



ПОЛИТЕХ

Санкт-Петербургский
политехнический университет
Петра Великого

spbstu.ru

Прогнозирование давления на приеме УЭЦН с помощью методов машинного обучения

Студент: ВШТМиМФ, группы 5040103/10401

Мартьянова Елена Ивановна

Научный руководитель:

д.ф.-м.н. , профессор ВШТМиМФ В. М. Иванов



Вызовы нефтегазовой отрасли в разрезе цифровизации

90%

Возникающих осложнений на месторождениях связаны с неспособностью текущих инструментов вовремя выявить отклонения в процессах добычи углеводородов

на 5%

Ежегодное увеличение потребности в более совершенном оборудовании в нефтегазовой отрасли в России

на 70%

Менее эффективное использование IT разработок в сфере машинного обучения по сравнению с передовыми цифровыми отраслями

95%

Операций делается вручную сотрудниками добывающих компаний



Целесообразно создание решений в сфере математического моделирования с привязкой продукта к ИТ-составляющей как ответ на стоящие сегодня вызовы





Оценка давления на приеме УЭЦН¹ с помощью методов машинного обучения – приоритетное направление повышения качества промышленной информации

Проблематика

! Сложность определения давления в условиях отсутствия датчиков

Удаленное расположение добывающих скважин (особенно в зимний период)

! Выходы из строя датчиков ТМС² и эхолотов

Агрессивные условия эксплуатации часто приводят к полному или частичному отказу датчиков ТМС² даже в течение одного межремонтного периода скважины

! Недостаток информации для принятия решений

Из-за отсутствия полной картины режима работы скважины возникает сложность принятия решений по оптимизации режима работы ГНО³, а также для планирования и оценки эффективности ГТМ⁴

Гипотезы

! Контроль разработки месторождения

Контроль забойного давления скважин для соответствия проекта разработки без использования датчиков

! Раннее выявление проблемных скважин

Возможность решения проблемы снижения производительности скважин в случае выхода из строя погружных ТМС и замеров дебитов

! Увеличение наработки на отказ

Увеличение эффективности работы погружного оборудования за счет стабилизации режима работы

1 Установка электроприводного центробежного насоса

2 Системам погружной телеметрии

3 Глубинно-насосное оборудование

4 Геолого-технические мероприятия



ЦЕЛЬ

Прогнозирование давления на приеме УЭЦН для различных условий эксплуатации

ЗАДАЧИ

- 1 Проанализировать преимущества и недостатки описанных в литературе готовых решений по прогнозированию давления на приеме УЭЦН
- 2 Изучить имеющиеся промысловые данные, построить систему их фильтрации и обогащения признакового пространства для построения модели машинного обучения
- 3 Составить и реализовать архитектуру решения по прогнозированию давления на приеме УЭЦН, состоящей из двух частей: автоматического обучения модели скважины и прогнозирования в режиме реального времени
- 4 Проверить прогнозную способность модели на промысловых данных и подтвердить целесообразность выбранного метода прогнозирования

ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ

Процесс мониторинга скважин, оснащенных УЭЦН, без корректных замеров давления на приеме погружного оборудования

ИТОГОВАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАВЛЕНИЯ НА ПРИЕМЕ

Метод решающих деревьев

Иерархическая схема принятия решений в виде графа, где в звеньях проверяются условия на признаки, а путь к конечной вершине выбирается в зависимости от результатов проверки

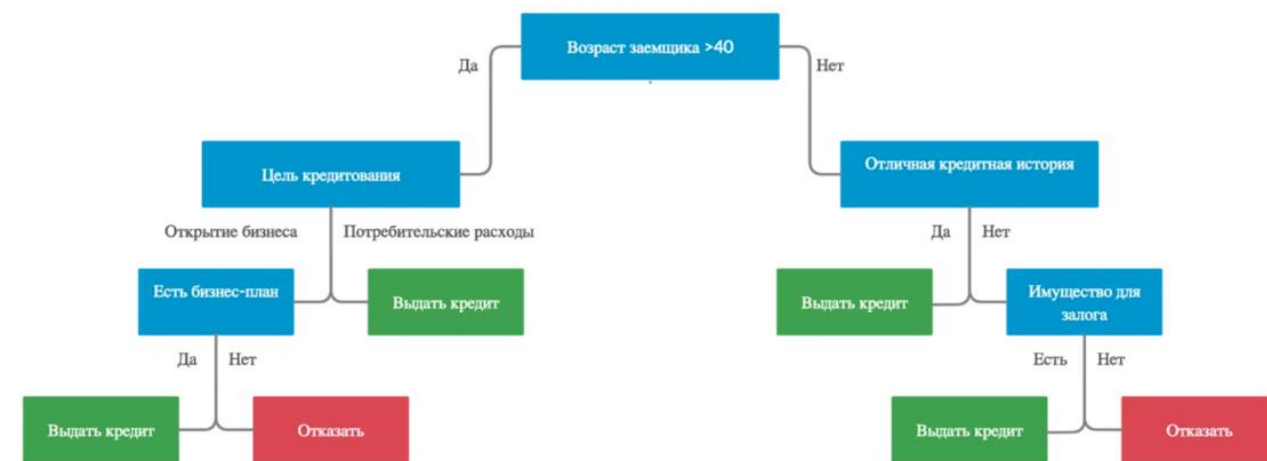


Рисунок 2 – Пример реализации Метода дерева решений

Метод градиентного бустинга

Метод машинного обучения, который использует комбинацию нескольких слабых моделей для создания более сильной. Он работает путем последовательного добавления новых моделей, которые исправляют ошибки предыдущих

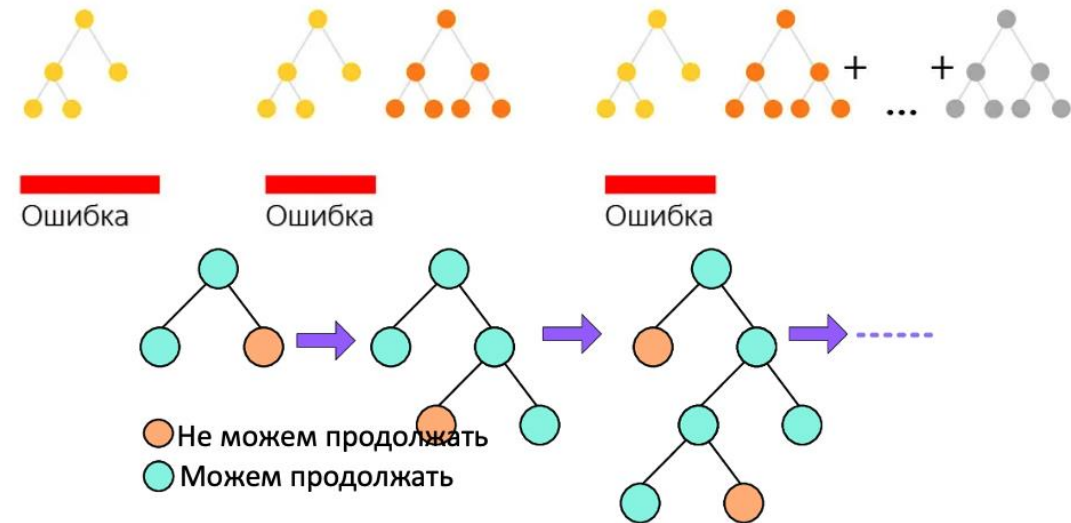


Рисунок 3 – Пример реализации Метода градиентного бустинга

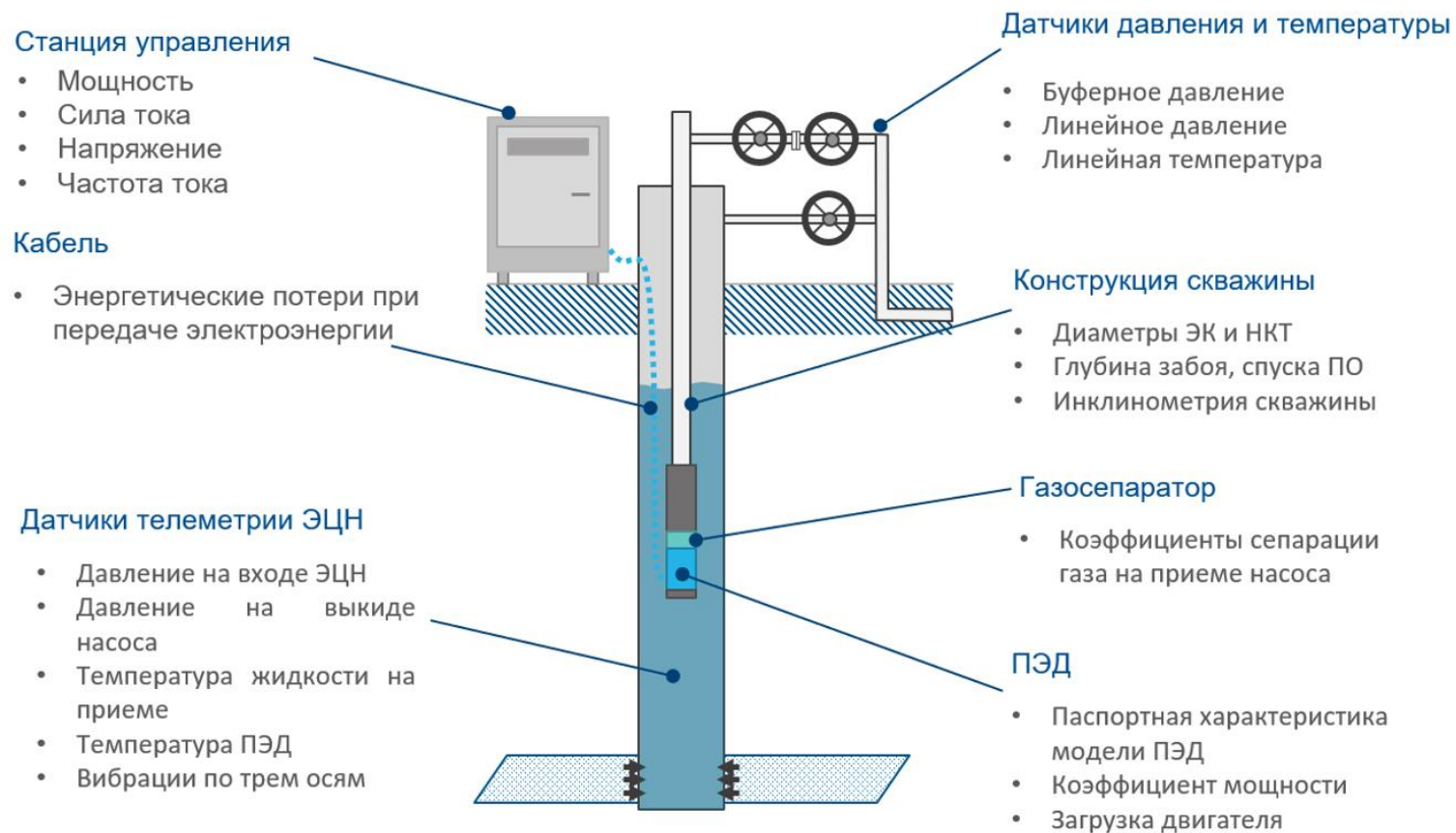


Рисунок 3 – Скважина, оснащенная УЭЦН

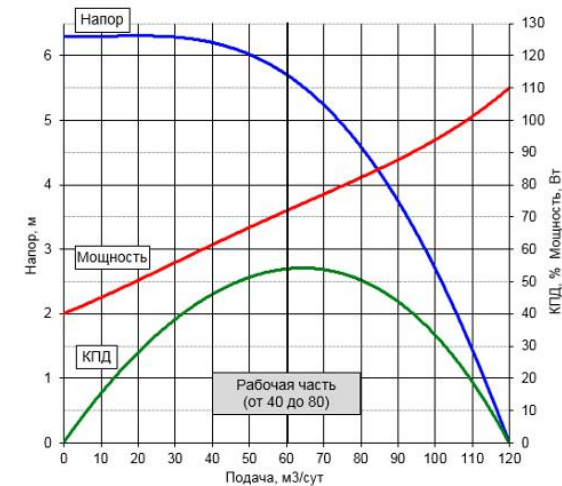


Рисунок 4 – Напорно-расходная характеристика

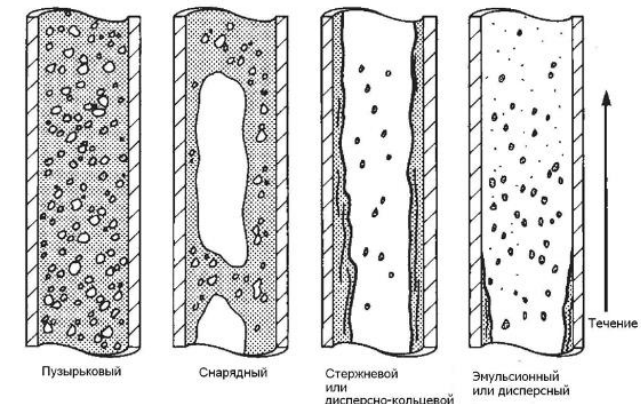


Рисунок 5 – Режимы потоков при многофазном течении

$$\frac{dP}{dL} = \frac{f \rho_n V_m^2}{2d} + \rho_s g \sin \theta$$

$$\rho_s = \rho_L H_{l(\varphi)} + \rho_g (1 - H_{l(\varphi)})$$

f – коэффициент трения
 ρ_n – плотность смеси без учета проскальзывания газа
 d – внутренний диаметр трубы
 V_m – скорость движения смеси
 ρ_s – плотность смеси с учетом проскальзывания газа

θ – угол наклона трубы от горизонтали
 ρ_L – плотность жидкости
 ρ_g – плотность газа
 $H_{l(\varphi)}$ – истинная доля жидкости в потоке
 φ – объемная доля жидкости в потоке



Таблица 1 – Динамические данные телеметрии (ТМ)

Динамические данные ТМ		Границы	
		Min	Max
Гидравлические параметры	$P_{пр}$, атм	1	100
	$P_з$, атм	1	100
	$P_б$, атм	1	100
	$P_л$, атм	1	100
Электротехнические параметры	I , А	0	100
	N , кВт	0	300
	Загрузка	1	101
Устьевые параметры	$d_{шт.}$, мм	0	32

$P_{пр}$ – давление на приеме, $P_з$ – затрубное давление, $P_б$ – буферное давление, $P_л$ – линейное давление, I – ток, N – активная мощность, $d_{шт.}$ – диаметр штуцера

Подготовка данных ТМ:

- Фильтрация
- Расчет накопленного времени работы и остановки
- Преобразование исходных минутных данных к часовым через среднее, разброс, минимум, максимум
- Дополнительный расчет признаков через динамику потоковых данных телеметрии за 24 часа (например $I_{ПЭД}(t) - I_{ПЭД}(t-24 \text{ часа})$)

Таблица 2 – Статические данные скважины и оборудования

Статические данные по скважине		Границы	
		Min	Max
Конструкция скважины	$H_з$	0	3000
	$H_н$	0	3000
	$H_х$	0	3000
	D	50	200
	d	50	200
	ЭЦН	Q	0
H		0	4000
ν		0	70
N		0	1000

$H_з$, $H_н$, $H_х$ – глубина забоя, спуска ЭЦН и спуска хвостовика соответственно, D – диаметр обсадной колонны, d – диаметр НКТ, Q – номинальная подача, H – напор, ν – частота, N – число ступеней

Подготовка данных из ШТР:

- Фильтрация

Объединение данных ТМ и ШТР

- Определение абсолютной глубины спуска оборудования
- Определение номинальной подачи и напора при текущей частоте
- Расчет по корреляции Беггз-Брилл давления на выкиде
- Расчет по НРХ ЭЦН давления на приеме через давление на выкиде

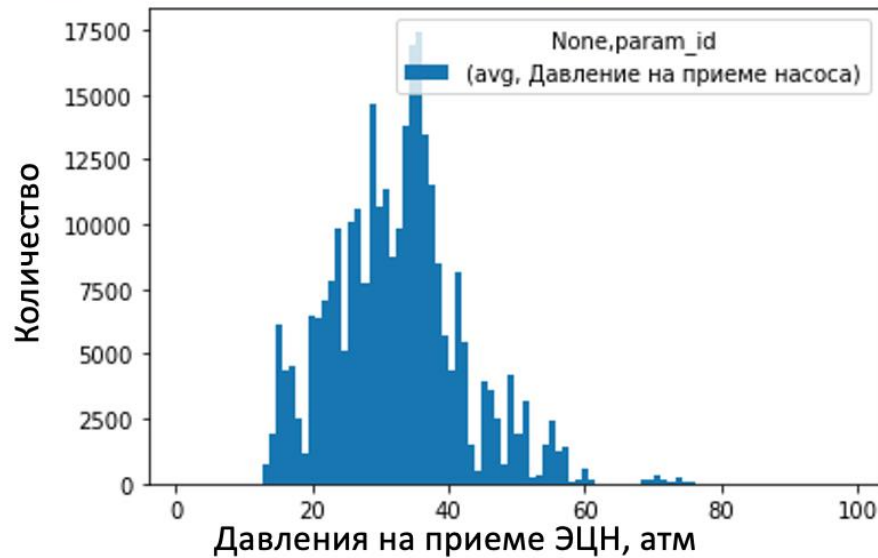


Рисунок 6 – Гистограмма целевой переменной

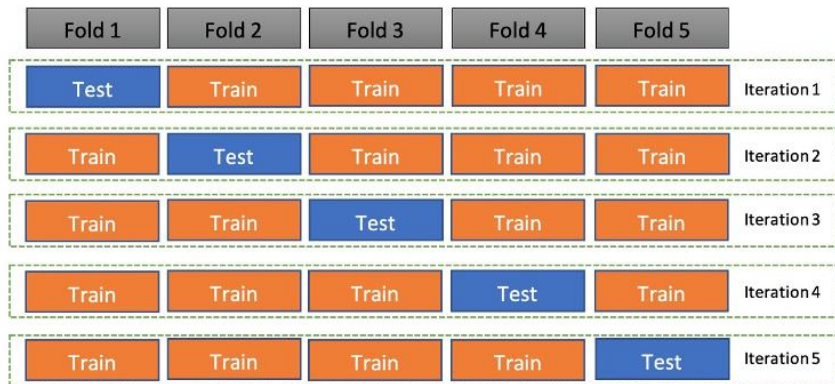


Рисунок 7 – Схема тестирования модели

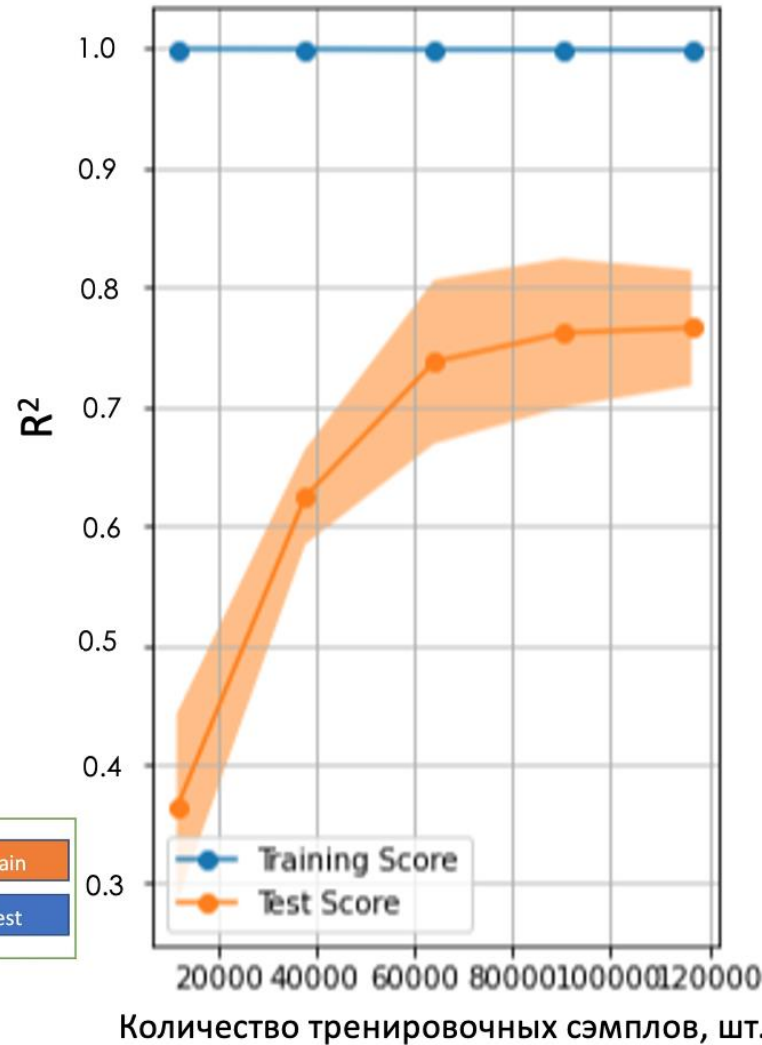
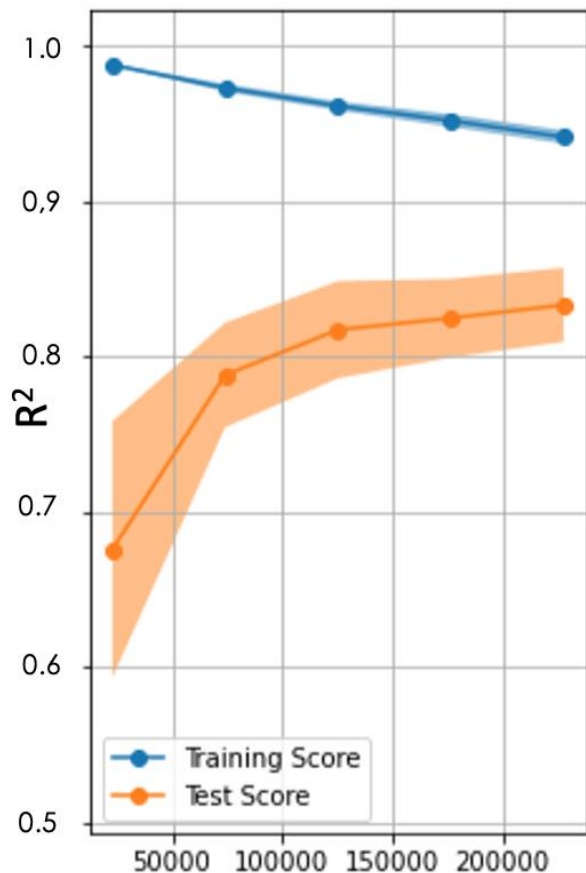


Рисунок 8 - Кривая обучения базовой модели

Таблица 3 – Результат выбора гиперпараметров для модели на обучающей выборке

		Параметры
Тип бустинга	boosting_type	gbdt
Вес класса	class_weight	None
Соотношение подвыборки столбцов	colsample_bytree	0.7
Тип важности	importance_type	split
Уровень обучения	learning_rate	0.01
Макс глубина дерева	max_depth	4
Мин количество данных для листа	min_child_samples	5
Мин сумма веса	min_child_weight	0.001
Мин уменьшение потерь для разбиения	min_split_gain	0.0
Количество подтянутых деревьев	n_estimators	150
Количество параллельных потоков	n_jobs	-1
Макс количество листьев дерева	num_leaves	31
Задача обучения	objective	regression
Кол-во случайных чисел	random_state	101
Регуляризация L1	reg_alpha	0.0
Регуляризация L2	reg_lambda	0.0
Ошибка	silent	warn
Подвыборка	subsample	0.7
Количество сэмплов для бункеров	subsample_for_bin	200000
Частота подвыборки	subsample_freq	0



Количество тренировочных сэмплов, шт.

Рисунок 9 - Кривая обучения после подбора гиперпараметров

R²	0.85
MAPE	11,6 %

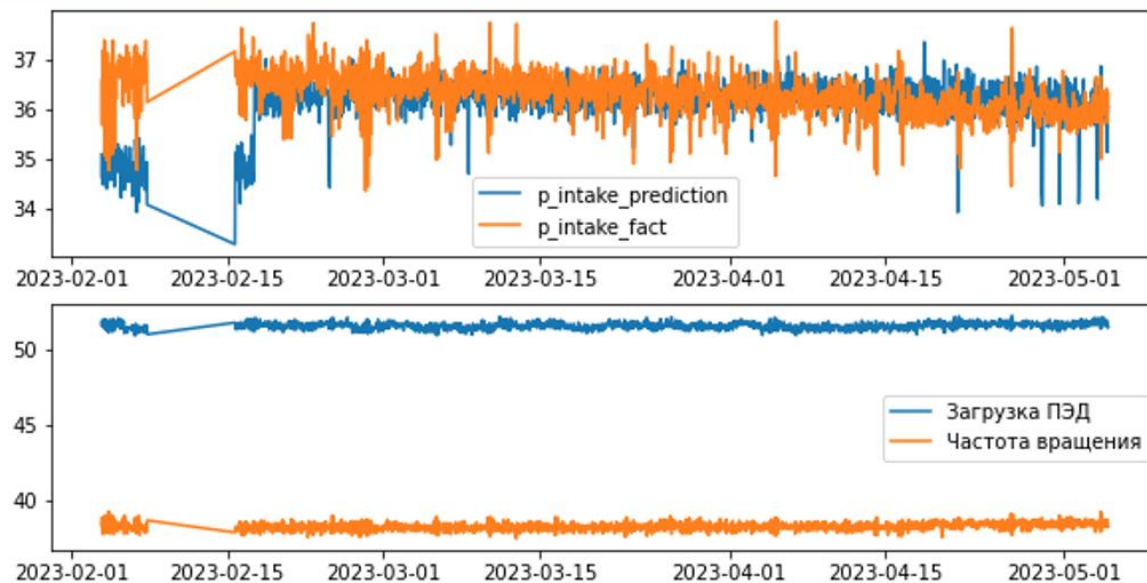


Рисунок 10 - Пример работы алгоритма на скважине X

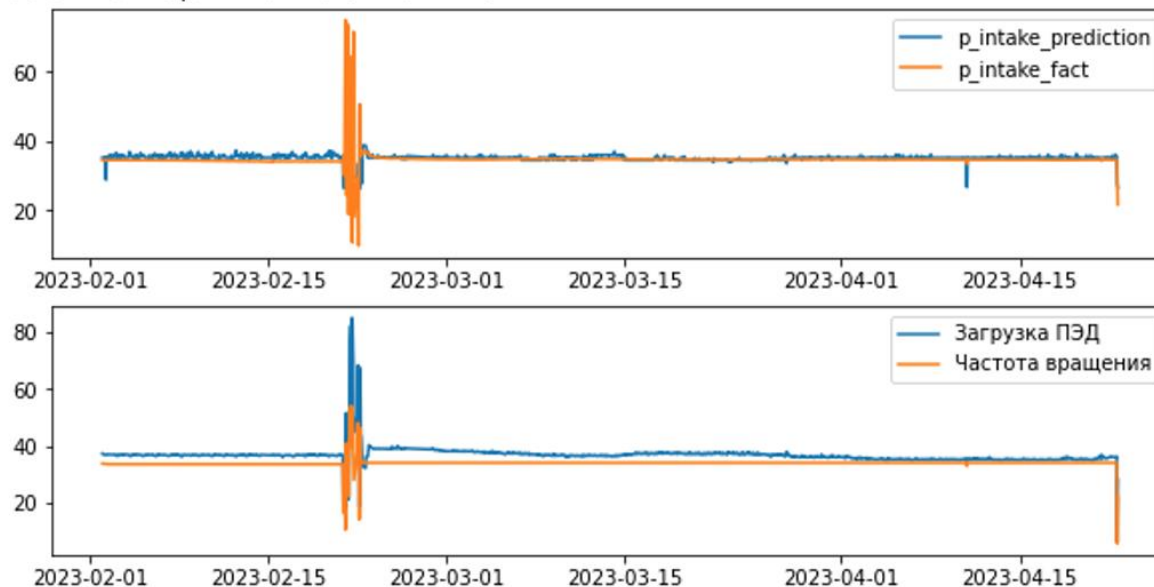


Рисунок 11 - Пример работы алгоритма на скважине Y



НАУЧНАЯ НОВИЗНА

Научная новизна заключается в использовании минимального набора высокочастотных данных, которые всегда являются доступными для построения прогнозной системы, а также в степени комбинирования физических и статистических подходов для решения задачи

ПРАКТИЧЕСКАЯ ЗНАЧИМОСТЬ

Установлено, что модели МО могут применяться в качестве виртуальных датчиков для восстановления данных в случае отказа измерительных систем.

Данный концепт может быть использован вместо ТМС и стационарного эхолота для оптимизации затрат на эксплуатацию низкорентабельных, высокообводненных скважин, или вместо только эхолота на остальном фонде скважин для снижения как капитальных, так и эксплуатационных затрат компании и повышения качества данных об эксплуатации скважины.

Применение МО возможно при наличии стабильной передачи данных. Результаты также зависят от качества исходных параметров.

Для поддержания высокого качества моделей требуется периодическое дополнительное обучение моделей ввиду появления новых данных.

1. Проанализированы имеющиеся решения, описанные в литературе: в большинстве работ не учитывается реальная оснащенность датчиками для получения всех необходимых модели параметров наряду с проведением неоптимального процесса тестирования.
2. Проведена грамотная подготовка данных с расчетом характеристик системы и объединением статических и динамических параметров скважин. Разработана схема тестирования алгоритма, которая максимально приближена к реальной эксплуатации созданной системы.
3. Составлена и реализована архитектура решения по прогнозированию давления на приеме УЭЦН.
4. Установлено, что с помощью моделей машинного обучения возможно прогнозирование давления на приеме УЭЦН для различных условий эксплуатации. Проведены исследования на промысловых данных с получением высоких метрик качества модели ($R^2=0.85$, $MAPE=11.6\%$), что подтверждает применимость и эффективность разработанного алгоритма для решения производственных задач по мониторингу добывающего фонда скважин.



ПОЛИТЕХ

Санкт-Петербургский
политехнический университет
Петра Великого

spbstu.ru

Благодарю за внимание!

Студент: ВШТМиМФ, группы 5040103/10401

Мартьянова Елена Ивановна

Научный руководитель:

д.ф.-м.н. , профессор ВШТМиМФ В. М. Иванов