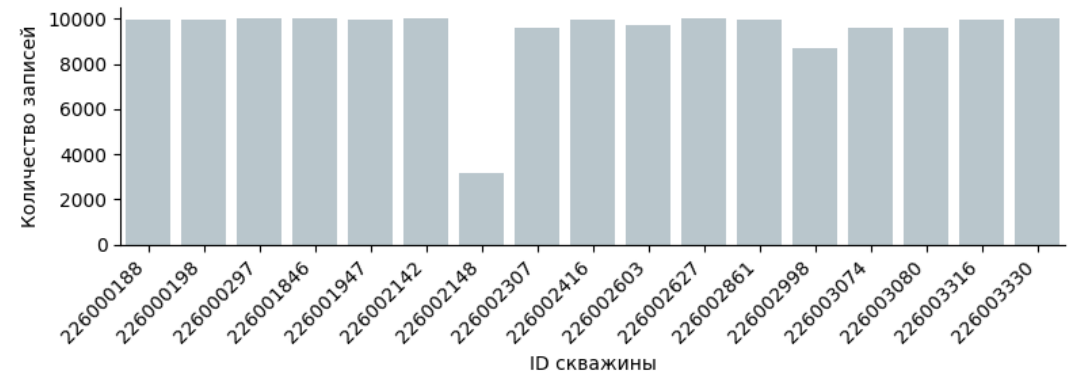


■ Уникальные ■ Дубли



■ Есть данные ■ Нет данных

Исключение параметра из обучающей выборки?

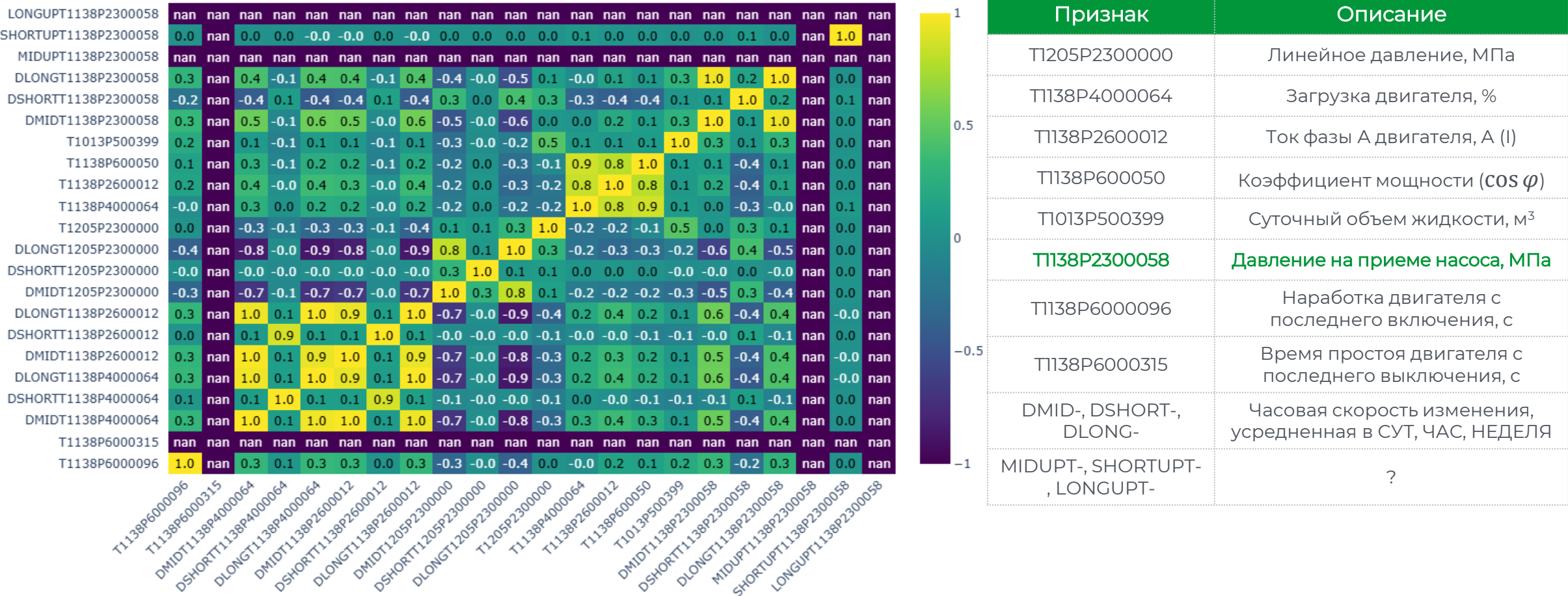


Исходные данные даны для 17 периодических скважин за 1 месяц 4

Сбор и подготовка данных

Анализ корреляций

Матрица коэффициентов корреляции Пирсона



Сила тока коррелирует с загрузкой и коэффициентом мощности двигателя, что может быть обусловлено паспортными характеристиками двигателя

Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

Модели:

1. Random Forest

2. XGBoost

3. LightGBM

4. N-BEATS

5. RNN (LSTM)

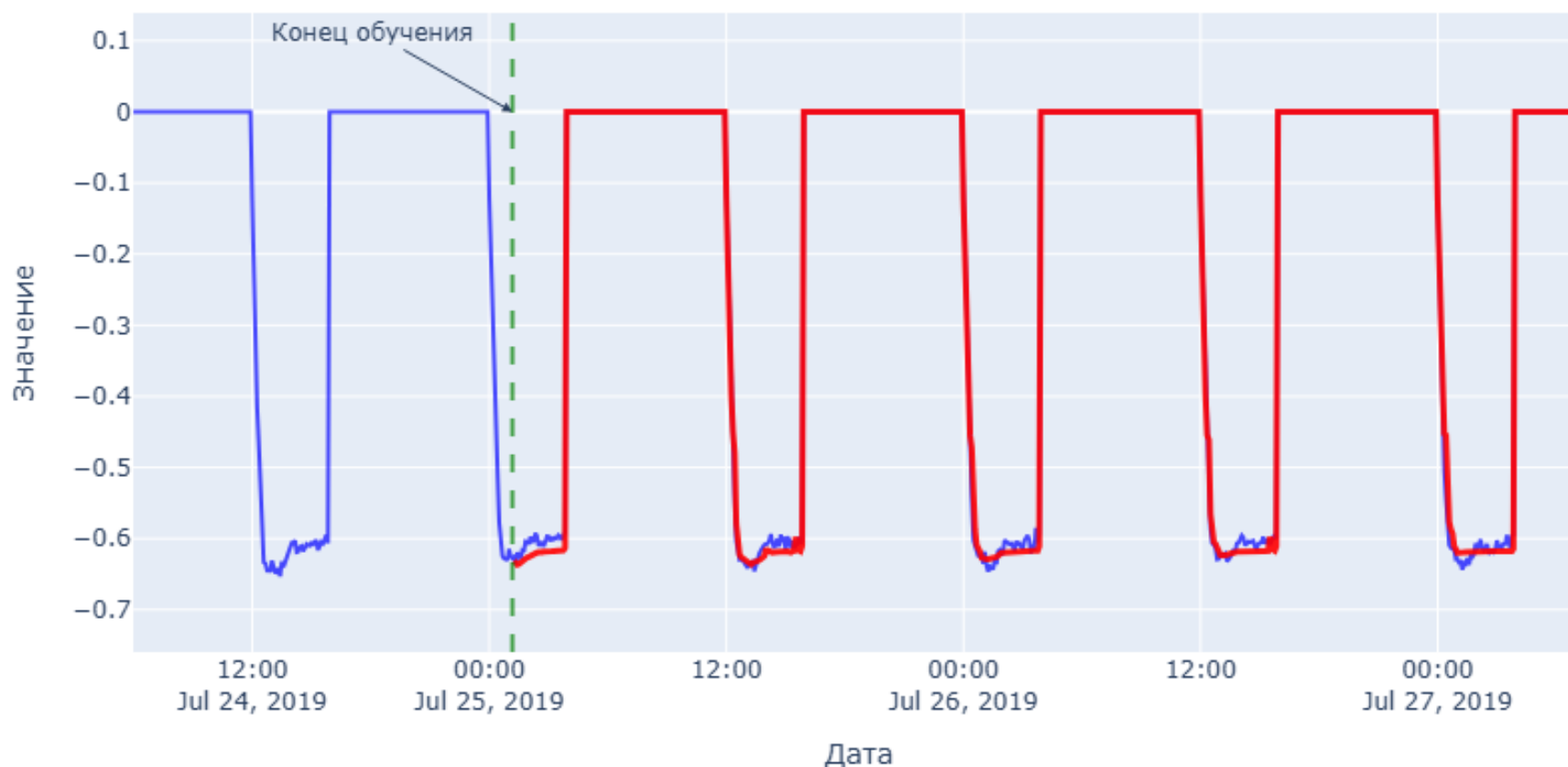
6. Transformer

7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

Скважина 226003330 | R2: 0.9791, MAE: 0.0104



Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

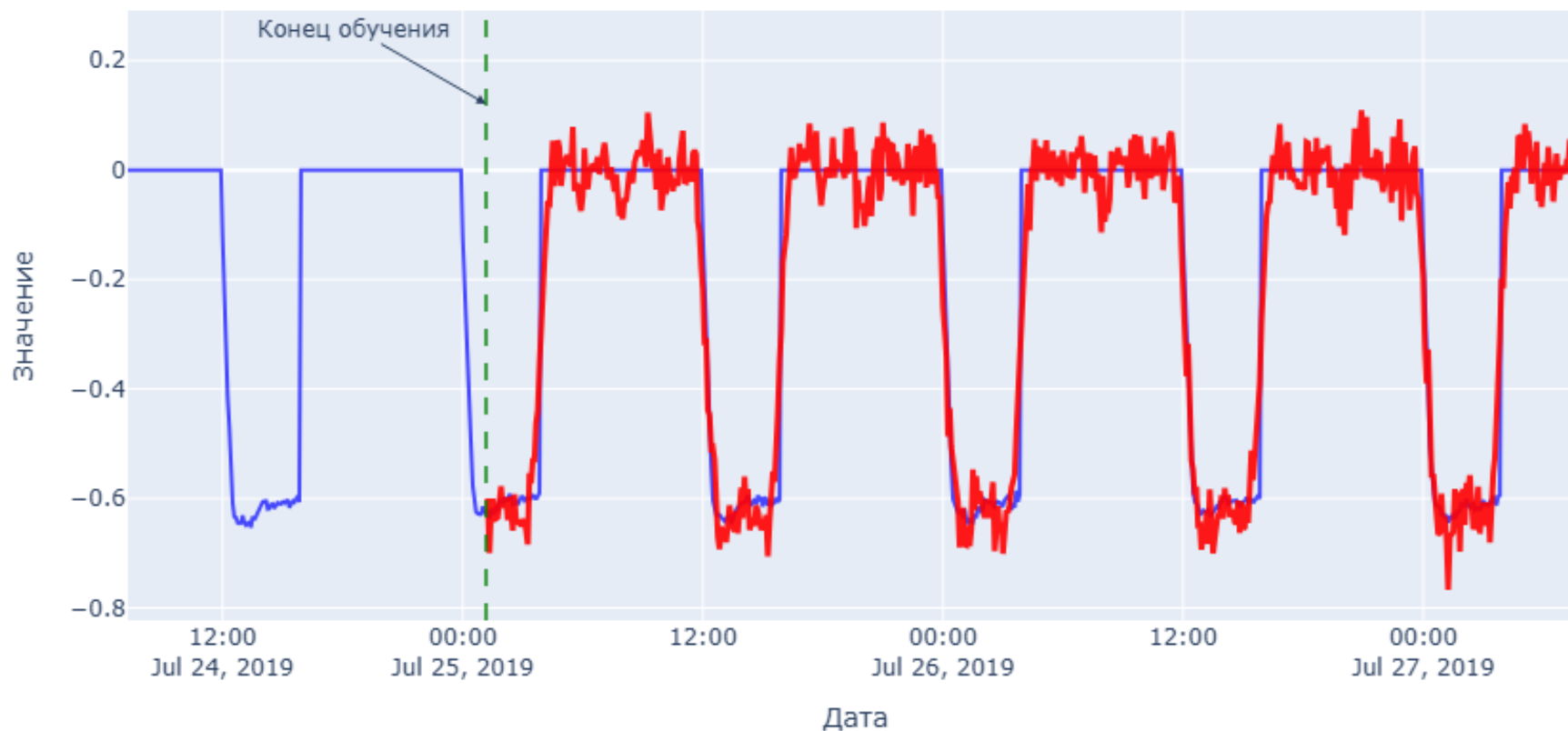
Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

Скважина 226003330 | R2: 0.9472, MAE: 0.0429



Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

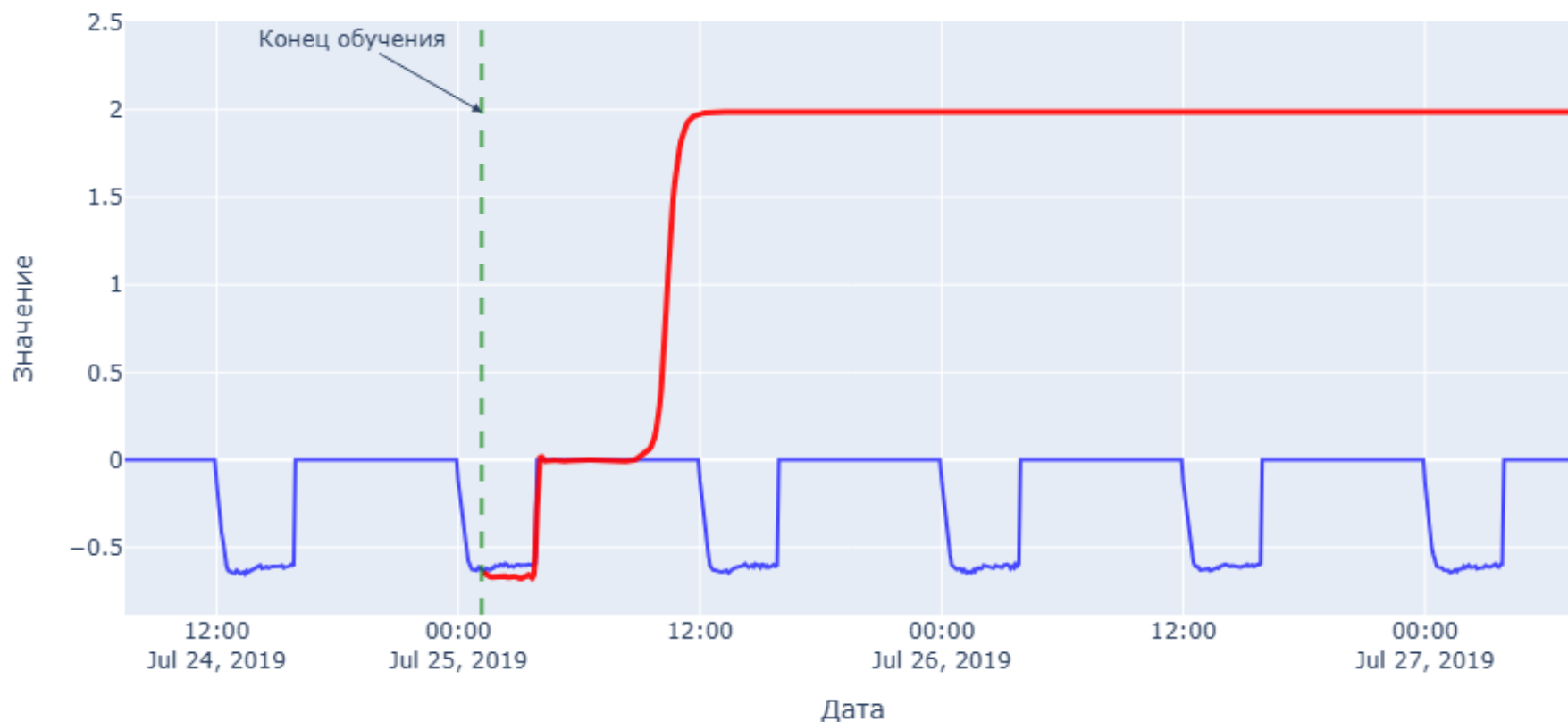
Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

Скважина 226003330 | R2: -59.5832, MAE: 2.0522



Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

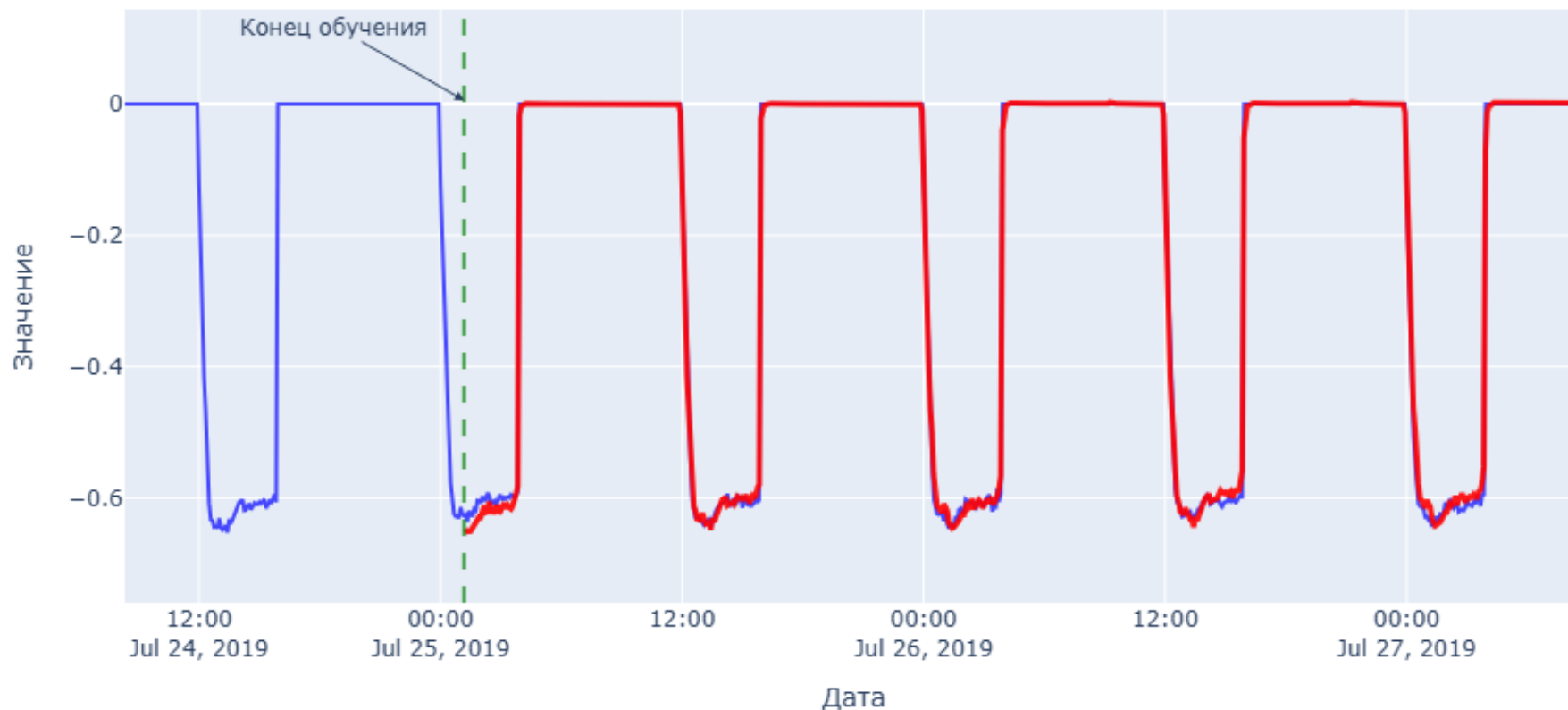
Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

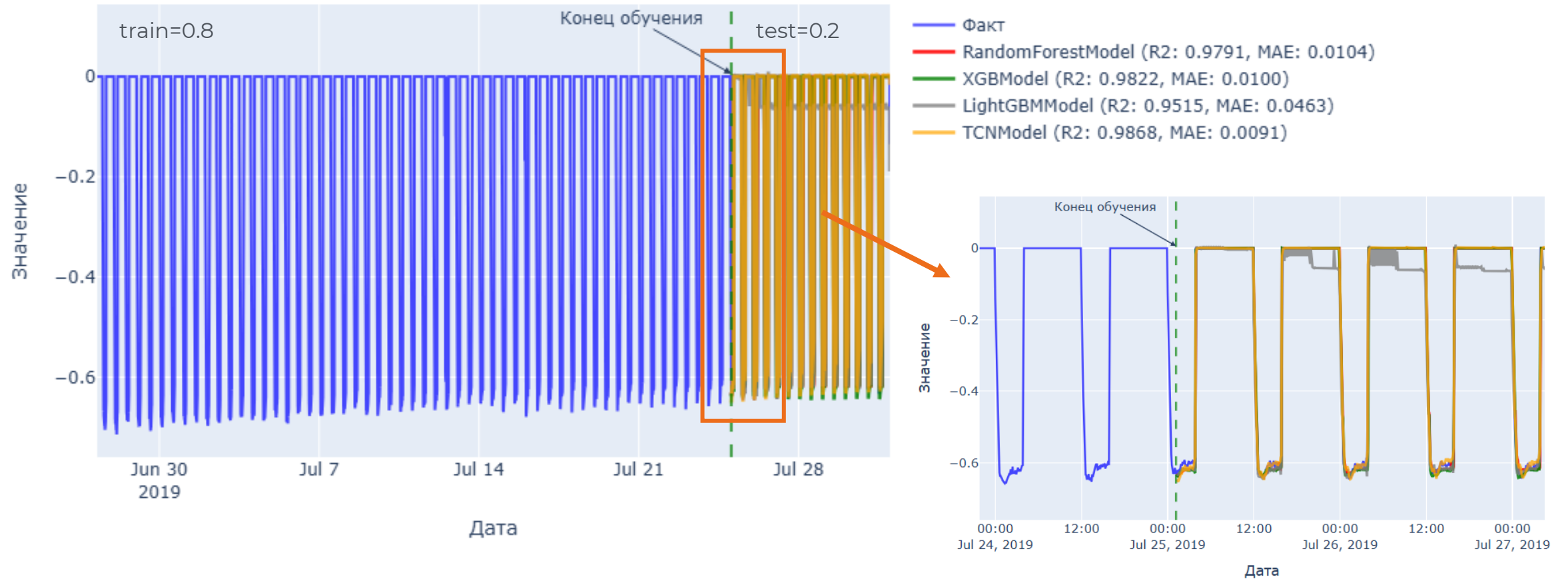
Скважина 226003330 | R2: 0.9868, MAE: 0.0091



Сравнение результатов

Выбор оптимальной модели

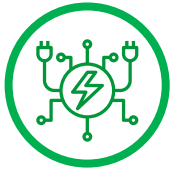
Скважина 226003330 | Сравнение 4 моделей



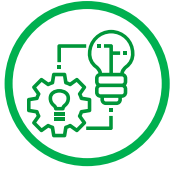
Для скважины 226003330 на тестовой выборке наилучшим образом показала себя модель TCN 10

Дальнейшее развитие проекта

Предложения



Построить общую модель для всех скважин / для группы скважин, с дополнительным учетом статических данных о ID скважины, месторождения, насоса и др.



Рассмотреть возможность создания гибридной модели (физическая + математическая)



Дополнить текущую работу алгоритмом подбора наилучших гиперпараметров модели



Исследовать наличие аномалий в данных датчиков



Спасибо за внимание!

Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

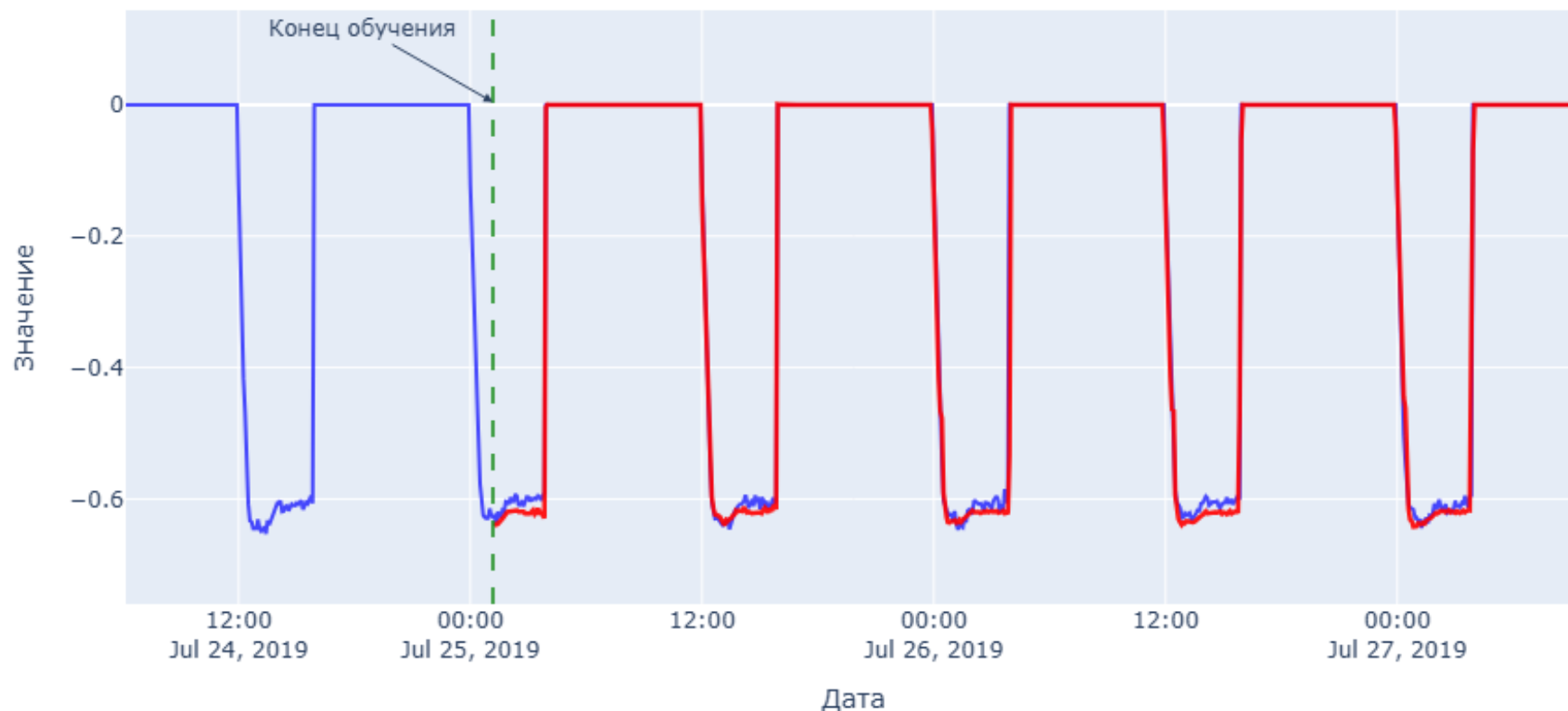
Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

Скважина 226003330 | R2: 0.9822, MAE: 0.0100



Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

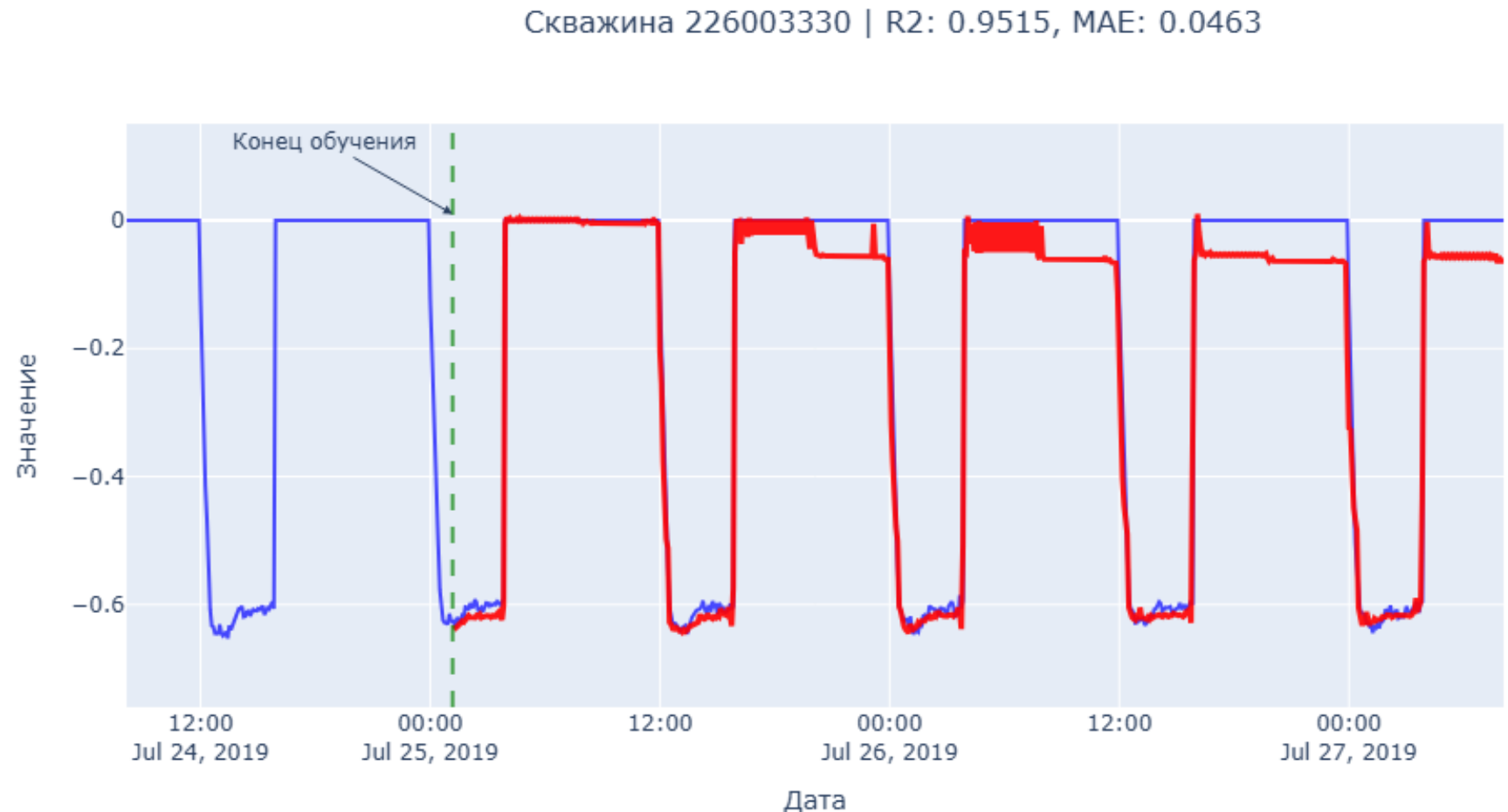
Скважина: 226003330

Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE



Выбор вида и обучение моделей

Обучение моделей, оценка качества

Подход: создание индивидуальной модели для скважины

Скважина: 226003330

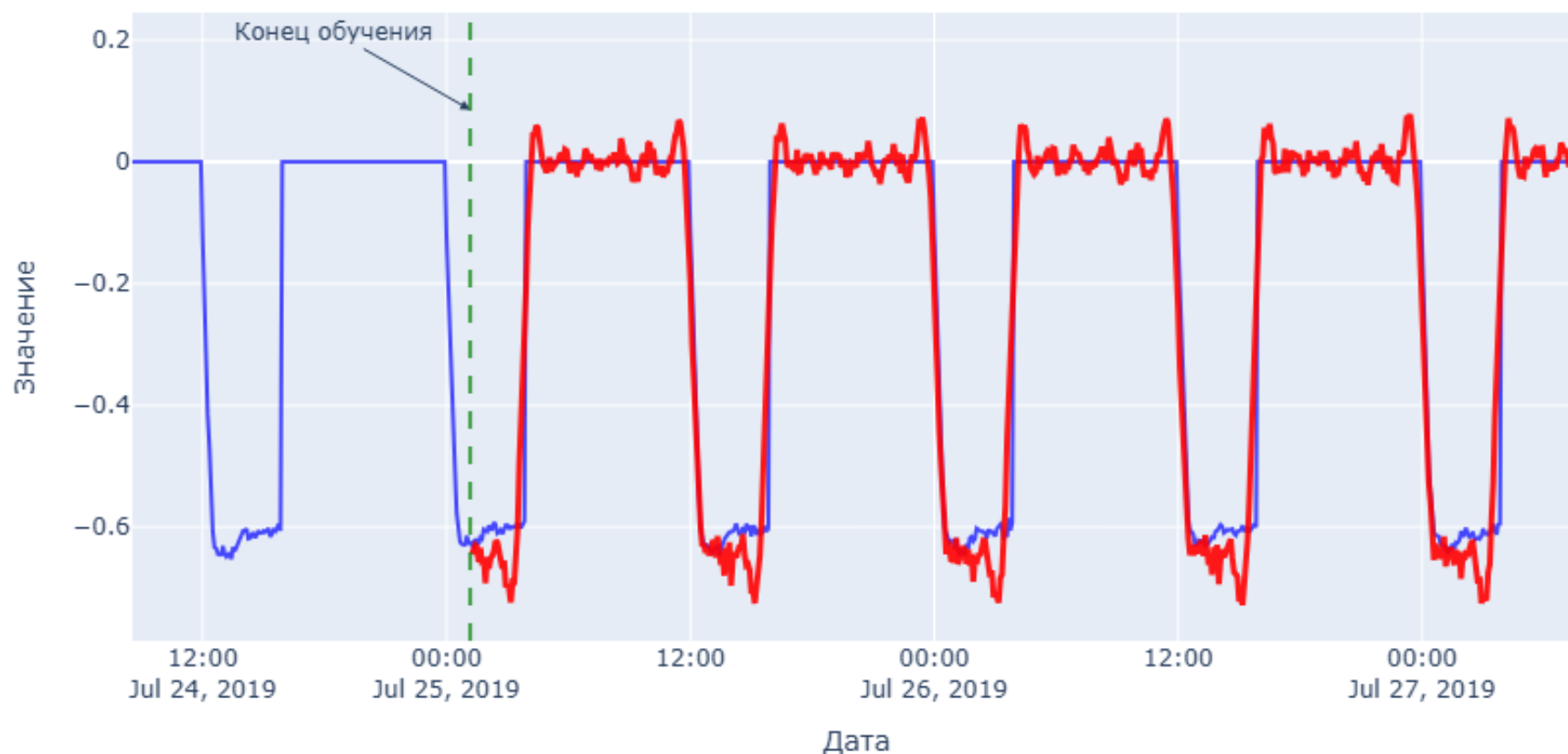
Модели:

1. Random Forest
2. XGBoost
3. LightGBM
4. N-BEATS
5. RNN (LSTM)
6. Transformer
7. TCN

python-библиотека: darts

Метрики: R2, MAE

Скважина 226003330 | R2: 0.9253, MAE: 0.0430



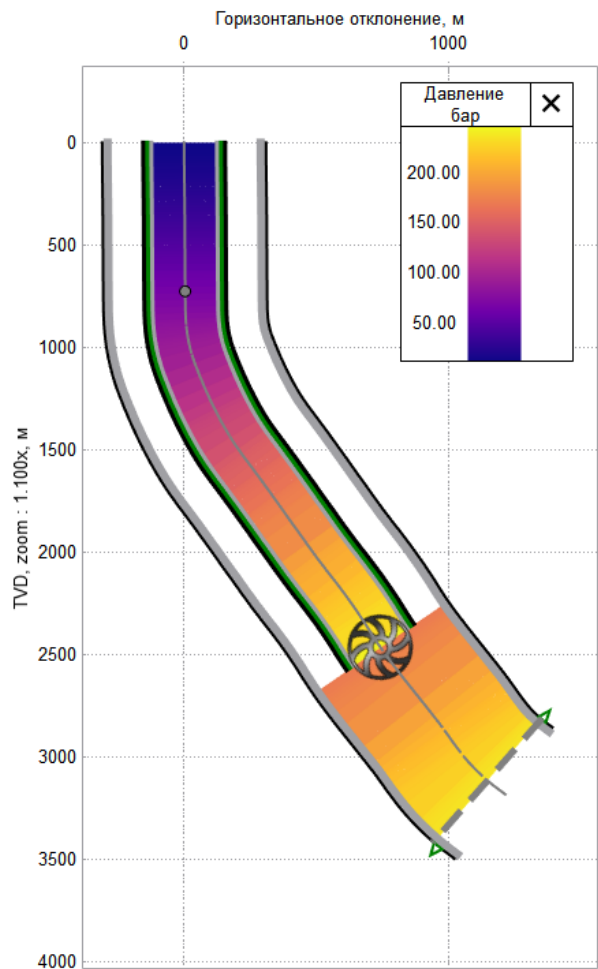
Модель скважины

Методика, результаты адаптации

! Настройка модели выполняется на режимы из шахматки

1. Конструкция скважины

Задание основных данных, траектории, объектов конструкции и их параметров



Параметры ЭЦН

Параметр	Значение
Максимальная доля газа на приеме	0,25
Рабочая частота, Гц	40
Коэффициент проскальзывания	0
Множитель на напор	0,873
Множитель на дебит	0,882
Поправка на вязкость	Вкл
Коэффициент износа насоса	0
Сепарация газа	Вкл
Эффективность сепарации	0,7
Рекомбинированный газ на устье	Вкл

2. VFP

Выбор PVT-модели, выбор гидродинамической корреляции для расчета перепада давления в стволе скважины, введение поправок на трение и гидростатику, уточнение параметров работы ВСО

3. IPR с учетом поправки Вогеля

Результаты:

1. Проведен сбор и анализ исходных данных по выбранным объектам, в том числе по конструкции скважин и внутрискважинному оборудованию, свойствам флюида и режимам работы,
2. Созданы модели скважин и проведена адаптация на фактические значения давления на приеме в насос согласно режимам из шахматок с 01.07.2024 – 01.05.2025 гг.

Месторождение	Невязка давления на приеме	
	абс., бар	отн.,%
1	4,2	3,8
2	3,2	3,0
3	6,8	5,0
4	13,5	12,0
5	6,7	6,0
6	8,9	7,0
7	6,1	5,0
8	5,2	4,0
9	10,4	4,0

Результаты адаптации показывают удовлетворительную сходимость расчетного и фактического давления на приеме, погрешность в среднем составляет 5%