

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого  
Физико-механический институт

Высшая школа теоретической механики и математической физики

Работа допущена к защите

Директор ВШТМиМФ,

д.ф.-м.н., чл.-корр. РАН

\_\_\_\_\_ А.М. Кривцов

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2023 г.

## **ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

магистерская диссертация

### **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДАВЛЕНИЯ НА ПРИЕМЕ УЭЦН С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

по направлению подготовки (специальности)

01.04.03 Механика и математическое моделирование

Направленность (профиль)

01.04.03\_04 Математическое моделирование процессов нефтегазодобычи

Выполнил

студент гр. 5040103/10401

Е.И. Мартянова

Руководитель

Профессор ВШТМиМФ, д.ф.-м.н.

В.М. Иванов

Санкт-Петербург  
2023

**САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ ПЕТРА ВЕЛИКОГО**  
**Физико-механический институт**  
**Высшая школа теоретической механики и математической физики**

УТВЕРЖДАЮ

Директор ВШТМиМФ

А.М. Кривцов

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ г.

**ЗАДАНИЕ**

**на выполнение выпускной квалификационной работы**

студенту Мартьяновой Елене Ивановне, гр. 5040103/10401

1. Тема работы: Прогнозирование давления на приеме УЭЦН с помощью методов машинного обучения
2. Срок сдачи студентом законченной работы: 26.05.23
3. Исходные данные по работе: научно-техническая литература по эксплуатации электроцентробежных насосов, публикации по применению методов машинного обучения для решения регрессионных задач и работы с временными рядами, статьи по теме ВКР
4. Содержание работы (перечень подлежащих разработке вопросов): обзор литературы по теме ВКР, описание физической модели скважины с УЭЦН, обоснование выбора метода машинного обучения, разработка системы подготовки данных и общей архитектуры решения, тестирование прототипа на промысловых данных
5. Перечень графического материала (с указанием обязательных чертежей):  
не предусмотрено.
6. Консультанты по работе: отсутствуют.
7. Дата выдачи задания: 27.02.2023 г.

Руководитель ВКР

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

Задание принял к исполнению: 27.02.2023 г.

Студент

Е.И. Мартьянова

## РЕФЕРАТ

62 страницы, 24 рисунка, 8 таблиц

РЕГРЕССИЯ. МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ, ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД, ФИЗИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, УЭЦН, ДАВЛЕНИЕ НА ПРИЕМЕ.

Тема выпускной квалификационной работы «Прогнозирование давления на приеме УЭЦН с помощью методов машинного обучения».

В работе представлены результаты по созданию системы для прогнозирования давления на приеме УЭЦН методами машинного обучения с применением физического моделирования. Проведен анализ имеющихся решений и подходов по созданию виртуального датчика. Составлена архитектура решения, включающая в себя фильтрацию, объединение статических и динамических данных, построение модели скважины для обогащения признакового пространства. Обосновано применение гибридного подхода на основе объединения расчетов физической модели скважины и регрессионной модели градиентного бустинга на решающих деревьях. Прогнозная способность модели проверена на промысловых данных одного из месторождений Западной Сибири. Разработанное решение потенциально способно увеличить качество контроля разработки нефтяных месторождений с сокращением недоборов и повышением эффективности работы погружного оборудования.

## ABSTRACT

63 pages, 24 figures, 8 tables

REGRESSION, MACHINE LEARNING, GRADIENT BOOSTING, HYBRID APPROACH, PHYSICAL MODELING, ESP, INTAKE PRESSURE.

The theme of the final qualification work is "Prediction of pressure at the intake of ESP using machine learning methods."

The paper presents the results of creating a system for predicting the pressure at the ESP intake using machine learning methods along with physical modeling. The analysis of available solutions and approaches to create a virtual sensor has been carried out. The architecture of the solution was compiled, including filtering, combining static and dynamic data, building a well model to enrich the feature space. The use of a hybrid approach based on the combination of calculations of the physical model of the well and the regression model of gradient boosting on decision trees is substantiated. The predictive ability of the model was tested on field data from one of the fields in Western Siberia. The developed solution is potentially capable of increasing the quality of control over the development of oil fields with a reduction in oil losses and an increase in the efficiency of submersible equipment.

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	5
ГЛАВА 1. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР .....	8
ГЛАВА 2. ОПИСАНИЕ ФИЗИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ СКВАЖИНИНЫ.....	18
2.1 Общая схема установки погружного центробежного насоса .....	18
2.2 Средства измерения давления на приеме ЭЦН .....	27
2.3 Методы расчета градиента давления.....	31
ГЛАВА 3. ДИЗАЙН СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАВЛЕНИЯ НА ПРИЕМЕ.....	40
3.1 Описание метода градиентного бустинга на решающих деревьях .....	40
3.2 Подготовка данных и обогащение признакового пространства.....	42
ГЛАВА 4. ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДА НА ПРОМЫСЛОВЫХ ДАННЫХ .	47
4.1 Выбор схемы тестирования метода .....	47
4.3 Результаты расчетов на промысловых данных .....	49
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	58
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	60

## ВВЕДЕНИЕ

Высокий уровень зрелости нефтяных компаний, большой потенциал к монетизации накопленного объема промысловых данных, необходимость в мощном технологическом рывке – все эти процессы являются драйверами для стабильно растущего спроса на внедрения принципиально новых подходов и технологий в процессах нефтедобычи. В условиях текущей конъюнктуры рынка технологий нефтяной отрасли Российской Федерации, который характеризуется Активами, находящимися на поздних стадиях разработки, наиболее перспективным видится смещение акцента на цифровую трансформацию всех процессов компаний. Разработка алгоритмов предсказания достоверных параметров работы скважин, характеризующих их текущее состояние, с помощью моделей машинного обучения (МО) повышают вероятность успеха в условиях ужесточающейся конкуренции в отрасли за ресурсы углеводородов.

Одним из наиболее приоритетных направлений повышения качества промысловой информации для определения параметров работы скважин, принятия решений по оптимизации режимов работы глубинного насосного оборудования (ГНО), а также для планирования геолого-технических мероприятий (ГТМ), оценки их эффективности – является оценка давления на приеме установок электропогружных центробежных насосов (УЭЦН) с помощью методов МО.

Классические подходы нефтяного инжиниринга по построению полной модели скважины с расчетом давлений в различных узлах системы, в частности на приеме, требует высококачественных данных в полном объеме таких, как данные телеметрических систем (ТМС), данные по замерам дебитов, информацию о конструкции скважины и установленному в ней оборудованию. Не все эти данные являются легкодоступными и высокочастотными, а также важно отметить, что построение модели скважин и расчеты в режиме реального времени требуют очень много вычислительных ресурсов.

Основной целью данной магистерской диссертации является прогнозирование давления на приеме УЭЦН методами МО для различных условий эксплуатации.

Для достижения поставленной цели были выделены следующие 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.

Объектом исследования в данной работе является процесс мониторинга скважин, оснащенных УЭЦН, без корректных замеров давления на приеме погружного оборудования.

Предметом исследования являются особенности построения системы прогнозирования давления на приеме, основанной на методах машинного обучения

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.

Практическая значимость работы:

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

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

3. Применение МО возможно при наличии стабильной передачи данных. Результаты также зависят от качества исходных параметров. затрубного давления совместно с системами ТМС и МО.

4. Для поддержания высокого качества моделей требуется периодическое дополнительное обучение моделей ввиду появления новых данных, также возможно расширение исходной выборки на основе физического моделирования.

## ГЛАВА 1. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР

Значительное количество исследователей применяли различные методы машинного обучения для прогнозирования давления на приеме. В первую очередь существуют подходы по классическому инженерному расчёту от известных значений затрубного и линейного давлений при помощи построения физической модели скважины вместе с использованием инженерного программного обеспечения, такого, как PipeSIM или Prosper. Также применяются подходы, полностью основанные на применении методов машинного обучения.

Так, в одной из работ [9], описывается подход по прогнозированию забойного давления путем построения статистической модели. Для расчета забойного давления в отсутствие датчиков телеметрии используется методика, основанная на измерении динамического уровня жидкости и расчетной плотности газожидкостной смеси вдоль ствола подъемника, учитывая различные параметры, такие как газосодержание и обводненность продукции. Часто для упрощения расчетов не учитывается газ и применяется упрощенный расчет плотности жидкости нефть-вода. Однако, этот подход может быть недостаточно точным из-за наличия реперных точек, таких как отложения по стволу скважины, муфтовые соединения насосно-компрессорных труб и обсадной колонны, пены, а также погрешности самого метода измерения. Это усложняет работу инженеров при проверке полученных значений, даже на стабильно работающих скважинах.

Традиционные методы расчета не могут учесть риски, связанные с возникновением интервалов пониженной плотности газожидкостной смеси, таких как образование пены. Это может привести к большой погрешности при вычислении забойного давления и некорректной эксплуатации ГНО, а также к серьезным ошибкам при планировании ГТМ.

Важно отметить, что удаленное расположение добывающих скважин, особенно в зимний период, может создавать дополнительные проблемы. Если

скважина не оборудована стационарным эхолотом или работающим датчиком телеметрии, то определение текущего забойного давления становится крайне сложным.

Соответственно, модель машинного обучения представляет собой инструмент, который позволяет оценить динамический уровень, давление на приеме насосной установки и давление на забое добывающей скважины на основе других параметров работы скважины. Этот подход является гибким и может использоваться для скважин с различным набором датчиков (Таблица 1.1).

Таблица 1.1

Методы определения забойного давления в зависимости от комплектации скважины датчиками

№	Комплектация				Способ определения Рзаб.			
	ТМС (Рпр.)	Эхолот (Ндин.)	Датчик Рзатруб.	Датчик Рлин.	Расчет от Рпр.	Расчет через Ндин.	Физ.модели	Модели МО
1	+	+	+	+	+	+	+	+
2	+	-	+	+	+	-	+	+
3	-	+	+	+	-	+	+	+
4	-	-	+	+	-	-	+	+
5	-	-	+	-	-	-	-	+

С помощью скважинного симулятора возможно достичь высокой точности в определении забойного давления, используя физическое моделирование работы скважины. Физическая модель должна быть откалибрована и отражать фактический режим работы скважины, а также может быть откалибрована на данных предыдущих режимов работы. Это позволяет получить качественный прогноз значений на текущий режим работы, даже при отсутствии показаний приборов ТМС и эхолота.

В некоторых нефтедобывающих компаниях используется система «двойной надежности», объединяющая телеметрию и стационарные эхолоты

для определения забойного давления и динамического уровня. Хотя такой подход и снижает риск неопределённости в случае отказа одного из устройств, однако это приводит к значительному увеличению расходов на закупку и обслуживание приборов, а качество данных остается низким.

Применение модели машинного обучения позволяет сократить расходы и повысить точность определения параметров работы скважины. Кроме того, совместное использование модели МО и физической модели скважины позволяет верифицировать данные и обеспечить корректность передачи информации.

В итоге обученная модель на ежедневной основе позволяет осуществлять полноценный мониторинг скважин для качественного контроля разработки месторождения. Пример тестирования модели, на котором отчетлива видна прогнозная способность модели по отслеживанию динамики изменения работы скважины, представлена ниже.

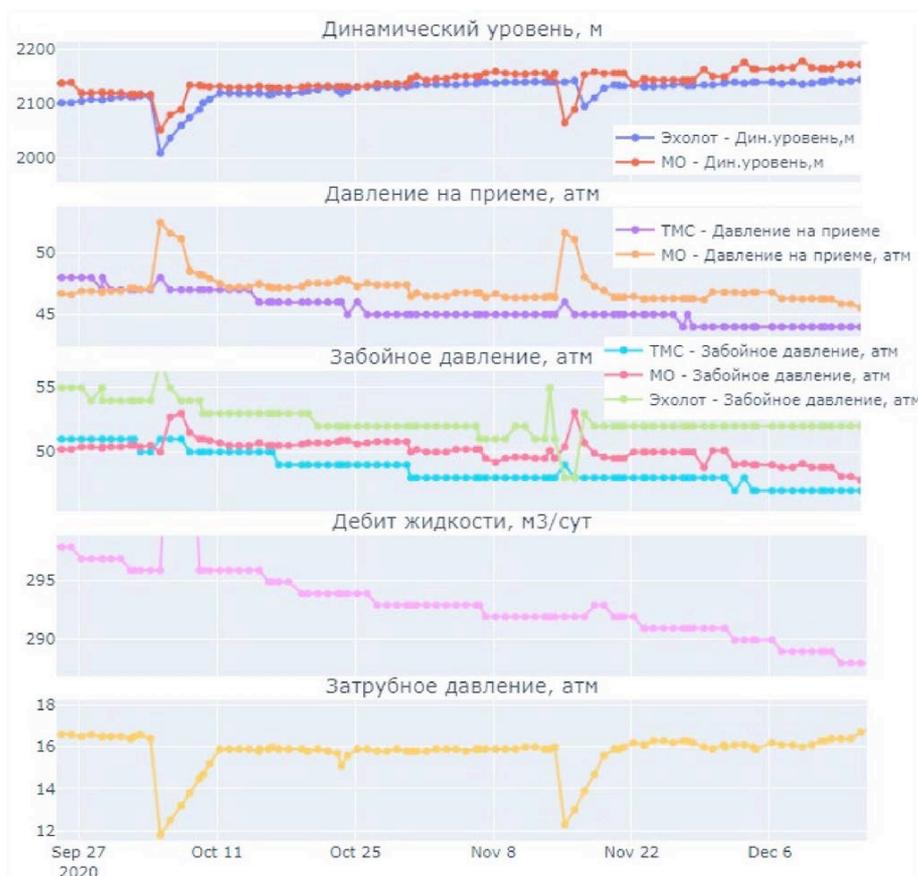


Рисунок 1.1 – Пример тестирования прогнозной способности модели из работы [9]

В другой работе [14] авторы применяли глубокое обучение для прогнозирования забойного давления фонтанирующих скважин. Проведена большая работа по подбора конфигурации полносвязной нейронной сети прямого распространения и ее сравнения с классическими гидравлическими корреляциями путем расчетов с помощью программного обеспечения PipeSIM. Полученная модель показала наибольшую прогнозную способность по сравнению с классическими инженерными подходами. Кросс-плот тестирования модели представлен ниже.

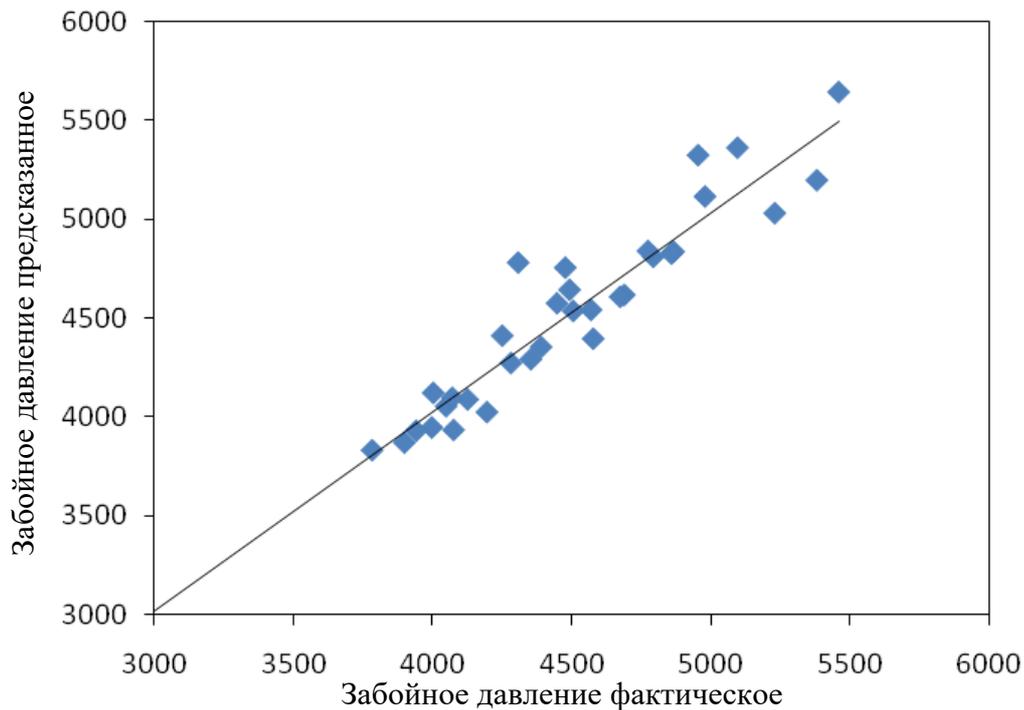


Рисунок 1.2 – Зависимость предсказанного забойного давления от фактического на тестовой выборке в работе [14]

В 2005 году группа исследователей Саудовской Аравии опубликовали работу [17], в которой описали применения глубокой нейронной сети для предсказания забойного давления. Были получены достойные метрики сходимости обученной модели, которые превзошли прямые расчеты по классическим гидравлическим корреляциям. Однако стоит подчеркнуть, что в данной статье авторы использовали дебит скважины как один из входных параметров, что в условиях нерегулярных замеров с помощью групповых замерных установок может ограничить применимость модели.

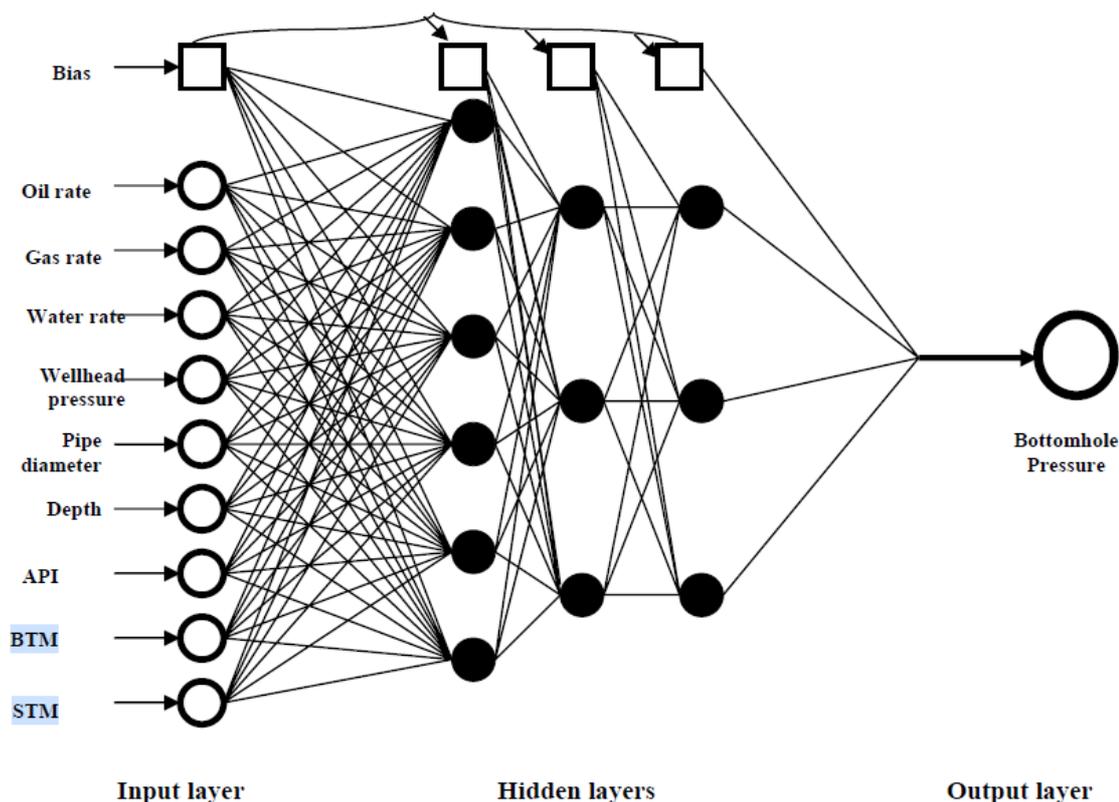


Рисунок 1.3 – Конфигурация нейронной сети и входные параметры для модели из работы [17]

В статье [13] описано применение различных методов оценки забойного давления для скважин, добывающих газ из угольных пластов. Для грамотной разработки таких трудноизвлекаемых запасов газа также необходимо обеспечить контроль режимных параметров работы скважин. В работе были проведены различные исследования, применены как базовые модели машинного обучения, такие как линейные регрессии типа Lasso и Ridge, ElasticNet, так и методы глубокого обучения. По результатам тестирования моделей лучшей была признана нейронная сеть. Примеры тестирования по скважинам показано на рисунке ниже.

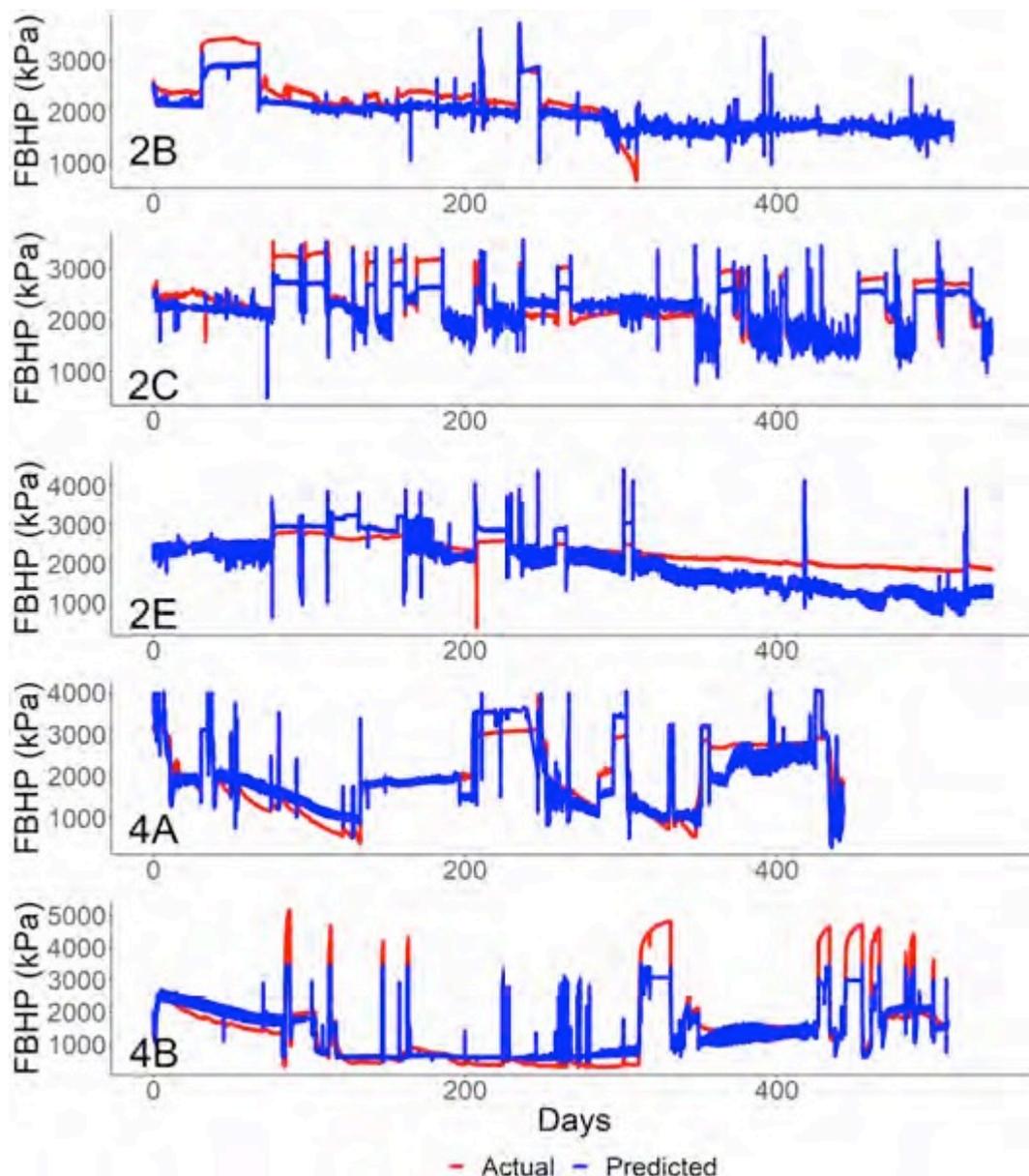


Рисунок 1.4 – Тестирование моделей в работе [13]

В работе [18] рассматриваются различные способы применения методов машинного обучения для применения их в системах контроля разработки нефтяных и газовых месторождениях компании ПАО «Газпромнефть». Одним из направлений развития предлагается использование методов машинного обучения для прогнозирования забойного давления. Концепт прогнозной системы показал свою эффективность в предсказании целевого параметра. Итоговые относительные ошибки составили менее 10% на тестовой выборке. Однако, судя по диаграмме значимости признаков модели Случайного леса, использовавшегося при моделировании, одними из влияющих параметров

являются газовый фактор и обводненность, которые могут быть измерены только при помощи групповых замерных установок, что снижает охват описываемого метода

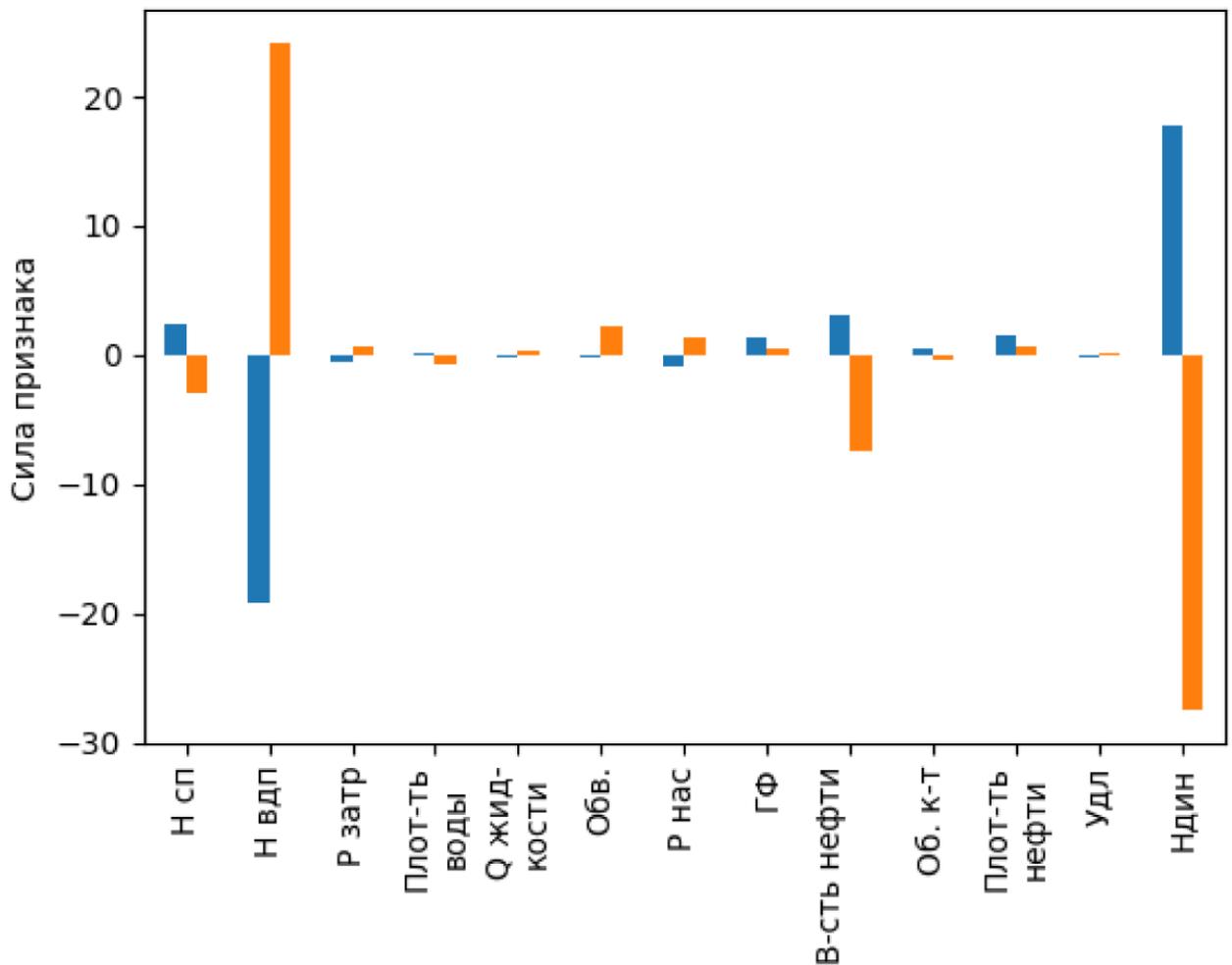


Рисунок 1.5 – Важность признаков при прогнозировании забойного давления в работе [18]

Однако не только машинное обучение может применяться для прогнозирования важных показателей работы скважины. В работе [11] описывается применения комбинации физических и статистических моделей для предсказания давлений в критичных узлах системы, дебита, обводненности и газового фактора.

Также модели машинного обучения могут применяться не только для прямого предсказания целевой переменной, но и в улучшении частей классических методов расчета градиента давления. В работе [8] нейронная сеть была внедрена в классический маршевых алгоритм для определения

режима потока, объемного содержания жидкости и потери на трение в сегменте трубы при расчете градиента давления. Замыкающее уравнение для определения итогового градиента осталось прежним, и по-прежнему включает определение потерь на гидростатику и трение. Таким образом была получена удачная комбинация классических и интерпретируемых методов расчета многофазного потока и методов машинного обучения. Схема решения представлена на рисунке ниже

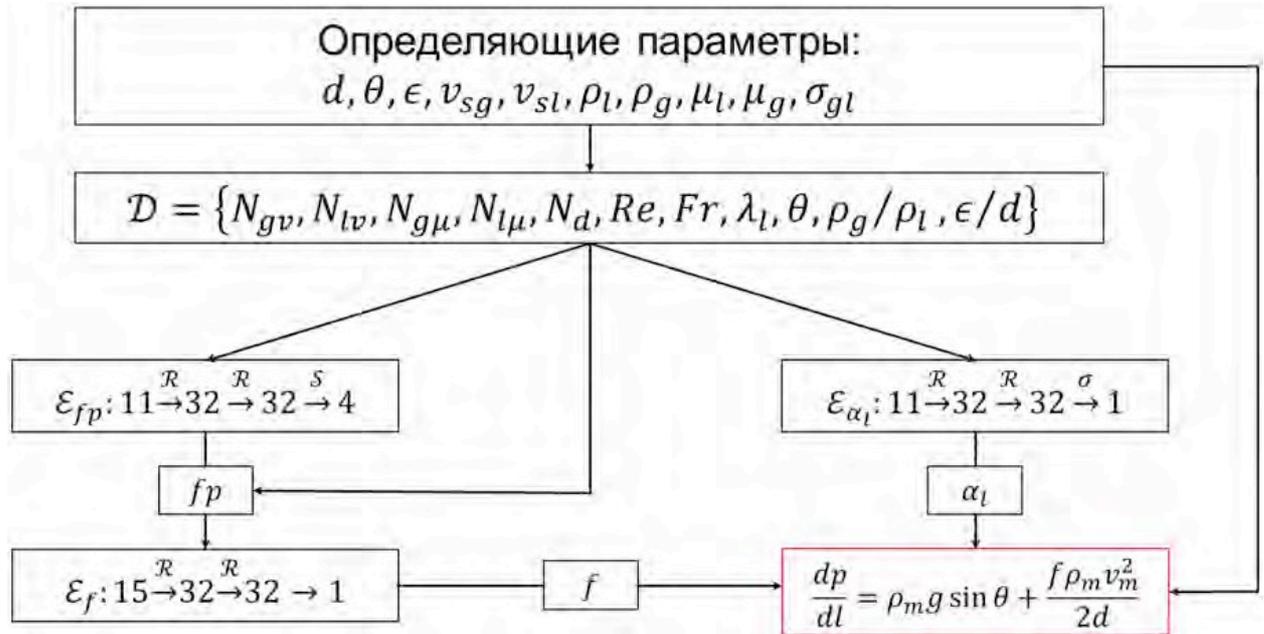


Рисунок 1.6 – Блок-схема расчета градиента давления в [8]

Также помимо установившегося течения многофазного потока, особый интерес представляет расчет неустановившегося режима скважина. Так в работе [10] предлагается использовать рекуррентные модели глубокого обучения типа RNN и LSTM, а также архитектуру трансформеров для оценки влияния предыдущих состояний системы на текущее. Полученные модели позволили описать поведение работы скважины для различных неустановившихся режимов работы, таких как ПДК, АПВ и смена одного режима на другой. При этом трансформер был обучен на всем диапазоне данных, что позволяет предсказывать давление на забое на новой скважине. Пример предсказания модели представлен ниже:

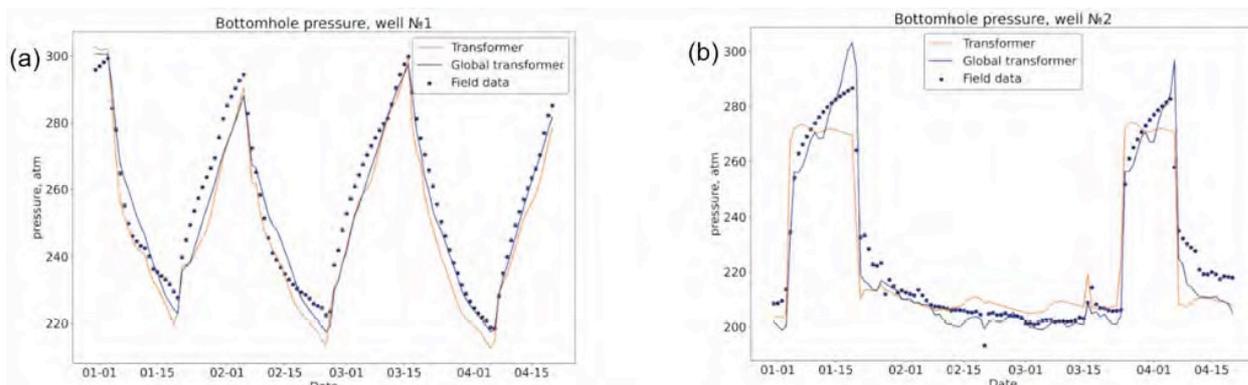


Рисунок 1.7 – Предсказание забойного давления на неустановившихся режимах в работе (а – скважина №1, б – скважина №2) [10]

Аналогично в работе [12] использовалась модель градиентного бустинга на решающих деревьях для предсказания давления на приеме скважин. Были получены достойные результаты с помощью реализации XGBoost. Пример предсказания на скважине представлен ниже:

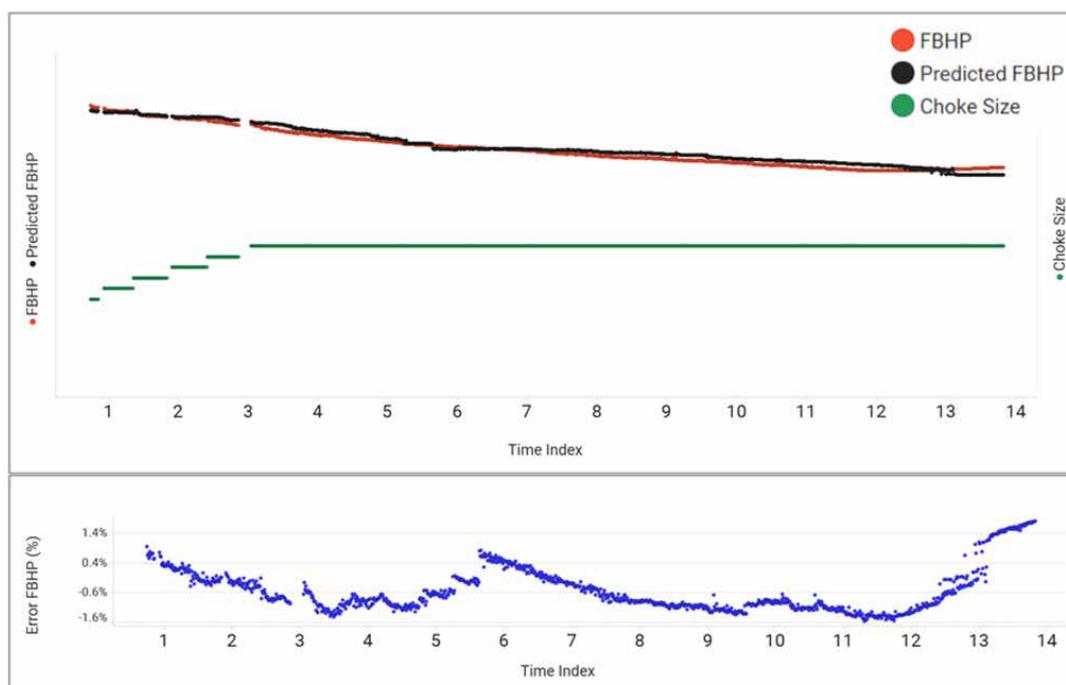


Рисунок 1.8 – Предсказание модели в работе при изменении диаметра штуцера [12]

Одной из особенностей моделирования с помощью статистических методов является финальная проверка на адекватность значений предсказания модели с точки зрения физических принципов. В работе [15] авторы решают

эту проблему с помощью построения гибридных моделей с регуляризацией, основанной на физических принципах работы скважины и скважинного оборудования. Полученная модель позволяет предсказывать забойного давление с приемлемой точностью

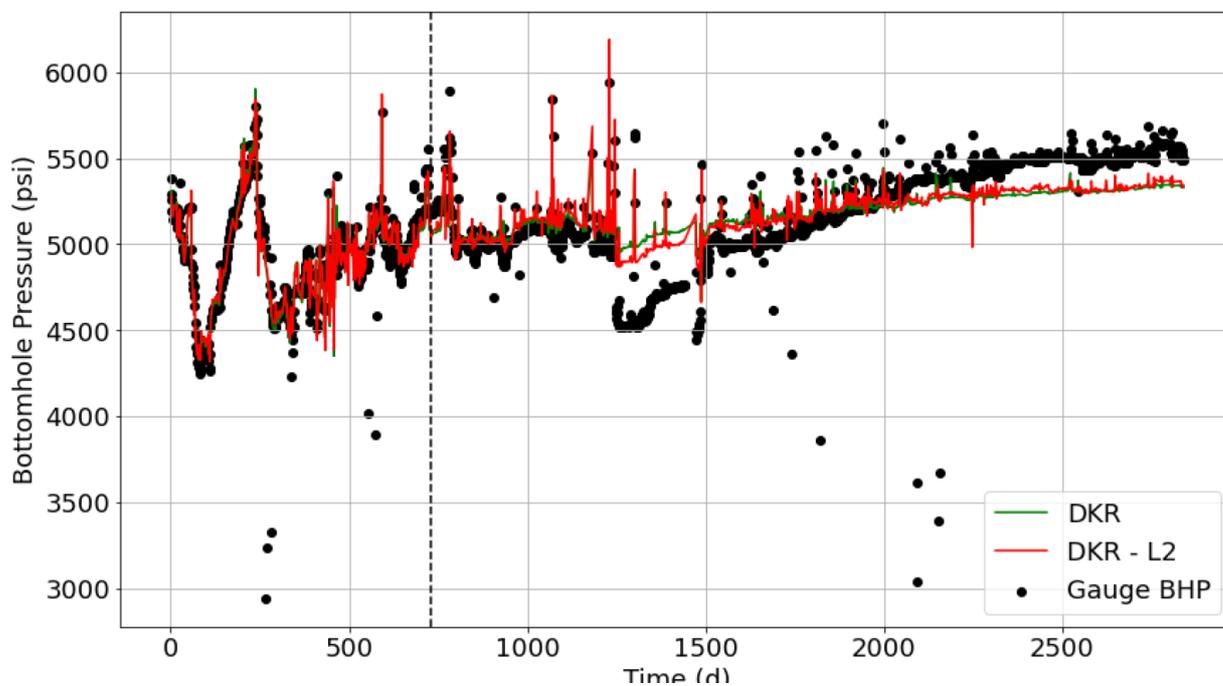


Рисунок 1.9 – Предсказание на тестовой скважине забойного давления [15]

Таким образом, как можно видеть из анализа литературы, прогнозирование давления на приеме является достаточно распространенной задачей для улучшения качества мониторинга фонда. Применяются различные методы машинного обучения, и наиболее популярными являются нейронные сети. Однако стоит отметить, что зачастую в работах нарушаются принципы тестирования и выбор входной информации для моделей, что позволит их использовать в реальных условиях по назначению: например, данные дебита жидкости скважины, которые как правило не измеряются с высокой частотой. Также стоит отметить неправильное разделение тестовой и обучающей выборки, будь то предсказание давления на новом режиме или новой скважины – поэтому метрики зачастую являются сильно завышенными. С учетом всех этих факторов в данной работе постараемся избежать подобного рода ошибок.

## ГЛАВА 2. ОПИСАНИЕ ФИЗИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ СКВАЖИНИНЫ

### 2.1 Общая схема установки погружного центробежного насоса

УЭЦН – это компактные (по диаметру) центробежные насосы, которые используются для откачки продукции из нефтяных скважин, содержащих нефть, воду, газ и механические примеси. Они имеют многоступенчатую конструкцию и приводятся в действие электродвигателем. Установки могут обеспечивать подачу от 10 до 1300 м<sup>3</sup>/сут. и более при напоре от 450 до 2000 м вод. ст. (до 3000 м).

УЭЦН выпускаются в двух видах: модульные и немодульные, а также в трех исполнениях: обычном, коррозионностойком и повышенной износостойкости. В зависимости от размера погружного агрегата УЭЦН делятся на три условные группы: 5, 5А и 6 с диаметрами корпуса соответственно 93, 103, 114 мм.

Пример шифра установок – УЭЦНМК5-125-1300 означает: У – установка; Э – с приводом от погружного электродвигателя; Ц – центробежный; Н – насос; М – модульный; К – коррозионностойкого исполнения; 5 - группа насоса; 125 - подача, м<sup>3</sup>/сут; 1300 - развиваемый напор.

Выпускаемые серийно УЭЦН имеют длину от 15,5 до 39,2 м и массу от 626 до 2541 кг в зависимости от числа модулей (секций) и их параметров.

Установка ЭЦН включает в себя наземное электрооборудование, такое как станция управления и кустовая трансформаторная подстанция (КТППН или КТПГ), а также подземное оборудование, состоящее из погружного центробежного насоса, погружного электродвигателя и гидрозащиты. Эти компоненты спускаются в скважину на колонне насосно-компрессорных труб и кабельной линии, которые крепятся к гидрозащите, насосу и насосно-компрессорным трубам металлическими клямсами или протекторами.

ПЦЭН – это многоступенчатые центробежные насосы, которые приводятся во вращение погружным электродвигателем специальной конструкции (ПЭД). Каждая ступень включает направляющий аппарат и рабочее колесо, которые находятся внутри корпуса. Рабочие колеса наложены

на один общий вал и соединены с ним призматической шпонкой. ПЦЭН состоит из входного модуля, модуля секции (модулей секций), модуля головки, обратного и спускного клапанов. Допускается уменьшение числа модулей-секций в насосе при соответствующем укомплектовании погружного агрегата двигателем необходимой мощности [3].

На сегодняшний день предложено большое число различных схем и модификаций установок ЭЦН. На Рисунке 2.1 [6] представлена одна из часто встречающихся на промыслах схема оборудования добывающей скважины установкой погружного центробежного электронасоса.

При использовании установки для откачки жидкости из скважины насос 6 работает через насосно-компрессорные трубы 10, используя погружной электродвигатель 2, который получает электроэнергию по кабелю 17. Для охлаждения двигателя 2 используется поток скважинной продукции. Наземное электрооборудование, включая станцию управления 19 и трансформатор 20, предназначено для преобразования напряжения промышленной электросети и обеспечения оптимального напряжения на входе в электродвигатель 2, учитывая потери в кабеле 17. Кроме того, оно управляет работой погружной установки и обеспечивает её защиту при нештатных ситуациях.

Для насосов коррозионностойкого исполнения максимальная концентрация сероводорода составляет 1,25 г/л. Насосы износостойкого исполнения могут работать в скважинах при массовой концентрации твёрдых частиц до 0,5 г/л [2].

Согласно отечественным техническим условиям, максимальное допустимое содержание свободного газа на входе в насос не должно превышать 25%. Однако, если на приёме ЭЦН установлен газосепаратор, то это значение может быть увеличено до 55%. Зарубежные производители УЭЦН рекомендуют использовать газосепараторы в случаях, когда содержание газа на входе превышает 10%.

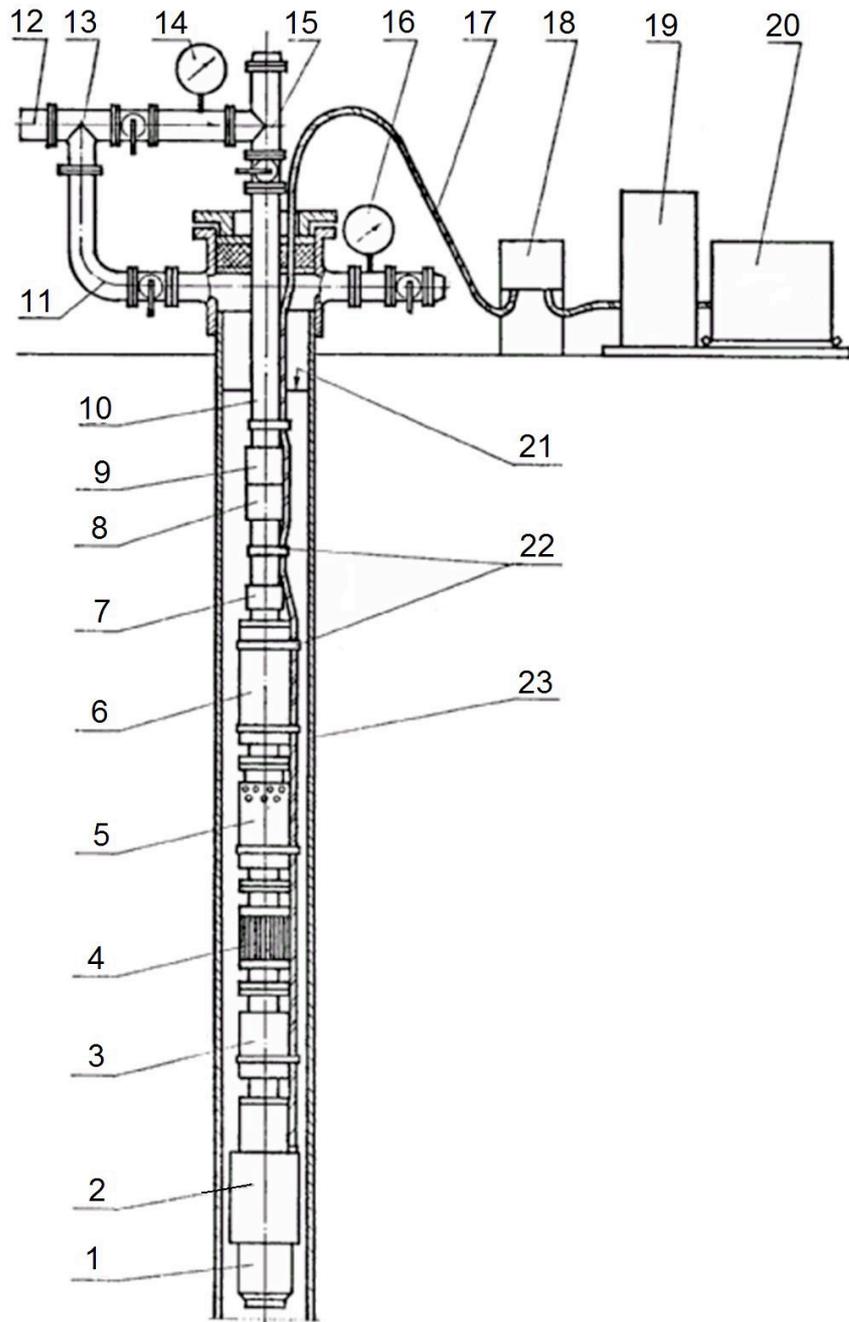


Рисунок 2.1 – Схема установки погружного центробежного насоса в скважине

1. компенсатор, 2. погружной электродвигатель (ПЭД), 3. протектор, 4. приёмная сетка, 5. газосепаратор, 6. насос, 7. ловильная головка, 8. обратный клапан насосный, 9. спускной клапан, 10. колонна насосно-компрессорных труб (НКТ), 11. колено, 12. выкидная линия, 13. обратный клапан устьевой, 14,16. манометры, 15. устьевая арматура, 17. кабельная линия, 18. соединительный вентиляционный ящик, 19. станция управления, 20. трансформатор, 21. динамический уровень жидкости в скважине, 22. пояса для крепления кабельной линии к НКТ и мотор-насосному агрегату, 23. эксплуатационная колонна скважины

Погружные центробежные насосы спроектированы по секционному принципу. В общем случае насос содержит нижнюю (Рисунок 2.2, А) секцию с приёмной сеткой, среднюю и верхнюю секции (Рисунок 2.2, Б и В), причём средних секций может быть несколько [7]. Широко применяются также варианты комплектации насосов средней секцией с дополнительным входным модулем – приёмной сеткой (Рисунок 3, Г) вместо нижней секции. В тех случаях, когда требуется устранить вредное влияние свободного газа на работу насоса, вместо входного модуля устанавливается газосепаратор.

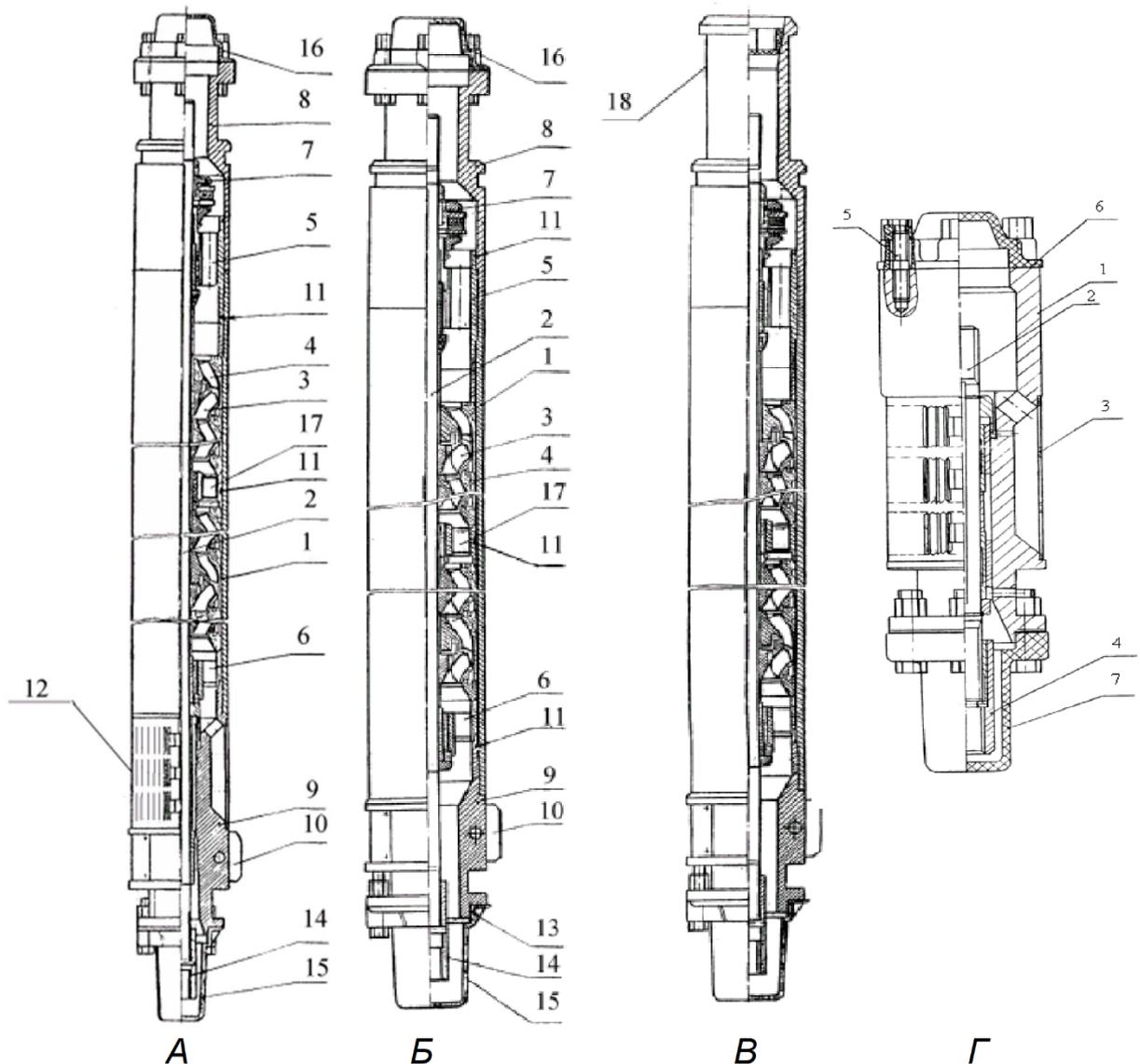


Рисунок 2.2 – Основные секции УЭЦН

А. Нижняя секция, Б. Средняя секция, В. Верхняя секция, Г. Входной модуль

Нижняя секция (Рисунок 2.2, А) состоит из корпуса 1, вала 2, пакета ступеней (рабочих колёс 3 и направляющих аппаратов 4), верхнего

подшипника 5, нижнего подшипника 6, верхней осевой опоры 7, головки 8, основания 9, двух рёбер 10 для защиты кабеля, резиновых колец 11, приемной сетки 12, шлицевой муфты 14, крышек 15, 16 и промежуточных подшипников 17.

Рабочие колёса и направляющие аппараты установлены последовательно. Направляющие аппараты стянуты верхним подшипником и основанием в корпусе и во время работы неподвижны. Рабочие колёса установлены на вал, который через шпонку приводит их во вращение. При работе насоса перекачиваемая продукция получает приращение напора от ступени к ступени. Верхний, промежуточные и нижний подшипники являются радиальными опорами вала, а верхняя осевая опора воспринимает нагрузки, действующие вдоль оси вала. Резиновые кольца 11 герметизируют внутреннюю полость секции от утечек перекачиваемой жидкости.

Шлицевые муфты 14 служат для передачи вращения от одного вала к другому. На период транспортировки и хранения секции закрыты крышками 15 и 16.

Рёбра предназначены для защиты электрического кабеля, расположенного между ними, от механических повреждений при спуске и подъёме насоса.

На Рисунке 2.2, Б и В изображены средняя и верхняя секции насоса (обозначение позиций здесь такое же, как на Рисунке 2.2, А). Резиновое кольцо 13 уплотняет соединение секций между собой. Верхняя секция насоса заканчивается ловильной головкой 18.

Представленный на Рисунке 2.2, Г входной модуль служит для приёма и грубой очистки от механических примесей перекачиваемой продукции. Входной модуль состоит из основания 1 с отверстиями для прохода скважинной продукции, вала 2, приёмной сетки 3 и шлицевой муфты 4. В основании установлены подшипники скольжения вала и шпильки 5, при помощи которых модуль крепится верхним концом к секции насоса, а нижнем

фланцем – к протектору. Упаковочные крышки 6 и 7 применяют при хранении и транспортировании входного модуля.

Погружные электродвигатели предназначены для преобразования электрической энергии в механическую и передачи ее насосу и дополнительным устройствам (газосепаратор, газодиспергатор, газосепаратор-диспергатор). Они могут быть односекционными или двухсекционными, а также асинхронными или вентильными. Для оптимальной работы ПЭД необходимо выбирать с учетом напора и подачи насоса, условий эксплуатации скважины и внутреннего диаметра обсадной колонны. ПЭД заполнены маловязким маслом для смазки подшипников и отвода тепла к стенкам корпуса насоса. Вентильные ПЭД отличаются от асинхронных более высокими значениями частоты и возможностью ее регулирования, меньшими размерами и большей величиной КПД. Некоторые специалисты считают, что будущее в механизированной добыче нефти принадлежит вентильным двигателям, а асинхронные ПЭД уже исчерпали свои возможности для улучшений.

Для защиты ПЭД от попадания пластовой жидкости и компенсации утечек масла при изменении термобарических условий и работы электродвигателя используются два элемента гидрозащиты - протектор и компенсатор. Протектор располагается между двигателем и насосом, а компенсатор - перед электродвигателем. Протектор герметизирует вал с помощью особой конструкции и торцевого уплотнения, чтобы предотвратить попадание флюида в ПЭД. Компенсатор содержит резиновую диафрагму, заполненную маслом и связанную с полостью ПЭД, что позволяет компенсировать утечки и изменения объема масла при изменении давления и температуры. Однако материал диафрагмы не позволяет работать в условиях с высокими температурами, поэтому требуется поиск других решений. Также гидрозащита может быть как однокорпусной, так и двухкорпусной.

Когда насос прекращает работу, жидкость, находящаяся в НКТ, начинает двигаться обратно к забою скважины под воздействием гравитации.

Это может вызвать обратное вращение вала насоса и погружного электродвигателя, если попытаться запустить УЭЦН в этот момент. Это может привести к критическому току и повреждению электродвигателя, если защита не сработает. Чтобы избежать этой проблемы, устанавливают обратный клапан после насоса, который предотвращает слив жидкости из НКТ и позволяет периодически эксплуатировать скважину без дополнительных затрат на подъем жидкости. Однако обратный клапан создает дополнительное гидравлическое сопротивление, поэтому некоторые компании могут не использовать его в своем оборудовании.

Сливной клапан, напротив, используется для слива жидкости из НКТ при подъеме колонны труб на поверхность, что облегчает вес поднимаемых труб. Он представляет собой бронзовую втулку, которая ввинчивается в специальную муфту и обламывается при сбросе груза.

Важным компонентом УЭЦН является электрический кабель, который обеспечивает передачу необходимого напряжения и тока для работы двигателя. Из-за неблагоприятных условий по температуре и давлению в скважине, а также из-за влияния агрессивной среды, кабель должен быть максимально защищен. Обычно он состоит из трех медных жил с изоляцией из различных материалов, подушки под броню из оцинкованной ленты. При высоких температурах кабель может быть освинцованным для более эффективного отвода тепла. В целях экономии кабельная линия может быть составлена из двух частей – плоского освинцованного кабеля рядом с насосом и ПЭД, и круглого кабеля для экономии материалов. Плоский кабель также позволяет устанавливать более крупное оборудование из-за меньших диаметральных размеров линии. Дополнительно под броню кабеля может быть установлена оптоволоконная линия для замера распределения температуры по стволу скважины.

Для закрепления кабеля к НКТ используются различные виды клемс, представляющие собой петлю или крюк, который закрепляется на поверхности, а кабель затем вставляется внутрь петли или зацепляется на

крюке. Некоторые кламсы также имеют дополнительные элементы для фиксации кабеля, такие как зажимы или замки. Также могут применяться специальные протекторы, которые защищают кабель от возможных механических повреждений.

Автотрансформатор применяется для увеличения напряжения в электрической сети, поскольку напряжение, необходимое для работы электродвигателя, значительно превышает сетевое и может достигать нескольких тысяч вольт. Мощность автотрансформатора и его соответствие ПЭД зависят от его размера.

Станция управления предназначена для управления и контроля работы УЭЦН. Современная и продвинутая электроника позволяет не только осуществлять защиту двигателя от перегрузов и недогрузов, но и проводить тонкую настройку работы, увеличивать и понижать частоту тока в широких пределах, выводить УЭЦН на режим, не допуская перегрева оборудования, собирать данные с датчиков и передавать их непосредственно на рабочую станцию технолога. Сегодня станции управления позволяют с помощью оперативного и точного регулирования увеличивать межремонтный период УЭЦН и значительно облегчают жизнь на промысле.

После приемной сетки, не допускающей попадание в насос крупных обломков горной породы, могут устанавливаться газосепараторы, газодиспергаторы, комбинированные устройства – газосепараторы-диспергаторы. Это оборудования позволяют работать центробежному насосу в неблагоприятных условиях с повышенным газосодержанием. Принцип действия у данных устройств различен: газосепаратор за счет центробежных сил и особой конструкции лопастей отделяет газ от жидкости и направляет его в затрубное пространство; газодиспергатор же образует мелкодисперсную смесь, которую может перекачать насос. Первое устройство позволяет работать с большими значениями объемного газосодержания у приема насоса, однако при применении данного оборудования не используется полезная

энергия газового пузырька для подъема смеси в НКТ, как при применении диспергатора.

Центробежный насос представляет собой совокупность ступеней (рабочее колесо и направляющий аппарат), собранные в секции и установленные в корпус насоса. Рабочие колеса крепятся на валу с помощью шпонки, также в конструкции присутствуют опорная пята, радиально-упорный подшипник и промежуточные подшипники при необходимости. В качестве критерия подобия гидравлических машин для разделения центробежных насосов на виды используется коэффициент быстроходности  $n_s$ , который можно найти по Формуле 2.1:

$$n_s = 3,65n \frac{\sqrt{Q}}{H^{3/4}}, \quad (2.1)$$

Где  $Q$  – подача, м<sup>3</sup>/сутки,  $H$  – напор, м,  $n$  – частота вращения, об/мин.

С помощью данного критерия и формы рабочего колеса насосы разделены по следующим видам, представленным на рисунке 8.

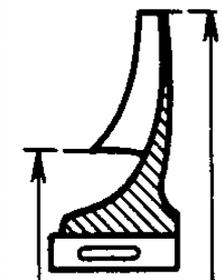
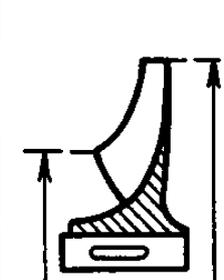
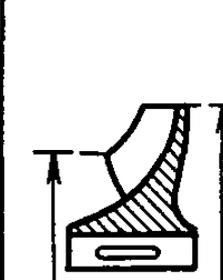
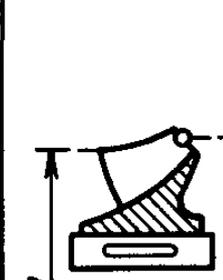
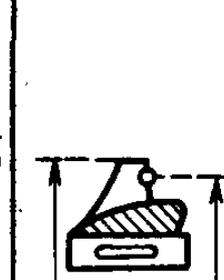
Центробежные			Диагональные	Осевые
Тихоходные	Нормальные	Быстроходные		
 $n_s \approx 40 - 80$ $\frac{D_2}{D_0} \approx 2,5$	 $n_s = 80 - 140$ $\frac{D_2}{D_0} \approx 2$	 $n_s = 140 - 300$ $\frac{D_2}{D_0} = 1,8 - 1,4$	 $n_s = 300 - 600$ $\frac{D_2}{D_0} = 1,2 - 1,1$	 $n_s = 600 - 1800$ $\frac{D_2}{D_0} \approx 0,8 - 0,6$

Рисунок 2.3 - Классификация рабочих колес лопастных насосов по коэффициенту быстроходности и по отношению диаметров  $D_2/D_0$  [1]

Вид рабочих колес имеет определяющее влияние на работу насоса [5]. В качестве примера можно привести тот факт, что насосы с осевыми рабочими колесами лучше и устойчивее работают с газом, чем оборудование с тихоходными колесами. Поэтому сегодня производители оборудования выпускают различные по конструкции насосы, имеющие преимущество в тех или иных условиях эксплуатации, применяя различные современные материалы, технологии и конструктивные решения.

## **2.2 Средства измерения давления на приеме ЭЦН**

На сегодняшний день одной из основных задач нефтяного инжиниринга является достоверное определение давления в различных точках добывающей системы: давление на приеме ЭЦН, давление забойное. Важность данной задачи заключается в прямой зависимости планируемых на скважине ГТМ, оптимизации режимов работы ГНО, а также в целом оценки работы скважин от точности определения данных параметров.

Для абсолютного большинства исследований на механизированном фонде скважин основным параметром, по которому проводятся расчеты, является забойное давление, либо давление на приеме насоса. Существует два вида контроля забойного давления – это стационарные погружные системы телеметрии и оперативные исследования [4].

Системы телеметрии дают оперативный результат, поскольку позволяют контролировать глубинные давления в режиме реального времени, но высокие затраты на закупку и эксплуатацию обусловлены необходимостью защиты от агрессивной среды скважины. Высокие температурные и вибрационные нагрузки, агрессивные компоненты скважинного флюида часто приводят к полному или параметрическому отказу датчиков системы телеметрии даже в течение одного межремонтного периода скважины (среднее значение 6-18 месяцев). Существуют зарубежные системы телеметрии, обладающие высокими точностными характеристиками и высокой надежностью, но их стоимость ограничивает их использование

только на высокодебитных скважинах на морских нефтедобывающих платформах.

Оперативные исследования можно разделить на два типа: глубинные, при которых давление измеряется непосредственно в скважинах с помощью специальных приборов, таких как манометры-термометры, и косвенные, при которых забойное давление оценивается на основе данных, полученных посредством поверхностного определения уровня. Измерения, проводимые при помощи погружных манометров, как правило, массово не проводятся на механизированном фонде, так как требуют остановки скважины, подъема насосного оборудования, а это серьезные потери для нефтяной компании, связанные с недополученной нефтью и последующими затратами на проведение работ по установке насосного оборудования и выводу скважины на режим. Иногда спуск приборов выполняют на трубах НКТ во время плановых ремонтов скважин – при этом записанная информация становится доступной только после межремонтного периода. Спуск погружных манометров, как массовое исследование через НКТ возможно только при определенном типе подъема жидкости из скважины, при котором внутреннее пространство НКТ свободно от оборудования.

Реже используется технология Y-tool, которая представляет собой байпасную систему, которая позволяет обойти проблемные участки в скважине, чтобы продолжить сбор данных. Она используется в случаях, когда возникают препятствия, такие как утечки жидкости или забивание инструмента, и позволяет продолжить работу без необходимости извлекать инструмент и начинать процесс заново. Байпасная система Y-инструмента является важным инструментом в геофизических исследованиях скважин. При использовании данного инструмента не требуется останавливать работу скважины. Y-инструмент опускается в скважину на кабеле, а измерения производятся в режиме реального времени, что позволяет получать данные о параметрах скважины без прерывания ее работы. Стоимость использования Y-инструмента зависит от многих факторов, таких как местоположение

скважины, длительность работы, объем собираемых данных и т.д. Но обобщая знания нужно отметить, что данная технология достаточно дорогостоящая в сравнении с другими решениями.

Метод пересчета данных уровня жидкости в межтрубном пространстве скважины и устьевого межтрубного давления используется часто для оценки забойного давления в механизированном фонде скважин. Этот метод является экономически выгодным, не требует остановки добычи нефти и подходит для различных типов подъема жидкости из скважин.

Традиционным методом оценки забойного давления является определение динамического уровня жидкости в затрубном пространстве скважины акустическим методом и дальнейший его пересчет на скважинные параметры. Данный метод основан на определении расстояния по времени прохождения упругой звуковой волны от устья скважины до уровня жидкости. В скважину посылают звуковой импульс, мощность которого достаточна, чтобы получить надежное отражение от уровня жидкости. Затем определяют скорость распространения звука в скважине и время, необходимое для прохождения его от устья до уровня жидкости. Данный метод используется в эхолоте – устройстве, которое применяется для определения статистического и динамического уровней жидкости в глубинных насосных скважинах. Расстояние от устья до уровня жидкости в скважине определяют по Формуле 2.2:

$$\frac{T_p}{H_p} = \omega_\tau T \quad (2.2)$$

Принципиальная схема измерения уровня эхолотом приведена на Рисунке 1.

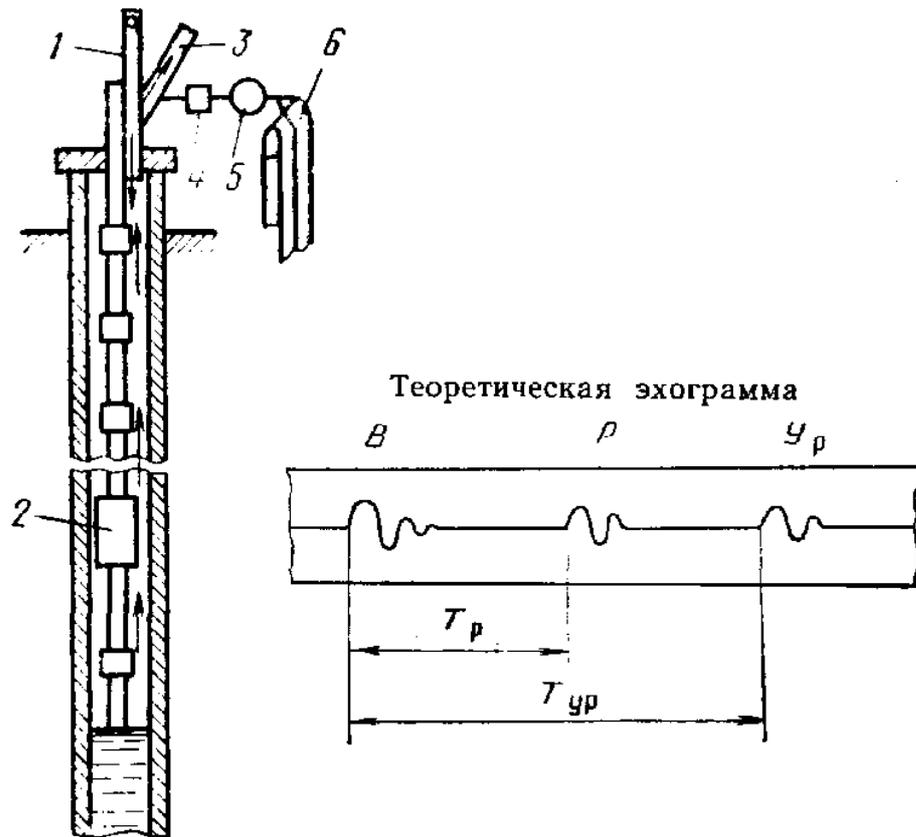


Рисунок 2.4 – Схема акустического метода измерения уровня в скважине

1. Пороховая хлопушка. 2. Репер. 3. Термофон. 4. Двухкаскадный усилитель. 5. Регистратор. 6. Диаграммная лента

На Рисунке 2.4 изображена эхограмма, которая является простейшей теоретической диаграммой записи звукового импульса и его отражений от репера и уровня. Эта диаграмма содержит три пика: пик В, соответствующий звуковому импульсу (выстрелу пороховой хлопушки), пик Р, отражению звуковой волны от репера, и пик У<sub>р</sub>, отражению звуковой волны от уровня.

Используя расстояние между этими пиками, можно определить время прохождения звука от устья до репера и до уровня жидкости. Расстояние до уровня можно определить из Формулы 2.3:

$$H_{ур} = T_{ур} \frac{H_p}{T_p} \quad (2.3)$$

Где  $H_{ур}$  и  $H_p$  – соответственно расстояния до уровня и до репера;  $T_{ур}$  и  $T_p$  – время прохождения звуковой волны от устья до уровня и от устья до репера.

Существует несколько методик пересчета уровня в забойное давление, все они сводятся к простой гидростатической модели, представленной Формулой 2.4:

$$P = \rho g H_{ур} + P_y \quad (2.4)$$

Где  $P_y$  – давление на устье скважины;  $\rho$  – плотность столба жидкости.

### 2.3 Методы расчета градиента давления

Первоначально при исследовании многофазного потока его рассматривали как однородную смесь газа и жидкости, не учитывая того, что фаза газа движется быстрее фазы жидкости. Этот подход приводил к заниженным значениям перепада давления, так как объем ствола скважины, занятый жидкостью, оказывался недооцененным. Для улучшения метода были предложены эмпирические корреляции с поправкой на эффект проскальзывания.

В настоящее время для расчета давления при многофазном течении используются две методики: эмпирические и механистические. Эмпирические методы основаны на эмпирических соотношениях, связывающих величины объемного содержания жидкости и коэффициента трения с другими переменными, описывающими систему. Они делятся на три категории: без учета режимов потока и эффекта проскальзывания, с учетом эффекта проскальзывания, но без учета режимов потока, и с учетом эффекта проскальзывания и режимов потока. В Таблице 2.1 представлены наиболее распространенные корреляции для многофазного восходящего потока, классифицированные по категориям.

Таблица 2.1

Корреляции для многофазного восходящего потока, классифицированные по категориям

<b>Метод</b>	<b>Категория</b>
Poetman and Carpatner	A
Baxendell and Thomas	A
Fancher and Brown	A
Hafedorn and Brown	B
Gray	B
Duns and Ros	C
Orkisewski	C
Aziz et al.	C
Chierici et al.	C
Beggs and Brill	C
Mukherjee and Brill	C

Для прогнозирования градиента давления многофазного потока в скважинах сейчас используются две методики: эмпирические и механистические. Методы категории «А» уже не применяются, так как они не учитывают эффект проскальзывания, за исключением высокодебитных скважин с рассеянным пузырьковым режимом потока. В категории «В» наиболее распространенными являются методы Hagedorn and Brown и Gray. Метод Hagedorn and Brown является наиболее обобщенным и используется для самых разнообразных условий вертикального многофазного потока. Метод Gray специализирован для вертикальных газовых скважин, добывающих конденсат и/или свободную воду. Методы категории «С» различаются тем, как они предсказывают режимы потока и как рассчитывается объемное содержание жидкости и компоненты трения и ускорения градиента давления в каждом режиме потока. Рассмотрим более подробно одну из корреляций категории «С» Beggs and Brill (Беггз и Брилл).

Градиент давления в наклонной трубе Беггз и Брилл предложили рассчитывать по формуле 2.5:

$$\frac{dp}{dl} = \frac{\lambda^* \rho_{\text{ср}} w_{\text{см}}^2}{2d} + \frac{\rho_{\text{см}} g \cdot \sin\theta}{1 - E_k} \quad (2.5)$$

В общий градиент давления входит три составляющие: гравитационная составляющая  $(\frac{dp}{dl})_{\text{грав}}$ , составляющая на трение  $(\frac{dp}{dl})_{\text{тр}}$ , и составляющая на ускорение  $(\frac{dp}{dl})_{\text{уск}}$ .

Составляющая общего градиента давления по ускорению имеет вид:

$$(\frac{dp}{dl})_{\text{уск}} = E_k \cdot (\frac{dp}{dl}) \quad (2.6)$$

Где  $E_k$  является обезразмеренной кинетической энергией:

$$E_k = \frac{w_{\text{см}} \cdot w_{\text{г пр}} \cdot \rho_{\text{ср}}}{\rho} \quad (2.7)$$

Гравитационная составляющая общего градиента давления:

$$(\frac{dp}{dl})_{\text{грав}} = \rho_{\text{см}} g \cdot \sin\theta \quad (2.8)$$

Где истинная плотность смеси:

$$\rho_{\text{см}} = \rho_{\text{ж}}(1 - \varphi_{\text{г}}) + \rho_{\text{г}}\varphi_{\text{г}} \quad (2.9)$$

Где  $\varphi_{\text{г}} = \frac{F_{\text{г}}}{F}$

Составляющая на трение:

$$(\frac{dp}{dl})_{\text{тр}} = \frac{\lambda^* \rho_{\text{ср}} w_{\text{см}}^2}{2d} \quad (2.10)$$

Где  $\lambda^*$  – коэффициент общих потерь

Расходная плотность смеси рассчитывается по формуле:

$$\rho_{\text{ср}} = \rho_{\text{ж}}(1 - \beta_{\text{г}}) + \rho_{\text{г}}\beta_{\text{г}} \quad (2.10)$$

$$\beta_{\text{г}} = \frac{V_{\text{г}}}{Q_{\text{ж}} + V_{\text{г}}}$$

Где  $\beta_{\text{г}}$  – объемное расходное газосодержание в потоке смеси, д.ед.,

Число Фруда для расчета границ режимов потока:

$$Fr_{\text{см}} = w_{\text{см}}^2 / (gd_{\text{вн}}) \quad (2.11)$$

Где скорость смеси без учета проскальзывания:

$$w_{\text{см}} = 4 \frac{(Q_{\text{ж}} + V_{\text{г}})}{\pi d_{\text{вн}}^2} \quad (2.12)$$

Переходные границы режимов потока вычисляются по следующим формулам:

$$\begin{aligned} L_1 &= 316 * (1 - \beta_{\text{г}})^{0,302} \\ L_2 &= 0,000925 * (1 - \beta_{\text{г}})^{-2,468} \\ L_3 &= 0,1 * (1 - \beta_{\text{г}})^{-1,452} \\ L_4 &= 0,5 * (1 - \beta_{\text{г}})^{-6,738} \end{aligned} \quad (2.13)$$

Затем определяется структура потока в горизонтальной трубе (при этом, установленный таким образом режим, может отличаться от реально существующего режима потока в вертикальной трубе).

кольцевая:

$$1 - \beta_{\text{г}} < 0,01 \text{ и } Fr_{\text{см}} < L_1$$

или

$$1 - \beta_{\text{г}} \geq 0,01 \text{ и } Fr_{\text{см}} < L_3$$

переходная:

$$1 - \beta_{\text{г}} \geq 0,01 \text{ и } L_2 \leq Fr_{\text{см}} < L_3$$

пробковая:

$$0,01 \leq 1 - \beta_{\text{г}} < 0,4 \text{ и } L_3 < Fr_{\text{см}} \leq L_1$$

или

$$1 - \beta_{\text{г}} > 0,4 \text{ и } L_3 \leq Fr_{\text{см}} \leq L_4$$

пузырьковая:

$$1 - \beta_{\text{г}} < 0,4 \text{ и } Fr_{\text{см}} \geq L_1$$

или

$$1 - \beta_{\Gamma} \geq 0,4 \text{ и } Fr_{\text{см}} > L_4$$

Сначала рассчитывают  $\varphi_{\Gamma(0)}$  – истинное газосодержание в горизонтальной трубе:

$$1 - \varphi_{\Gamma(0)} = \frac{a(1 - \beta_{\Gamma})^b}{Fr_{\text{см}}^c} \quad (2.13)$$

При ограничении следующим:

$$\varphi_{\Gamma(0)} \leq \beta_{\Gamma}$$

Где коэффициенты  $a$ ,  $b$ ,  $c$  определены эмпирически Беггзом и Бриллом и находятся в зависимости от структуры потока по следующей Таблице 2.2:

Таблица 2.2

Таблица коэффициентов  $a$ ,  $b$  и  $c$  по корреляции Беггз и Брилл

Структура потока	$a$	$b$	$c$
Кольцевая	0.980	0.4846	0.0868
Пробковая	0.845	0.5351	0.0173
Пузырьковая	1.065	0.5824	0.0609

Истинное газосодержание с поправкой на угол наклоны трубы  $\varphi_{\Gamma(\theta)}$  рассчитывают следующим образом:

$$1 - \varphi_{\Gamma(\theta)} = (1 - \varphi_{\Gamma(0)}) * \psi \quad (2.14)$$

Где поправочный коэффициент наклона трубы равен:

$$\psi = 1 + C(\sin(1,8\theta) - 0,333\sin^3(1,8\theta)) \quad (2.15)$$

Где  $\theta$  – фактический угол наклона трубы, а  $C$  определяется из соотношения:

$$\psi C = \beta_{\Gamma} \ln(e(1 - \beta_{\Gamma})^f N_{Lv}^g Fr_{\text{см}}^h) \quad (2.15)$$

При  $C \geq 0$

Где безразмерное число скорости жидкости, предложенное Дансом и Росом:

$$N_{сж} = w_{жпр} \left( \frac{\rho_{ж}}{g\sigma_{жг}} \right)^{0.25} \quad (2.15)$$

Где  $w_{жпр}$  – приведенная скорость жидкости  $\frac{м}{сек}$ ,

$\rho_{ж}$  – плотность жидкости,  $\frac{кг}{м^3}$

$\sigma_{жг}$  – поверхностное натяжение на границе жидкость газ, Н/м

Эмпирические коэффициенты  $e, f, g, h$  по Беггзу и Бриллиу определяются по Таблице 2.3:

Таблица 2.3

Таблица для определения коэффициенты  $e, f, g, h$  по корреляции Беггз и Брилл

Структура потока	$e$	$f$	$g$	$h$
Кольцевая	0.011	-3.768	3.5390	-1.6140
Пробковая	2.960	0.305	-0.4473	0.0978
Пузырьковая	1	0	0	0

Если предполагаемый режим потока соответствует переходной зоне, необходимо интерполировать значения истинного газосодержания смеси для кольцевой и пробковой структуры:

$$1 - \varphi_{г(\theta)перех.} = A(1 - \varphi_{г(\theta)кольц.}) + (1 - A)(1 - \varphi_{г(\theta)пробковая}) \quad (2.16)$$

Где  $A$  равно:

$$A = \frac{L_3 - Fr_{см}}{L_3 - L_2} \quad (2.17)$$

Прогнозирование коэффициента трения осуществляется следующим образом: коэффициент общих потерь для двухфазного потока предлагается вычислять по Формуле 2.18:

$$\lambda^* = \lambda_{ср} \left( \frac{\lambda^*}{\lambda_{ср}} \right) \quad (2.18)$$

Значение коэффициента потерь без учета проскальзывания  $\lambda_{cp}$  определяется по следующим уравнениям:

При числе Рейнольдса, которое имеет вид:

$$Re_{cp} = \frac{w_{cm} * d_{вн} * \rho_{cp}}{\mu_{cp}} \quad (2.19)$$

Где  $\mu_{cp} = \mu_{ж}(1 - \beta_{г}) + \mu_{г}\beta_{г}$

Если  $Re_{cp} < 2000$ , то  $\lambda_{cp}$  определяется по Формуле 2.20:

$$\lambda_{cp} = \frac{64}{Re_{cp}} \quad (2.20)$$

В противном случае происходит итеративный расчет, где начальное приближение рассчитывается по аппроксимации Зигранга и Сильвестера:

$$\lambda_{cp}^0 = \left( 2 \log \left( \frac{2 \frac{\Delta}{d_{вн}}}{3.7} - \frac{5.02}{N_{Re} \log \left( \frac{2 \frac{\Delta}{d_{вн}}}{3.7} + \frac{13}{N_{Re}} \right)} \right) \right)^{-2} \quad (2.21)$$

И вычисляется уравнение Коулбрука:

$$\lambda_{cp}^{i+1} = \left( 1.74 - 2 \log \left( 2 \frac{\Delta}{d_{вн}} + \frac{18.7}{Re_{cp} (\lambda_{cp}^i)^{0.5}} \right) \right)^{-2} \quad (2.22)$$

до тех пор, пока не  $|\lambda_{cp}^{i+1} - \lambda_{cp}^i| \leq 0.001$ .

Беггз и Брилл ввели поправку для отношения коэффициента общих потерь для двухфазного потока к коэффициенту потерь на трение без учета проскальзывания при помощи экспериментальных данных:

$$\frac{\lambda^*}{\lambda_{cp}} = e^s \quad (2.23)$$

Где  $s$  – рассчитывается по Формуле 2.24:

$$s = \frac{\ln(y)}{-0.0523 + 3.182 \ln(y) - 0.8725(\ln(y))^2 + 0.01853(\ln(y))^4} \quad (2.24)$$

$$y = \frac{1 - \beta_r}{(1 - \varphi_r)^2}$$

Во избежание разрывов функции Беггз и Брилл предложили использовать следующее соотношение для  $s$  при условии, когда  $1 < y < 1,2$ :

$$s = \ln(2.2y - 1.2) \quad (2.25)$$

А при  $y=1$  значение  $s$  необходимо принять равным нулю, чтобы свести корреляцию к масштабу однофазного потока.

Давление в конце участка определяется численным решением дифференциального уравнения с граничными условиями:

$$\begin{cases} \frac{dp}{dh} = f(h, p, T) \\ p(h_0) = p_0 \end{cases} \quad (2.26)$$

Таким образом при расчете градиента давления необходимо учитывать диаметры трубопроводов, физико-химические свойства в каждой точке, температуру, влияние граничных условий, режимы потока. Также не стоит забывать о локальных факторах, такие как износ погружного оборудования, отложения АСПО на трубах с уменьшением их диаметра, образование стойких водонефтяных эмульсий. Однако последние факторы нужно учитывать только при ручных расчетах, когда общие подходы привели к значительной ошибке

по расчету давления. В первом приближении для каждого месторождения и определенных условий эксплуатации выбор методики расчета градиента давления сводится к последовательному расчету с различными гидравлическими корреляциями модели скважины или ее участка (при наличии кривых распределения давления и температуры, снятых при исследовании на скважине. Метод, показавший наименьшую среднюю ошибку в нескольких случаях, признается наилучшим для описания распределения давления в скважине для данного месторождения.

Подводя итог ко второй главе, можно сказать, что скважина, оснащенная УЭЦН, является достаточно сложной добывающей системой, которая имеет как гидравлическую, так и электрическую части. При моделировании с помощью машинного обучения необходимо использовать не только данные телеметрии – электрические или гидравлические, но и статические данные – информация о конструкции скважины и установленном подземном оборудовании, диаметре всех труб. Немаловажным фактором, улучшающим качество прогнозирования, будет являться установка датчиков затрубного давления. Также полезными будут расчеты физико-химических свойств многофазного потока в различных частях гидравлической системы, в том числе прямой расчет забойного давления через классические гидравлические корреляции.

## **ГЛАВА 3. ДИЗАЙН СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАВЛЕНИЯ НА ПРИЕМЕ**

Итоговая система для прогнозирования давления на приеме включает в себя следующие части:

1. Подготовка данных: сбор и предобработка данных, включая очистку, преобразование и расчет дополнительных параметров
2. Разделение данных на обучающий и тестовый наборы: обучающий набор используется для обучения модели, а тестовый набор используется для оценки ее качества.
3. Проверка модели с использованием кросс-валидации и построения кривых обучения на обучающей выборке
4. Подбор гиперпараметров на обучающей выборке
5. Итоговая проверка предсказательной способности модели на тестовой выборке
6. Финальное обучение и использование модели: обучение модели на всем доступном наборе данных и использование ее для предсказания целевых значений на новых данных.

### **3.1 Описание метода градиентного бустинга на решающих деревьях**

Решающие деревья используются преимущественно для задач классификации и регрессии в машинном обучении на табличных данных. Они представляют собой иерархическую схему принятия решений в виде графа, где в звеньях проверяются условия на признаки, а путь к конечной вершине выбирается в зависимости от результатов проверки. В большинстве реализаций каждый лист соответствует константному ответу, а в звеньях проверяется значение только одного признака. Если это количественный признак, то значения выше или ниже порога отправляются по разным путям, а если категориальный, то разные категории отправляются по разным путям. Категориальные признаки могут быть преобразованы в количественные.

Решающие деревья были разработаны более полувека назад [16] и с тех пор остаются популярным инструментом машинного обучения для классификации и регрессии на табличных данных. Современные реализации, такие как scikit-learn, XGBoost, LightGBM и CatBoost, используют комбинацию нескольких решающих деревьев для повышения эффективности модели. В таких моделях каждое дерево представляет собой иерархическую схему принятия решений, где в звеньях проверяются условия на признаки, а в листьях содержатся конечные ответы (Рисунок 3.1).

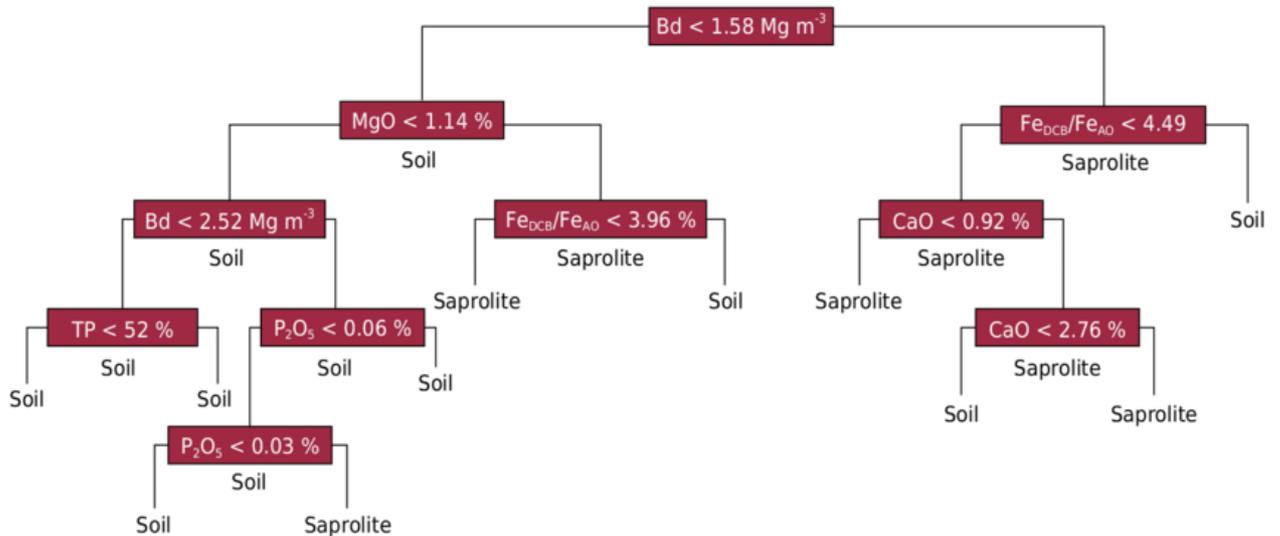


Рисунок 3.1 – Пример решающего дерева

Градиентный бустинг – это метод машинного обучения, который использует комбинацию нескольких слабых моделей для создания более сильной модели. Он работает путем последовательного добавления новых моделей, которые исправляют ошибки предыдущих моделей.

В основе градиентного бустинга лежит идея минимизации функции потерь путем построения ансамбля моделей, каждая из которых учитывает ошибки предыдущих моделей. Алгоритм начинается с построения базовой модели, которая может быть любой моделью машинного обучения, такой как решающее дерево. Затем строится следующая модель, которая учитывает ошибки первой модели. Этот процесс продолжается до тех пор, пока не будет достигнуто заданное количество моделей или пока не будет достигнуто определенное качество модели.

Градиентный бустинг имеет несколько преимуществ по сравнению с другими методами машинного обучения. Во-первых, он может работать с различными типами данных, включая категориальные и числовые данные. Во-вторых, он позволяет создавать более точные модели, чем другие методы машинного обучения, такие как решающие деревья. В-третьих, он позволяет работать с большими объемами данных.

Одним из наиболее популярных реализаций градиентного бустинга является XGBoost, который использует оптимизированный алгоритм градиентного спуска для построения моделей. Другими известными реализациями являются LightGBM и CatBoost. В данной работе будем использовать LightGBM, как самую быструю реализацию градиентного бустинга, для проведения большого числа экспериментов и проверки различных гипотез. Что же касается других методов, то существует несколько причин для отказа их использования. Методы линейной регрессии не обладают достаточной способностью обобщать значительное количество данных. Методы скользящих средних, в том числе с добавлением авторегрессионной части, не способны предсказывать временной ряд после изменения управляющего фактора. А нейронные сети не являются эффективным инструментом для работы с табличными данными и требуют значительного количества ресурсов для обучения. Таким образом выбор LightGBM – градиентного бустинга на решающих деревьях – является оптимальной для решения данной задачи.

### **3.2 Подготовка данных и обогащение признакового пространства**

Подготовка данных является одним из самых важных этапов построения модели машинного обучения. Существует знаменитое правило при обучении больших моделей: «Garbage in – garbage out», которое дословно переводится как «Мусор на вход – мусор на выходе». Поэтому произведем тщательную подготовку данных для очистки невалидной информации.

Прежде всего определимся с перечнем данных, которые будут являться исходными и доступными для обучения модели:

1. Динамические данные телеметрии с дискретностью от 1 до 2 минут по 500 скважинам за интервал 6 месяцев.

В них входят как гидравлические параметры, такие как давления на приеме и показания устьевых датчиков давления: затрубного, линейного, буферного. Так и значения электротехнических параметров: ток, загрузка, активная мощность.

При этом стоит отметить, что замеры дебитов не будут участвовать в обучающей выборке, т.к. они являются достаточно редкими – расстояние между замерами может составлять от нескольких часов до 1-2 недель. Наряду с температурой на приеме и двигателя, значения которой измеряются одновременно с давлением на приеме – эти параметры при отказе погружной телеметрии одновременно перестают поступать на поверхность. Замеры динамического уровня не будем использовать в расчетах по той же причине – низкой дискретности ручных замеров.

Дополним данные телеметрии значением диаметра штуцера, который вносится специалистами промысла вручную в шахматку. Также данный параметр после занесения в учетную систему не меняется с течением времени, поэтому при заполнении пропусков его можно принять неизменным в течение периода времени до появления нового значения.

2. Статические данные по скважине, которые изменяются достаточно редко или совсем не изменны.

- Конструкция скважины: абсолютная глубина ключевых точек: спуска УЭЦН и забоя, вместе с удлинением на этих скважинах
- Диаметр обсадной колонны и НКТ
- Наличие хвостовика, его глубины спуска, удлинения на глубине спуска и диаметра
- ЭЦН: номинальная подача, напор и частота, число ступеней

При подготовке данных в первую очередь воспользуемся физическими границами для удаления выбросов в потоковых данных, т.к. любые параметры с датчиков телеметрии, как на наземных, так и подземных, имеют свои границы измерения и не могут выходить за эти рамки. Кроме того, существуют физические границы, которые можно получить из области нефтяного инжиниринга. Например – давление на приеме нормально работающей скважины не может быть выше пластового давления.

Стоит отметить возможность зависания датчиков при обрыве связи – постоянные показания, не характеризующие работу скважины. Примем условия, при которых 5 подряд значений телеметрии будут являться зависшими по одному параметру. При этом целый интервал исключим из обучающей выборке при условии того, что все параметры являются невалидными.

Также откажемся от применения другого популярного метода фильтрации данных – медианного фильтра. Дело в том, что применение данного метода на ПКВ скважинах, скважинах с изменением давления на приеме, не только уберет дополнительный шум в данных, но также заберет важную информацию о текущем режиме или динамике работы, например рост давления на приеме в связи с недостаточной производительностью центробежного насоса.

После фильтрации данных можно приступать к расширению признакового пространства дополнительными параметрами.

В первую очередь высоко дискретные отфильтрованные данные телеметрии усредним за интервал 1 час для сокращения выборки и работы с данными на большом интервале, т.к. исходные минутные данные по 500 скважинам за полугодовой период имеют объем более 100 миллионов строк, что требует значительных вычислительных ресурсов. При этом для каждого параметра ТМ за один час рассчитаем среднее значение, минимум и максимум, среднеквадратичное отклонение. Таким образом количество значений сократится в 15 раз без значительной потери информации, т.к. дисперсия

данных вместе с максимальными значениями будут характеризовать любые режимы работы, в том числе ПКВ и ЧЧ.

Затем дополнительно обогатим полученное признаковое пространство расчетными значениями давления на приеме через построение модели скважины, в которую входят BlackOil модель флюида, корреляция Беггз-Брилл для расчета градиента давления в НКТ, модель ЭЦН, модель штуцера.

Изначально по потоковым данным телеметрии – активной мощности - и НРХ, а именно мощностной характеристики, определим дебит скважины. В случаях неоднозначности мощностной кривой будем принимать дебит наименьший из вариантов. Далее, используя дебит, будем производить гидравлический расчет модели скважины

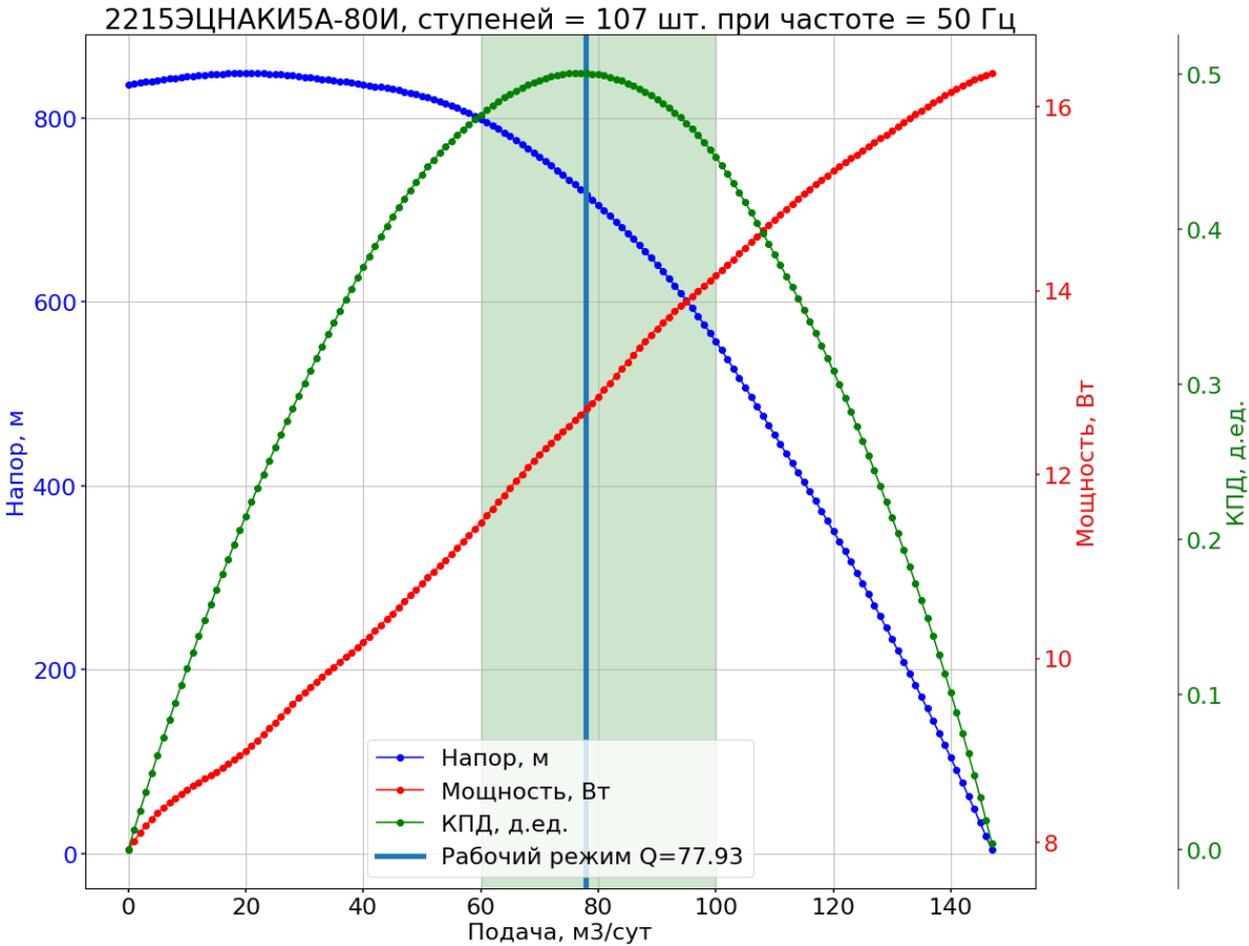


Рисунок 3.2 – Пример напорно-расходной характеристики ЭЦН

Расчет будем выполнять для каждой известной точки от линейного давления при отсутствии данных об устьевом штуцере, или от буферного давления при его наличии. Сначала определим давления на выкиде ЭЦН с

помощью гидравлической корреляции Беггз-Брилл. Затем по напорной характеристике рассчитаем давление на приеме ЭЦН по давлению на выкиде. Данный прямой расчет не может учитывать фактическую деградацию погружного оборудования, отложения на АСПО на стенках НКТ, т.е. будет иметь систематическую и случайную ошибку по сравнению с фактическими данными. Однако этот подход позволит сделать первичную оценку целевой переменной и обогатить модель физическими зависимостями, такими как изменение давления на приеме при изменении частоты тока.

Помимо данных расчетов необходимы признаки, способные характеризовать изменение рабочего состояния добывающей системы. Для всех динамических параметров рассчитаем скользящее изменение за 24 часа, чтобы видеть длительные изменения, например снижение загрузки ПЭД и давления на приеме при ВНР.

Кроме того, рассчитаем, накопленное время работы и остановки в днях за рассматриваемый период, а также время последней остановки, чтобы дать возможность модели ориентироваться в режиме работы скважины – отличать установившийся режим от неуставившегося.

Таким образом появился итоговый набор данных, повышающий вероятность решения задачи прогнозирования давления на приеме.

В данной главе был определен концепт решения и процесс работы с входными данными. Большое количество данных необходимо для увеличения качества модели и снижения вероятности переобучения. Комбинирование высокочастотных и низкочастотных данных позволит снизить как смещение, так и разброс регрессионной модели. Расчеты дополнительных признаков также увеличат шансы на успех прогнозирования. LightGBM как реализация градиентного бустинга позволит провести достаточное количество экспериментов для подбора гиперпараметров модели.

## ГЛАВА 4. ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДА НА ПРОМЫСЛОВЫХ ДАННЫХ

### 4.1 Выбор схемы тестирования метода

Выбор схемы тестирования является чрезвычайно важным решением про проверки предсказательной способности модели. Произведем адаптацию известных методов кросс-валидации.

Кросс-валидация — это метод оценки качества модели машинного обучения, который позволяет проверить, насколько хорошо модель обобщает данные. В процессе кросс-валидации данные разбиваются на несколько независимых частей (фолдов), и каждый фолд по очереди выступает в роли тестового набора данных, на котором проверяется качество модели, обученной на остальных фолдах. Таким образом, кросс-валидация позволяет оценить качество модели на нескольких независимых выборках данных и уменьшить вероятность переобучения.

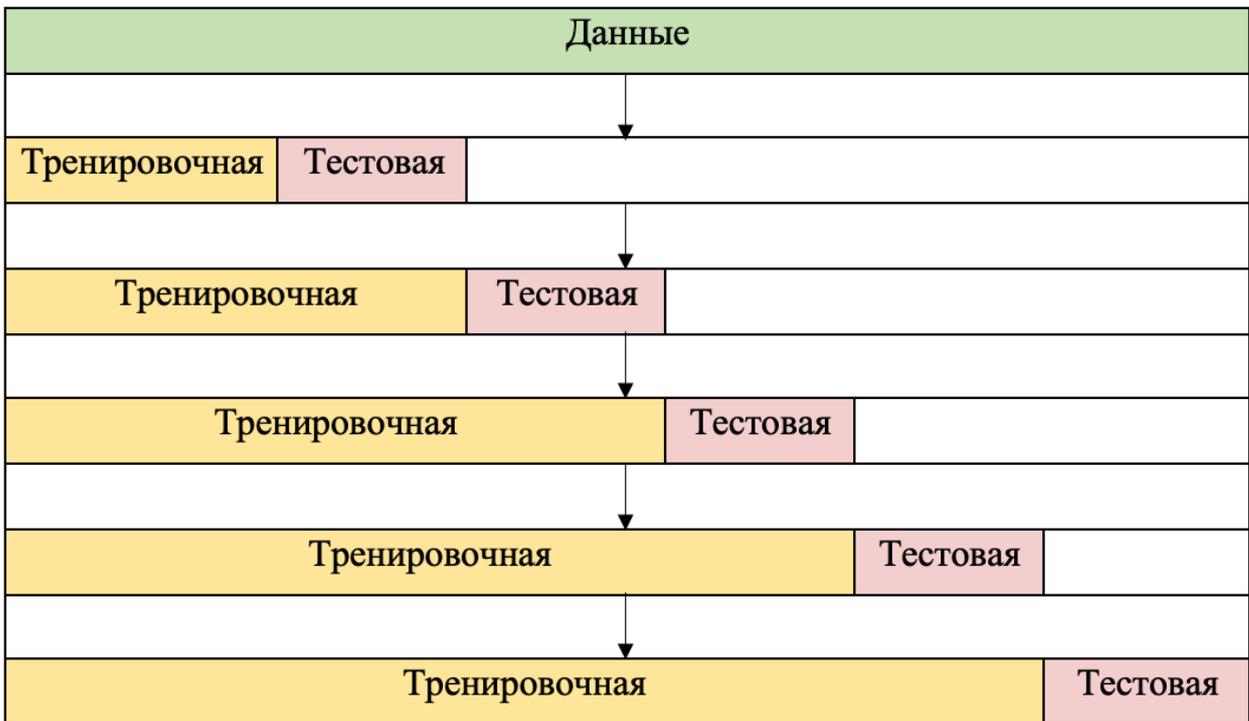


Рисунок 4.1 – Визуализация работы метода кросс-валидации

С одной стороны показания датчиков телеметрии можно рассматривать как классический временной ряд, и, следовательно, применять методы кросс-

валидации, специально разработанные для последовательностей, в которых следующие значения зависят от предыдущих.

При этом наиболее эффективным также является разбиение на такие интервалы работы скважины, в котором наблюдались различные режимы (запуски, остановки, изменение частоты и диаметра штуцеров), т.к. наиболее интересным, с точки зрения практической ценности, являются предсказание именно нового режима работы. Пример: после вертикально-сейсмического профилирования (ВСП) скважину запускают без прибора контроля изоляции (ПКИ). В таком случае нужно правильно вывести скважину на режим с определенным дебитом и забойным давлением.

Однако в данном исследования способ не применим в связи с тем, что после отказа датчика давления на приеме скважина может работать достаточно долго, и данных может просто не хватить для обучения. Модель должна предсказывать давления на приеме для данной скважины, обучившись на исторических данных других скважин. Построение общей модели, цифрового двойника всего месторождения, позволяет увеличить количество данных для обучения и охватить различные режимы и изменения по скважинам.

В связи с этим для итоговой проверки модели предлагается использовать метод кросс-валидации KFold – случайное деление всех скважин на 5 групп, в каждой из которых будут данные по скважинам с одинаковыми по времени интервалами телеметрии.

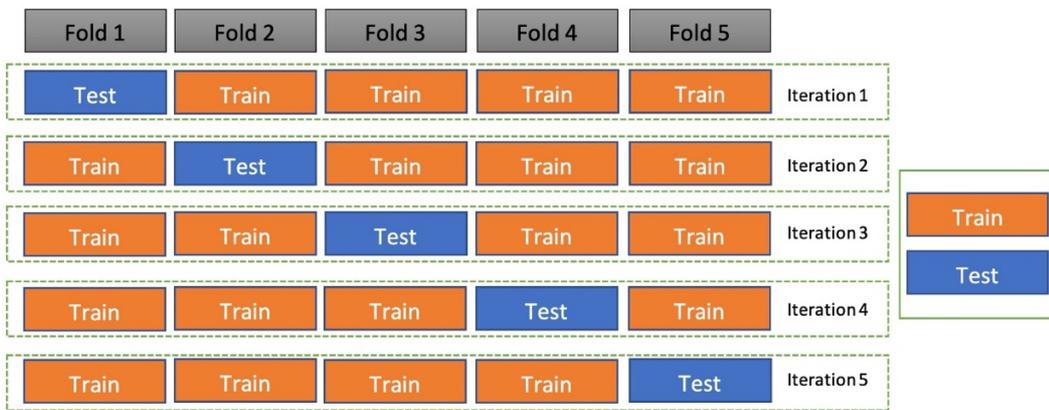


Рисунок 4.2 – Визуализация работы метода метод кросс-валидации KFold

Таким образом в 5 циклах обучения каждый раз давление на приеме для неизвестных 20% скважин будет предсказываться по обученной модели на оставшихся 80% скважин. При этом стоит учесть равномерное распределение скважин в группах в контексте их режимов работы, полноты данных, значений по целевой переменной – каждая выборка скважин является репрезентативной для всего месторождения.

Во время кросс-валидации на тестовой выборке также проведем подбор гиперпараметров используя метод RandomSearch для выбора лучшей модели. Random search – это метод оптимизации гиперпараметров модели машинного обучения, который заключается в случайном выборе значений гиперпараметров из заданных диапазонов. В отличие от метода сеточного поиска, где значения гиперпараметров перебираются последовательно на заданной сетке, при использовании random search каждый набор гиперпараметров выбирается случайно. Такой подход позволяет более эффективно и быстро искать оптимальные значения гиперпараметров, особенно если пространство поиска очень большое.

Также для оценки качества модели нужно построить кривые обучения – для своевременного выявления обучения или переобучения.

Итоговую модель можно получить, обучившись на всем наборе тренировочных данных с параметрами, выбранными на кросс-валидации. Финальную оценку модели нужно рассчитать на отложенной тестовой выборке, используя как статистические показатели, так и визуальный просмотр полученных результатов и оценки их с точки зрения предметной области – нефтяного инжиниринга.

### **4.3 Результаты расчетов на промысловых данных**

Проведем тестирование озвученных ранее гипотез на промысловых данных. В качестве тестовых данных примем информацию по одному месторождению Западной Сибири. Это месторождение характеризуется

осложненными условиями эксплуатации, такими как высокий газовый фактор, повышенная вязкость, склонность нефти к образованию эмульсии.

Как уже было объявлено выше, источником данных будет являться информация по 500 скважинах, включая данные телеметрии и работы оборудования за полугодовой интервал.

Как видно из сводной гистограммы целевой переменной, значения давления на приеме для всех скважин лежат в диапазоне от 12 до 80 атмосфер, а также само распределение имеет нормальный вид, **что положительно скажется на работоспособности статистических моделей**

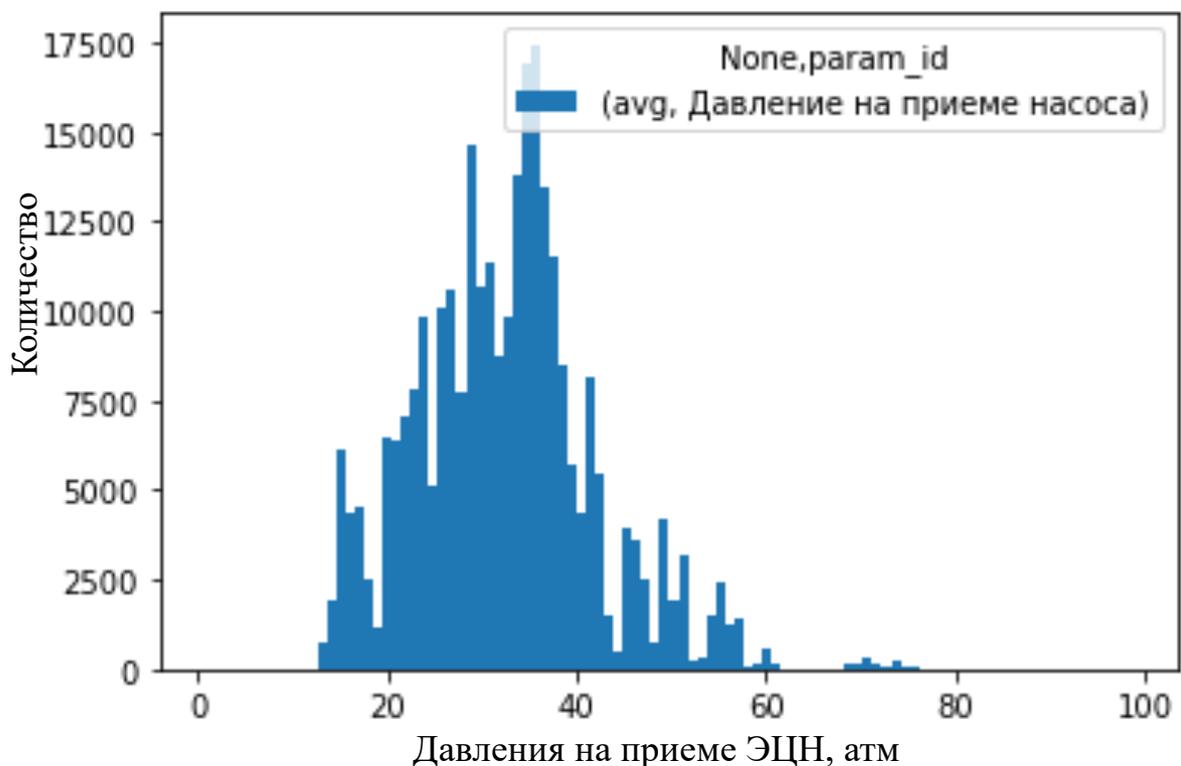


Рисунок 4.3 – Расчетное значение давления на приеме ЭЦН

Исходный набор в данных включает в себя 12 параметров телеметрии, а общее количество значений составляет более 15 миллионном параметров, в среднем по 1 млн на каждый из показателей.

Произведем фильтрацию данных с помощью физических границ по параметрам, представленных в Таблицах 4.1-4.2. После этого количество параметров, синхронизированных по времени для каждой скважины, составляет 380 000 примеров.

Таблица 4.1

## Динамические данные телеметрии с указанием физически границ

Динамические данные телеметрии		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	дшт., мм	0	32
<p><math>P_{пр}</math> – давление на приеме, <math>P_з</math> – затрубное давление,  <math>P_б</math> – буферное давление, <math>P_л</math> – линейное давление, <math>I</math> – ток, <math>N</math> – активная мощность, дшт.  – диаметр штуцера</p>			

Таблица 4.2

## Статические данные скважины и оборудования с указанием физических границ

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	1500
	$H$	0	4000
	$\nu$	0	70
	$N$	0	1000
<p><math>H_з</math>, <math>H_н</math>, <math>H_х</math> – глубина забоя, спуска ЭЦН и спуска хвостовика соответственно, <math>D</math> – диаметр обсадной колонны, <math>d</math> – диаметр НКТ, <math>Q</math> – номинальная подача, <math>H</math> – напор, <math>\nu</math> – частота, <math>N</math> – число ступеней</p>			

Обогатим данные, а также дополнительно рассчитаем давления на приеме по модели скважины.

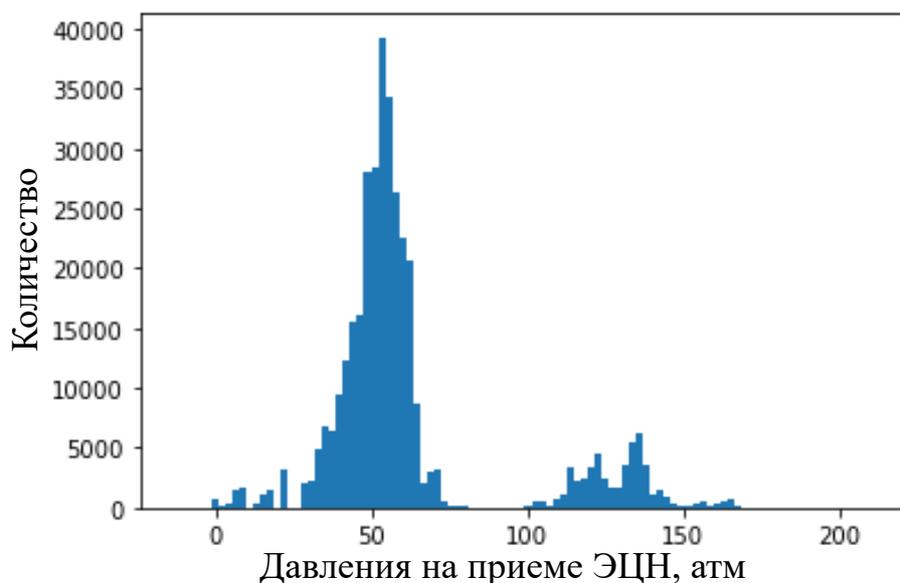


Рисунок 4.4 – Расчетное значение давления на приеме ЭЦН

Как видно из распределения абсолютной глубины спуска насоса (Рисунок 4.5), большинство скважин имеют спущенный насос на глубине 800 метров

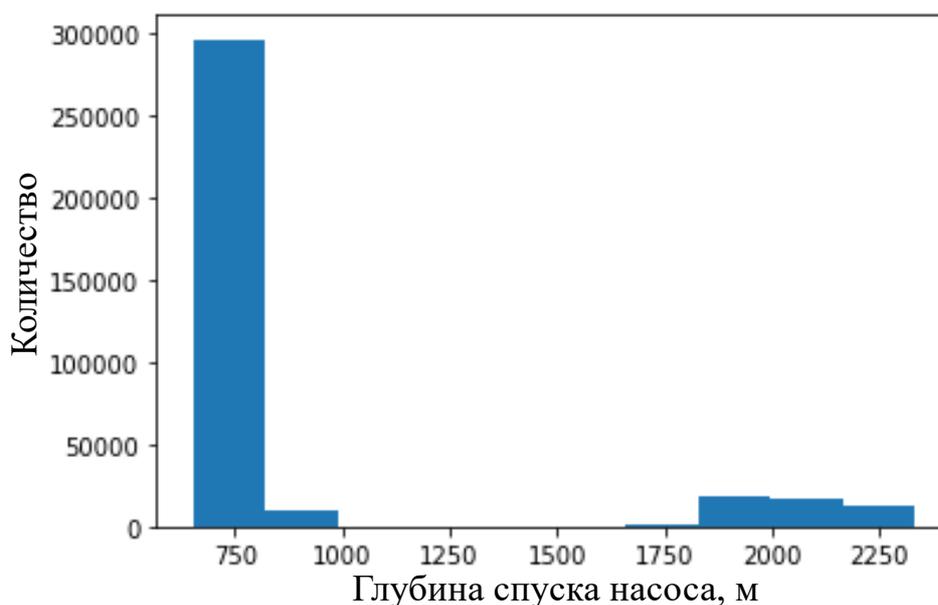


Рисунок 4.5 – Распределение глубины спуска насоса

Также рассчитаем для данных телеметрии изменения параметров за скользящие сутки для более точного определения тренда. Для этого разобьем данные по скважинам на тренировочную и тестовую выборки. Обучим базовую модель LGBM на тренировочных данных, построив кривую обучения.

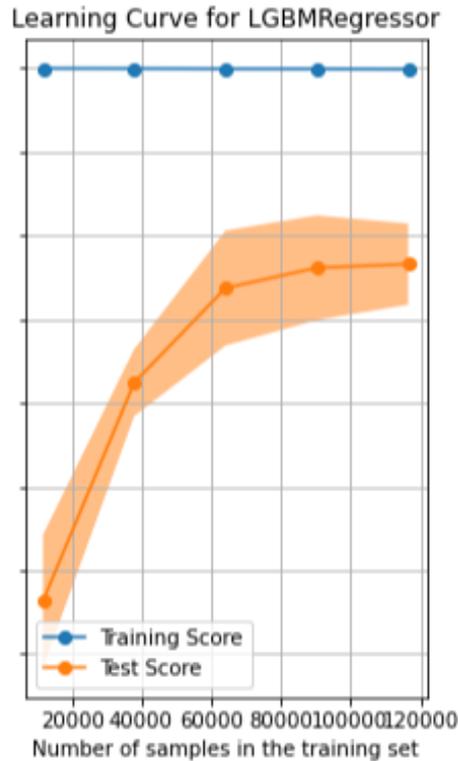


Рисунок 4.6 – Кривая обучения базовой модели

Из анализа кривой можно сделать вывод, что она имеет правильную форму и требуется дополнительная регуляризация модели.

Произведем поиск гиперпараметров для модели на обучающей выборке, используя KFold кросс-валидацию на 5 частях (аналогично кривой обучения), и метод Random Search для выбора параметров из входных распределений.

Лучшая модель имеет параметры, представленными в Таблице 4.3.

Таблица 4.3

#### Итоговый набор гиперпараметров модели

			Параметры
Boosting_type	gbdt	N_jobs	-1
Class_weight	none	Num_leaves	31
Colsample_by_tree	0.7	objective	regression
Importance_type	split	Random_state	101
Learning_rate	0.01	Reg_alpha	0.0
Max_depth	4	Reg_lambda	0.0

Min_child_samples	5	silent	warn
Min_child_weight	0.001	subsample	0.7
Min_split_gain	0.0	Subsample_for_bin	200000
N_estimators	150	Subsample_freq	0

Заново построим кривую обучения и сравним ее с базовой моделью. Как видно из Рисунка 4.8,  $R^2$  увеличился до 0.85 и на графике наблюдается влияние регуляризации против переобучения модели на тренировочных данных.

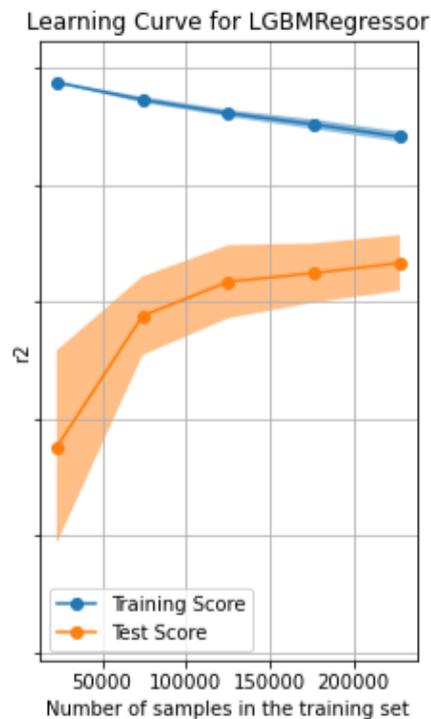


Рисунок 4.8 – Кривая обучения после подбора гиперпараметров

Произведем финальную оценку модели на тестовой выборке с визуальным рассмотрением корректности модели. Получим итоговые метрики, такие как относительная ошибка и коэффициент детерминации.

Таблица 4.4

Метрики на тестовой выборке

$R^2$	0.85
MAPE	11,6 %

По итоговым метрикам можно сделать вывод, что полученная модель достаточно хорошо описывает поведение скважины.

Оценить вклад различных параметров в итоговое предсказание давления на приеме. Как видно из графика важности признаков наиболее полезными с точки зрения информации являются такие параметры, как затрубное и линейное давления, а также глубина спуска насоса.

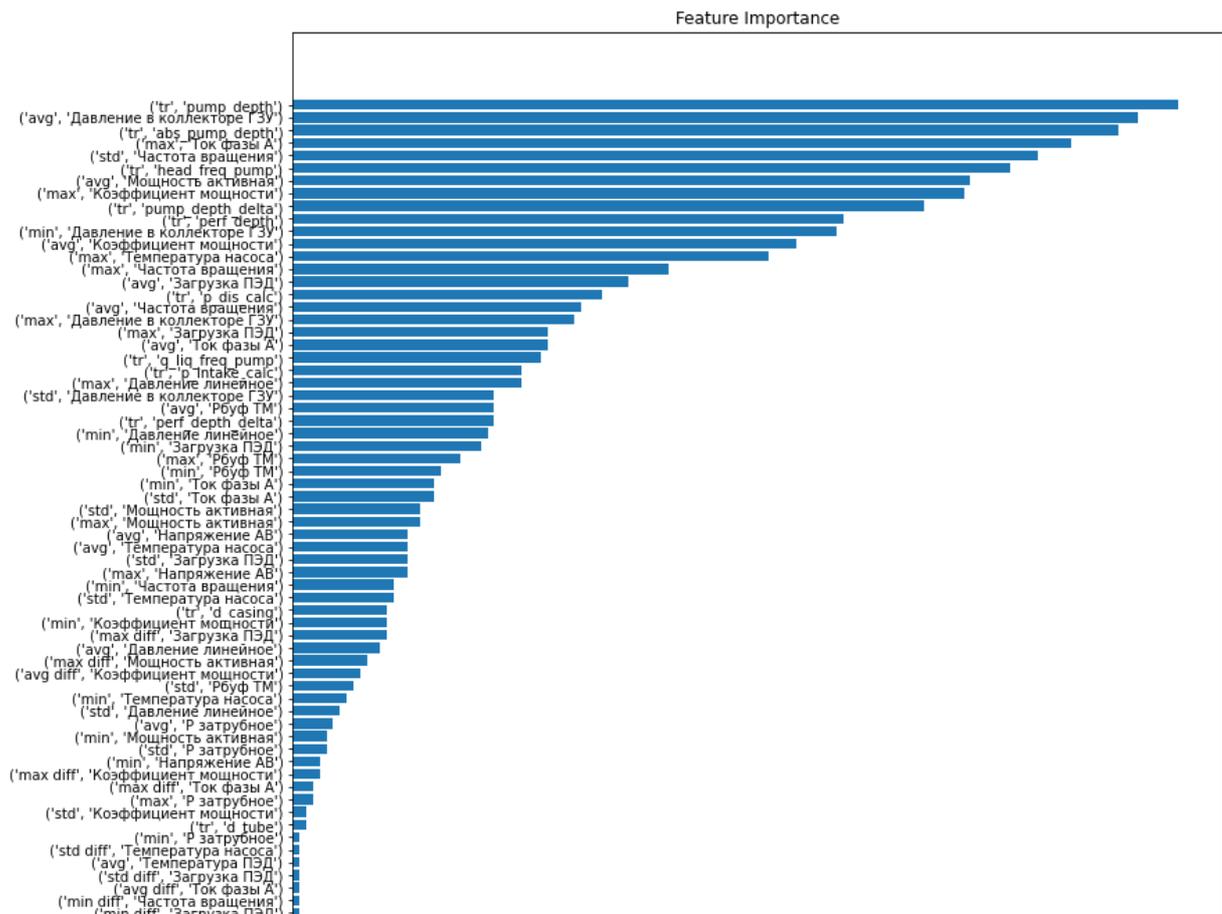


Рисунок 4.9 – Распределение весов по признаковому пространству

По скважине X наблюдается стабильный режим работы с реакцией на выброс жидкости и остановку скважины (Рисунок 4.10).

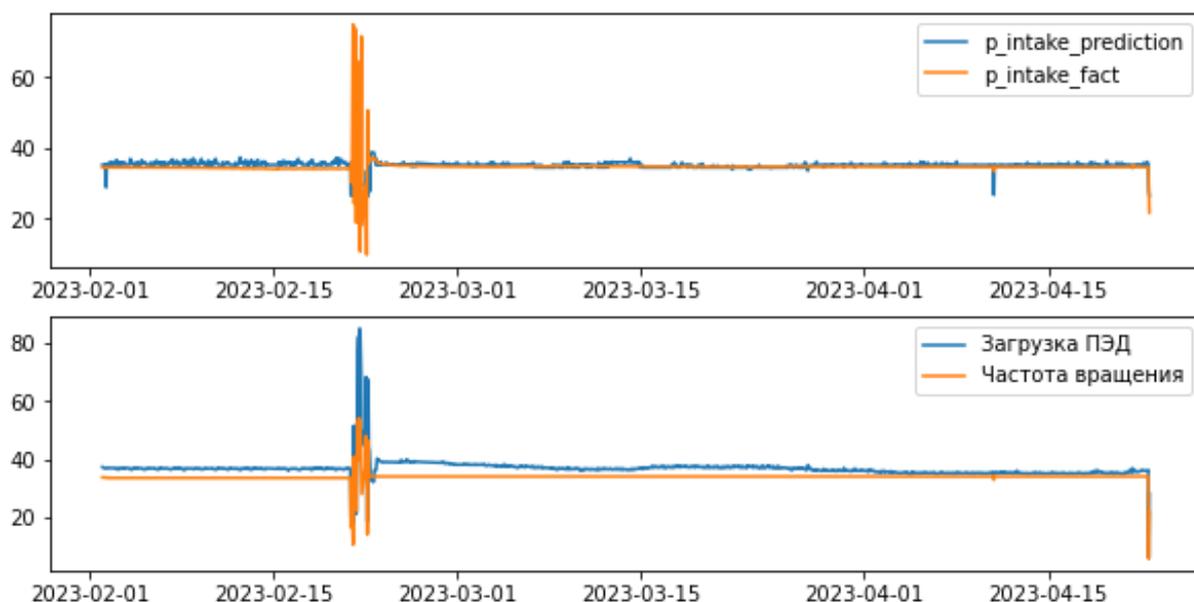


Рисунок 4.10 – Пример работы алгоритма на скважине X

По другой скважине видно изменение работы скважины (Рисунок 4.11) – плавное снижение давления на приеме и модель, которая повторяет данную важную динамику.

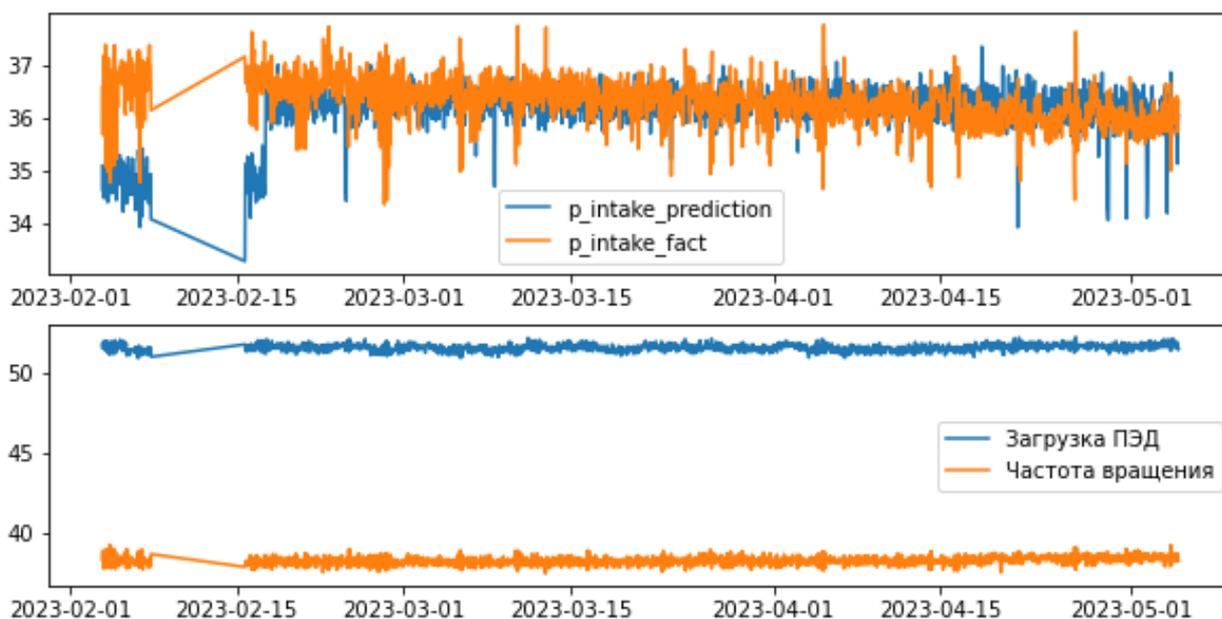


Рисунок 4.11 – Пример работы алгоритма на скважине X

Таким образом в данной главе был разработан способ тестирования решения на промысловых данных и произведен расчет. Полученная модель показала свою эффективность при тестировании, улавливая динамику работы

скважины. Итоговые метрики полученной модели позволяет сделать вывод о полезности полученного решения и практической применимости.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Мониторинг работы добывающего фонда является одной из ключевых задач при разработке нефтяных месторождений. Различные проблемы с погружным оборудованием, проведение ГТМ и оценка их эффектов, контроль забойных давлений обозначают требования по бесперебойной поставке режимных значений скважин.

Современные требования к цифровизации и прогрессу определяют направление развитие индустрии в сторону автоматизированных систем, либо систем помощников, в которых инженер тратит свое время только на сложные и творческие задачи, и контроль давления на приеме УЭЦН одна из таких задач. Разработанное решение по прогнозированию давления на приеме с помощью методов машинного обучения позволит обоснованно принимать решение по скважинам с целью устранения недоборов и увеличения добычи нефти.

В ходе создания прототипа были проанализированы имеющиеся подходы к решению данной задачи и был сделан вывод о том, что в большинстве работ не учитывается реальная оснащенность датчиками наряду с проведением неоптимального процесса тестирования. Созданная гибридная модель, которая состоит из физической модели скважины и модели градиентного бустинга на решающих деревьях, комбинирует лучшие подходы классического нефтяного инжиниринга и современных методов анализа данных, машинного обучения. Модель градиентного бустинга является оптимальной для решения регрессионных задач на табличных данных. А предварительный расчет цифрового двойника позволил обогатить статистическую модель физическими законами и принципами.

Также была 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. Проведенные исследования на промысловых данных с получением высоких

метрик качества модели, что позволяет утверждать, что разработанный в модели подход применим и эффективен для решения производственных задач по мониторингу добывающего фонда скважин.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Васильев Б.А., Грецов Н.А. Гидравлические машины. – М.: Агропромиздат, 1988. – 272 с.
2. Дроздов А.Н. Технология и техника добычи нефти погружными насосами в осложнённых условиях: Учебное пособие для вузов. – М.: РГУ нефти и газа им. И. М. Губкина, 2008. – с.
3. Крец В.Г., Саруев Л.А. Оборудование для добычи нефти. Учебное пособие. Томск: Изд. ТПУ, 1997 г. - 123 с.
4. Лапук Б.Б. Теоретические основы разработки месторождений природных газов. —МоскваИжевск: Институт компьютерных исследований, 2002, 296 стр.
5. Ломакин А.А. Центробежные и осевые насосы. – М-Л.: Машиностроение, 1966. – 364с.
6. Ляпков П.Д. Подбор установки погружного центробежного насоса к скважине. – М.: МИНГ, 1987. – 71 с.
7. Насосы погружные центробежные для добычи нефти ЭЦНА. Техническое описание. – Альметьевск.: АЛНАС, 1999. – 36 с.
8. Барышников Е. С. и др. Метод адаптации на промысловых данных модели стационарного течения в скважине для расчета забойного давления //Российская нефтегазовая техническая конференция – SPE-201942-MS.
9. Мусорина А.Д., Ишимбаев Г.С. Оптимизация системы управления разработкой месторождения и процесса контроля эксплуатации УЭЦН посредством машинного обучения на месторождениях компании «Салым Петролеум Девелопмент Н.В.» //Российская нефтегазовая техническая конференция – SPE-206518-RU.
10. Abdrakhmanov I. R. et al. Development of Deep Transformer-Based Models for Long-Term Prediction of Transient Production of Oil Wells //SPE Russian Petroleum Technology Conference. – OnePetro, 2021.

11. Adesanwo M. et al. Interpreting Downhole Pressure and Temperature Data from ESP Wells by Use of Inversion-Based Methods in Samabri Biseni Field //SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. – OnePetro, 2019.
12. Baki S., Dursun S. Flowing Bottomhole Pressure Prediction with Machine Learning Algorithms for Horizontal Wells //SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – OnePetro, 2022.
13. Firouzi M., Rathnayake S. Prediction of the flowing bottom-hole pressure using advanced data analytics //Asia Pacific Unconventional Resources Technology Conference, Brisbane, Australia, 18-19 November 2019.– C. 735-742.
14. Mohammadpoor M., Shahbazi Kh., Torabi F. and Qazvini A. A New Methodology for Prediction of Bottomhole Flowing Pressure in Vertical Multiphase Flow in Iranian Oil Fields Using Artificial Neural Networks (ANNs) //SPE Latin American & Caribbean Petroleum Engineering Conference. – OnePetro, 2010.
15. Molinari D., Sankaran S. Merging Physics and Data-Driven Methods for Field-Wide Bottomhole Pressure Estimation in Unconventional Wells //Unconventional Resources Technology Conference, 26–28 July 2021. – Unconventional Resources Technology Conference (URTeC), 2021. – C. 3683-3707.
16. Morgan J., Sonquist J., Problems in the Analysis of Survey Data, and a Proposal// Journal of the American Statistical Association, Jun. 1963. – C. 415-434
17. Osman E.A., Ayoub M.A., Aggour M.A. Artificial Neural Network Model for Predicting Bottomhole Flowing Pressure in Vertical Multiphase Flow //Middle East Oil & Gas Show and Conference. – OnePetro, 2005.
18. Teplyakov N. et al. Application of machine learning methods for modeling the current indicators of operating wells stock of PJSC gazprom neft //SPE Russian Petroleum Technology Conference. – OnePetro, 2018.