

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Пермский национальный исследовательский политехнический университет»

На правах рукописи

САЛЬНИКОВ Савелий Витальевич

**РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ
СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ ПРИ ИЗМЕНЕНИИ
РЕЖИМОВ НАГРУЗОК ЭЛЕКТРОПРИВОДА**

Специальность 2.4.2 – «Электротехнические комплексы и системы»

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель – д-р техн. наук, профессор Петроченков А.Б.

Пермь – 2026

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ.....	6
1 АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ	14
1.1 Механизированная добыча нефти с использованием штанговой скважинной насосной установки.....	14
1.2 Состав оборудования штанговой скважинной насосной установки	17
1.3 Основные неисправности работы штанговой скважинной насосной установки	18
1.4 Методы контроля технического состояния штанговой скважинной насосной установки.....	19
1.4.1 Динамометрирование	20
1.4.2 Диагностика путем анализа ваттметограммы.....	24
1.4.3 Вибродиагностика	24
1.5 Методы косвенной оценки устьевой динамограммы.....	25
1.6 Наблюдатели состояний электропривода	28
1.7 Методы интерпретации и анализа результатов диагностирования штанговой скважинной насосной установки	31
1.7.1 Методы математической интерпретации и графического анализа динамограмм	31
1.7.2 Расчет плунжерной динамограммы	32
1.7.3 Методы спектрального анализа	32
1.7.4 Методы статистической обработки сигналов.....	33
1.7.5 Применение алгоритмов машинного обучения.....	33

1.8 Определение структуры системы диагностирования штанговой скважинной насосной установки на основе оценки динамограммы ее работы.....	36
Выводы по первой главе	38
2 КОМПЛЕКСНАЯ МОДЕЛЬ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ	39
2.1 Исходные положения	39
2.2 Имитационная модель приводного электродвигателя.....	40
2.3 Имитационная модель системы управления электродвигателем .	42
2.3.1 Синтез регулятора тока	46
2.3.2 Синтез регулятора потока ротора	47
2.3.3 Синтез регулятора скорости	48
2.3.4 Компенсация перекрестных связей	49
2.3.5 Наблюдатель потока потокосцепления ротора.....	49
2.3.6 Наблюдатель скорости	51
2.3.7 Широтно-импульсный модулятор	53
2.4 Модель балансирного станка-качалки.....	56
2.5 Модель динамической нагрузки на полированном штоке	60
2.6 Модель притока жидкости к забою скважины	66
Выводы по второй главе.....	67
3 МЕТОД ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ НА ОСНОВЕ КОСВЕННОЙ ОЦЕНКИ ДИНАМОГРАММЫ	69
3.1 Общие положения	69
3.2 Наблюдатели состояния электропривода для решения задачи обратной динамики штанговой скважинной насосной установки	70

3.3 Оценка периода качания штанговой скважинной насосной установки	72
3.4 Восстановление нагрузки на полированном штоке	75
3.5 Классификатор неисправностей работы штанговой скважинной насосной установки.....	80
3.5.1 Методы классификации данных	80
3.6 Подготовка данных для алгоритмов машинного обучения	91
3.7 Метрики оценки качества работы алгоритмов машинного обучения.....	92
Выводы по третьей главе	93
4 РАЗРАБОТКА ИМИТАЦИОННЫХ И ФИЗИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АПРОБАЦИИ МЕТОДОВ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ	95
4.1 Реализация цифровой модели штанговой скважинной насосной установки	95
4.2 Генерация данных для алгоритмов и методов восстановления динамограммы и диагностирования штанговой скважинной насосной установки	109
4.3 Апробация методов и алгоритмов восстановления динамограммы и диагностирования штанговой скважинной насосной установки.....	112
4.4 Апробация метода и алгоритма диагностирования технического состояния штанговой скважинной насосной установки.....	115
4.5 Апробация системы диагностирования штанговой скважинной насосной установки на полунатурной физической модели.....	120
4.6 Апробация разработанного метода на промышленной установке.....	127
Выводы по четвертой главе	130

ЗАКЛЮЧЕНИЕ	132
ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	133
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	134
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Объекты интеллектуальной собственности	149
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Акты внедрения результатов диссертационного исследования.....	151

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. На сегодняшний день на территории Пермского края существенная часть нефтедобывающих скважин эксплуатируется штанговыми скважинными насосными установками (ШСНУ). Вместе с широким распространением способа добычи с использованием ШСНУ актуальными являются вопросы оценки технического состояния нефтедобывающего оборудования. Своевременный контроль работы скважины и оперативная диагностика состояния оборудования позволяют предотвратить дорогостоящие ремонты и сократить потери при добыче нефти.

В промышленной практике за счет высокой визуальной интерпретируемости нашел широкое применение способ диагностики ШСНУ на основе анализа ее динамограммы. В дополнение к этому, за длительный срок эксплуатации ШСНУ нефтедобывающими предприятиями была накоплена историческая база результатов динамометрирования, интерпретируемая на экспертном уровне для выявления основных видов неисправностей и осложнений, возникающих при эксплуатации ШСНУ. Однако прямое измерение динамограммы требует монтажа динамографа, что увеличивает капитальные затраты и трудозатраты на обслуживание. Альтернативой является оценка динамограммы по электрическим переменным двигателя (тока и напряжения) с использованием математических моделей станка-качалки (СК) и электропривода. Ключевой проблемой при косвенной оценке динамограммы является сложность преобразования нагрузочного момента электродвигателя в усилие на полированном штоке. Данная проблема обусловлена необходимостью непрерывного и точного определения углового положения кривошипа СК в течение всего цикла качания. Для реализации возможности оперативной оценки технического состояния оборудования и скважины, эксплуатируемой с ШСНУ, необходима непрерывная оценка усилия в точке подвеса колонны штанг по переменным состояниям электропривода за счет комплексной оценки

кинематических переменных СК (в том числе точного определения углового положения кривошипа), а также наблюдаемых и вычисленных механических величин (электромагнитный момент и момент на выходном валу редуктора, динамические усилия в основных конструктивных элементах СК).

Дополнительным фактором, снижающим эффективность эксплуатации ШСНУ, является принятый на нефтедобывающих предприятиях регламент периодического анализа сохраненных динамограмм "постфактум". Подобный подход сопряжен со значительными временными затратами на сбор, передачу и ручную интерпретацию данных квалифицированным персоналом. Возникающая задержка при принятии оперативных решений по корректировке технологического режима добычи приводит к росту операционных затрат и существенно повышает риск преждевременного выхода из строя скважинного оборудования. При этом, в «Энергетической стратегии Российской Федерации на период до 2050» указывается, что необходимо «создание условий для ... цифрового мониторинга, оценки и прогнозирования состояний и процессов в отраслях топливно-энергетического комплекса».

В связи с этим возникает необходимость разработки системы непрерывной автоматизированной диагностики, функционирующей в режиме реального времени и исключающей участие оператора из процесса оценки технического состояния ШСНУ. В качестве диагностической основы в данной системе предложен метод анализа динамограмм. Использование данной системы позволит полностью отказаться от монтажа, калибровки и технического обслуживания устьевых датчиков, а также рационализировать использование штатных электрических измерительных преобразователей станции управления.

Степень разработанности темы исследования. Моделированию электротехнических и гидродинамических подсистем нефтедобывающих установок посвящены работы таких ученых, как А.С. Вирнавский,

А.Ф. Сакаев, Ю.А. Сычев, М.И. Хакимьянов, А.В. Ляхомский, М.С. Ершов, Ю.В. Шевырев, *G. Takacs, S. G. Gibbs* и др.

Вопросами косвенной оценки технологических параметров комплексных нелинейных электромеханических объектов посвящены работы таких ученых, как А.С. Анучин, И.Я. Браславский, А.М. Зюзев, Ю.Н. Калачев, Р.Т. Шрейнер, К. Ф. Тагирова, С. Yuan, и др.

Объектом исследования является технологический процесс механизированной добычи нефти штанговыми скважинными насосными установками.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы диагностики технического состояния ШСНУ по косвенно восстанавливаемой динамограмме на основе анализа режимов нагрузки электропривода без использования устьевых датчиков нагрузки.

Идея работы заключается в использовании функции косвенной непрерывной оценки усилия в точке подвеса колонны штанг, получаемой путём преобразования электрических переменных состояния электропривода с учётом динамики станка-качалки и положения противовеса, как информационной основы для диагностирования ШСНУ в режиме реального времени.

Целью работы является разработка системы оценки состояния ШСНУ, функционирующей в реальном времени, позволяющей идентифицировать типовые неисправности по восстановленной динамограмме без монтажа устьевых датчиков.

Для достижения сформулированной цели были поставлены и решены следующие **научные задачи**:

- 1) предложить концептуальную структуру системы непрерывной диагностики ШСНУ, основанную на косвенной непрерывной оценке усилия в точке подвеса колонны штанг по переменным состояния электропривода;
- 2) разработать комплексную имитационную математическую модель ШСНУ, включающую в себя модель приводного асинхронного двигателя

(АД), модель станции управления (СУ), кинематическую модель станка-качалки, модель нагрузки на полированный шток и модель притока жидкости в скважину;

3) разработать методы и алгоритмы диагностики технического состояния ШСНУ по оценке динамограммы, обеспечивающие идентификацию типовых неисправностей в реальном времени;

4) провести экспериментальные исследования разработанной системы оценки динамограммы с верификацией результатов на лабораторной физической установке.

Основные научные положения и результаты, выносимые на защиту:

1) концептуальная структура системы диагностики ШСНУ, *отличающаяся от существующих* реализацией принципа косвенной непрерывной оценки усилия в точке подвеса колонны штанг на основе анализа переменных состояний электропривода, без применения датчиков прямого измерения нагрузки;

2) классификатор технических состояний ШСНУ, *отличающийся от существующих* использованием комбинации сверточной нейронной сети и метода k -ближайших соседей, без повторного обучения модели при дополнении базы диагностических данных новыми образцами неисправностей;

3) метод и алгоритм косвенной оценки динамограммы ШСНУ, *отличающиеся от существующих* использованием оценки электромеханических переменных электропривода, а также классификатора на основе сверточной нейронной сети для определения углового положения роторного противовеса;

4) полунатурная физическая модель ШСНУ с нагрузочным и приводным агрегатами, *отличающаяся от существующих* наличием информационно-управляющего устройства формирования нагрузочного момента,

имитирующего в реальном времени различные режимы работы установки на основе математических моделей.

Научная новизна работы:

1) разработана концептуальная структура системы технической диагностики ШСНУ, основанная на принципах оценки механических переменных элементов установки, без использования физических датчиков нагрузки;

2) создан классификатор технических состояний ШСНУ на основе совместного применения сверточной нейронной сети и метода k -ближайших соседей, обеспечивающий возможность расширения базы диагностических данных новыми образцами неисправностей без повторного обучения модели;

3) разработаны метод и алгоритм косвенной оценки динамограммы ШСНУ на основе оцениваемых электромеханических переменных электропривода и нейросетевой идентификации углового положения роторного противовеса;

4) обоснован принцип построения и разработано математическое и программное обеспечение полунатурной физической модели ШСНУ, реализующее воспроизведение в реальном времени переменного нагрузочного момента и имитацию основных режимов работы установки.

Теоретическая и практическая значимость работы заключается в:

разработке комплексной математической и цифровой имитационной модели ШСНУ, объединяющей гидродинамические, электромеханические и электромагнитные процессы; разработке метода косвенной оценки динамограммы на основе анализа электромеханических переменных электропривода с применением сверточной нейронной сети для определения углового положения роторного противовеса; разработке классификатора технических состояний ШСНУ, построенного на комбинации сверточной нейронной сети и метода k -ближайших соседей и не требующего повторного обучения при дополнении базы диагностических данных.

Разработанный метод диагностики ШСНУ на основе косвенной и непрерывной оценки усилия в точке подвеса колонны штанг был использован при создании интеллектуальных станций управления в рамках НИОКТР по соглашению № 075-11-2021-052 от 24.06.2021 г. «Создание высокотехнологичного производства автономных энергосберегающих цифровых систем распределенного управления добывающим фондом скважин на основе элементов машинного обучения и искусственного интеллекта» (Постановление № 218 Правительства РФ от 09.04.2010 г., 2021–2024 гг.). Разработанные метод и алгоритм получения диагностической информации ШСНУ внедрены в учебный процесс ФГАОУ ВО «ПНИПУ».

Методология и методы исследования. Для решения поставленных задач в работе использовались отдельные элементы теории электротехники, теории автоматического управления, теории электропривода, математической статистики, математического анализа, а также методы имитационного моделирования с программным обеспечением *Matlab Simulink*, *MexBIOS Development Studio* и объектно-ориентированного программирования с использованием языков программирования *Python*, *C*, *C++*.

Соответствие диссертации специальности 2.4.2

«Электротехнические комплексы и системы». Рассматриваемые в работе задачи соответствуют паспорту специальности 2.4.2 «Электротехнические комплексы и системы» – п. 1 «Развитие общей теории электротехнических комплексов и систем, изучение системных свойств и связей, физическое, математическое, имитационное и компьютерное моделирование компонентов электротехнических комплексов и систем, включая электромеханические, электромагнитные преобразователи энергии и электрические аппараты, системы электропривода, электроснабжения и электрооборудования»; п. 3. «Разработка, структурный и параметрический синтез, оптимизация электротехнических комплексов, систем и их компонентов, разработка алгоритмов эффективного управления»; п. 4 «Исследование работоспособности и качества функционирования электротехнических

комплексов, систем и их компонентов в различных режимах, при разнообразных внешних воздействиях, диагностика электротехнических комплексов.».

Достоверность результатов подтверждается корректным использованием апробированного математического аппарата теории электротехники, теории управления, теории электропривода, математической статистики и математического анализа; сопоставлением результатов расчета с данными, приведёнными в технической литературе, а также с данными, полученными в результате инструментальных замеров на реальных технологических объектах и на физической модели. Основные положения диссертации докладывались и обсуждались на научно-технических конференциях различного уровня и опубликованы в печати, в том числе в изданиях, рекомендованных ВАК и входящих в международные системы цитирования.

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались на XXX – XXXIII международных научных симпозиумах «НЕДЕЛЯ ГОРНЯКА» (НИТУ МИСИС, г. Москва, 2022 – 2026 гг.); XII международной конференции «Инновационная энергетика» (ПНИПУ, г. Пермь, 2021 г.).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 9 печатных работ (из них 6 в изданиях, входящих в международные системы цитирования *SCOPUS* и *Web of Science*,) получены 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора состоит в: анализе существующих систем диагностики ШСНУ; разработке концептуальной структуры системы диагностики ШСНУ; разработке имитационной модели ШСНУ, описывающей электромеханические и гидродинамические процессы добычи; разработке метода косвенной оценки динамограммы; разработке метода и алгоритма диагностики ШСНУ с применением наблюдателей переменных состояния

электропривода. В работах в соавторстве личный вклад соискателя составляет не менее 70%.

1 АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ

1.1 Механизированная добыча нефти с использованием штанговой скважинной насосной установки

На нефтедобывающих предприятиях Российской Федерации при эксплуатации скважин значимую часть нефти получают с использованием механизированной добычи. Согласно статистическим данным [1], в структуре эксплуатационного фонда скважин Российской Федерации преобладают механизированные способы добычи: УЭЦН задействованы в 60% скважин, тогда как доля ШСНУ составляет 35%, 2% приходится на фонтанную эксплуатацию (рисунок 1.1). При этом отмечают [2], что увеличение доли как ШСНУ, так и УЭЦН коррелирует с ростом объемов трудноизвлекаемых запасов (ТриЗ), вовлекаемых в разработку.

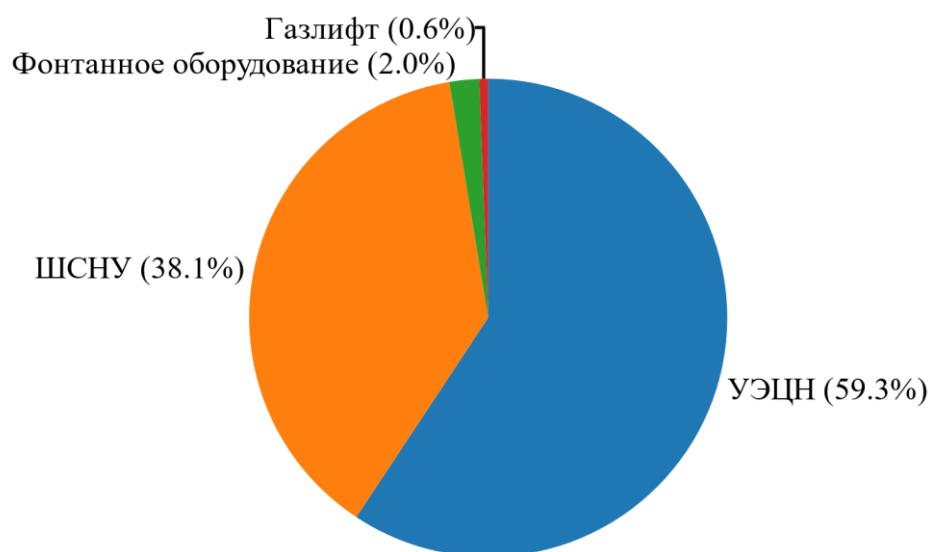


Рисунок 1.1 – Распределение действующего фонда скважин по способам добычи

ШСНУ находит свое применение при эксплуатации низкодебитного фонда скважин [3–7]. Как оборудование объемного типа, данные установки сохраняют стабильный КПД и могут эксплуатироваться в периодическом режиме, что исключает риски срыва подачи и перегрева, характерные для

УЭЦН при малых притоках. Размещение приводной части на устье и возможность регулирования технологических параметров снижают затраты на техническое обслуживание и ремонт. Кроме того, умеренная скорость движения плунжера снижает интенсивность образования водонефтяных эмульсий, позволяя вести добычу остаточных запасов углеводородов при низких забойных давлениях на поздней стадии разработки месторождений.

Применение УЭЦН [8–10] обусловлено их высокой производительностью и экономической эффективностью при эксплуатации средне и высокодебитного фонда скважин. Установки данного типа характеризуются высокими показателями отбора жидкости и способностью функционировать на значительных глубинах, превосходя ШСНУ по предельным значениям подачи и напора. Интеграция насосного агрегата и погружного электродвигателя в ствол скважины позволяет отказаться от массивных наземных приводов и обеспечивает возможность эксплуатации наклонно-направленных и многозабойных скважин. Дополнительными преимуществами являются непрерывность рабочего цикла и совместимость с системами частотно-регулируемого привода, что обеспечивает точное управление технологическим процессом и устойчивую добычу углеводородов на протяжении основных этапов разработки месторождений.

Также известны более редкие в промышленной практике методы механизированной добычи. Одним из данных методов является газлифт [11–13]. Газлифтный метод добычи основан на аэрации пластовой жидкости за счет закачки сжатого газа в скважину, что приводит к снижению гидростатического давления столба смеси и инициированию притока из пласта. Основным преимуществом данной технологии является отсутствие движущихся частей в зоне откачки, что обеспечивает высокую надежность при эксплуатации скважин с большим содержанием механических примесей, асфальто-смолистых и парафиновых отложений, а также в условиях искривленного профиля ствола. Основными недостатками являются низкий энергетический КПД (не более 5-10%) из-за значительных потерь энергии на

сжатие и необходимость строительства дорогостоящей компрессорной станции. Тем не менее в условиях морских месторождений, где кустовое расположение скважин позволяет централизовать подачу рабочего агента, газлифт зачастую экономически предпочтительнее УЭЦН из-за простоты обслуживания подводного оборудования.

Также в промышленной практике нашел метод добычи с использованием установок винтовых насосов [14–16]. Винтовые насосные установки, эксплуатируемые как в штанговом, так и в погружном электроприводном исполнении, представляют собой объемные машины роторного типа, где перекачка жидкости происходит в замкнутых полостях между металлическим ротором (винтом) и эластомерным статором. Особенность данного метода заключается в мягком, низкопульсирующем режиме подачи и способности эффективно транспортировать высоковязкие жидкости, а также эмульсии с высоким содержанием газа и абразивных частиц. Ключевым недостатком является низкая ресурсостойкость, особенно в условиях повышенной температуры и воздействия агрессивных компонентов пластовой жидкости насоса. Тем не менее для малодебитных скважин и месторождений тяжелой и битумной нефти винтовые насосы часто превосходят по эффективности центробежные аналоги благодаря стабильности характеристик при низких скоростях вращения.

В практике механизированной добычи нефти перспективным направлением, альтернативным классическим установкам штанговых насосов с балансирным приводом, является применение линейных электродвигателей [5; 17; 18] для непосредственного возвратно-поступательного движения колонны штанг. Принципиальное отличие данной технологии заключается в отсутствии промежуточных кинематических звеньев (редуктор, кривошипно-шатунный механизм, балансир): преобразование электрической энергии в механическое движение штока осуществляется непосредственно линейным приводом, конструктивно реализуемым, например, в виде реечной передачи или цилиндрического вентильного двигателя. Следствием указанной схемы

является повышение общего механического КПД системы за счёт минимизации потерь на трение, обеспечение бесступенчатого программного регулирования параметров цикла (длины и скорости хода), а также снижение удельного энергопотребления. В Российской Федерации технология линейного привода штанговых насосов апробирована на объектах ПАО «Оренбургнефть» [19] (Красноярское месторождение, 2013 г.). Тем не менее её широкое промышленное внедрение ограничено рядом факторов: относительно невысокой грузоподъёмностью, ограниченной длиной хода и отсутствием штатного механического уравнивания, требующим применения интеллектуальных алгоритмов управления либо дополнительных уравнивающих устройств (пневматических, пружинных).

Можно отметить, что в промышленности Российской Федерации добыча нефти с использованием ШСНУ является широко распространённой ввиду ряда причин. В первую очередь это связано с высокой адаптивностью данного оборудования к осложнённым горно-геологическим условиям, где другие методы демонстрируют меньшую эффективность, а также с его относительной простотой обслуживания и ремонтпригодностью в полевых условиях. Статистические данные подтверждают распространённость этого способа: по разным оценкам, ШСНУ оснащено до 60% всего механизированного фонда скважин в России, что в абсолютных значениях составляет порядка 40% от действующего фонда. Хотя доля в общем объёме добычи по стране составляет 18%, что объясняется, как правило, невысокими дебитами таких скважин, их массовое применение обусловлено необходимостью эксплуатации обводнённых, малодебитных и трудноизвлекаемых запасов, составляющих значительную часть месторождений.

1.2 Состав оборудования штанговой скважинной насосной установки

ШСНУ конструктивно разделяется на наземное и подземное оборудование [20]. В классическом исполнении наземная часть включает станцию управления (СУ), приводной электродвигатель (как правило, в виде

асинхронного двигателя (АД)), клиноременную передачу, редуктор, станок-качалку (СК) и роторный противовес. Подземное оборудование представлено колонной насосно-компрессорных труб (НКТ), колонной полированных и соединительных штанг, а также глубинным плунжерным насосом. Схематичное исполнение основных элементов установки представлено на рисунке 1.2. На рисунке 1.2: 1) станция управления; 2) приводной асинхронный двигатель; 3) ременная передача; 4) редуктор; 5) кривошип; 6) роторный противовес; 7) балансир; 8) головка балансира; 9) нагнетающий клапан; 10) всасывающий клапан; 11) плунжер; 12) устьевая запорная арматура; 13) колонна НКТ, 14) колонна штанг 15) полированный шток.

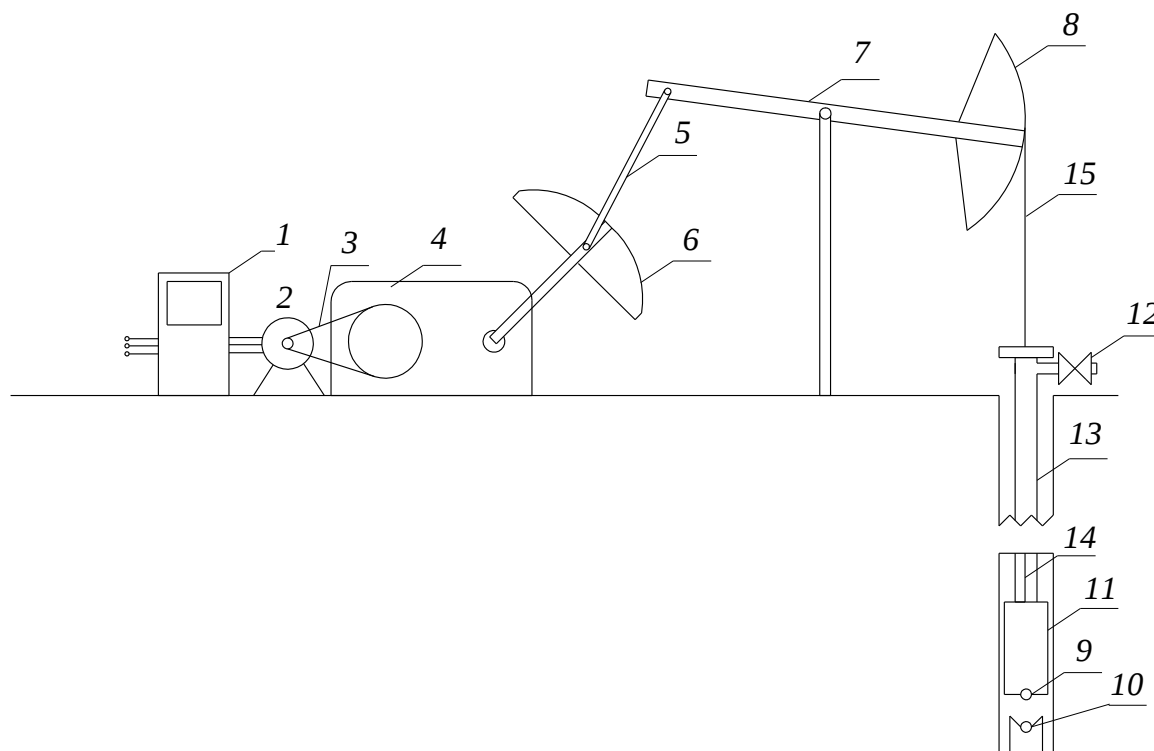


Рисунок 1.2 – Схема основных компонентов ШСНУ

1.3 Основные неисправности работы штанговой скважинной насосной установки

Хотя ШСНУ обладает высокой отказоустойчивостью и надежностью, но также подвержена возникновению неисправностей в процессе эксплуатации. Зачастую данные неисправности являются следствием естественного износа

оборудования, однако могут возникнуть и нештатные поломки, вызванные внешними факторами. Указанные неисправности и осложнения можно классифицировать по узлам установки, в которых они возникают (рисунок 1.3).

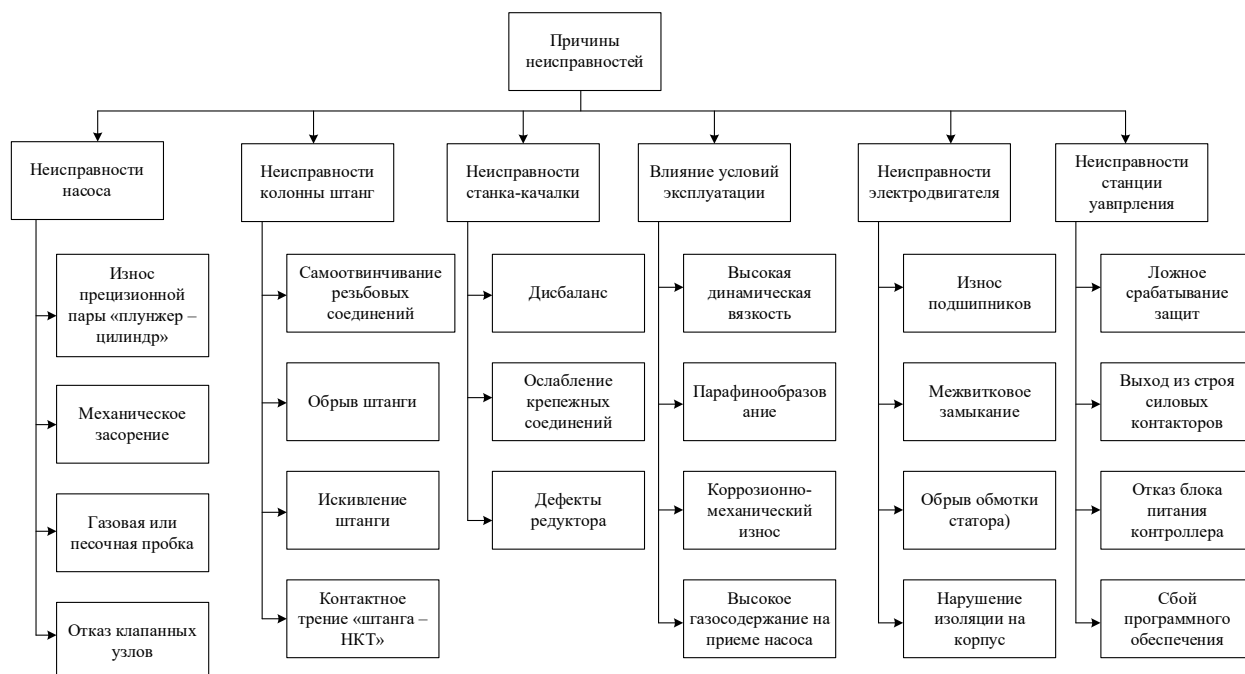


Рисунок 1.3 – Неисправности работы штанговой скважинной насосной установки

По данным источников [1; 6; 21–24], наиболее часто встречающиеся в промышленной эксплуатации неисправности ШСНУ связаны с обрывом колонны штанг, однако также отмечают утечки в клапанах установки [25; 26]. Кроме того, в условиях Уральского региона (включая Пермский край, Республику Башкортостан, Оренбургскую область и Удмуртскую Республику) одним из наиболее распространённых осложнений при эксплуатации скважинной штанговой насосной установки является отложение парафина на внутренней поверхности насосно-компрессорных труб (НКТ) [27].

1.4 Методы контроля технического состояния штанговой скважинной насосной установки

Контроль технического состояния и, как следствие, своевременное обнаружение неисправности ШСНУ является одной из основных задач при

эксплуатации установки. Регулярное проведение диагностических мероприятий позволяет сохранить ресурс установки и, в конечном счете, обеспечить минимизацию экономических потерь, которые могут быть вызваны вынужденным простоем оборудования.

По способу получения информации методы диагностики подразделяются на прямые и косвенные. Прямые методы основаны на непосредственном измерении физической величины, характеризующей техническое состояние объекта диагностирования, без дополнительных промежуточных преобразований. Косвенные методы, в свою очередь, не измеряют искомый параметр напрямую, а используют регистрацию другой, более доступной для измерения физической величины, которая затем с помощью установленных аналитических или эмпирических зависимостей пересчитывается в диагностический признак. При этом косвенные методы уступают прямым по точности, однако могут быть предпочтительнее с точки зрения технологичности, стоимости или безопасности проведения измерений.

1.4.1 Динамометрирование

Метод динамометрирования [28–31] относится к прямым методам диагностики, поскольку позволяет непосредственно измерять физические величины, характеризующие работу глубинно-насосного оборудования. Основными измеряемыми параметрами являются нагрузка на полированный шток и его перемещение в процессе работы установки.

Для проведения измерений на устье скважины устанавливается тензометрический датчик (динамограф) (рисунок 1.4), который фиксирует усилие, передаваемое через полированный шток. Одновременно с этим с помощью датчика положения (потенциометр, акселерометр или лазерный датчик) регистрируется перемещение штока. Полученные в функции времени данные преобразуются в координаты «нагрузка – перемещение», образуя динамограмму – замкнутый график, являющийся диагностическим инструментом работы штанговой скважинной насосной установки.



Рисунок 1.4 – Внешний вид динамографа ГЕОСТАР – 111.Д

Анализ формы полученной динамограммы позволяет косвенно оценить состояние глубинного оборудования без его подъёма на поверхность:

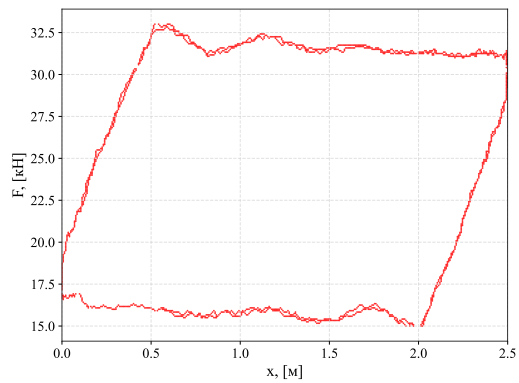
- 1) работу всасывающего и нагнетательного клапанов;
- 2) наличие утечек жидкости;
- 3) негерметичность плунжерной пары;
- 4) влияние сил трения штанг о колонну насосно-компрессорных труб (НКТ);
- 5) глубину динамического уровня жидкости;
- 6) обрыв или заклинивание штанг.

Метод динамометрирования обладает рядом достоинств, среди которых прямое измерение нагрузок и перемещений на устье скважины, обеспечивающее высокую достоверность получаемых данных, неразрушающий характер контроля, позволяющий проводить диагностику без длительной остановки скважины, оперативность выполнения измерений в промышленных условиях, а также высокая информативность, поскольку по форме единственной динамограммы можно судить о нескольких типах неисправностей глубинного оборудования одновременно.

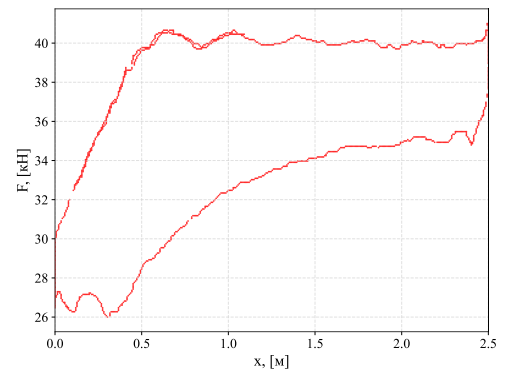
Вместе с тем у данного метода диагностики есть ряд недостатков: для проведения качественных измерений требуется предварительная очистка и подготовка устья скважины от парафина, льда или механических примесей; кроме того, динамограмма, зарегистрированная на поверхности, даёт лишь интегральную характеристику работы всей установки, не позволяя однозначно локализовать место неисправности по глубине без дополнительного математического моделирования. Примеры получаемых динамограмм представлены на рисунке 1.5. На рисунке 1.5: а) динамограмма исправной установки; б) динамограмма при высоком газовом факторе; в) динамограммы неисправных всасывающем и нагнетательном клапанах; г) влияние парафиновых отложений; д) обрыв штанги.

В промышленной практике нашли применение станции управления с автоматизированным сбором и анализом динамограмм [32]. Интеграция динамографа обеспечивает непрерывный мониторинг, диагностику и автоматическое управление. Станции оснащаются тензометрическими датчиками усилия с токовым выходом 4–20 мА или с цифровым интерфейсом, формирующими массив динамограммы непосредственно в датчике. Для определения положения штока применяются датчики Холла на валу редуктора, потенциометрические датчики угла, инклинометры и акселерометры.

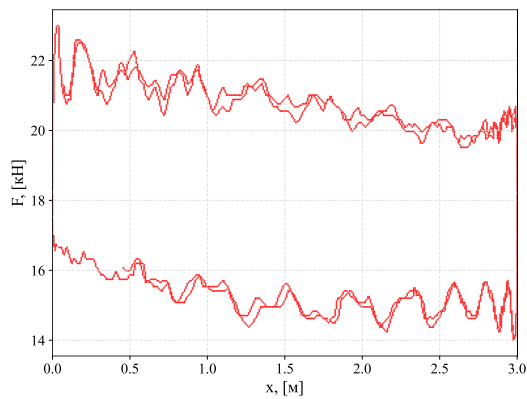
Анализ динамограммы позволяет выявлять срыв подачи, определять заполнение насоса и диагностировать неисправности: обрыв штанг, износ клапанов, дисбаланс противовесов. На основе анализа станция автоматически отключает насос при опустошении скважины с переходом в режим накопления.



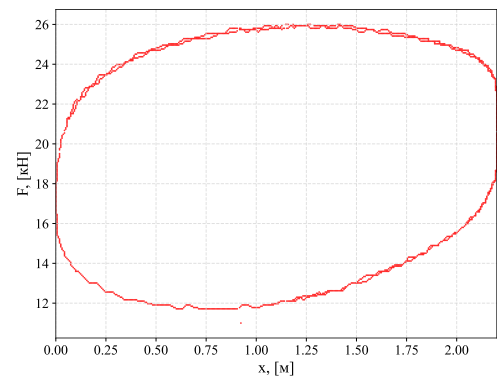
а



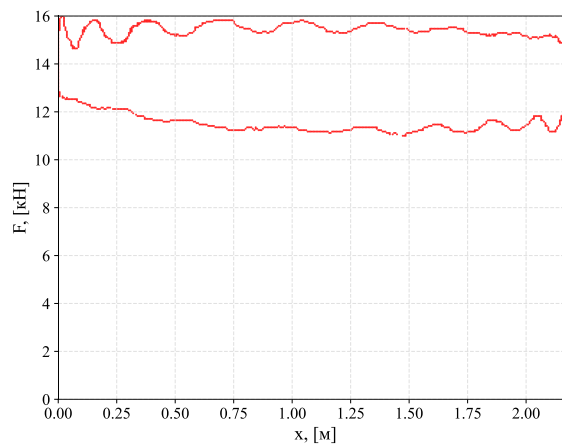
б



в



г



д

Рисунок 1.5 – Результаты проведения динамометрирования ШСНУ

Многие станции управления также обеспечивают ваттметрирование для диагностики перегрузок, перекося фаз и учета электроэнергии. Передача данных к диспетчерскому пункту осуществляется по радиоканалу с поддержкой *Modbus*, интерфейсы – *RS-232*, *RS-485*, *Ethernet*. Управление

частотным преобразователем по результатам автоматизированного анализа режима работы установки реализовано преимущественно в зарубежных системах. Применение таких станций повышает эффективность добычи и увеличивает межремонтный период скважин.

1.4.2 Диагностика путем анализа ваттметограммы

Другим известным методом диагностирования ШСНУ является анализ ваттметограммы за цикл качания [1; 33–37]. Физическая основа метода ваттметрирования заключается в том, что изменения механической нагрузки на полированном штоке, обусловленные неисправностями глубинного насоса, трением штанг, влиянием газа или парафина, трансформируются в соответствующие вариации электромагнитного момента и, как следствие, потребляемой активной мощности.

Установлено, что форма ваттметрограммы в первом приближении коррелирует с формой динамограммы устья [35], однако в отличие от последней, ваттметрограмма несет информацию о суммарных потерях в трансмиссии, редукторе, станке-качалке и электродвигателе, что расширяет диагностические возможности метода. Для повышения достоверности распознавания дефектов применяется спектральный анализ ваттметрограммы с использованием быстрого преобразования Фурье, позволяющий идентифицировать характерные частотные гармоники.

Сравнительный анализ динамометрирования и ваттметрирования показывает, что последний метод предпочтителен для систем телемеханики кустовых площадок, так как не требует установки дорогостоящих датчиков на подвижные элементы устьевого оборудования, вместо этого использует штатные измерительные трансформаторы тока и напряжения.

1.4.3 Вибродиагностика

Вибродиагностика ШСНУ [38–40] предоставляет метод неразрушающего контроля, основанный на анализе параметров механических колебаний, возникающих в процессе работы наземного и скважинного оборудования. В отличие от традиционного динамометрирования, которое

фиксирует интегральную нагрузку на полированный шток, спектральный и временной анализ вибрационного сигнала позволяет локализовать источник дефекта с высокой разрешающей способностью: от дисбаланса кривошипно-шатунного механизма и износа зубчатых зацеплений редуктора до нарушений центровки подвески и возникновения высокочастотной вибрации вследствие трения штанг о НКТ. Применение современных методов обработки сигналов, включая вейвлет-преобразование и анализ огибающей высокочастотной составляющей, дает возможность диагностировать аварийные состояния на ранних стадиях.

1.5 Методы косвенной оценки устьевой динамограммы

Исходя из проведенного обзора, можно заключить, что анализ динамограммы является более перспективным методом диагностирования. Кроме того, по данному методу уже сформирована и постоянно пополняется обширная накопленная база эталонных и аварийных динамограмм. Наличие такой базы позволяет не только выявлять существующие неисправности, такие как утечки в клапанах, поломку штанг или трение о трубы, и прогнозировать развитие аварийных ситуаций на ранних стадиях, но и применять алгоритмы машинного обучения для автоматической диагностики по характерным кривым. Возможность автоматизированного анализа больших массивов данных делает этот метод более объективным, оперативным и экономически эффективным для оптимизации работы глубинных насосных установок.

Известны методы восстановления устьевой динамограммы по полученным электрическим переменным электропривода. В работе [41] представлен способ восстановления динамограммы с помощью полученного профиля потребления активной энергии за цикл качания и использования нейронной сети, входными данными которой является ваттметограмма, а выходом – устьевая динамограмма. Исходя из изложенного материала, можно сделать вывод о том, что требуется обучение нейронной сети под каждый новый тип установки, что не является целесообразным.

В работе [42] предложен метод восстановления динамограммы, в котором нейронная сеть выполняет функцию фильтра для уточнения усилия в ТПКШ. На вход фильтра подаётся расчётное значение усилия, а также оценки скорости и электромагнитного момента привода и конструктивно-кинематические параметры станка-качалки. При этом для реализации метода требуется внешний датчик положения роторного противовеса, задающий временные границы регистрации данных, что является его основным ограничением.

В работе [43] представлен метод оценки динамограммы ШСНУ на основе измерения электрических параметров асинхронного двигателя, без использования традиционных датчиков нагрузки и перемещения полированного штока. Авторы модифицируют существующий подход, расширяя набор входных переменных, добавляя скольжение и непосредственно измеряемую скорость ротора и улучшая оценку крутящего момента. Хотя метод представляется как альтернатива датчикам на полированном штоке, он требует дополнительных измерений на двигателе по сравнению с ранними работами. Помимо тока и напряжения, необходимо напрямую измерять скорость двигателя, что усложняет систему.

В статье [44] предложен метод косвенного измерения динамограммы штанговой насосной установки, основанный на измерении потребления активной энергии приводного двигателя и синхронизирующих сигналов, что позволяет отказаться от прямых датчиков нагрузки и выполнять непрерывный онлайн-мониторинг без остановки оборудования; модель использует энергетический баланс, коррекцию кривой потерь и преобразование мощности во временную область в зависимости от перемещения штанги с помощью двух микропереключателей на балансире. К основным недостаткам работы можно отнести: сильное упрощение кинематики штанги (предположение о синусоидальной скорости), появление вычислительных пиков вблизи мёртвых точек, требующих дополнительной фильтрации, необходимость периодической калибровки кривой по эталонной динамограмме, полученной

прямым методом, что снижает степень автономности косвенного подхода, отсутствие количественного анализа погрешностей и статистической обработки экспериментальных данных.

В результате обзора источников, описывающих способы косвенной оценки динамограммы, можно сделать вывод о том, что существует потребность в методе восстановления динамограммы, обладающем достаточной адаптивностью к применяемому оборудованию. Расчет усилия на штоке предлагается выполнять по оценённым скорости и моменту двигателя, без дополнительных датчиков. Полученная динамограмма тогда является функцией оценённых переменных привода и угла поворота роторного противовеса:

$$\begin{cases} F_{\lambda} = f(T_e, \omega_r, \theta_{cr}, \mathbf{P}_{PJ}) \\ X_{rod} = g(T_e, \omega_r, \theta_{cr}, \mathbf{P}_{PJ}) \\ \omega_r = s(\vec{I}_S, \vec{U}_S, \mathbf{P}_{IM}) \\ T_e = t(\vec{I}_S, \vec{U}_S, \mathbf{P}_{IM}) \end{cases}, \quad (1.1)$$

где F_{λ} – оценка усилия на полированном штоке, Н; X_{rod} – оценка перемещения точки подвеса колонны штанг, м; T_e – оценка электромагнитного момента, Нм; ω_r – оценка скорости ротора двигателя момента, Нм; θ_{cr} – оценка углового положения роторного противовеса, рад; $\mathbf{P}_{PJ}$ – параметры СК, $\mathbf{P}_{IM}$ – параметры схемы замещения электродвигателя, $\vec{I}_S$ – вектор тока статора, А; $\vec{U}_S$ – вектор напряжения статора, В; s – функция наблюдателя скорости ротора, t – функция наблюдателя электромагнитного момента электродвигателя, f – функция оценки усилия на полированном штоке, g – функция оценки перемещения точки подвеса колонны штанг.

Главная проблема при практической реализации описанного подхода связана с угловым положением роторного противовеса. Относительное изменение угла кривошипа может быть вычислено как интеграл оценки угловой скорости редуктора, но для восстановления полной динамограммы

этого недостаточно, поскольку начальное положение противовеса на момент запуска системы не фиксируется:

$$T_{\lambda} = T_C \cdot \eta_{gear} \cdot k_{gear} + T_{cw} \sin(\theta_{cr}), \quad (1.2)$$

$$F_{\lambda} = \frac{T_{\lambda}}{k(\theta_{cr})} + F_{CU}, \quad (1.3)$$

где F_{CU} – конструктивная неуравновешенность, Н; T_{λ} – момент на кривошипе, Нм; T_C – момент нагрузки на валу электродвигателя, Нм; T_{cw} – максимальный момент роторного противовеса, Нм; $k(\theta_{cr})$ – кинематическая переменная, определяемая параметрами СК и угловым положением кривошипа, η_{gear} – КПД редуктора, k_{gear} – коэффициент редукции.

Определение начального углового положения может быть осуществлено путём оценки корректности построенной динамограммы для каждого из рассматриваемых вариантов. В таком случае формируется набор гипотез о начальном угловом положении, и для каждой из них производится расчёт динамограммы. Далее с помощью обученного классификатора на основе модели машинного обучения определяется достоверность построенной динамограммы. При некорректно выбранной фазе динамограмма приобретает искажённую форму с характерными всплесками в верхней и нижней мёртвых точках. Соответственно, классификатор должен быть обучен различать корректно и некорректно построенные динамограммы. Поскольку возможна ситуация, когда классификатор определяет несколько гипотез как корректные либо, наоборот, ни одной, целесообразно получать значения вероятностей на выходе нейронной сети и выбирать гипотезу с максимальной вероятностью.

1.6 Наблюдатели состояний электропривода

Для оценки переменных электропривода на практике используются наблюдатели состояния электродвигателя [45; 46]. Классификация наблюдателей представлена на рисунке 1.6.

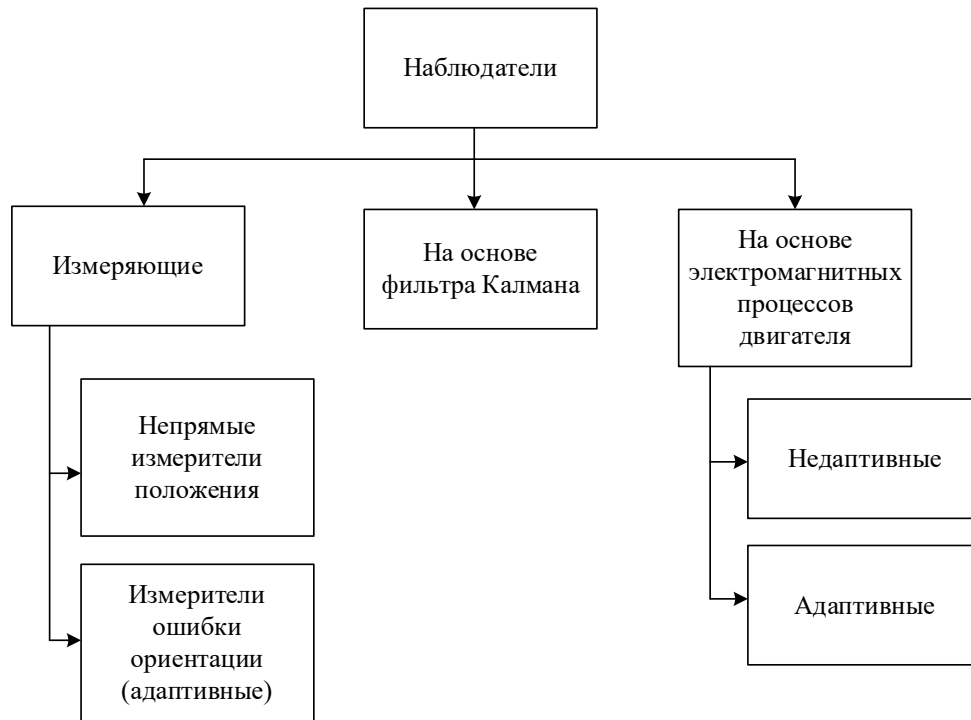


Рисунок 1.6 – Наблюдатели состояний электропривода

В бездатчиковых электроприводах не прямые измерители положения строятся на основе использования магнитной неоднородности электрической машины. В качестве информативных признаков при этом выступают конструктивная несимметрия обмоток либо неоднородность магнитной проницаемости, что позволяет косвенно оценивать угловое положение ротора без применения внешних датчиков. В научно-технической литературе широко освещены измерительные наблюдатели, реализующие метод высокочастотной инжекции [47; 48]. Данный метод предполагает генерацию силовым инвертором высокочастотного сигнала и последующее выделение из реакции электродвигателя информации об истинном положении ротора. Оценка скорости ротора выполняется дифференцированием оценки положения. Среди недостатков метода выделяются вычислительная сложность, дополнительные электрические потери и повышенный акустический шум. Кроме того, точность метода зависит от индивидуальных характеристик электродвигателя, что требует отдельного обоснования применимости для каждого типа машины.

Измерители ошибки ориентирования также находят применение в бездатчиковых приводах [49]. Они позволяют определить положение вращающейся системы координат, ориентированной по полю ротора, на основе внутренних сигналов системы управления, функционально связанных с ошибкой ориентирования. Указанные наблюдатели относятся к адаптивному классу, так как их функционирование направлено на сведение ошибки ориентирования к нулю. Оценка скорости ротора выполняется косвенно – через оценку положения вращающейся системы координат.

Неадаптивные наблюдатели на основе моделей [50; 51] двигателя применяются преимущественно в асинхронных электроприводах, оснащённых датчиками скорости или положения. На основе аналитических соотношений, описывающих электромагнитные процессы в двигателе, и при известных измеряемых величинах данные наблюдатели осуществляют прямое вычисление искомых переменных, необходимых для целей регулирования.

Адаптивные наблюдатели [52] на основе модели двигателя могут использоваться как в системах с датчиками, так и в бездатчиковых приводах. В их основе также лежат модели электромагнитных процессов электрической машины. Адаптивные наблюдатели строятся по схеме следящих систем и, помимо модели, включают регулирующий контур, осуществляющий подстройку модели к реальным процессам, протекающим в двигателе или приводе. В зарубежной литературе такие структуры известны как *MRAS-наблюдатели (Model Reference Adaptive System)*.

Наблюдатели, базирующиеся на фильтре Калмана [46; 53; 54], применяются в бездатчиковых приводах. Данный наблюдатель представляет собой рекурсивный цифровой фильтр, алгоритм функционирования которого строится с учётом законов математической статистики. Его основным преимуществом является способность восстанавливать неизвестные переменные при одновременной минимизации влияния помех измерения известных величин. Несмотря на высокую вычислительную сложность, фильтр Калмана позволяет достичь высокой точности наблюдения. Однако на

практике реальная точность метода существенно зависит от точности априорного знания параметров двигателя и привода, которые считаются известными. В реальных условиях эксплуатации указанные параметры не только не известны с необходимой точностью, но и могут изменяться в процессе работы. Данное обстоятельство ограничивает как точность, так и область практического применения фильтра Калмана, несмотря на очевидные преимущества. В рамках настоящей работы данный наблюдатель не рассматривается.

1.7 Методы интерпретации и анализа результатов диагностирования штанговой скважинной насосной установки

Анализ результатов диагностического мониторинга ШСНУ представляет собой процесс расшифровки и интерпретации полученной диагностической информации для определения неисправностей в узлах установки.

1.7.1 Методы математической интерпретации и графического анализа динамограмм

Наиболее распространённый в промышленной практике метод анализа диагностической информации – визуально-графический анализ устьевой динамограммы. Согласно данному методу [55], информацию о неисправностях получают благодаря анализу геометрической формы устьевой динамограммы. Каждому типу неисправности соответствует своя характерная деформация полученной фигуры. Фактический график сопоставляется с идеальной динамограммой, построенной на основе параметров насоса и НКТ. Фиксируются координаты ключевых точек: моменты смены направления движения, скорость изменения нагрузки, а также максимальные и минимальные усилия. По искажениям формы контура определяется вид дефекта (например, срез правого нижнего угла указывает на утечку в нагнетательном клапане, а срез левого верхнего – во всасывающем).

1.7.2 Расчет плунжерной динамограммы

Способом получения дополнительной информации о работе установки является пересчет устьевой динамограммы в плунжерную [56; 57] (рисунок 1.7). Данные усилия, полученные на устье, искажены упругим растяжением штанг и их трением о стенки труб. Чтобы устранить эти помехи, применяется математический пересчет устьевого графика в плунжерный путем решения волнового уравнения. Используя замеры перемещения и усилия на устье в качестве граничных условий, уравнение математически проецируют на глубину установки насоса. На выходе строится плунжерная динамограмма – график работы самого насоса на дне скважины, имеющий в идеальном состоянии четкую прямоугольную форму. Любые отклонения от опорной формы указывают на конкретную поломку внутри насоса.

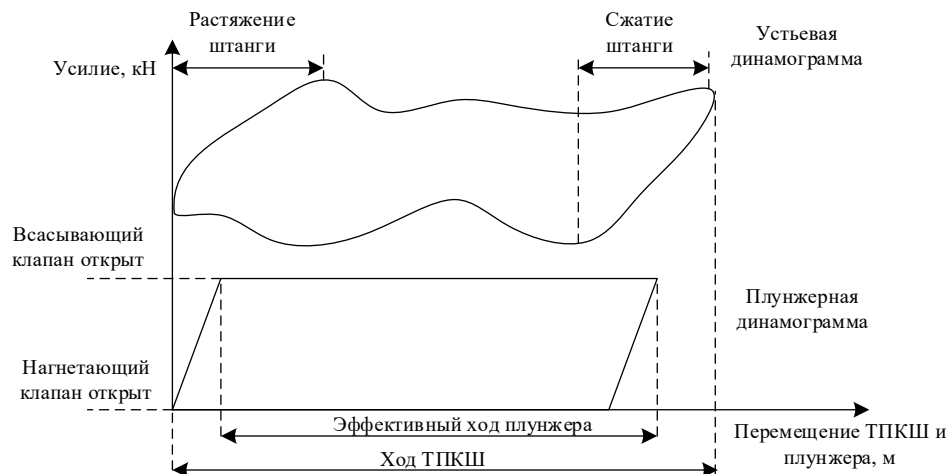


Рисунок 1.7 – Плунжерная и устьевая динамограммы

1.7.3 Методы спектрального анализа

В научной и инженерной практике нашел применение метод анализа полученных сигналов путем спектрального анализа. При данном методе анализа исходный временной сигнал раскладывается в частотный спектр (с использованием быстрого преобразования Фурье) [58]. Анализ амплитуд отдельных частот позволяет выявить скрытые периодические возмущения. Известны работы, связанные со спектральным анализом динамограммы [30; 59; 60], так и с обработкой полученной ваттметограммы [1; 61]. Основным

достоинством данного подхода является невысокая вычислительная сложность. Однако метод требует наличия эталонных значений гармонических составляющих для проведения диагностики, что предполагает выполнение измерений при заведомо исправном состоянии установки. Кроме того, определение пороговых значений для автоматизированной диагностики по спектру сигнала требует накопления базы неисправностей и ручной разметки данных с дефектами, что ограничивает применимость метода в условиях отсутствия предварительной статистической информации.

Перспективным направлением развития данного подхода является использование методов машинного обучения для автоматического выделения дефектных гармоник без явного задания порогов, а также применение вейвлет-преобразования для анализа нестационарных режимов работы установки.

1.7.4 Методы статистической обработки сигналов

Альтернативой выступают статистические методы, работающие непосредственно с самими сигналами динамограмм и ваттметрограмм: расчет среднего, среднеквадратичного отклонения, асимметрии и эксцесса временных отсчетов, корреляционный анализ с эталонным сигналом, анализ остатков после вычитания тренда. Данные статистические подходы позволяют количественно оценить степень отклонения сигнала от нормы без необходимости в эталонных значениях и без обязательного наличия размеченной базы неисправностей, что делает их перспективными для автоматизированной диагностики в условиях ограниченной априорной информации.

1.7.5 Применение алгоритмов машинного обучения

Алгоритмы машинного обучения являются современным аппаратом автоматизированной обработки результатов, исключая субъективный фактор инженерной экспертизы при анализе больших массивов данных. Задача сводится к распознаванию многомерных паттернов неисправностей в полученных данных.

Одним из используемых методов анализа является использование классических методов машинного обучения с экстракцией признаков. Перед этапом обучения и использования данных алгоритмом из полученного сигнала извлекают математические метрики или признаки. В качестве извлекаемых параметров могут выступать интегральные характеристики сигнала, коэффициенты спектра Фурье для анализа осцилляций, а также коэффициенты полученные в результате полиномиальной аппроксимации. Полученный вектор признаков обрабатывается такими алгоритмами, как метод опорных векторов (*SVM*) [62] или случайного леса (*Random Forest*) [63]. Данный подход требует малой вычислительной мощности и применим на полевых контроллерах.

Метод глубокого обучения на основе сверточных нейронных сетей (*CNN*) [64; 65] исключает шаг ручного подбора признаков. При передаче изображения образ интерпретируется как цифровая матрица пикселей (двумерная свертка *2D-CNN*). Сверточные слои автоматически выделяют характерные геометрические признаки деформации переданного контура, которым может являться динамограмма. В одномерном пространстве (*1D-CNN*) сеть анализирует кривые, по временной оси и локализуя мгновенные возмущения.

Сети долгосрочной краткосрочной памяти *LSTM* [66] анализируют последовательности диагностических сигналов за длительный интервал времени. Алгоритм применим к данным в виде последовательностей. Это позволяет фиксировать медленно развивающиеся тренды деградации оборудования, обеспечивая переход к прогностическому обслуживанию.

Недостатком при использовании алгоритмов машинного обучения для диагностики ШСНУ является необходимость в обучающей выборке, содержащей размеченные данные о различных типах неисправностей. Для решения данной проблемы могут быть использованы синтетические данные, полученные с помощью цифровой модели работы установки [6; 67–69]. Также известен альтернативный метод генерации данных с использованием

генеративно-состязательных сетей (GAN) [70; 71], позволяющий создавать реалистичные данные моделирования физических процессов.

Однако даже при использовании данных, сгенерированных с помощью имитационной модели, невозможно охватить весь спектр возможных ситуаций и неисправностей, поскольку реальные условия эксплуатации характеризуются наличием неучтённых факторов. В связи с этим приоритетной является разработка решения, позволяющего произвести переход от синтетических данных к реальным с минимальной потерей точности и качества работы классификатора неисправностей.

Помимо этого, актуальной является задача оперативного расширения перечня диагностируемых неисправностей без полного переобучения модели. Для решения описанных проблем в данной работе предлагается комбинированный подход к диагностике ШСНУ, в котором сверточная нейронная сеть используется для автоматического извлечения диагностических признаков из динамограмм, а классификация полученного вектора признаков выполняется методом k ближайших соседей (kNN). Использование нейросети для извлечения векторных признаков оказывается эффективнее ручного расчета [72]. Алгоритм автоматически адаптирует признаки под целевую задачу и игнорирует шум, тогда как ручной подход требует глубокой экспертизы и зависим от субъективности выбора параметров.

Глубокие сети демонстрируют лучшую обобщающую способность без дополнительных затрат на перепроектирование признаков под каждый новый набор данных. За счёт выделения обобщённых характеристик формы сигнала нейросеть снижает чувствительность к различиям между синтетическими и реальными данными, а использование kNN обеспечивает возможность добавления новых классов неисправностей без переобучения сети. Для включения нового типа неисправности в систему достаточно добавить полученные векторы признаков в эталонную базу классификатора kNN . Таким образом, предложенный подход сочетает автоматизированный расчет метрик

сигнала с помощью нейронной сети, интерпретируемость kNN , масштабируемость без переобучения сети и устойчивость при переходе от синтетических данных к реальным.

1.8 Определение структуры системы диагностирования штанговой скважинной насосной установки на основе оценки динамограммы ее работы

Опираясь на проведенный анализ текущего состояния вопроса диагностирования ШСНУ, была разработана структура системы оценки состояния, основой которой является восстановленная с помощью оценённых переменных электропривода устьевая динамограмма (рисунок 1.8). На рисунке 1.8: СУ – станция управления; АД – асинхронный двигатель; НС – наблюдатель скорости вращения ротора двигателя; НМ – наблюдатель момента; КМСК – кинематическая модель станка качалки; БОУ – блок оценки начального угла положения кривошипа, содержит в себе классификатора на основе сверточной нейронной сети; СНС – сверточная нейронная сеть автоматического извлечения метрик (признаков) динамограммы; kNN – классификатор на основе алгоритма k ближайших соседей; БИ – блок индикации; ω_r – оценка угловой скорости вращения ротора; ω_{cr} – оценка угловой скорости вращения роторного противовеса, Θ_{cr} – оценка углового положения кривошипа, k_{gear} – суммарный коэффициент редукции, $\vec{I}_{s\alpha\beta}$ – ток статора в системе координат $\alpha\beta$, $\vec{U}_{s\alpha\beta}$ – напряжение статора в системе координат $\alpha\beta$, $\hat{\delta}$ – оценка углового рассогласования положения роторного противовеса; $\mathbf{O}$ – извлеченный с помощью нейронной сети вектора признаков динамограммы; $y \in \{C_0, C_1, \dots, C_N\}$ – оцененный класс неисправности, где $\{C_0, C_1, \dots, C_N\}$ – конечное множество известных классов неисправностей.

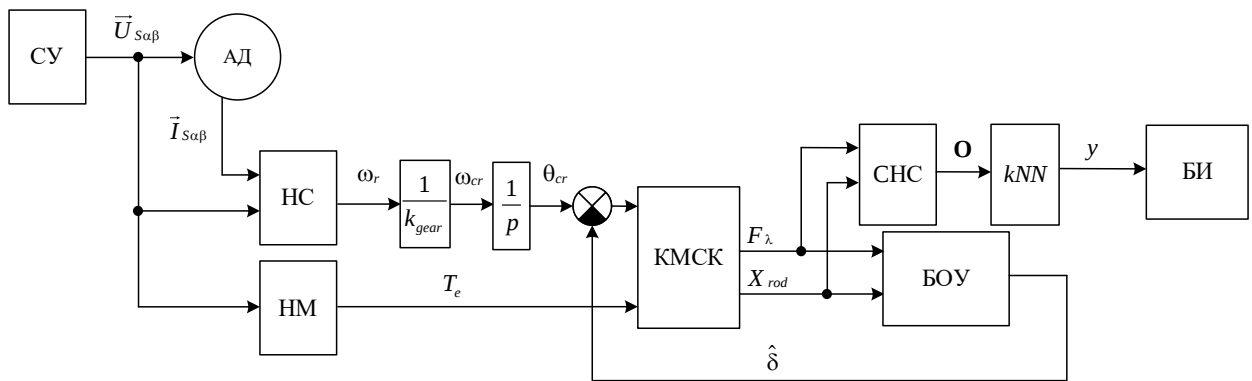


Рисунок 1.8 – Структура системы диагностики ШСНУ

В предложенной структуре диагностики получение электромеханических переменных АД осуществляется с помощью наблюдателей состояния электропривода. Оценка динамограммы производится на основе известных параметров и кинематической модели СК. Оценка углового положения кривошипа выполняется с использованием нейросетевого классификатора, определяющим достоверность построенной динамограммы при выбранной гипотезе о начальном угловом положении. По восстановленной динамограмме извлекается векторное представление с последующей классификацией при помощи метода k -ближайших соседей.

В данной структуре нейросетевой классификатор углового положения кривошипа позволяет определить угол кривошипа без его прямого измерения, что позволит отказаться от установки дополнительных датчиков. Вместе с тем, использование динамограммы позволит специалисту визуально верифицировать наличие неисправности. По оцененной динамограмме технолог может непосредственно оценить неисправность при возникающих сомнениях в корректности автоматически полученного диагностического заключения.

Использование комбинации сверточной нейронной сети и метода kNN позволит сократить размер базы данных для работы классификатора, так как выходная размерность векторного представления значительно меньше исходных данных. Кроме того, использование нейронной сети для извлечения

признаков позволит дополнять базу неисправностей в полевых условиях, без дополнительного дообучения сети.

Выводы по первой главе

В первой главе проведён обзор и анализ способов механизированной добычи нефти в Российской Федерации. Определено, что ШСНУ являются широко используемым способом добычи. Вместе с тем выявлено, что доля ШСНУ на рынке будет расти вместе с ростом доли трудноизвлекаемых запасов нефти.

Проведён обзор основных способов диагностирования состояния работы ШСНУ. В результате анализа источников было определено, что динамометрирование занимает доминирующее положение. Также отмечено, что существуют методы косвенной оценки динамограммы, и данный способ получения является перспективным, так как не требует установки дополнительных датчиков на устье скважины.

Определено, что построение динамограммы может быть осуществлено с помощью математической модели станка-качалки (СК), наблюдателей состояния электропривода, а также нейросетевого классификатора, определяющего корректность построенной динамограммы.

Приведены способы автоматизации анализа результатов измерений. В результате был разработан концепт комбинированного способа анализа результатов динамометрирования с помощью свёрточной нейронной сети и метода k -ближайших соседей. Данный подход позволит расширять выборку неисправностей в промышленной эксплуатации без переобучения нейронной сети. В итоге была сформирована концептуальная структура системы диагностики, включающая описанные элементы.

2 КОМПЛЕКСНАЯ МОДЕЛЬ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ

2.1 Исходные положения

Технологический процесс добычи нефти с применением ШСНУ представляет собой сложную систему, объединяющую электротехнические, электромеханические и гидродинамические компоненты. В структурном отношении ШСНУ может быть представлена как совокупность четырёх последовательно связанных элементов: приводного электродвигателя, редукторной передачи, станка-качалки и глубинного насоса (рисунок 1.2). В качестве приводного двигателя в промышленной практике наиболее часто используют асинхронный двигатель с короткозамкнутым ротором (АД). Управление осуществляется с использованием станции управления (СУ), основой которой является частотный преобразователь с автономным инвертором напряжения (АИН). Совокупность описанных компонентов представлены в виде связанных имитационных моделей [5; 8; 67; 73–76], вместе образующих комплексную модель установки (рисунок 2.1).

На рисунке 2.1: ω_{ref} – задание скорости, рад⁻¹; ψ_{ref} – задание потокосцепления ротора, Вб; $I_{sd\ ref}$, $I_{sq\ ref}$ – задания токов статора в dq системе координат, А; ω_r – оценка скорости вращения ротора электродвигателя, рад⁻¹; $\vec{U}_{s\ ref}$ – задание статорного напряжения, В; T_0 , T_1 , T_2 – временные интервалы действия нулевого, первого и второго активного векторов, с; T_C – момента нагрузки на валу электродвигателя, Нм; ВШИМ – векторный широтно-импульсный модулятор; ПК – преобразование координат; АИН – автономный инвертор напряжения; v_{ROD} – скорость ТПКШ, м/с; H – уровень жидкости в затрубном пространстве, м; Q – величина оттока жидкости из скважины, м³/сут; $\vec{U}_s$ – вектор напряжения статора, В; $\vec{I}_s$ – вектор тока статора; ψ_r – потокосцепление ротора, Вб; θ_e – оценка угла положения вектора потокосцепления ротора, рад.

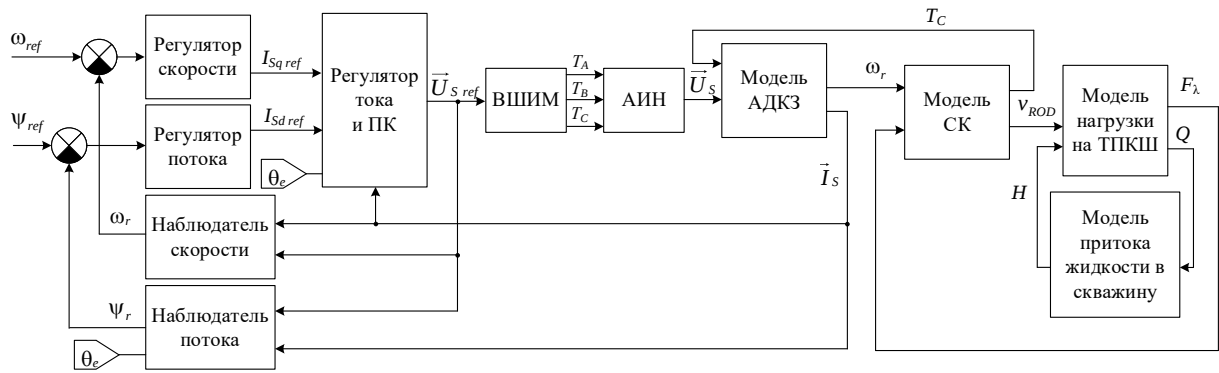


Рисунок 2.1 – Структурная схема векторной системы управления с адаптивным наблюдателем скорости

2.2 Имитационная модель приводного электродвигателя

Применение асинхронных двигателей с короткозамкнутым ротором в составе ШСНУ обусловлено их высокой конструктивной надежностью, устойчивостью к тяжелым климатическим условиям нефтепромыслов и способностью эффективно работать в условиях знакопеременных, циклических нагрузок станка-качалки. Кроме того, низкая стоимость и ремонтпригодность асинхронного привода минимизируют эксплуатационные затраты при массовом внедрении, в то время как применение современных преобразователей частоты позволяет полностью реализовать потенциал энергоэффективного векторного управления в различных режимах работы ШСНУ.

В качестве модели асинхронного двигателя была принята модель в виде T -образной схеме замещения (рисунок 2.2). На рисунке 2.2: R_S – активное сопротивление статора, Ом; $L_{\sigma S}$ – индуктивность рассеяния статора, Гн; L_m – взаимная индуктивность, Гн; $L_{\sigma R}$ – индуктивность рассеяния ротора, Гн; R_R – активное сопротивление ротора, Ом; S – скольжение.

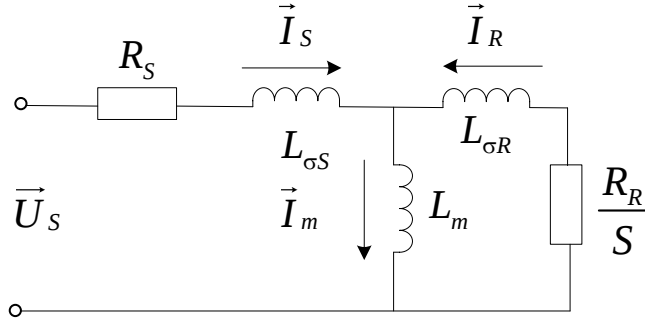


Рисунок 2.2 – Т-образная схема замещения асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором

В системе координат dq , ориентированную по потоку ротора Ψ_R , модель описывается следующим образом [77]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{Sd}}{dt} = \frac{(U_{Sd} - I_{Sd}R_S - \frac{K_R\Psi_R}{dt})}{L_S - L_mK_R} + \omega_e I_{Sq} \\ \frac{dI_{Sq}}{dt} = \frac{(U_{Sq} - I_{Sq}R_S - K_R\omega_e\Psi_R)}{L_S - L_mK_R} - \omega_e I_{Sd} \\ \frac{d\Psi_R}{dt} = \frac{1}{T_R}(L_m I_{Sd} - \Psi_R) \\ \omega_e = Z_P\omega_r + \frac{L_m}{\Psi_R T_R} I_{Sq} \\ T_e = \frac{3Z_P K_R}{2} \Psi_R I_{Sq} \end{array} \right. , \quad (2.1)$$

где I_{Sd} , I_{Sq} – статорные токи в dq системе координат, А; U_{Sd} , U_{Sq} – статорные напряжения в dq системе координат, В; Ψ_R – потокосцепление ротора, Вб; ω_e – электрическая радиальная скорость, рад⁻¹; ω_r – механическая радиальная скорость, рад⁻¹; T_e – электромагнитный момент двигателя, Нм; $L_S = L_{S\sigma} + L_m$ – полная индуктивность статора, Гн; $L_R = L_{R\sigma} + L_m$ – полная индуктивность ротора, Гн; $T_R = \frac{L_R}{R_R}$ – постоянная времени ротора; $K_R = \frac{L_m}{L_R}$ – коэффициент ротора; Z_P – число пар полюсов.

Модель механической части асинхронного двигателя строится как сумма моментов, воздействующих на ротор. Ключевыми составляющими являются электромагнитный момент, создаваемый полем статора, момент сопротивления, обусловленный нагрузкой на валу, инерционный момент, а также момент сил трения:

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_C - C\omega, \quad (2.2)$$

где J – момент инерции вала ротора двигателя, $\text{кг}\cdot\text{м}^2$; C – константа трения, $\text{кг}\cdot\text{м}^2/\text{с}$; T_C – момент нагрузки, Нм.

2.3 Имитационная модель системы управления электродвигателем

Источником питания приводного двигателя, как правило, в промышленной практике используют станцию управления, включающую в себя преобразователь частоты и сопутствующее коммутационное оборудование. Использование преобразователя частоты позволяет изменять технологический режим в широких пределах, посредством изменения частоты вращения двигателя.

Современные преобразователи частоты, с точки зрения аппаратной части, представляют автономный инвертор напряжения (АИН), управляемый микропроцессорном устройством, реализующий функции управления двигателем [78–80].

В практике широкого распространения получили 3 метода управления двигателем:

- скалярное управление;
- векторное управление;
- прямое управление моментом;

Скалярное управление [49] базируется на идее пропорционального изменения напряжения и частоты на выходе преобразователя. Наиболее известный способ реализации задания соотношения является закон М.П. Костенко, имеющий следующий вид:

$$\gamma = \alpha \sqrt{\mu}, \quad (2.3)$$

где γ – относительное напряжение, α – относительная частота напряжения, μ – относительный момент двигателя.

Векторное регулирование [77; 81–83] является более сложным с точки зрения алгоритмов управления, но обладает рядом преимуществ:

1) раздельное регулирование потокосцепления и момента: в отличие от скалярного метода, где напряжение и частота жестко связаны, векторное управление позволяет независимо управлять моментобразующей и намагничивающей составляющими тока статора;

2) расширение диапазона регулирования частоты: обеспечивается устойчивая работа двигателя на сверхнизких частотах с сохранением номинального момента на валу (в скалярном режиме на малых скоростях падение напряжения на активном сопротивлении обмоток приводит к потере момента);

3) высокие динамические показатели: прямое воздействие на вектор тока позволяет минимизировать время отклика системы на возмущающее воздействие;

4) повышенная статическая точность: алгоритмы векторного управления включают математическую модель двигателя, что позволяет компенсировать скольжение ротора и поддерживать заданную скорость с точностью до долей процента даже в разомкнутых системах (без датчика обратной связи);

- минимизация потерь в переходных режимах: оптимизация вектора тока [84] снижает непроизводительный нагрев электрической машины и повышает общий КПД электропривода при переменных нагрузках.

Прямое управление моментом (ПУМ) [49] является также широко используемым способом управления электроприводом. Если векторное управление регулирует токи, чтобы косвенно влиять на момент, то ПУМ воздействует непосредственно на поток и момент двигателя, выбирая оптимальное состояние ключей инвертора. Одно из основных преимуществ –

это отсутствие ШИМ в классическом понимании, так как величина и угол вектора напряжения производится на каждом такте управления, исходя из заложенной управляющей таблицы. Также ПУМ позволяет достичь высокой устойчивости к возмущениям.

Современные тенденции в сфере электропривода, а также доступность и производительность микропроцессорных средств позволяют использовать векторную систему управления в станциях управления ШСНУ [85]. Данный выбор также обусловлен сложным характером нагрузки на валу двигателя в данной установке, которая зачастую является знакопеременной. В данной работе представлена имитационная модель системы управления АД в виде векторной системы управления с ориентацией по потоку ротора. Вместе с тем, для обеспечения работы системы управления в бездатчиковом режиме применен наблюдатель скорости, позволяющий отказаться от установки датчика скорости на асинхронную машину.

В данной работе в качестве системы управления приводного двигателя ШСНУ рассматривается бездатчиковая векторная система, с ориентацией по потокосцеплению ротора.

Ориентация системы координат по вектору потокосцепления ротора позволяет преобразовать модель асинхронной машины к виду, аналогичному двигателю постоянного тока с независимым возбуждением, где ток статора по оси d управляет потокосцеплением, а ток по оси q – электромагнитным моментом без взаимного влияния. Это ключевое преимущество даёт возможность разрабатывать и анализировать линейные регуляторы в каждом контуре [49; 77; 86], применяя стандартные методы синтеза и оценки устойчивости. Структурная схема бездатчиковой векторной системы управления представлена на рисунке 2.3.

На рисунке 2.3: U_{sd} , U_{sq} – статорные напряжения в dq системе координат, В; I_{sd} , I_{sq} – статорные токи в dq системе координат, А; $U_{sd\ ref}$, $U_{sq\ ref}$ – задания статорных напряжений в dq системе координат, В; U_{cd} , U_{cq} – компенсации перекрёстных связей в dq системе координат, В; p – оператор Лапласа; θ –

угловое положение вектора потокосцепления ротора, рад; I_{SA} , I_{SB} , I_{SC} – статорные токи в ABC системе координат, А; U_{SA} , U_{SB} , U_{SC} – статорные напряжения в ABC системе координат, В; $I_{S\alpha}$, $I_{S\beta}$ – статорные токи в $\alpha\beta$ системе координат, А; $U_{S\alpha}$, $U_{S\beta}$ – статорные напряжения в $\alpha\beta$ системе координат, В; α – угловое положение вектора напряжения статора, рад; ПК1 – преобразование координат dq в $\alpha\beta$; ПК2 – преобразование координат $\alpha\beta$ в полярную; ПК3 – преобразование координат ABC в $\alpha\beta$; ПК4 – преобразование координат $\alpha\beta$ в dq .

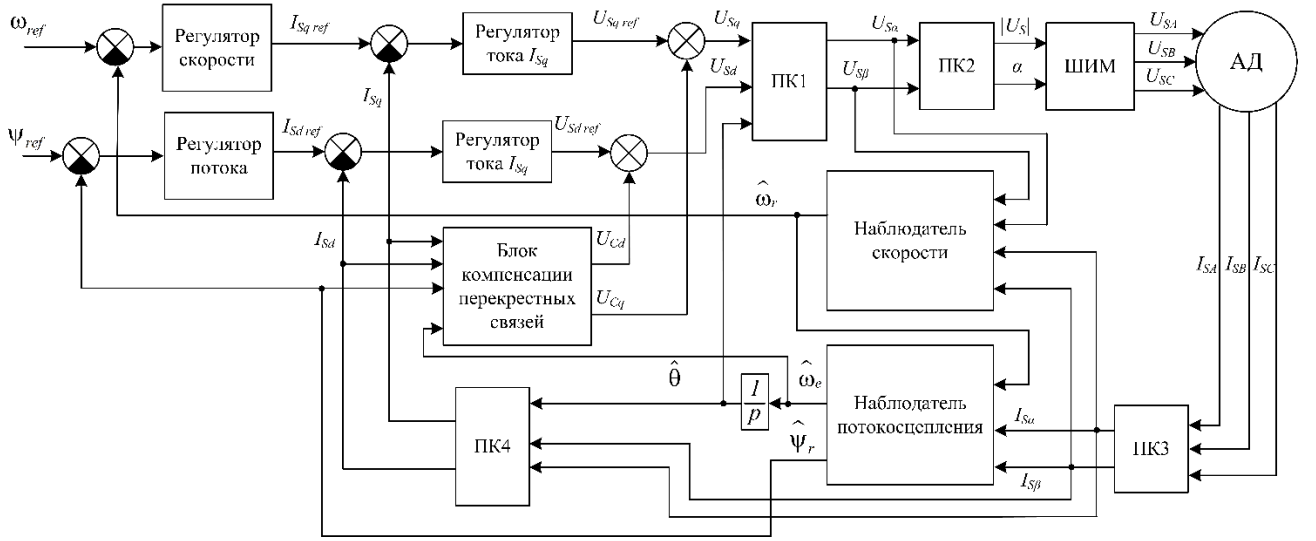


Рисунок 2.3 – Структурная схема векторной системы управления с наблюдателем скорости

Уравнения равновесия для АД при ориентации системы dq по потокосцеплению ротора записываются следующим образом:

$$\begin{cases} U_{Sd} = \frac{d}{dt}[(L_S - L_m K_R)I_{Sd} + K_R \Psi_R] + I_{Sd} R_S - \omega_e [(L_S - L_m K_R)I_{Sq}] \\ U_{Sq} = \frac{d}{dt}[(L_S - L_m K_R)I_{Sq}] + I_{Sq} R_S + \omega_e [(L_S - L_m K_R)I_{Sd} + K_R \Psi_R] \end{cases}, \quad (2.4)$$

где R_S – активное сопротивление статора, Ом; L_S – полная индуктивность статора, Гн; ω_e – электрическая радиальная скорость, рад/с; K_R – коэффициент ротора.

Одним из этапов, предшествующих запуску системы векторного управления, является процедура начальной идентификации параметров электродвигателя [87–89], выполняемая до выхода на рабочий режим. Начальная идентификация позволяет определить электрические и механические константы конкретного экземпляра электрической машины: активные сопротивления статора и ротора, индуктивности намагничивания и рассеяния, а также момент инерции. Современные алгоритмы автонастройки используют подачу тестовых сигналов или инъекцию высокочастотных составляющих в режиме неподвижного или медленно вращающегося ротора, после чего по реактивным и активным составляющим тока рассчитывают искомые параметры.

2.3.1 Синтез регулятора тока

Для синтеза регулятора опустим перекрестные связи (компоненты с ω_e первых двух уравнений системы 2.4). В таком случае уравнение динамики тока может быть упрощено до классической RL -цепи:

$$W_I = \frac{1}{\sigma \cdot L_S \cdot p + R_S} \quad (2.5)$$

Вместе с тем контур тока работает на высокой частоте (обычно частота расчета равна частоте ШИМ). Задержка на измерение тока и заполнение регистра ШИМ в среднем составляет ровно один такт микроконтроллера. Передаточная функция от напряжения к току тогда будет выглядеть следующим образом:

$$W_{I_{pwm}} = \frac{1}{\sigma \cdot L_S \cdot p + R_S} \cdot \frac{1}{T_{PWM} \cdot p + 1} \quad (2.6)$$

Коэффициенты регулятора при настройке на модальный оптимум определяются аналогично предыдущим выводам:

$$K_{p \text{ current}} = \frac{\sigma \cdot L_S}{2 \cdot T_{PWM}}, \quad (2.7)$$

$$K_{i \text{ current}} = \frac{R_S}{2 \cdot T_{PWM}}, \quad (2.8)$$

где $K_{p \text{ current}}$ – пропорциональный коэффициент регулятора тока; $K_{i \text{ current}}$ – интегральный коэффициент регулятора тока.

При реализации ПИ-регулятора возникает эффект насыщения интегральной составляющей, обусловленный физическими ограничениями на максимально допустимый момент. Данное ограничение определяется тепловыми характеристиками двигателя и инвертора, а также режимом ослабления поля. В условиях длительного нахождения выходного сигнала регулятора на пределе насыщения интегратор продолжает накапливать ошибку рассогласования, что приводит к существенному перерегулированию и ухудшению динамических показателей системы после выхода из ограничения. Для решения данной проблемы была использована структура регулятора типа *Anti-Windup*, позволяющая избежать этого эффекта. Структурная схема регулятора представлена на рисунке 2.4. В разработанном регуляторе коэффициент обратной связи по ошибке насыщения K_{aw} принят равным K_p .

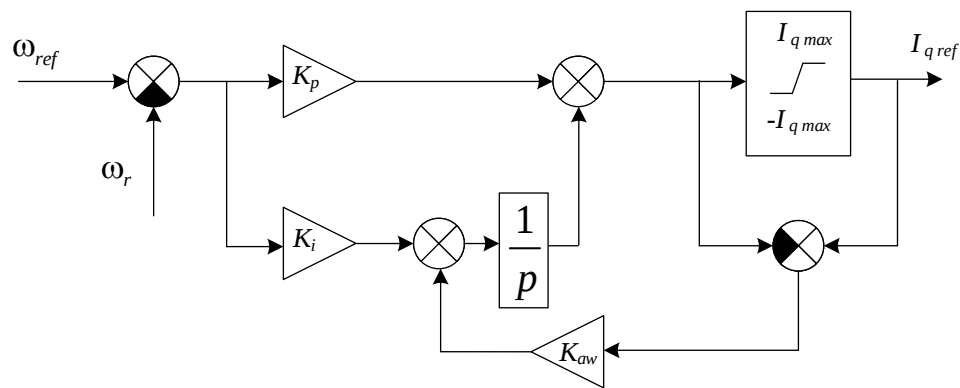


Рисунок 2.4 – Структурная схема регулятора скорости

2.3.2 Синтез регулятора потока ротора

В системе векторного управления с ориентацией по полю ротора динамика потока описывается апериодическим звеном первого порядка:

$$W_{Id} = \frac{L_m}{T_R \cdot p + 1} \quad (2.9)$$

Токовый контур I_{sd} замкнут через ШИМ и имеет малую постоянную времени T_{PWM} . В задачах регулирования потока эта задержка суммируется с периодом дискретизации регулятора потока, который обычно принимается равным $2 T_{PWM}$, для избежания взаимного влияния с регулятором тока. Используя настройку регулятора на модальный оптимум, коэффициенты будут определяться следующим образом:

$$K_{p \text{ flux}} = \frac{T_R}{4 \cdot L_m \cdot T_{PWM}}, \quad (2.10)$$

$$K_{i \text{ flux}} = \frac{1}{4 \cdot L_m \cdot T_{PWM}}, \quad (2.11)$$

где $K_{p \text{ flux}}$ – пропорциональный коэффициент регулятора потока; $K_{i \text{ flux}}$ – интегральный коэффициент регулятора потока.

Структура регулятора аналогична регулятору скорости с использованием *Anti-Windup* компенсации (рисунок 2.4).

2.3.3 Синтез регулятора скорости

Синтез регулятора скорости включает в себя определение структуры регулятора и его коэффициентов. Как правило, в контуре регулирования скорости достаточно использование ПИ-регулятора. Контур тока по оси q может быть аппроксимирован апериодическим звеном первого порядка:

$$W_{Iq} = \frac{k_m}{J \cdot p} \cdot \frac{1}{2 \cdot T_{PWM} \cdot p + 1}, \quad (2.12)$$

где T_{PWM} – постоянная времени ШИМ; $k_m = \frac{3}{2} Z_p L_m \psi_{R \text{ ref}}$.

При настройке регулятора на модальный оптимум коэффициенты ПИ-регулятора будут определяться следующими выражениями:

$$K_{p \text{ speed}} = \frac{J}{4 \cdot k_m \cdot T_{PWM}}, \quad (2.13)$$

$$K_{i \text{ speed}} = \frac{K_{p \text{ speed}}}{4 \cdot T_{PWM}}, \quad (2.14)$$

где $K_{p\ speed}$ – пропорциональный коэффициент регулятора скорости; $K_{i\ speed}$ – интегральный коэффициент регулятора скорости.

2.3.4 Компенсация перекрестных связей

Для компенсации нелинейностей в уравнениях равновесия статора (2.4) применен блок компенсации перекрестных связей (БКПС) (рисунок 2.5), который формирует дополнительные сигналы на основе текущих значений потокосцеплений и токов по осям d и q , позволяя тем самым исключить взаимное влияние каналов управления и обеспечивать независимое регулирование активной и реактивной составляющих тока статора в широком диапазоне изменения скорости и нагрузки.

$$U_{Cd} = -\omega_e I_{Sq} (L_S - L_m K_R), \quad (2.15)$$

$$U_{Cq} = \omega_e [(L_S - L_m K_R) I_{Sd} + K_R \Psi_R], \quad (2.16)$$

где U_{Cd} , U_{Cq} – напряжения компенсаций перекрёстных связей в dq системе координат, В.

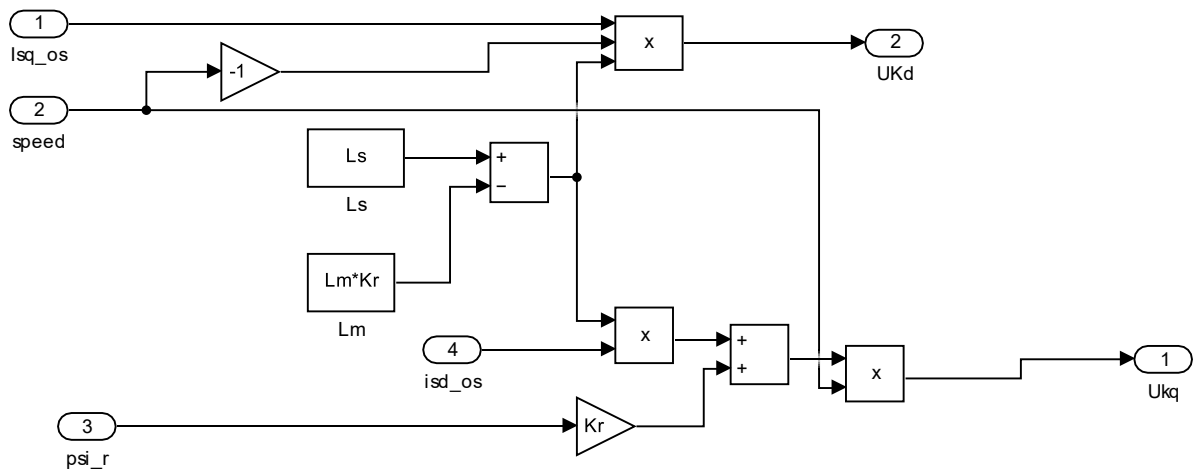


Рисунок 2.5 – Блок компенсации перекрестных связей в среде *Matlab/Simulink*

2.3.5 Наблюдатель потока потокосцепления ротора

Одним из важных элементов является наблюдатель потокосцепления ротора, так как именно он определяет угловое положение системы координат dq . В данной работе применен наблюдатель в неподвижных $\alpha\beta$ координатах,

описанный Анучиным А.С. [49]. В основе наблюдателя лежит следующая система уравнений, описывающая модель ротора:

$$\begin{cases} \frac{d\psi_{R\alpha}}{dt} = \frac{1}{T_R} (L_m I_{S\alpha} - \psi_{R\alpha}) - Z_p \omega_r \psi_{R\beta} \\ \frac{d\psi_{R\beta}}{dt} = \frac{1}{T_R} (L_m I_{S\beta} - \psi_{R\beta}) + Z_p \omega_r \psi_{R\alpha} \end{cases} \quad (2.17)$$

Структура наблюдателя представлена на рисунке 2.6, реализация в *Matlab/Simulink* – на рисунке 2.7:

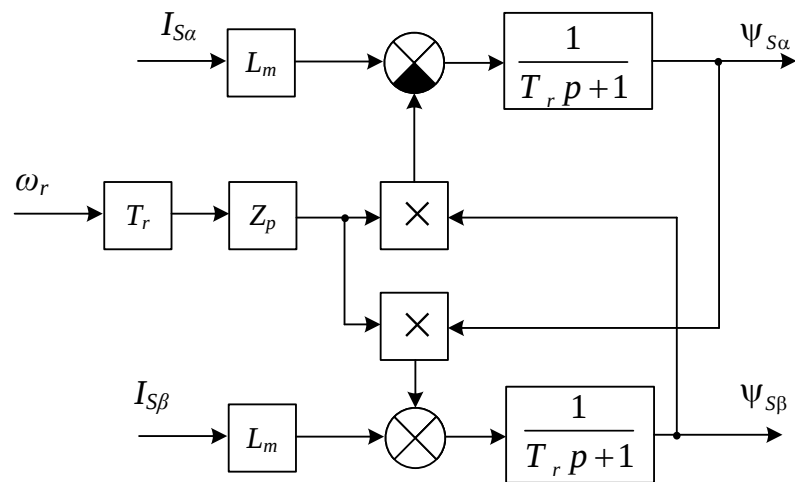


Рисунок 2.6 – Структура наблюдателя потокосцепления ротора

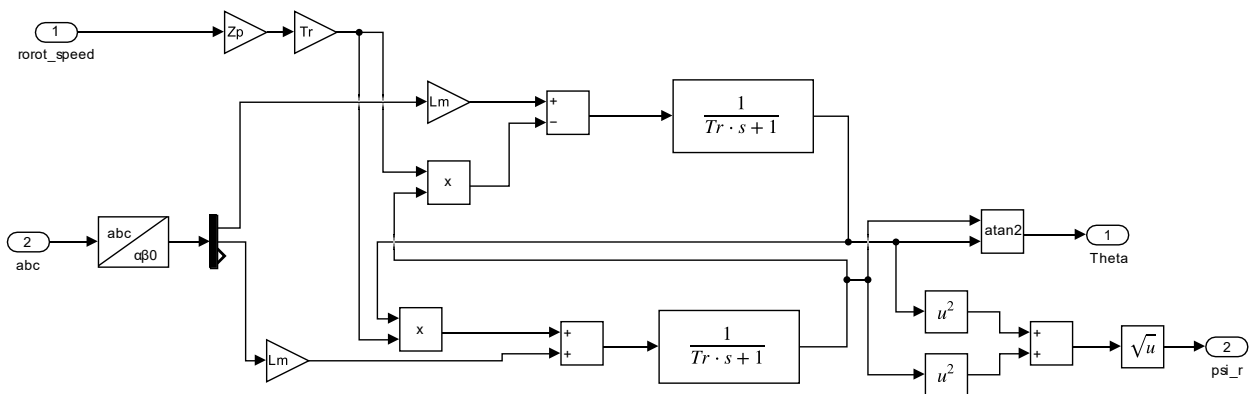


Рисунок 2.7 – Реализация наблюдателя потокосцепления в среде *Matlab/Simulink*

Определение угла положения вектора потокосцепления осуществляется через его компоненты в $\alpha\beta$ координатах:

$$\theta_e = \arctan \left(\frac{\Psi_{R\beta}}{\Psi_{R\alpha}} \right) \quad (2.18)$$

Величина потокосцепления ротора также определяется из его компонент:

$$\Psi_R = \sqrt{\Psi_{R\alpha}^2 + \Psi_{R\beta}^2} \quad (2.19)$$

2.3.6 Наблюдатель скорости

Для построения векторной системы управления ШЧУ в данной работе применен адаптивный наблюдатель скорости, реализованный по схеме *MRAS* [45; 49; 52]. Применение *MRAS*-наблюдателя позволяет отказаться от использования датчика скорости, что критически важно для ШЧУ, где установка измерительных преобразователей затруднена конструктивными ограничениями.

$$\begin{cases} \Psi_{R\alpha}^S = \frac{1}{k_R} \left(\frac{(U_{S\alpha} - I_{S\alpha} R_S)}{p+1} - \sigma L_S I_{S\alpha} \right) \\ \Psi_{R\beta}^S = \frac{1}{k_R} \left(\frac{(U_{S\beta} - I_{S\beta} R_S)}{p+1} - \sigma L_S I_{S\beta} \right) \end{cases}, \quad (2.20)$$

где $\Psi_{R\alpha}^S, \Psi_{R\beta}^S$ – потокосцепления ротора по модели статора в осях $\alpha\beta$, Вб.

Данная модель выступает в качестве эталонной. Реализация в *Matlab/Simulink* представлена на рисунке 2.8.

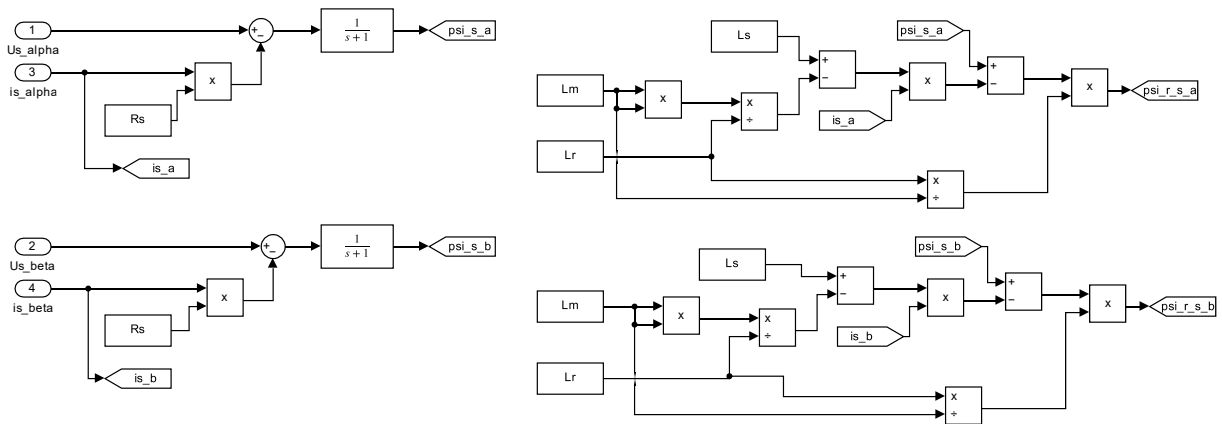


Рисунок 2.8 – Оценка потокосцеплений ротора по модели статора в среде *Matlab/Simulink*

Адаптируемой и задающей является модель ротора (2.16). Закон адаптации имеет вид:

$$\omega_{eR} = \left(K_p + \frac{K_i}{p} \right) \sqrt{(\psi_{R\alpha}^S - \psi_{R\alpha}^R)^2 + (\psi_{R\beta}^S - \psi_{R\beta}^R)^2} \quad (2.21)$$

где K_p и K_i – пропорциональный и интегральный коэффициенты ПИ-регулятора соответственно.

На рисунке 2.9 представлена структурная схема наблюдателя. Реализация адаптируемой модели ротора в среде *Matlab/Simulink* показана на рисунке 2.10.

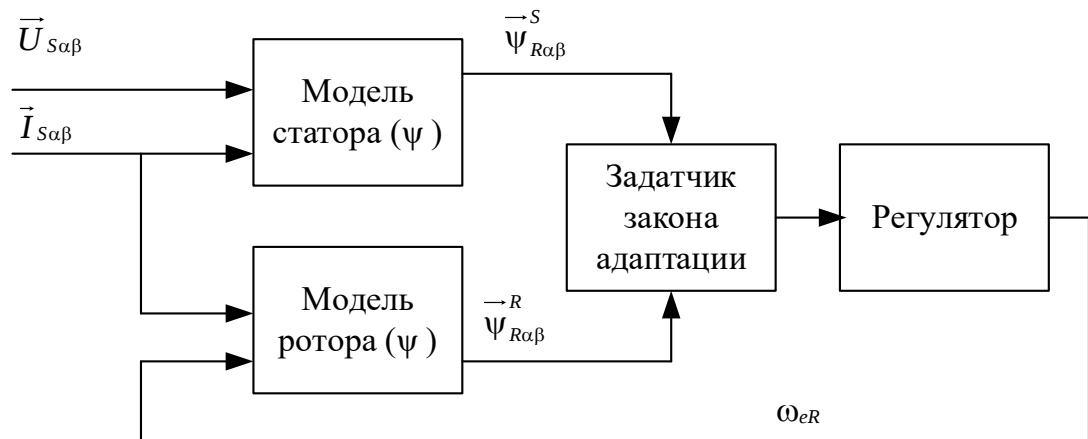


Рисунок 2.9 – Структура наблюдателя потокосцепления ротора

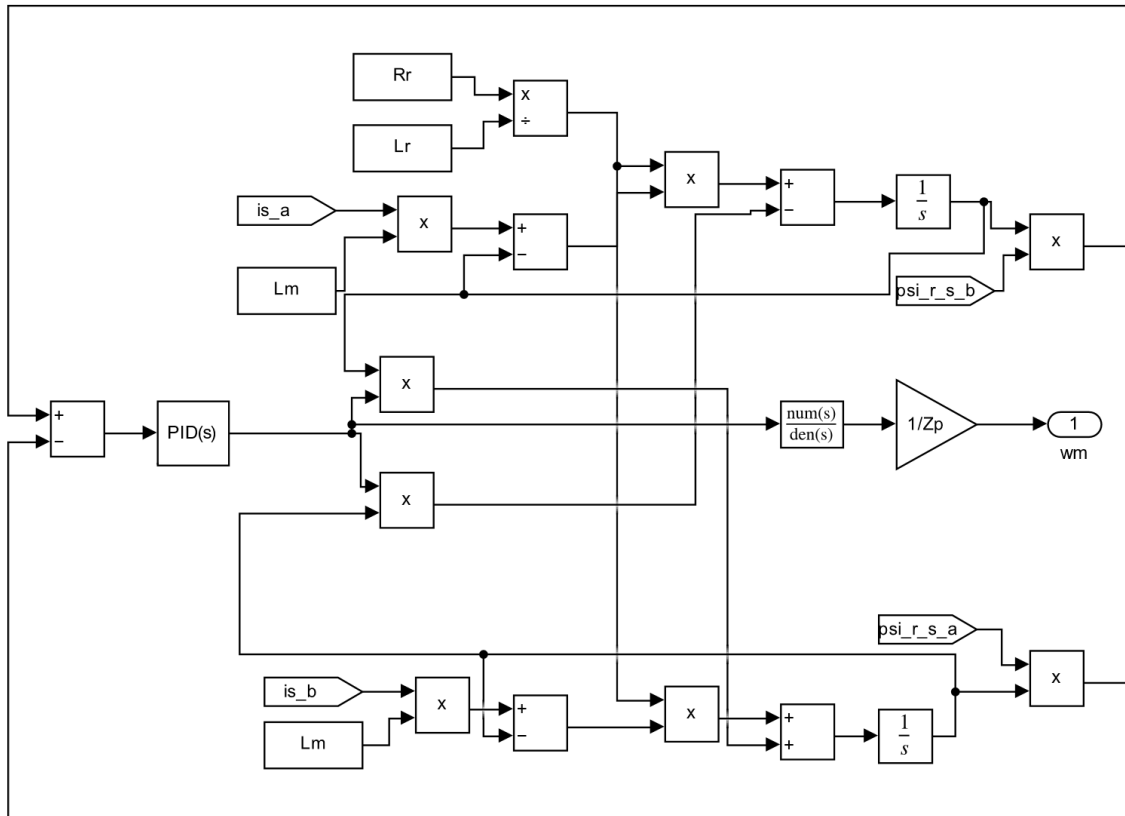


Рисунок 2.10 – Адаптируемая модель ротора в среде *Matlab/Simulink*

2.3.7 Широтно-импульсный модулятор

В практике построения систем управления автономными инверторами напряжения сложились два основных подхода к формированию импульсов: синусоидальная ШИМ (СШИМ) [49; 77; 90] и векторная ШИМ (ВШИМ) [49; 91]. Принципиальное различие между ними заключается в способе формирования управляющих сигналов. В случае СШИМ опорное напряжение сравнивается с высокочастотным треугольным сигналом, что обеспечивает простоту реализации, однако ограничивает коэффициент использования напряжения звена постоянного тока. ВШИМ, в свою очередь, оперирует с пространственным вектором напряжения, формируя его из дискретных состояний инвертора. Такой подход позволяет повысить действующее значение линейного напряжения на нагрузке и снизить содержание высших гармоник в выходном напряжении. Вместе с тем, ВШИМ предъявляет повышенные требования к вычислительным ресурсам и точности временных

замеров. Выбор между указанными методами определяется требованиями к энергетической эффективности привода и допустимой вычислительной сложностью алгоритма в реальном масштабе времени. В данной работе использован ВШИМ, так как он отвечает современным требованиям к качеству регулирования и энергетическим показателям.

Трехфазный мостовой инвертор напряжения содержит шесть силовых ключей, управляемых сигналами a , b , c для верхних транзисторов и инверсными сигналами a' , b' , c' для нижних. Состояние ключей описывается бинарным вектором, где логическая единица соответствует включенному верхнему ключу.

Связь между состояниями ключей и выходными напряжениями относительно нейтрали определяется выражением:

$$\begin{bmatrix} U_A \\ U_B \\ U_C \end{bmatrix} = U_{dc} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, \quad (2.22)$$

где U_{dc} – напряжение шины постоянного тока, В.

Преобразование в двухфазную систему координат осуществляется при помощи преобразования Кларка:

$$Tabc \rightarrow dq = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Применяя (2.22) к фазным напряжениям, получаем шесть нулевых базовых векторов, расположенных под углом 60° относительно оси α .

Цель ВШИМ заключается в аппроксимации заданного вектора опорного напряжения U_{out} (рисунок 2.11) путем комбинирования базовых векторов в течение каждого периода ШИМ. Для малых периодов модуляции T_{PWM} по сравнению с динамикой изменения опорного сигнала выполняется условие:

$$U_{out}(nT) = \frac{1}{T} (T_1 \cdot U_x + T_2 \cdot U_{x \pm 60}), \quad (2.24)$$

$$T_{PWM} U_{out} = T_1 \cdot U_x + T_2 \cdot U_{x \pm 60} + T_0, \quad (2.25)$$

где U_x , $U_{x \pm 60}$ – базовые векторы, ограничивающие сектор, в котором находится U_{out} ; T_1 и T_2 – длительности приложения соответствующих базовых векторов. Оставшееся время периода заполняется нулевым вектором (U_0 или U_7):

$$T_{PWM} = T_1 + T_2 + T_0 \quad (2.26)$$

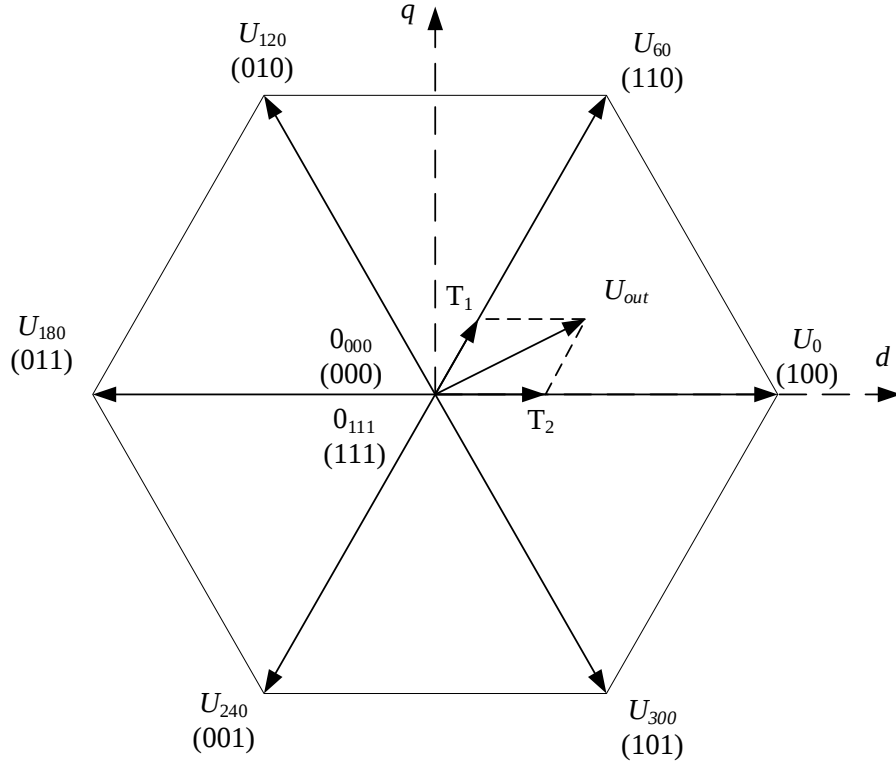


Рисунок 2.11 – Диаграмма положения вектора напряжения с указанием сектора, в котором он находится

Для каждого из шести секторов заранее вычисляется матрица декомпозиции, и длительности находятся из системы линейных уравнений:

$$\begin{bmatrix} T_1 & T_2 \end{bmatrix}^T = T_{PWM} \begin{bmatrix} U_x & U_{x \pm 60} \end{bmatrix}^{-1} U_{out} \quad (2.27)$$

Для определения сектора, в котором находится опорный вектор U_{out} , вычисляются три вспомогательные переменные:

$$V_{ref1} = U_q, \quad (2.28)$$

$$V_{ref2} = \sin(60^\circ) U_d - \sin(30^\circ) U_q, \quad (2.29)$$

$$V_{ref3} = -\sin(60^\circ)U_d - \sin(30^\circ)U_q, \quad (2.30)$$

На основе (2.26 – 2.28) определяется N :

$$N = \text{sign}(V_{ref1}) + 2 \cdot \text{sign}(V_{ref2}) + 4 \cdot \text{sign}(V_{ref3}) \quad (2.31)$$

На основании результатов расчёта с использованием таблицы 2.1 определяется номер сектора, соответствующий текущему положению вектора напряжения.

Таблица 2.1 – Определение сектора положения вектора напряжения

N	1	2	3	4	5	6
Номер сектора	1	5	0	4	3	4

Для каждого сектора задаётся соответствующая последовательность переключений ключей, имеющая следующий вид:

$$O_{000} \rightarrow U_x \rightarrow U_{x\pm 60} \rightarrow O_{111} \rightarrow O_{111} \rightarrow U_{x\pm 60} \rightarrow U_x \rightarrow O_{000}$$

Данная последовательность обеспечивает две коммутации каждого канала за период, равномерное распределение нулевых векторов и отсутствие дисбаланса зон нечувствительности.

2.4 Модель балансирующего станка-качалки

В качестве иллюстративного примера рассмотрим кинематическую схему балансирующего станка-качалки (СК), представляющего собой четырёхзвенный механизм [6; 78; 79]. В его состав входят приводной электродвигатель, ременная передача, редуктор и кривошипный механизм. Упрощённая кинематическая схема установки приведена на рисунке 2.12. На рисунке: D – длина хода полированного штока, м; B – длина шатуна, м; A – длина переднего плеча балансира, м; C – длина заднего плеча балансира, м; R – наибольший радиус кривошипа, м; l_1 – расстояние между осью опоры балансира и осью ведомого вала редуктора по горизонтали, м; l_2 – расстояние между осью опоры балансира и осью ведомого вала редуктора по вертикали, м.

$$J = \sqrt{K^2 + R^2 - 2KR \cos(\theta - \varphi)}, \quad (2.38)$$

$$K = \sqrt{L_1^2 + L_2^2}, \quad (2.39)$$

$$\psi_{\max} = \arccos\left(\frac{K^2 + C^2 - (B + R)^2}{2 \cdot K \cdot C}\right), \quad (2.40)$$

$$X_{\text{ROD}} = A \cdot (\psi_{\max} - \psi), \quad (2.41)$$

где φ , K – кинематические константы, представленные на упрощенной схеме (рис. 1); α , β , ψ , ε , ξ , J – кинематические переменные, представленные на упрощенной схеме (рис. 1); R , C , B , l_1 , l_2 – параметры СК, используемые в вычислениях; θ – угол положения кривошипа, рад; X_{ROD} – координата положения ТПКШ. Расчет угловых переменных и констант производится в радианах, переменных и констант расстояний – в метрах.

Момент на выходном валу редуктора рассчитывается следующим образом:

$$T_C = T_\lambda + T_{cw} + T_{J\Sigma}, \quad (2.42)$$

где T_λ – крутящий момент, обусловленный силой, приложенной в точке подвеса колонны штанг, Нм; T_{cw} – момент противовеса, Нм; $T_{cw} = -T_M \sin(\theta)$; T_M – максимальный момент противовеса, Нм; $T_{J\Sigma}$ – суммарный момент инерции, Нм, принимая во внимание, что скорость вращения двигателя изменяется незначительно $T_{J\Sigma} = 0$.

Величина T_λ определяется усилием в точке подвеса колонны штанг F_λ , конструктивной неуравновешенностью F_{CU} , кинематикой СК и кинематической переменной $k(\theta)$:

$$T_\lambda = k(\theta)(F_\lambda - F_{CU}) \quad (2.43)$$

$$k(\theta) = \frac{RA \sin \alpha(\theta)}{C \sin \beta(\theta)} \quad (2.44)$$

Очевидно, что связь усилия на полированном штоке и переменных электропривода может быть получена как:

$$F_{\lambda} = \frac{T_{\lambda}}{k(\theta)} + F_{CU} = \frac{T_C \cdot \eta_{gear} \cdot i + T_{cw} \sin(\theta)}{k(\theta)} + F_{CU} \quad (2.45)$$

Таким образом, оценка усилия на полированном штоке может быть получена, исходя из оценки скорости вращения вала электропривода, оценки нагрузочного момента, с помощью кинематических соотношений СК.

Момент, обусловленный инерцией масс, движущихся возвратно-поступательно, определяется по формуле:

$$T_{JL} = \frac{R \sin(\alpha)}{C \sin(\beta)} J_L \frac{d^2 \psi}{dt^2}, \quad (2.46)$$

где J_L – момент инерции масс, движущихся возвратно-поступательно, приведенный к точке опоры балансира, кг·м².

В свою очередь, угловое ускорение балансира может быть определено следующим образом:

$$\frac{d^2 \psi}{dt^2} = \frac{1}{A} \frac{dv_{ROD}}{dt}, \quad (2.47)$$

где v_{ROD} – линейная скорость перемещения точки подвеса колонны штанг, м/с.

Момент, обусловленный инерцией вращающихся масс, определяется по формуле:

$$T_{JR} = J_R \frac{d^2 \theta}{dt^2}, \quad (2.48)$$

где J_R – момент инерции вращающихся масс, кг·м².

Таким образом, суммарный момент, связанный с инерционными силами, определяется как:

$$T_{J\Sigma} = T_{JR} + T_{JL} \quad (2.49)$$

Момент на валу электродвигателя с учетом потерь в редукторной передаче определяется с помощью следующего выражения:

$$T_C = \frac{T_{\lambda}}{i \cdot \eta_{gear}}, \quad (2.50)$$

где i – суммарный коэффициент редукции; η_{gear} – КПД редуктора.

Поскольку на практике применение векторной системы управления обеспечивает высокую жёсткость электромеханической характеристики, скорость вращения приводного двигателя изменяется незначительно. Это позволяет пренебречь инерционной составляющей в уравнении моментов.

2.5 Модель динамической нагрузки на полированном штоке

Нагрузка на полированном штоке представляет собой сумму трёх составляющих: веса колонны штанг, силы тяжести столба жидкости и усилия, обусловленного упругой деформацией штанг. (рисунок 2.13).

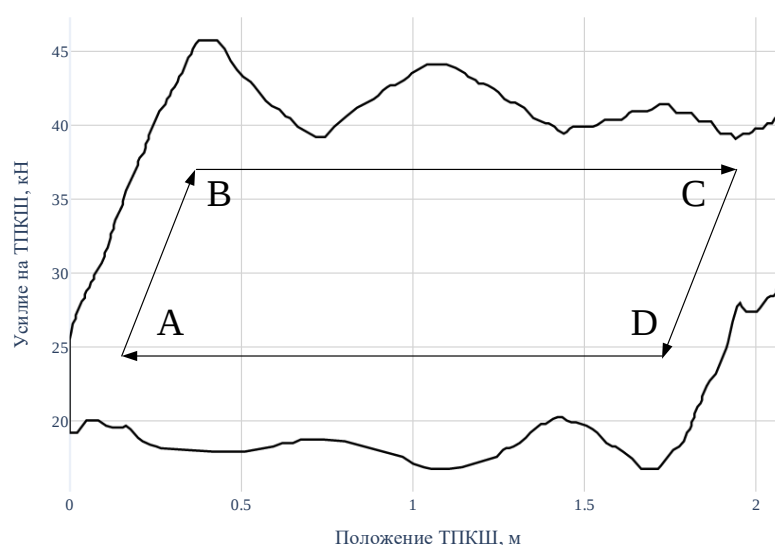


Рисунок 2.13 – Нагрузка на полированном штоке

Движение на отрезке *AB* соответствует начальной деформации колонны штанг, *BC* — движению плунжера вверх, *CD* — релаксации, *DA* — движению плунжера вниз.

При движении вниз нагрузка на шток будет обусловлена весом колонны штанг в жидкости. При движении плунжера вверх нагрузка записывается следующим выражением:

При движении штока вниз нагрузка обусловлена исключительно весом штанг в жидкости. В фазе подъёма плунжера нагрузка принимает иной вид и рассчитывается по формуле:

$$P_{\lambda} = \frac{\pi \rho_f l (D_f^2 - D_r^2)}{4} + \frac{\pi \rho_r l D_r^2}{4} - \frac{\pi \rho_f D_f^2 (l - H_{dyn})}{4} + j \frac{\pi \rho_r l D_r^2}{8g} + \frac{f \sigma_i}{g}, \quad (2.51)$$

где ρ_f – плотность жидкости над плунжером, кг/м³; ρ_r – плотность жидкости над плунжером, кг/м³; l – длина колоны штанг, м; D_f – диаметр плунжера, м; D_r – диаметр колонны штанг, м; H_{dyn} – динамический уровень жидкости, м; j – ускорение точки подвеса колонны штанг, м/с²; f – площадь поперечного сечения штанг, м²; σ_i – дополнительное напряжение в точке подвеса колонны штанг.

Определение дополнительных усилий, вызванных упругими колебаниями в моменты отрыва плунжера и смены направления хода в мертвых точках, реализуется путем решения волнового уравнения гиперболического типа с учетом демпфирования:

$$\frac{\partial^2 u(x,t)}{\partial t^2} = v^2 \frac{\partial^2 u(x,t)}{\partial x^2} - c \frac{\partial u(x,t)}{\partial t}, \quad (2.52)$$

где c – коэффициент демпфирования, с⁻¹; $v = \sqrt{Eg / \rho_r}$ – скорость распространения упругой волны в материале штанги, м/с; E – модуль Юнга, Па; ρ_r – плотность материала штанги, кг/м³.

Для решения волнового уравнения также возможно применение численных методов, в частности, метода конечных разностей [6; 92]:

$$u(x, t + \Delta t) = \frac{\left\{ \frac{\Delta t^2 v^2}{\Delta x^2} [u(x + \Delta x, t) - 2u(x, t) + u(x - \Delta x, t)] + 2u(x, t) - u(x, t - \Delta t) + u(x, t) c \Delta t \right\}}{1 + c \Delta t}, \quad (2.53)$$

При этом $u(0, t)$ определяется координатой положения точки подвеса колонны штанг X_{rod} .

В момент, когда плунжер неподвижен, в момент восприятия и сброса нагрузки для координаты L концевого сечения колонны штанг:

$$u(x, t) = 0 \quad (2.54)$$

При ходе плунжера вверх к нижнему концу штанги приложена постоянная сила, равная весу столба жидкости над плунжером:

$$u(L, t) = \frac{\pi \rho_f l (D_f^2 - D_r^2)}{4} - \frac{\pi \rho_f D_f^2 (l - H_{dyn})}{4} \quad (2.55)$$

При ходе плунжера вниз нагнетательный клапан открыт, плунжер идет сквозь жидкость. В данной упрощенной модели считается, что жидкость не оказывает сопротивления движению вниз, то есть сила на конце равна нулю:

$$u(L, 0) = 0 \quad (2.56)$$

Модель свободного конца не учитывает гидравлическое сопротивление, возникающее при перетоке вязкой жидкости через проходное сечение нагнетательного клапана из пространства под плунжером. Также данное условие предполагает полное заполнение цилиндра чистой жидкостью, что исключает возможность моделирования фазы сжатия газовой смеси.

Также известен способ моделирования продольных колебаний, возникающих в колонне штанг, с помощью электрических аналогий. Уравнение (2.52), описывающее продольные колебания в механической системе с распределёнными параметрами, по своей математической структуре идентично уравнению, характеризующему электромагнитные процессы в длинной линии (рисунок 2.14). Данная аналогия даёт возможность распространить методы анализа, традиционно применяемые для длинных линий, на рассматриваемую механическую систему:

$$\frac{1}{C_0} \frac{\partial^2 Q}{\partial \chi^2} = L_0 \frac{\partial^2 Q}{\partial \tau^2} + R_0 \frac{\partial Q}{\partial \tau}, \quad (2.57)$$

где C_0 – емкость единицы длины линии, Ф; L_0 – индуктивность единицы длины линии, Гн; R_0 – сопротивление единицы длины линии, Ом; τ – время, с; χ – координата длины, м; Q – электрический заряд, Кл.

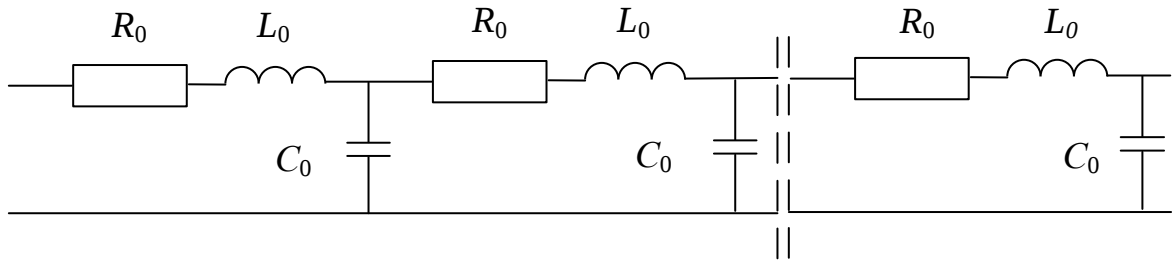


Рисунок 2.14 – Схема линии с распределенными параметрами без проводимости

В работе Вирновского А.С. [4] предложено физическое моделирование процессов в системе «колонна штанг – плунжерный насос – столб жидкости – колонна НКТ» с использованием электрических аналоговых компонентов (рисунок 2.15).

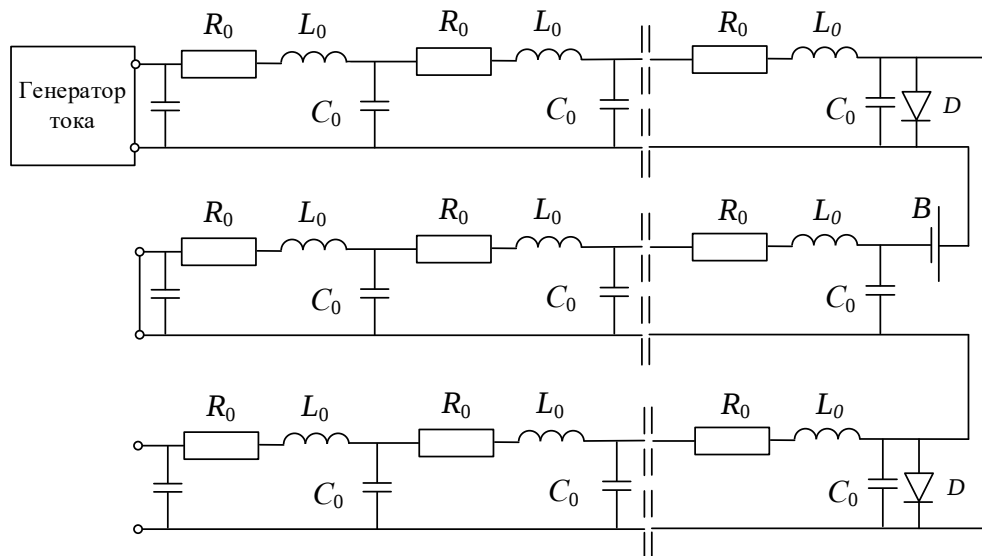


Рисунок 2.15 – Схема физической модели нагрузки на полированном штоке

Описанная выше нагрузочная модель может быть воспроизведена в цифровом виде в пакете *MATLAB/Simulink* с использованием модели длинной линии с распределёнными параметрами (рисунок 2.16). Результат моделирования представлен на рисунке 2.17. Аналогичное решение было применено в диссертационном исследовании Сакаева А.Ф. [20]. Аналогом скорости перемещения верхнего конца колонны штанг является ток, усилие

определяется как напряжение на линии в интересующем сечении колонны штанг.

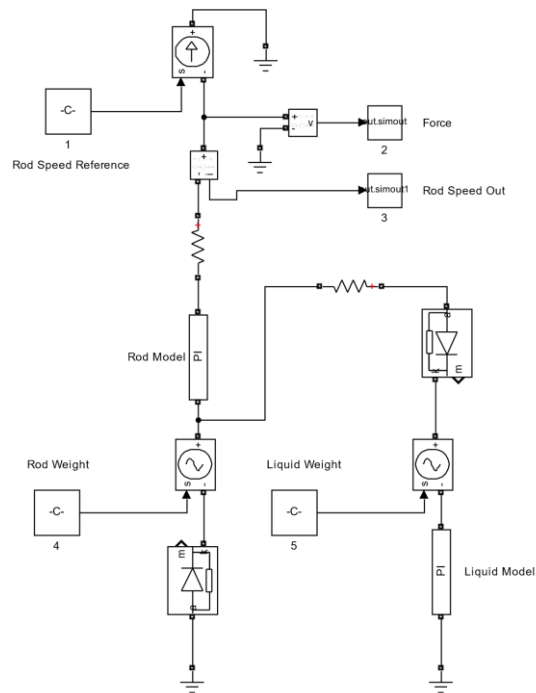


Рисунок 2.16 – Цифровая модель нагрузки на полированном штоке с использованием линии с распределенными параметрами в *Matlab/Simulink*

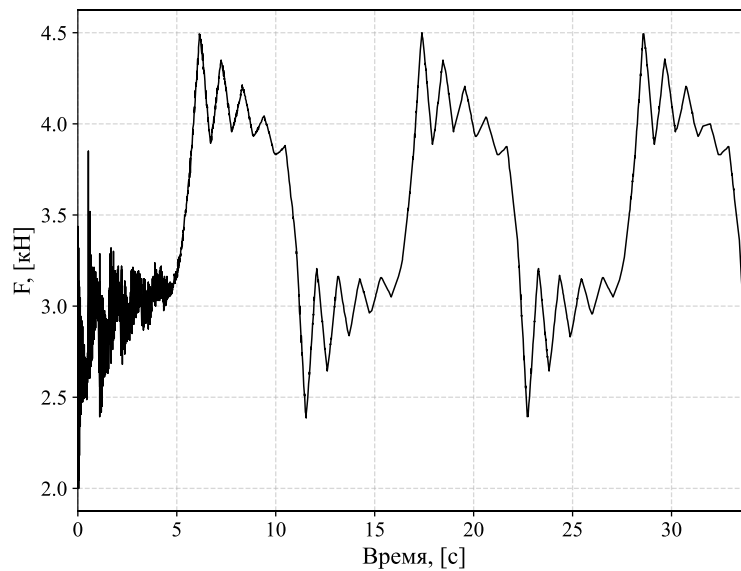


Рисунок 2.17 – Результат моделирования нагрузки на полированном штоке при использовании модели линии с распределенными параметрами

В рамках разработки комплексной модели ШСНУ одной из задач является моделирование возможных неисправностей, возникающих в процессе эксплуатации установки. Применение метода численного расчёта нагрузки на полированном штоке для этих целей затруднительно, поскольку он требует введения дополнительных граничных условий, необходимых для воспроизведения таких дефектов, как утечка нагнетающего или всасывающего клапана, а также снижение подачи насоса.

Вместе с тем, использование метода моделирования на основе аналогий также непригодно, так как использование диодов в качестве аналога всасывающего и нагнетающего клапанов не позволяет в полной мере провести моделирование утечек, возникающих в них в процессе эксплуатации.

Для решения данной задачи была создана имитационная модель в *MATLAB/Simulink* (рисунок 2.18), в которой на базе библиотеки *Simscape* реализовано воспроизведение типовых неисправностей ШСНУ. Подход, лежащий в основе описанной реализации модели представлен в [93], однако в настоящей работе колонна штанг описана с применением блока *Rod* из пакета *Simscape / Driveline / Couplings & Drives*.

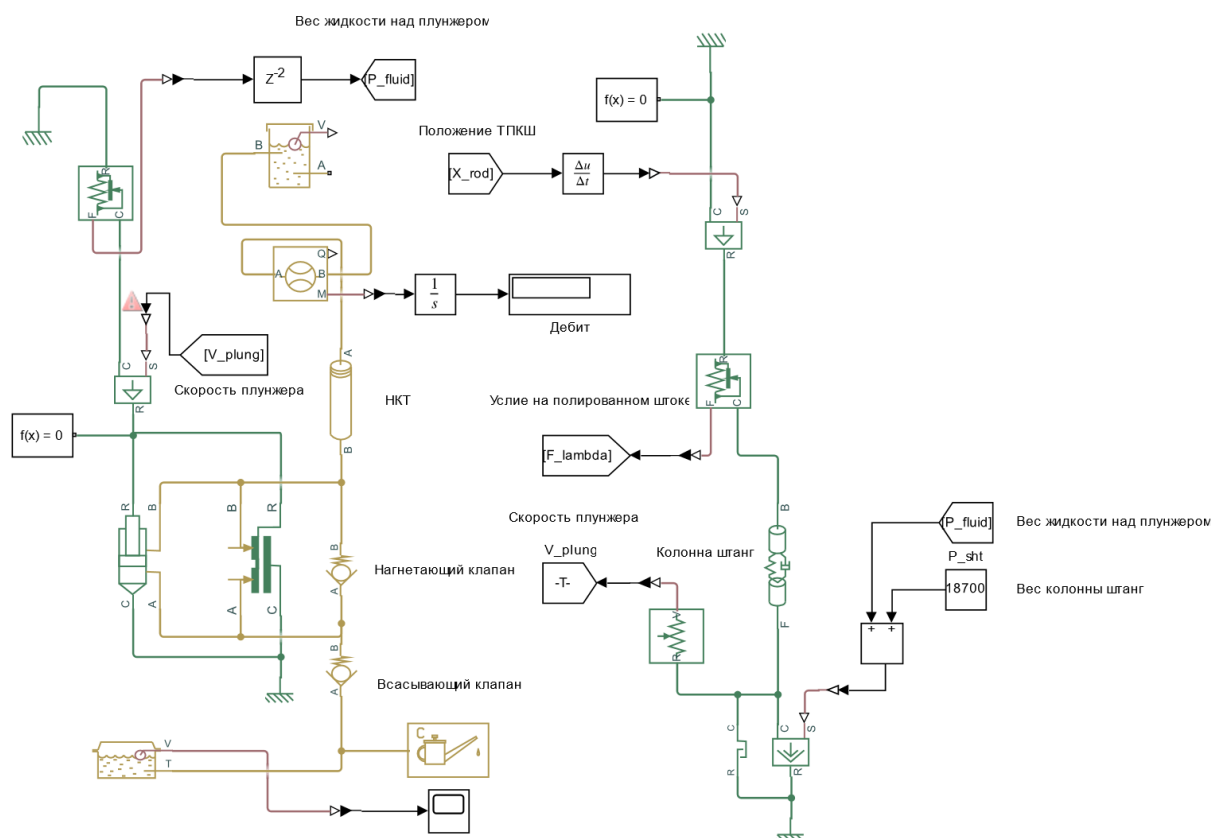


Рисунок 2.18 – Реализация модели нагрузки на полированном штоке в *MATLAB/Simulink*

2.6 Модель притока жидкости к забою скважины

Для повышения достоверности расчетов в модели ШСНУ используется параметр, учитывающий способность пласта восполнять изменения уровня – коэффициент продуктивности. По своей природе эта величина определяет, насколько интенсивно происходит наполнение скважины при нарушениях статического баланса.

Ключевым фактором динамики уровня служит депрессия – разность между статическим и динамическим уровнями [94; 95]. Гидродинамическое равновесие в скважине устанавливается балансом притока из пласта и отбора насосом. При этом определяющую роль играет площадь поперечного сечения кольцевого пространства (между НКТ и обсадкой), выполняющая функцию гидравлического буфера. Кольцевое пространство связывает объёмные расходы со скоростью перемещения границы раздела фаз, сглаживая

колебания дебита [59; 96]. Из уравнения сохранения массы выводится передаточная функция, связывающая колебания уровня с объёмом отбора, что особенно важно для анализа динамических режимов глубинного насоса. Модель притока при этом описывается аperiодическим звеном первого порядка:

$$\frac{H}{Q} = \frac{1}{F \cdot p + K \cdot \rho \cdot g}, \quad (2.58)$$

где F – площадь сечения кольцевого пространства между обсадной колонной и насосными трубами, м^2 ; K – коэффициент, характеризующий приток жидкости в скважину, ρ – плотность нефтяной жидкости, кг/м^3 ; g – ускорение свободного падения, м/с^2 .

Выводы по второй главе

Для комплексного исследования процессов в нефтедобывающей установке выполнена декомпозиция ШСНУ на четыре ключевых компонента: электропривод, станцию управления, кинематическую схему станка-качалки и гидродинамическую подсистему. Такой подход позволяет детально анализировать различные режимы работы установки.

Разработаны математические и имитационные модели компонентов системы ШСНУ. Электротехническая подсистема представлена тремя ключевыми элементами: станцией управления на базе частотного преобразователя с АИН и векторной ШИМ; асинхронным двигателем, описанным Т-образной схемой замещения; векторной системой регулирования, включающей контуры скорости, потока и тока и дополненной наблюдателями потокосцепления ротора и скорости.

Механическая и гидравлическая части описаны следующими моделями: кинематическая схема станка-качалки; модель динамической нагрузки на полированный шток; модель притока пластовой жидкости к забою скважины.

Разработана комплексная имитационная модель ШСНУ, объединяющая все вышеперечисленные подсистемы, которая позволяет проводить

исследования различных режимов работы установки и генерировать данные для обучения и проверки алгоритмов диагностики.

3 МЕТОД ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ НА ОСНОВЕ КОСВЕННОЙ ОЦЕНКИ ДИНАМОГРАММЫ

3.1 Общие положения

Процесс диагностики ШСНУ на основе оцененных переменных электропривода строится как последовательная вычислительная процедура. На начальном этапе выполняется оценка электромеханических переменных электропривода, а именно роторной скорости и момента нагрузки, которые являются исходными сигналами, доступными через штатные измерительные каналы системы управления электродвигателем. Полученные оценки собираются в единый массив временных данных, из которого впоследствии выделяются фрагменты, соответствующие одному полному периоду качания установки. Далее для каждого выделенного периода решается обратная задача динамики, результатом которой является восстановление усилия и перемещения ТПКШ, то есть построение динамограммы в координатах нагрузка-перемещение без применения тензометрических датчиков на устье скважины.

Полученная таким образом оцененная динамограмма требует предварительной обработки, направленной на устранение высокочастотных помех, сглаживание случайных выбросов и приведение сигнала к единому масштабу, что повышает устойчивость последующих алгоритмов к вариациям исходных данных. Завершающим этапом диагностической цепочки является автоматизированное определение режима работы ШСНУ, для реализации которого используются алгоритмы машинного обучения, обученные на размеченных выборках динамограмм, соответствующих как штатной эксплуатации, так и различным видам неисправностей. Такая многоэтапная структура позволяет перейти от традиционного анализа графика к автоматизированной оценке состояния установки, обеспечивая при этом минимальную аппаратную избыточность и пригодность для интеграции в

существующие автоматизированные системы управления технологическим процессом добычи нефти.

3.2 Наблюдатели состояния электропривода для решения задачи обратной динамики штанговой скважинной насосной установки

Поскольку в промышленных условиях прямой замер момента нагрузки на валу двигателя невозможен, его оценка выполняется с использованием наблюдателя электромагнитного момента, построенного на основе статорной электромагнитной модели двигателя (рисунок 3.1):

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\psi_{s\alpha}}{dt} = U_{s\alpha} - I_{s\alpha} \cdot R_s \\ \frac{d\psi_{s\beta}}{dt} = U_{s\beta} - I_{s\beta} \cdot R_s \\ T_e = \frac{3}{2} \cdot z_p (\psi_{s\alpha} \cdot I_{s\beta} - \psi_{s\beta} \cdot I_{s\alpha}) \end{array} \right. , \quad (3.1)$$

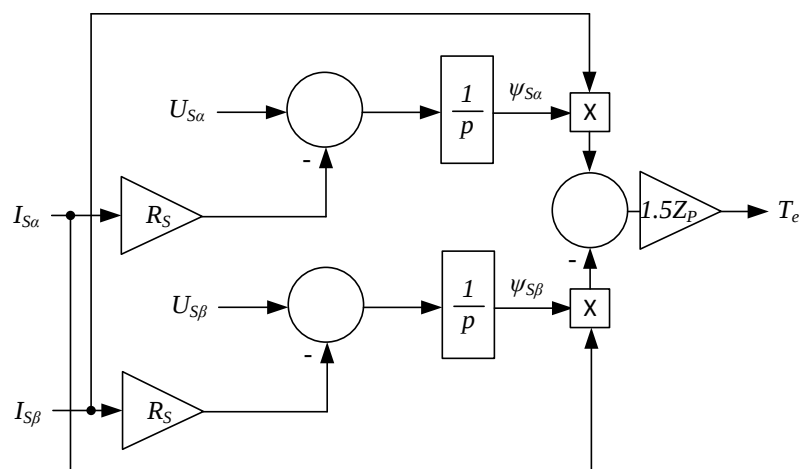


Рисунок 3.1 – Структурная схема наблюдателя момента приводного электродвигателя ШСНУ

Данный наблюдатель был реализован в среде *Matlab/Simulink* (рисунок 3.2). В практической реализации прямое интегрирование неизбежно накапливает ошибку в виде постоянной составляющей, которая обусловлена шумами датчиков и неточностью цифровых вычислений. Для решения данной

проблемы применен фильтр высоких частот, который позволяет нивелировать накопленную, постоянную составляющую:

$$W_{hpf}(p) = \frac{T_f \cdot p}{p + \frac{1}{T_f}}, \quad (3.2)$$

где T_f – постоянная времени фильтра.

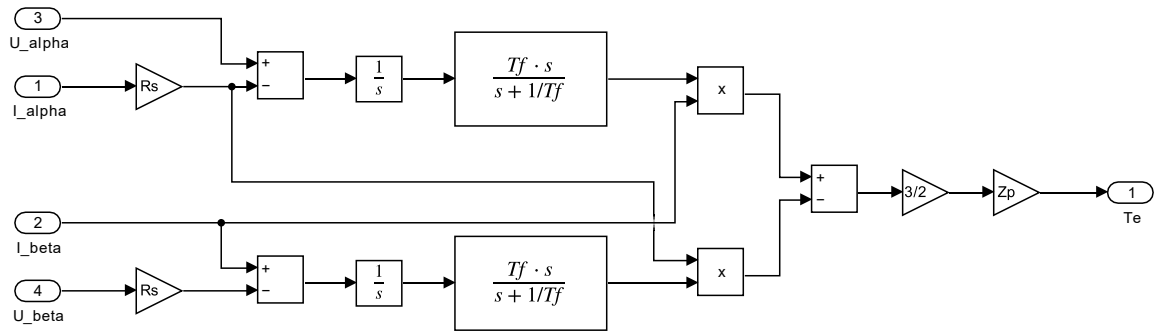


Рисунок 3.2 – Реализация наблюдателя момента приводного электродвигателя ШСНУ в среде *Matlab/Simulink*

Определение момента нагрузки происходит с учётом КПД редуктора:

$$T_C(t) = T_e(t) \cdot \eta_{gear} \cdot i \quad (3.3)$$

В данном расчете приняты следующие допущения: незначительной малый, относительно момента нагрузки, момент холостого хода, определяемый как $C \cdot \omega_r$; при малых колебаниях скорости в процессе качения инерциальная составляющая $T_{j\Sigma}$ также пренебрежимо мала.

В качестве наблюдателя скорости вращения вала ротора приводного двигателя использован адаптивный наблюдатель, описанный в разделе 2.3.6. Выбор данного типа наблюдателя обусловлен тем, что он позволяет восстановить скорость вращения с высокой точностью даже в условиях изменения параметров электродвигателя и внешних нагрузок, характерных для работы ШСНУ. Практика использования данного типа наблюдателя показывает высокую робастность к параметрическим неопределенностям, сохраняя устойчивость оценок при вариациях активного сопротивления обмоток и индуктивностей. Кроме того, адаптивный наблюдатель не требует

значительных вычислительных ресурсов, поскольку его реализация сводится к решению системы обыкновенных дифференциальных уравнений первого порядка с постоянным шагом интегрирования, что позволяет выполнять оценку скорости в реальном масштабе времени на стандартных промышленных контроллерах и микропроцессорных платформах без привлечения специализированных вычислительных средств.

3.3 Оценка периода качания штанговой скважинной насосной установки

В качестве первичного информативного сигнала выступает момент нагрузки на валу двигателя $T_C(t)$, регистрируемый в течение достаточно длительного интервала времени, охватывающего несколько полных циклов работы установки. Определение границ периода осуществляется путем выделения локальных максимумов сигнала $T_C(t)$ фиксирующих моменты времени, в которые нагрузка достигает своего наибольшего значения в пределах каждого цикла.

Исходный сигнал момента нагрузки представлен дискретной последовательностью отсчётов $T_C(k)$, полученных в моменты времени $t_k = k \cdot \Delta t$, где Δt - шаг дискретизации, $k = 0, 1, \dots, N-1$. В такой постановке пики будут определяться как точки t_p , в которых выполняется условия максимума:

$$\begin{cases} T_C(k_p) > T_C(k_p - 1) \\ T_C(k_p) > T_C(k_p + 1) \end{cases} \quad (3.4)$$

Для исключения ложных максимумов, порождаемых высокочастотными помехами и пульсациями момента, обусловленными работой преобразователя частоты или неравномерностью нагрузки, вводятся дополнительные критерии отбора. К числу таких критериев относятся минимальная выраженность пика и минимальное расстояние между соседними пиками:

$$T_C(k_p) - \min_{i \in [k_p - L, k_p + L]} T_C[i] > \varepsilon, \quad (3.5)$$

где L – радиус окрестности, определяемый ожидаемой полушириной пика, ε – пороговое значение, составляющее не менее 30 % от полного размаха сигнала:

$$\varepsilon = 0.3 \cdot (\max_k T_C[k] + \min_k T_C[k]), \quad (3.6)$$

Условие минимального расстояния между соседними пиками записывается как:

$$k_p^{(i)} - k_p^{(i-1)} > \delta, \quad (3.7)$$

где $\delta = T_{\min} / \Delta t$, $T_{\min}$ – минимальная ожидаемая длительность периода качания.

Использование данных порогов позволяет гарантировать, что каждый обнаруженный максимум соответствует действительно циклу работы установки.

В случае, когда исходный сигнал зарегистрирован с недостаточной частотой дискретизации, что может затруднить точное определение положения пика, выполняется предварительная интерполяция сигнала кубическим сплайном. Интерполированный сигнал $T_C(\tau)$ на каждом интервале между узлами представляется полиномом третьей степени:

$$T_C(\tau) = a_k(t - \tau_k)^3 + b_k(t - \tau_k)^2 + c_k(t - \tau_k) + d_k, \quad (3.8)$$

где коэффициенты a_k , b_k , c_k , d_k определяются из условий непрерывности функции, её первой и второй производных в узлах интерполяции.

Повышение частоты дискретизации в m раз позволяет уменьшить погрешность локализации максимума до величины, не превышающей $\Delta t / (2m)$.

Альтернативным подходом к определению периода качания является спектральный анализ сигнала с использованием быстрого преобразования Фурье. Данный метод позволяет перейти от временного представления сигнала $T_C(k)$ к частотному, выделив доминирующие гармонические составляющие, среди которых основная частота соответствует удвоенной частоте вращения кривошипного вала станка-качалки.

Дискретное преобразование Фурье для последовательности отсчётов $T_C(k)$ длины N определяется выражением:

$$T_C(q) = \sum_{k=0}^{N-1} T_C(k) \cdot e^{-j2\pi qk/N}, q = 0, 1 \dots N-1, \quad (3.9)$$

где $T_C(q)$ – комплексный коэффициент, соответствующий частоте $f_q = q \cdot f_s \cdot N$; $f_s = 1/\Delta t$ – частота дискретизации.

Модуль $|T_C(q)|$ характеризует амплитуду гармонической составляющей на частоте f_q . Поскольку сигнал момента нагрузки является периодическим с периодом, равным длительности цикла качания, его спектр содержит ярко выраженную основную гармонику на частоте $f_{осн} = 1/T_{осн}$, а также кратные гармоники, обусловленные несинусоидальной формой сигнала. Положение максимума спектральной плотности позволяет определить основную частоту:

$$q_{\max} = \arg \max_q |T_C(q)| \quad (3.10)$$

$$f_{осн} = \frac{q_{\max} \cdot f_s}{N} \quad (3.11)$$

Однако при использовании спектрального анализа сигнала момента нагрузки необходимо учитывать, что в течение одного оборота кривошипа нагрузка на валу двигателя достигает максимума дважды: первый максимум соответствует фазе подъема колонны штанг, а второй, меньший по амплитуде, обусловлен преодолением сил сопротивления при опускании штанг и крутящим моментом роторного противовеса:

$$T_{пер} = \frac{2}{f_{осн}} \quad (3.12)$$

При апробации алгоритма было получено, что метод, основанный на анализе момента нагрузки во временной области, дает более достоверный результат при низких частотах дискретизации сбора оценки крутящего момента (5~10 Гц). Таким образом, данный подход был принят для дальнейших вычислений.

Вместе с тем передаточное число редукторной передачи может быть также определено автоматизированным образом:

$$k_{gear} = \frac{1}{2\pi} \sum_{j=1}^n \omega_r[j] \cdot \Delta t, \quad (3.13)$$

где n – количество отсчетов в периоде качания.

3.4 Восстановление нагрузки на полированном штоке

Вычислительной основой метода расчета нагрузки на полированном штоке являются оцененный момент нагрузки T_C и оцененная скорость вращения ротора двигателя ω_r за определенный период качания $T_{пер}$. Восстановление координаты положения и усилия в ТПКШ может быть записано следующим образом:

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{ROD}(\theta_{cr}) = A \cdot (\psi_{max} - \psi(\theta_{cr})) \\ F_{\lambda} = \frac{T_C \cdot \eta_{gear} \cdot k_{gear} + T_{cw} \sin(\theta_{cr})}{k(\theta_{cr})} + F_{CU} \\ \theta_{cr} = \theta_{cr0} + \sum_{k=1}^n \omega_{cr}[k] \cdot \Delta t \\ \omega_{cr}[k] = \frac{\omega_r[k]}{k_{gear}} \end{array} \right., \quad (3.14)$$

где θ_{cr0} – начальное угловое положение роторного противовеса, рад; ω_{cr} – скорость вращения редуктора, рад⁻¹.

Начальное угловое положение θ_{cr0} не может быть получено напрямую. Для решения данной проблемы разработан алгоритм [97], базирующийся на генерации ансамбля фазовых траекторий и их последующего анализа с использованием методов машинного обучения.

Первым этапом является формирование матрицы фазовых гипотез. Основой является предположение о конечном множестве состояний начального угла θ_{cr0} . Пространство состояний $[0, 2\pi)$ дискретизируется на M равноотстоящих значений с шагом $\Delta\theta = 2\pi / M$. Для описания динамики системы за один период качания $T_{пер}$ формируется матрица фазовых гипотез Θ размерностью $M \times n$ (где n – количество временных отсчетов):

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta_{cr1,1} & \theta_{cr1,2} & \cdots & \theta_{cr1,n} \\ \theta_{cr2,1} & \theta_{cr2,2} & \cdots & \theta_{cr2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{crM,1} & \theta_{crM,2} & \cdots & \theta_{crM,n} \end{bmatrix}, \quad (3.15)$$

Элементы матрицы определяются законом численного интегрирования выходного сигнала адаптивного наблюдателя угловой скорости ω_{cr} :

$$\theta_{cr i,j} = \theta_{cr 0,i} + \sum_{k=1}^j \omega_{cr}[k] \cdot \Delta t, \quad i=1,\dots,M, \quad j=1,\dots,n, \quad (3.16)$$

где $\theta_{cr 0,i} = \frac{2\pi}{M}(i-1)$ – фазовое смещение для i -й строки.

На следующем этапе для каждой фазовой гипотезы из матрицы Θ производится пересчет наблюдаемого крутящего момента двигателя в эквивалентное усилие на полированном штоке. Расчет базируется на уравнении моментов, приведенных к валу кривошипа:

$$F_{\lambda}^{(i)}[j] = \frac{T_C[j] \cdot k_{gear} \cdot \eta_{gear} + T_{cw} \sin(\theta_{cr i,k})}{k(\theta_{cr i,k})} + F_{CU}, \quad (3.17)$$

где $T_C[j]$ – оцененный момент нагрузки на валу двигателя в j -й момент времени; $F_{\lambda}^{(i)}[j]$ – оцененное усилие на ТПКШ в i -й гипотезы, в j -й момент времени.

Результатом этапа является матрица $\mathbf{F}_{\lambda}$, объединяющая векторы восстановленных усилий для всего ансамбля фазовых гипотез.

$$\mathbf{F}_{\lambda} = \begin{bmatrix} F_{\lambda}^{(1)}[1] & F_{\lambda}^{(1)}[2] & \cdots & F_{\lambda}^{(1)}[n] \\ F_{\lambda}^{(2)}[1] & F_{\lambda}^{(2)}[2] & \cdots & F_{\lambda}^{(2)}[n] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{\lambda}^{(M)}[1] & F_{\lambda}^{(M)}[n] & \cdots & F_{\lambda}^{(M)}[n] \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Каждая i -я строка матрицы $\mathbf{F}_{\lambda}$ представляет собой вектор восстановленных усилий во времени для соответствующей фазовой гипотезы $\theta_{cr 0,i}$:

$$F_{\lambda}^{(i)} = [F_{\lambda}^{(1)}[1] \quad F_{\lambda}^{(1)}[2] \quad \cdots \quad F_{\lambda}^{(i)}[n]], \quad (3.19)$$

Дальнейшим этапом является формирование вектора индексов правдоподобия динамограммы. Выбор истинного значения фазы из сформированного ансамбля реализуется с помощью нейросетевого классификатора f_{NN} [97]. В основу обучения сети заложен принцип распознавания физической достоверности образа усилия на полированном штоке: при неверном фазовом сдвиге восстановленное усилие $F_{\lambda}^{(i)}$ приобретает аномальные геометрические признаки (нехарактерные петли, нарушение знака работы за цикл, всплески в верхней и нижней мертвых точках) (рисунок 3.3).

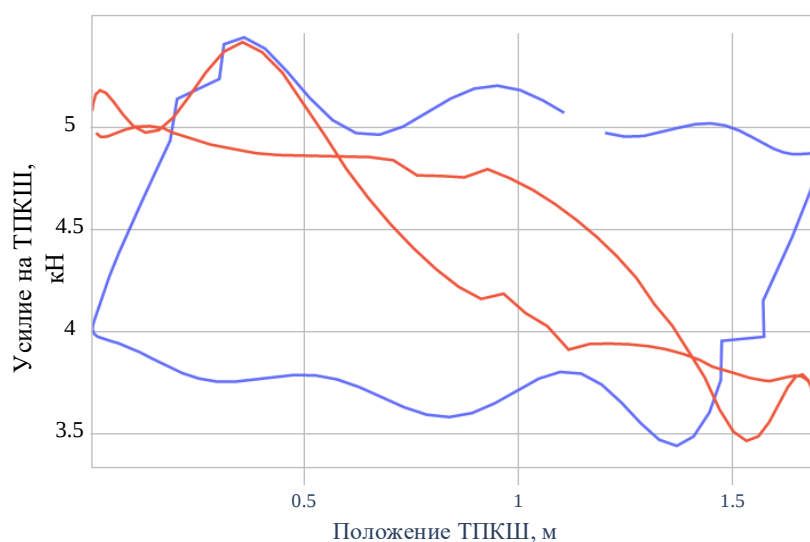


Рисунок 3.3 – Результат расчета динамограммы (синий цвет – для расчета использовано корректное угловое положение, красный – для расчета использовано некорректное угловое положение,)

Нейросетевой классификатор (рисунок 3.4), предназначенный для выбора истинного углового положения кривошипа, реализован на базе одномерной сверточной архитектуры (1D CNN) [98–100]. В качестве выходных данных выступает оцененное динамическое усилия на ТПКШ в размерности 100 точек. Сеть включает три каскадных сверточных слоя с нарастающим количеством фильтров (64, 128, 256). Применение ядер свертки различной размерности (от 7 до 3) позволяет алгоритму идентифицировать как

макроструктурные изменения нагрузки, так и локальные динамические аномалии, возникающие при некорректном фазовом сдвиге.

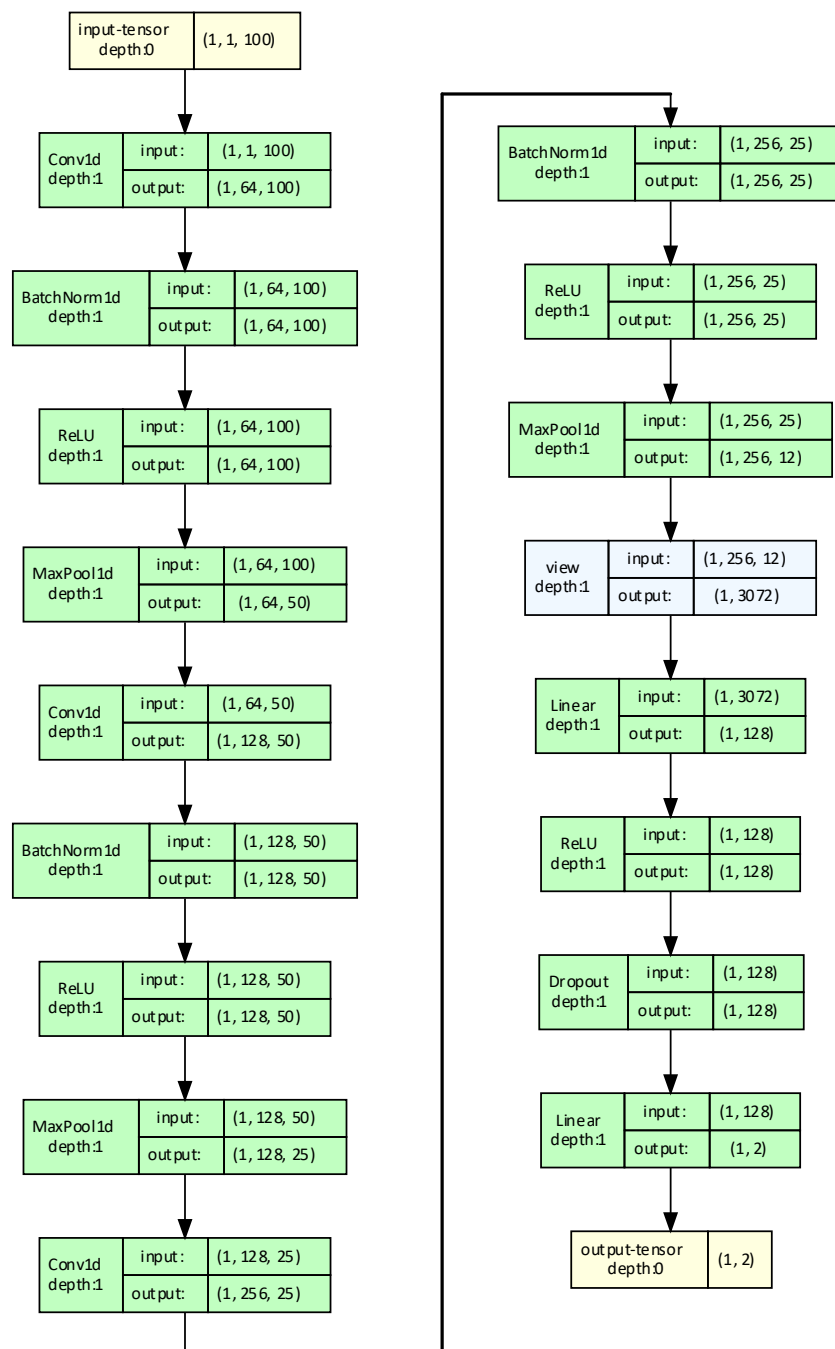


Рисунок 3.4 – Структура нейросетевого классификатора, позволяющего оценить корректность восстановленной динамограммы

Для обучения сети используется предварительно размеченный массив данных. В его состав входят два типа образцов: корректно

реконструированные динамограммы, составляющие положительную выборку, и записи, в которые искусственно добавлена фазовая задержка, формирующие отрицательный класс. Таким образом, с использованием функции нейросетевого классификатора формируется вектор $\mathbf{P}$ размерностью M :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{NN}(F_\lambda^{(1)}) \\ f_{NN}(F_\lambda^{(2)}) \\ \vdots \\ f_{NN}(F_\lambda^{(M)}) \end{bmatrix}, \quad (3.20)$$

Искомое значение начального угла $\theta_{0,opt}$ соответствует индексу строки с максимальным значением функции правдоподобия:

$$\theta_{cr\ 0,opt} = \theta_{cr\ 0,i} \text{ при } i = \arg \max_i P_i, \ i = 1, \dots, M \quad (3.21)$$

Описанная последовательность операций формирует алгоритм восстановления динамограммы по механическим переменным электропривода (рисунок 3.5).

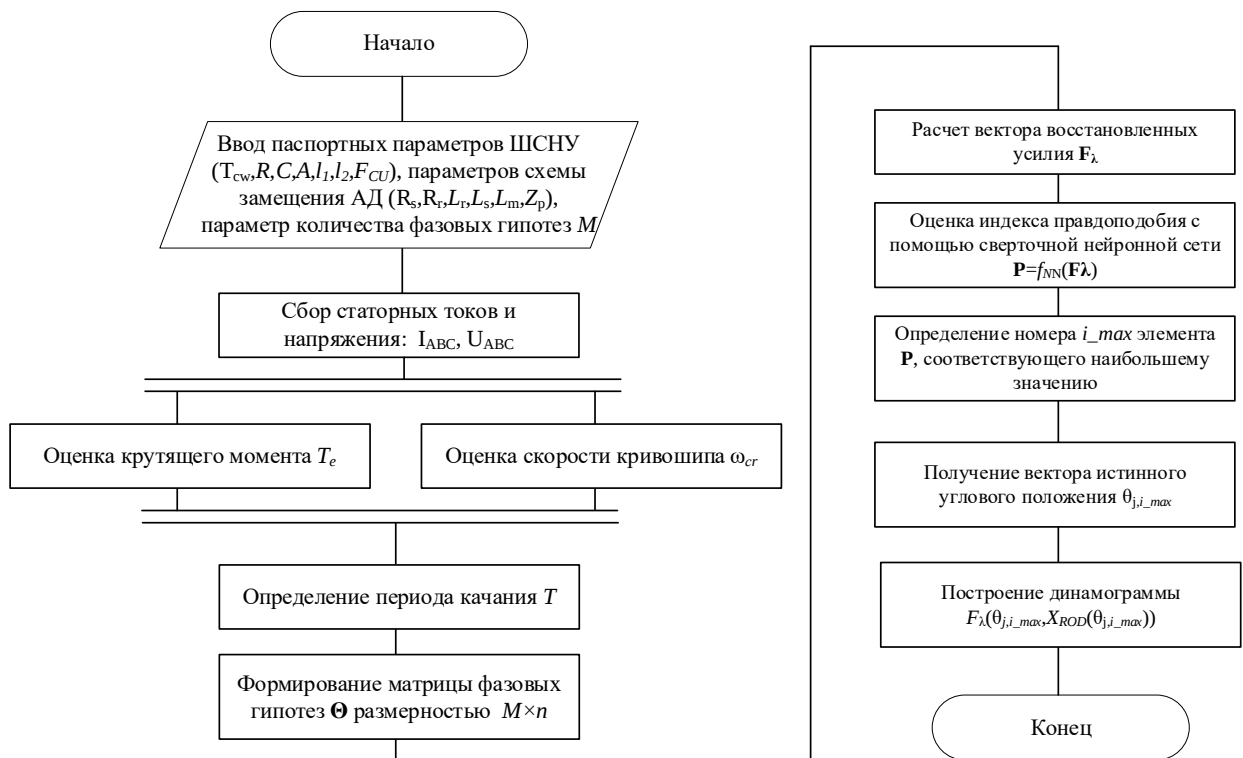


Рисунок 3.5 – Алгоритм восстановления динамограммы

оценки индекса правдоподобия динамограммы

3.5 Классификатор неисправностей работы штанговой скважинной насосной установки

Традиционные методы анализа, основанные на визуальной оценке форм сигналов, требуют квалификации эксперта и значительных временных затрат, что ограничивает возможность оперативного реагирования на развивающиеся неисправности. Использование алгоритмов машинного обучения позволяет автоматизировать процесс классификации динамограмм [101; 102]. Данные алгоритмы способны обрабатывать большие массивы данных, выявлять скрытые закономерности и обеспечивать высокую скорость распознавания типовых и аварийных режимов работы оборудования в реальном времени [103; 104]. Таким образом, применение методов машинного обучения является перспективным направлением, которое способствует повышению надежности работы ШСНУ и снижению эксплуатационных рисков за счет автоматизации диагностических процедур.

Задача оценки осложнений в данной работе определяется как задача определения факта наличия осложнения и, далее, к определению типа данного осложнения. Таким образом оценка осложнений может быть сведена к задаче классификации.

3.5.1 Методы классификации данных

Пусть задано множество описаний объектов X , а также классов Y . Для данных множеств существует неизвестная целевая зависимость y^* :

$$X \rightarrow Y, \quad (3.22)$$

значения которой известны только на объектах конечной обучающей выборки:

$$X^m \rightarrow \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (3.23)$$

Таким образом, задача сводится к определению алгоритма a :

$$a: X \rightarrow Y, \quad x \in X \quad (3.24)$$

В случае классификации осложнений и неисправностей на основе динамограммы, признаковым описанием является непосредственно временной ряд усилия на полированном штоке за цикл качания.

Признак – это отображение:

$$f : X \rightarrow D_f, \quad (3.25)$$

где D_f – множество допустимых значений признака, в свою очередь, вектор:

$$J = (f_1(x) \dots f_n(x)), \quad (3.26)$$

где f_1 является признаковым описанием объекта $x \in X$.

Далее приведен краткий обзор алгоритмов, наиболее подходящих для решения задачи классификации временных рядов.

3.5.1.1 Дерево решений

Деревья решений [105] являются одним из наиболее эффективных инструментов интеллектуального анализа данных и прогнозной аналитики, применяемым для решения задач классификации и регрессии. Данный метод представляет собой иерархическую древовидную структуру, построенную на основе правил вида «Если..., то...», которые формируются автоматически в процессе обучения на исходной выборке. Благодаря тому, что эти правила формулируются на языке, близком к естественному, деревья решений обладают существенно более высокой интерпретируемостью по сравнению с нейронными сетями. Схематическая иллюстрация алгоритма приведена на рисунке 3.6.

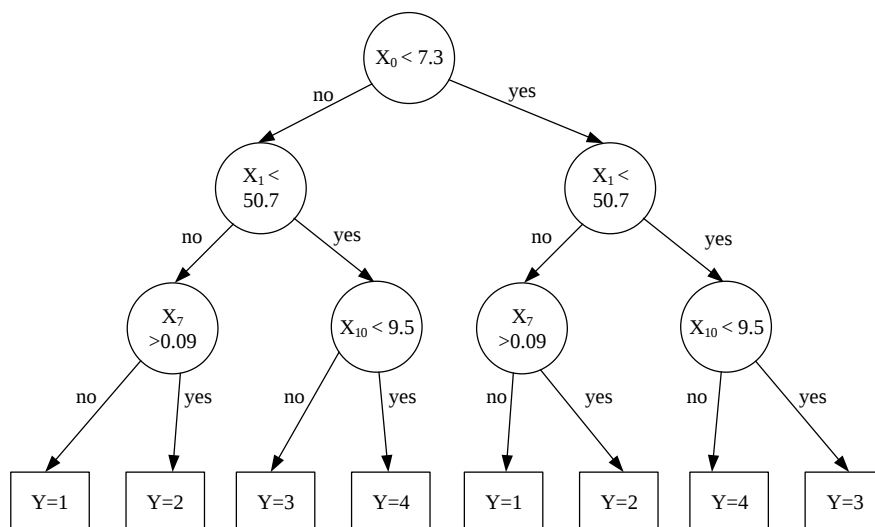


Рисунок 3.6 – Пример алгоритма дерева решений

Алгоритм построения дерева решений работает рекурсивно: на каждом шаге обучающая выборка делится на подмножества по правилу, выбранному в текущем узле. Этот процесс продолжается, пока все конечные узлы не станут листьями. При этом узел может быть признан листом автоматически, если в нём остался единственный объект или все объекты относятся к одному классу. Альтернативно, остановка происходит по заданным пользователем ограничениям, например, минимальному числу образцов в узле или максимальной глубине дерева.

3.5.1.2 Алгоритм случайного леса

Случайный лес (*Random Forest*) [106] представляет собой ансамблевый метод, объединяющий множество деревьев решений, что позволяет снизить риск переобучения и повысить точность прогнозирования по сравнению с использованием одного дерева. Итоговый прогноз формируется путём агрегации ответов всех деревьев, обучаемых независимо друг от друга на различных подвыборках данных. Такая стратегия не только предотвращает генерацию идентичных деревьев, но и делает алгоритм эффективным для распределённых вычислительных систем.

Целесообразно использовать большое число деревьев с достаточно большой глубиной. В задаче классификации окончательное решение принимается большинством голосов, причём каждое дерево имеет один голос.

3.5.1.3 Градиентный бустинг и XGBoost

Для достижения большей точности классификационной модели можно использовать ансамбль моделей. Существует несколько типов ансамблей моделей: первый тип – это бэггинг, а второй – бустинг. Бэггинг – это простая техника, в которой строятся независимые модели и объединяются их с использованием некоторой модели усреднения (такой, как взвешенное среднее, мажоритарное голосование или обычное среднее). В отличие от бэггинга, бустинг предполагает последовательное, а не независимое построение базовых моделей. Основополагающий принцип данной техники заключается в том, что каждая последующая модель обучается с акцентом на

ошибки предыдущей. При этом объекты получают неравные веса: те из них, которые были классифицированы неверно, имеют более высокую вероятность попадания в обучающую выборку следующего предсказателя. В качестве базовых моделей могут выступать деревья решений, регрессионные модели, линейные классификаторы и другие алгоритмы. Благодаря итеративной коррекции ошибок бустинг позволяет быстрее достигать приемлемой точности, однако требует тщательного выбора критерия остановки во избежание переобучения. Классическим представителем данного подхода является градиентный бустинг, в котором коррекция ошибок происходит за счёт обучения на градиенте функции потерь, а не на перевзвешивании объектов.

Градиентный бустинг (*Gradient Boost*) относится к ансамблевым алгоритмам, строящим композицию из деревьев решений. В его основе лежит итеративная процедура последовательного добавления деревьев, каждое из которых корректирует ошибки предшествующих моделей за счёт минимизации функции потерь. Выбор деревьев в качестве базовых элементов обуславливает ключевые преимущества метода: устойчивость к категориальным признакам и способность восстанавливать сложные нелинейные закономерности.

Алгоритм *XGBoost* [107] представляет собой модифицированную версию градиентного бустинга, отличающуюся повышенной регуляризацией целевой функции. Это обеспечивает более высокую обобщающую способность модели по сравнению со стандартным алгоритмом. Дополнительным преимуществом является распараллеливание вычислительного процесса, что существенно сокращает время обучения.

Алгоритм *CatBoost* [108] также является усовершенствованной версией градиентного бустинга, разработанной для повышения точности и устойчивости моделей при работе с категориальными данными. В отличие от *XGBoost*, *CatBoost* применяет механизм симметричных деревьев и упорядоченного бустинга, что снижает риск переобучения и обеспечивает

более стабильные прогнозы на небольших выборках. Дополнительным преимуществом алгоритма выступает встроенная процедура обработки категориальных признаков, исключая необходимость их ручного кодирования, что существенно упрощает этап подготовки данных и сокращает вычислительные затраты.

3.5.1.4 Алгоритм k ближайших соседей

Метод k ближайших соседей (kNN) [109] относится к простейшим алгоритмам классификации. Его принцип заключается в отнесении объекта к тому классу, который преобладает среди k ближайших к нему точек в пространстве признаков (рисунок 3.7). Параметр k определяет число соседей, принимаемых во внимание: например, при $k = 5$ решение принимается на основе пяти ближайших объектов. В ходе обучения алгоритм сохраняет всю обучающую выборку – векторы признаков с соответствующими метками. На этапе классификации для нового объекта без известной метки вычисляется расстояние до каждого сохранённого вектора, после чего отбираются k ближайших. В качестве меры близости могут использоваться различные метрики, включая евклидово расстояние, манхэттенское расстояние, расстояние Чебышева и обобщённое расстояние Минковского.

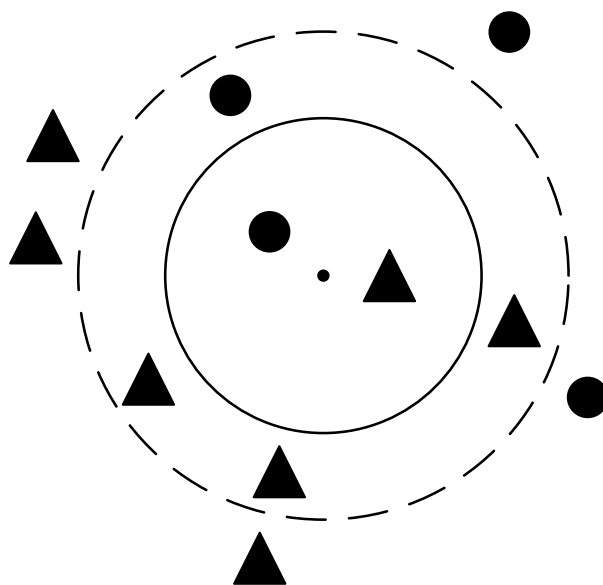


Рисунок 3.7 – Алгоритм kNN

При классификации временных рядов с использованием метода *kNN* стандартная евклидова метрика оказывается недостаточно эффективной из-за фазовых сдвигов и разной длительности циклов. В таких случаях целесообразно применять метрику динамического трансформирования временных шкал (*Dynamic Time Warping, DTW*) [110], позволяющую вычислять расстояние между временными рядами с учетом нелинейных искажений по оси времени (рисунок 3.8). *DTW* строит оптимальное выравнивание между последовательностями, минимизируя суммарное расстояние, что обеспечивает устойчивость алгоритма к вариациям скорости и длительности процессов. Использование *DTW* в сочетании с *kNN* позволяет сохранить простоту метода при существенном повышении точности классификации динамограмм.

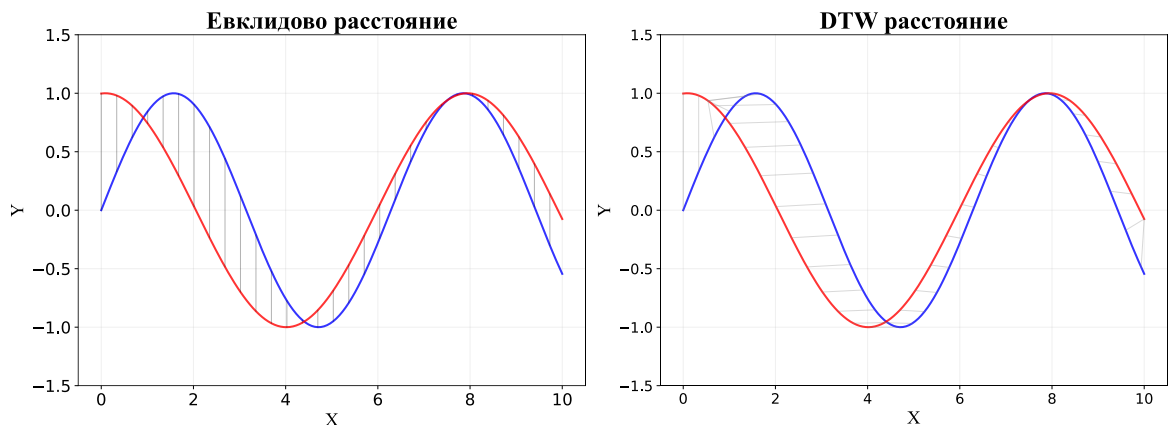


Рисунок 3.8 – Результат работы алгоритма *Dynamic Time Warping*

3.5.1.5 Сверточная нейронная сеть

Сверточные нейронные сети (*Convolutional Neural Networks, CNN*) представляют собой класс архитектур глубокого обучения, предназначенных для обработки данных с локальной структурой. Базовым элементом любой нейронной сети является искусственный нейрон (рисунок 3.9), который вычисляет взвешенную сумму входных сигналов:

$$z = \sum w_{ij} x_i + b, \quad (3.27)$$

где w_{ij} – весовой коэффициент j -го слоя, x_i – входной сигнал, z – это взвешенная сумма всех входов со смещением b .

Далее взвешенная сумма проходит через нелинейную функцию активации в качестве которой в сверточных сетях чаще всего используется *ReLU* [111], также могут быть использованы сигмоид, гиперболический тангенс и *Softmax*.

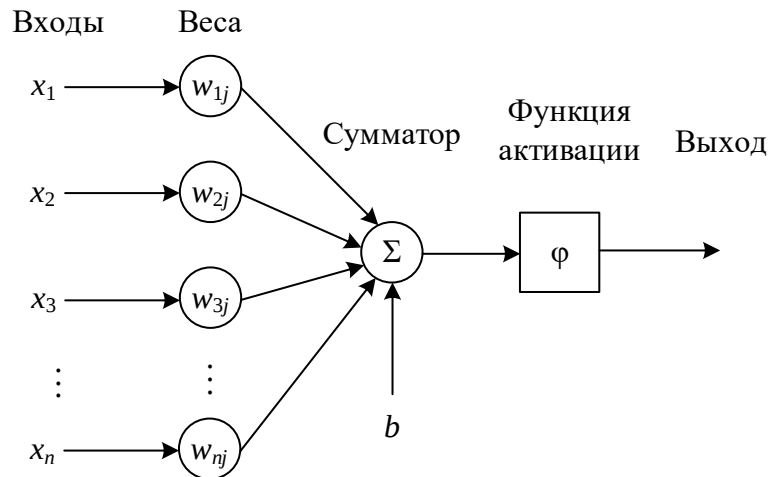


Рисунок 3.9 – Упрощённая структура искусственного нейрона

Обучение сверточной нейронной сети осуществляется с использованием алгоритма обратного распространения ошибки [112]. Процесс обучения заключается в минимизации функции потерь L , характеризующей расхождение между предсказанными сетью значениями и истинными метками классов на обучающей выборке [113; 114]. На прямом проходе входные данные последовательно проходят через все слои сети, формируя выходной прогноз. Затем вычисляется значение функции потерь, после чего выполняется обратный проход: градиент ошибки распространяется от выходного слоя к входному, и на каждом слое вычисляются частные производные, $\frac{\partial L}{\partial w}$ определяющие направление и величину корректировки каждого весового коэффициента. Обновление весов производится с помощью градиентных методов оптимизации, чаще всего стохастического градиентного спуска.

Объединение нейронов в слои лежит в основе всех архитектур глубокого обучения. Основу нейронных сетей *CNN* составляют сверточные слои, где каждый нейрон обрабатывает локальную область входных данных с помощью обучаемых фильтров, что позволяет автоматически выделять признаки различного уровня. Чередование сверточных слоев со слоями пулинга обеспечивает снижение размерности и инвариантность к сдвигам и искажениям сигнала. Ключевым преимуществом *CNN* является сквозное обучение (*end-to-end*), при котором сеть самостоятельно формирует признаковое описание из сырых данных, исключая ручное конструирование признаков. Завершающие полносвязные слои выполняют итоговую классификацию на основе извлеченного представления. Благодаря описанным свойствам *CNN* эффективно применяются в задачах распознавания образов, анализа временных рядов и технической диагностики.

Дальнейшим развитием сверточных архитектур стали остаточные нейронные сети *ResNet* [115], в которых вводятся соединения, передающие сигнал с предыдущих слоев на последующие в обход некоторых сверточных операций. Это позволяет эффективно обучать глубокие сети за счет устранения проблемы исчезающего градиента и обеспечивает рост точности с увеличением числа слоев.

3.5.1.6 Долгая краткосрочная память

Для обработки последовательных данных применяются рекуррентные нейронные сети (*RNN*) [116], которые учитывают порядок следования элементов во входной последовательности за счет сохранения внутреннего состояния, передаваемого между временными шагами. Одной из разновидностей рекуррентных архитектур являются сети долгой краткосрочной памяти (*Long Short-Term Memory, LSTM*). Отличительной особенностью *LSTM* является наличие ячейки памяти и трех управляющих компонентов – входного, забывающего и выходного вентиля (рисунок 3.10). Входной вентиль определяет объем новой информации, сохраняемой в ячейке памяти. Забывающий вентиль регулирует долю ранее накопленной

информации, которая не учитывается на текущем шаге. Выходной вентиль управляет передачей информации из ячейки памяти на выход блока. Такая организация позволяет сети избирательно сохранять значимые признаки на протяжении длительных интервалов времени.

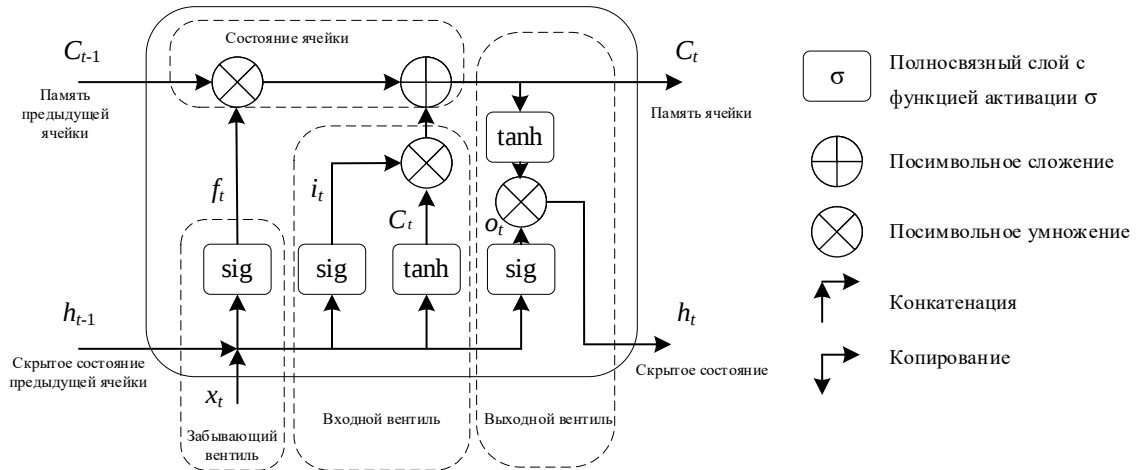


Рисунок 3.10 – Структура долгой краткосрочной памяти

Применительно к задаче классификации динамограмм *LSTM* обрабатывает временной ряд как последовательность векторов признаков, обновляя внутреннее состояние на каждом шаге с учетом как текущих значений сигнала, так и предшествующих состояний. В отличие от сверточных сетей, выделяющих локальные признаки независимо от их временного порядка, *LSTM* ориентирована на учет последовательных зависимостей.

3.5.1.7 Комбинация сверточной нейронной сети и k -ближайших соседей

Применение описанных ранее алгоритмов к классификации временных рядов [117] накладывает ряд ограничений, что снижает применимость в условиях реальной эксплуатации.

Сквозные нейросетевые классификаторы (*CNN*, *ResNet*, *LSTM*) демонстрируют высокую точность распознавания, однако их архитектура жестко привязана к фиксированному набору диагностируемых классов. При появлении нового типа неисправности такая сеть требует полного

переобучения с изменением структуры выходного слоя, что связано со значительными временными и вычислительными затратами. Алгоритмы, основанные на деревьях решений, и лишены данного недостатка, но требуют ручного формирования табличных дескрипторов, качество которых существенно зависит от опыта и квалификации.

Указанные ограничения обуславливают необходимость разработки подхода, который бы сочетал автоматическое извлечение признаков (свойственное нейросетевым методам) [118; 119] с гибкостью классификатора (характерной для алгоритмов, не требующих переобучения при расширении номенклатуры классов). В настоящей работе предложен такой подход, основанный на совместном применении сверточной сети для извлечения признаков и алгоритма k -ближайших соседей для классификации полученных векторных представлений.

Таким образом, предлагаемый подход позволяет исключить необходимость ручного конструирования признаков так как их извлечение выполняется автоматически нейронной сетью в процессе обучения. Вместе с тем, данный подход позволит обеспечить возможность добавления новых классов неисправностей без переобучения нейронной сети, так как классификатор kNN оперирует эталонной выборкой векторных представлений, которая может быть расширена без изменения архитектуры модели.

В качестве архитектуры модели, извлекающей признаки, была выбрана *ResNet1D* (рисунок 3.11).

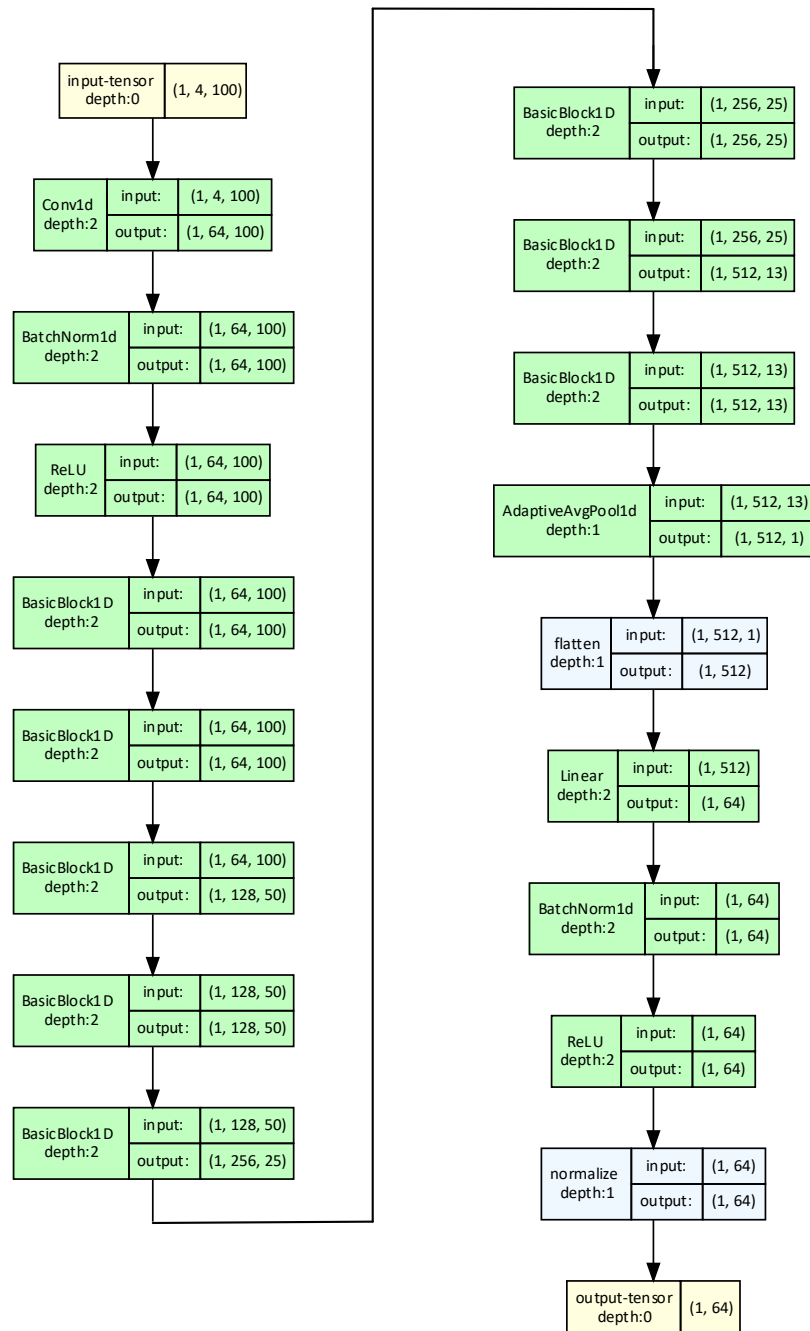


Рисунок 3.11 – Детализированная архитектура нейронной сети для автоматического извлечения вектора признаков из временного ряда

В качестве метода обучения нейронной сети был выбран способ метрического обучения, при котором входной сигнал преобразуется в вектор фиксированного размера. Для обучения нейронной сети, была выбрана триплетная функция потерь [120]. Одна из классических и наиболее известных

областей применения данной функции потерь – это модели распознавания лиц, например, *FaceNet* [121], где цель – обеспечить, чтобы изображения одного человека были ближе в векторном пространстве, чем изображения разных людей. В рамках данного подхода формируются триплеты – тройки сигналов, включающие якорь A , позитивный пример P и негативный пример N . Оптимизационная задача заключается в том, чтобы векторное представление якоря $f(A)$ оказалось как можно ближе к представлению позитивного сигнала $f(P)$ и одновременно как можно дальше от представления негативного сигнала $f(N)$. Критерием успешного обучения выступает условие: расстояние между якорем и позитивным примером должно быть на величину порога α меньше, чем расстояние между якорем и негативным примером:

$$L = \max(|f(A) - f(P)|^2 - |f(A) - f(N)|^2 + \alpha, 0) \quad (3.28)$$

3.6 Подготовка данных для алгоритмов машинного обучения

Формирование датасета для обучения нейросетей строилось на представлении каждой динамограммы в формате многоканального временного сигнала. В ходе первичной обработки исходные данные подвергались сплайновой интерполяции, после чего выполнялась фазовая синхронизация всех циклов относительно положения нижней мертвой точки, что позволило компенсировать временные рассогласования. С целью увеличения объема полезной информации входной массив дополнялся до четырех каналов, включающих нормированные значения усилия, координаты, а также их производные по времени $\frac{dF_{\lambda}}{dt}$ и перемещению $\frac{dF_{\lambda}}{dX_{ROD}}$, что обеспечивало сохранение динамических характеристик исследуемого процесса. Все временные последовательности приводились к единой стандартизированной длине, благодаря чему стало возможным применение универсальных нейросетевых архитектур – *ResNet1D*, *LSTM* и *ROCKET* [122], которые способны автоматически идентифицировать пространственно-

временные индикаторы неисправностей. Аналогичный набор исходных данных задействовался и для классификатора 1-NN DTW [17].

Классификаторы на основе деревьев решений – *CatBoost*, *Random Forest* и *XGBoost* – функционировали в пространстве табличных признаков, которые формировались из исходных временных рядов. Принципиальное отличие от нейросетей состояло в том, что сигналы не обрабатывались непосредственно, а подвергались трансформации в набор статистических и геометрических метрик, характеризующих форму цикла. В частности, помимо выпрямления временных последовательностей в векторную структуру, извлекались физически содержательные показатели: площадь фигуры динамограммы, спектральные коэффициенты Фурье для оценки колебаний и параметры полиномиальной модели восходящей и нисходящей ветвей. Это позволяло в лаконичном виде передавать информацию о кривизне и геометрических деформациях, соответствующих определенным видам аварийных состояний, что существенно повышало качество классификации.

3.7 Метрики оценки качества работы алгоритмов машинного обучения

Точность определения класса неисправности может быть рассчитана следующим выражением:

$$Accuracy = 100\% \cdot \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (3.29)$$

где TP – количество корректно предсказанного позитивного класса, FP – количество ошибочно предсказанного позитивного класса, FN – количество правильно предсказанного негативного класса, TN – количество корректно предсказанного негативного класса.

Для каждого класса неисправности метрика точности рассчитывается отдельно. Общая точность классификатора рассчитывается как среднее арифметическое показателей точности для каждого отдельного класса неисправности. Вместе с тем, еще одной метрикой которой часто пользуются при оценке качества работы классификатора это $F1$ -мера, представляющая

собой среднее гармоническое точности и полноты. Данный выбор обусловлен несбалансированностью целевых классов в выборке, где использование стандартной точности было бы некорректно. Расчёт метрики выполнялся по формуле:

$$F1 = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN} \quad (3.29)$$

Помимо точности распознавания, существенное значение для оценки классификатора имеет временная эффективность его работы, что приобретает особую актуальность применительно к системам, функционирующим в реальном масштабе времени. В связи с этим указанный временной показатель также регистрировался в ходе экспериментов и впоследствии использовался для сравнительного анализа различных алгоритмов.

Для визуализации и количественной оценки результатов классификации использовалась матрица ошибок, представляющая собой квадратную таблицу сопряжённости, строки которой соответствуют истинным меткам классов, а столбцы – предсказанным моделью. Диагональные элементы матрицы фиксируют число верно классифицированных объектов, остальные – ошибки, что позволяет детально проанализировать характер смещений между классами.

Выводы по третьей главе

В результате работы были обоснованы метод и соответствующий вычислительный алгоритм восстановления динамограммы работы ШСНУ по косвенно оценённым электромеханическим переменным электропривода, что позволяет существенно упростить систему диагностирования и снизить требования к измерительному оборудованию. В основе предложенного метода лежит механизм, позволяющий оценивать начальное угловое положение роторного противовеса станка-качалки, основанный на использовании нейросетевого классификатора.

Определён подход к реализации метода автоматизированного диагностирования ШСНУ, базирующийся на применении алгоритмов

машинного обучения. В ходе сравнительного анализа представлены наиболее подходящие для решения данной задачи алгоритмы классификации, рассмотрены их преимущества и ограничения. Установлено, что использование стандартных методов классификации обладает рядом недостатков, связанных с необходимостью ручного формирования признакового пространства и ограниченной обобщающей способностью. Для преодоления указанных ограничений предложен гибридный алгоритм, объединяющий нейросетевой классификатор для автоматизированного вычисления и извлечения информативных признаков из исходных данных, а также алгоритм kNN , реализующий эффективную индексацию и поиск наиболее близкого экземпляра в подготовленной эталонной базе, что позволяет оперативно идентифицировать текущее состояние установки.

4 РАЗРАБОТКА ИМИТАЦИОННЫХ И ФИЗИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АПРОБАЦИИ МЕТОДОВ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ШТАНГОВОЙ СКВАЖИННОЙ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ

4.1 Реализация цифровой модели штанговой скважинной насосной установки

Разработанные во второй главе математические модели основных компонентов ШСНУ были интегрированы в единую цифровую комплексную модель. Разработка модели проводилась в программной среде *Matlab/Simulink*. Объединение основных компонентов ШСНУ в цифровой модели позволило анализировать их взаимное влияние.

Разработанная математическая модель построена с учётом специфики работы как отдельных элементов и агрегатов, так и всей технической системы в их совокупности. Это позволяет проводить исследование работы объекта в широком диапазоне режимов от штатных эксплуатационных до предельных и аварийных ситуаций, что особенно важно для оценки устойчивости и надёжности проектируемого решения.

В качестве среды для имитационного моделирования выбрана платформа *Matlab/Simulink*. Данный выбор обусловлен несколькими ключевыми факторами. Во-первых, среда предоставляет графический интерфейс, позволяющий наглядно визуализировать архитектуру системы и выстроить логику взаимодействия между её элементами в виде иерархических блок-схем. Во-вторых, благодаря встроенной библиотеке *Simscape* обеспечивается возможность интеграции моделей различной физической природы, в частности, электротехнических и гидродинамических подсистем в единую вычислительную среду, что существенно упрощает разработку комплексных систем.

Гибкость *Matlab/Simulink* проявляется также в возможности комбинирования различных подходов к моделированию в рамках одной задачи. Разработчик может применять как детализированные математические описания на уровне дифференциальных уравнений, так и более укрупнённые,

высокоуровневые имитационные модели технологических процессов, что позволяет находить оптимальный баланс между вычислительной сложностью и требуемой точностью расчётов на разных этапах исследования. Кроме того, среда хорошо зарекомендовала себя при работе с нелинейными объектами и процессами, где традиционные аналитические методы анализа оказываются малоэффективными.

Комплексная модель, объединяющая все элементы системы, даёт двойной эффект: с одной стороны, повышается достоверность расчётов за счёт учёта взаимовлияния подсистем, с другой – появляется возможность тестирования в различных режимах, включая переходные и нештатные. Это приобретает определяющее значение при проектировании систем автоматического управления объектами со сложной внутренней структурой и множеством обратных связей, характерными для установок ШСНУ. Применение разработанной модели позволяет существенно сократить риски, на ранних стадиях проектирования, и повысить обоснованность принимаемых технических решений.

Разработана комплексная цифровая модели ШСНУ на основе параметров реального оборудования скважины № 250 (цех «Ильинский», Пермский край). В её состав входят четыре основных блока: станция управления (преобразователь частоты с АИН, ВШИМ с бездатчиковым векторным управлением); станок-качалка СК8-3.5-4000 с редуктором; плунжерный насос с моделью притока; асинхронный двигатель АИР 200 L4. Векторная подсистема, в свою очередь, содержит регуляторы скорости, потока и тока, а также наблюдатели момента, потокосцепления и скорости. Параметры выбранной модели станка-качалки представлены в таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Кинематические величины станка СК8-3.5-4000

Параметр	Обозначение	Величина
Длина шатуна	B	3, м
Длина переднего плеча балансира	A	3,5, м
Длина заднего плеча балансира	C	3,5, м
Наибольший радиус кривошипа	R	0,74, м
Расстояние между осью опоры балансира и осью ведомого вала редуктора по горизонтали	l_1	2,195, м
Расстояние между осью опоры балансира и осью ведомого вала редуктора по вертикали	l_2	3, м
Конструктивная неуравновешенность	F_{CU}	2350, кг

Параметры скважины, выбранной для анализа, сведены в таблицу 4.2, где также содержатся все необходимые для расчётов физические величины.

Таблица 4.2 – Исходные данные при моделировании глубинного насоса

Параметр	Обозначение	Величина
Модуль Юнга материала штанг	E	210, ГПа
Плотность материала штанг	ρ_r	7800, кг/м ³
Плотность жидкости в скважине	ρ_f	830, кг/м ³
Диаметр штанг	D_r	0,02, м
Диаметр плунжера	D_f	0,035, м
Глубина спуска	L	1385, м

Для моделирования редукторной передачи станка-качалки использованы характеристики редуктора Ц2НШ-560, представленные в таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Параметры редукторной передачи

Параметр	Обозначение	Величина
Передаточное число	k_{1gear}	40,29
КПД	η_{gear}	0,95

Передаточное число клиноременной передачи k_{2gear} принято равным 4, таким образом:

$$k_{gear} = k_{1gear} \cdot k_{2gear} = 40,29 \cdot 4 = 120,87 \quad (4.1)$$

Параметры схемы замещения используемого в цифровой модели приводного асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором приведены в таблице 4.4

Таблица 4.4 - Параметры схемы замещения АИР 200 L4

Параметр	Обозначение	Величина
Механическая мощность	P	37, кВт
Нормальная скорость	n	1470, об/мин
Сопротивление ротора	R_r	0,05, Ом
Сопротивление статора	R_s	0,082, Ом
Индуктивность рассеяния статора	$L_{s\sigma}$	0,00724, Гн
Индуктивность рассеяния ротора	$L_{r\sigma}$	0,00724, Гн
Взаимная индуктивность	L_m	0,02711, Гн
Момент инерции	J	0,37, кг·м ²
Константа трения	C	0,028
Число пар полюсов	Z_p	2

Модель притока флюида к забойной зоне скважины описывается передаточной функцией, соответствующей инерционному звену первого порядка, и имеет следующее аналитическое выражение:

$$\frac{H}{Q} = \frac{1}{0,007 \cdot p + 29,9}, \quad (4.2)$$

Реализация комплексной модели представлена на рисунке 4.1. На данной схеме модели подсистем указаны укрупнено.

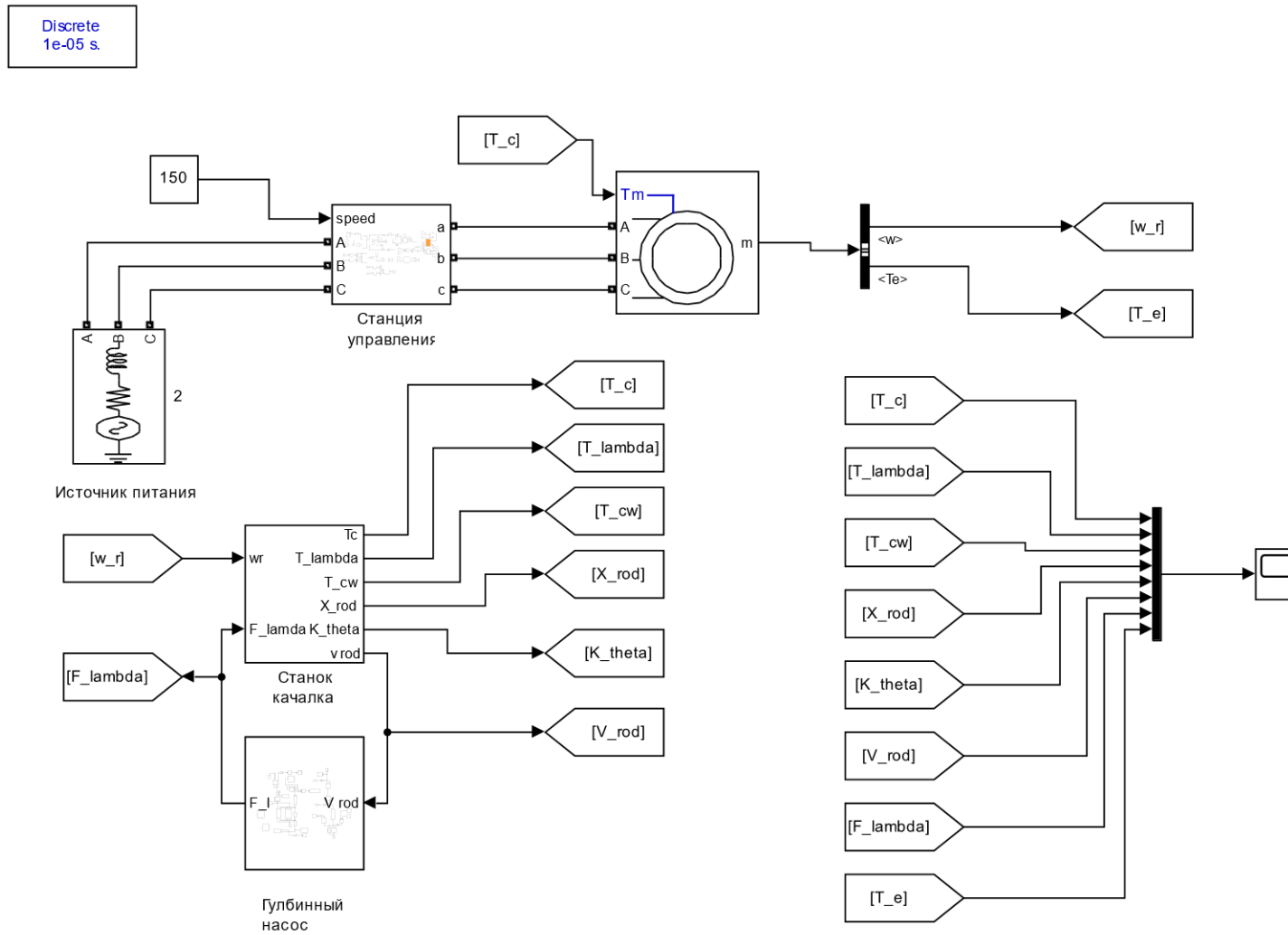
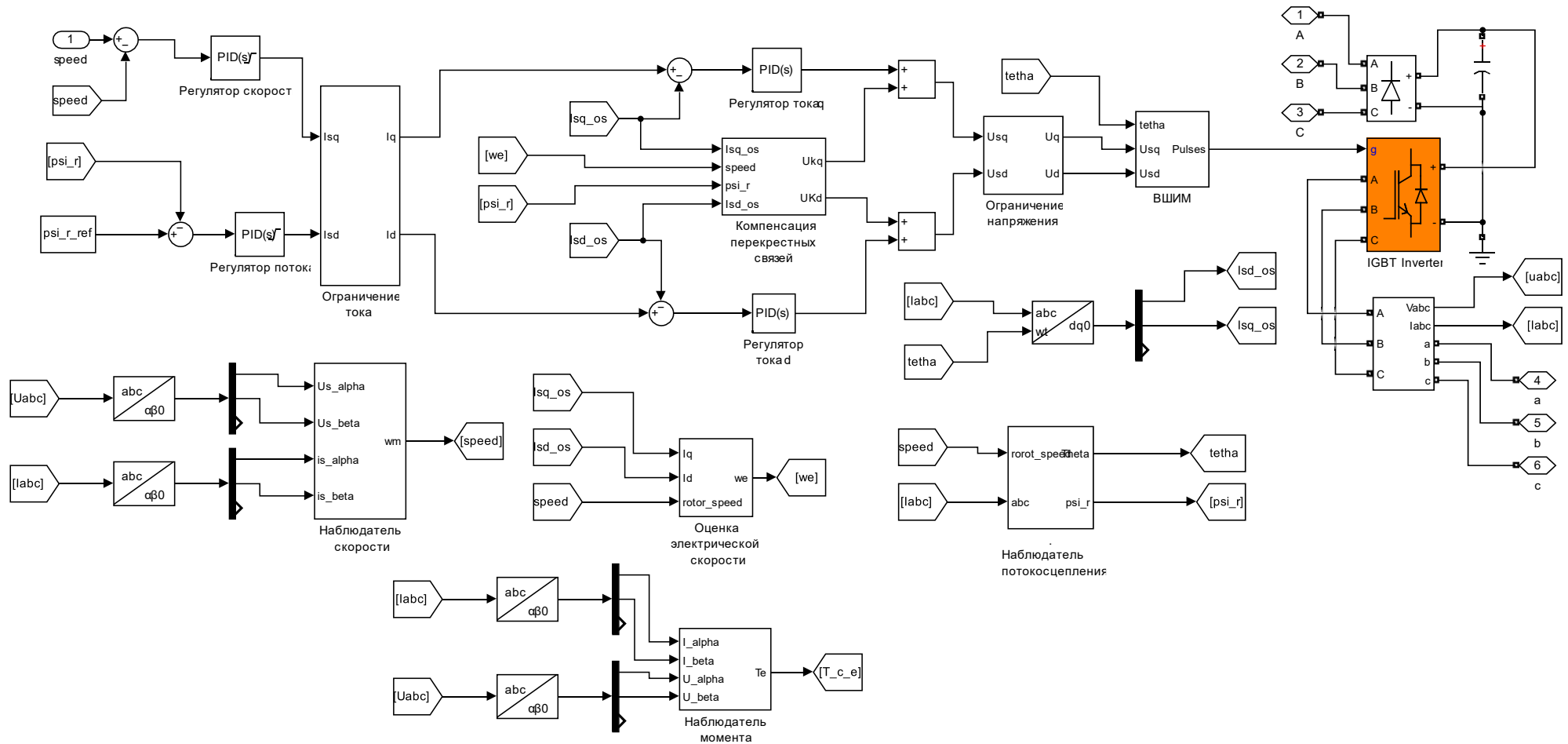


Рисунок 4.1 – Цифровая модель ШСНУ

Реализация модели станции управления представлена на рисунке 4.2. В данной подсистеме реализована векторная система управления с наблюдателем скорости. Данная модель включает цифровые модели, описанные в разделе 2.3. Вместе с тем, модель АИН с ВШИМ представлена в виде блоков *Universal Bridge* и *SVPWM Generator (2 level)*.

Коэффициенты регуляторов скорости, потока и тока рассчитаны согласно методике, описанной в разделах 2.3.1 – 2.3.3 настоящей работы.

Рисунок 4.2 – Реализация векторной системы управления в среде *Matlab/Simulink*

Работа регулятора скорости данной системы представлена на рисунке 4.3, регулятора потока на рисунке 4.4, регулятора тока на рисунке 4.5. Также представлен совмещенный график, отображающий фактическую скорость привода и электромагнитный момент (рисунок 4.6).

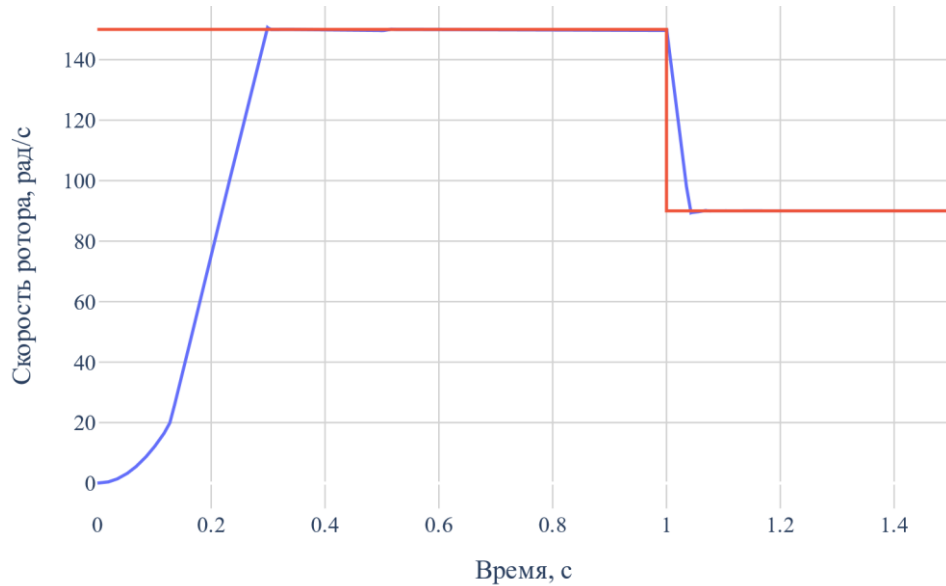


Рисунок 4.3 – Переходный процесс скорости (задание (красный цвет), фактическая скорость (синий цвет))

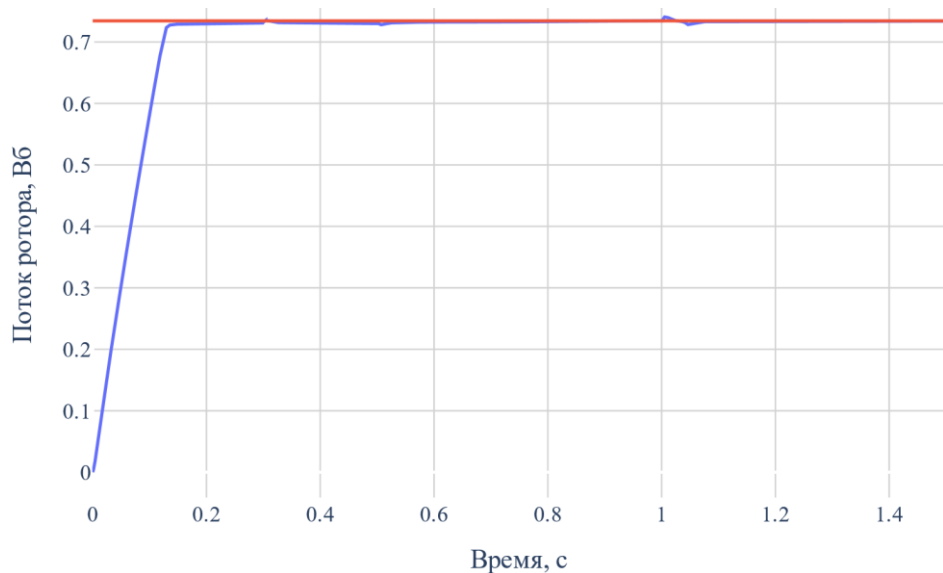


Рисунок 4.4 – Результат работы регулятора потокосцепления ротора (задание (красный цвет), оцененный поток (синий цвет))

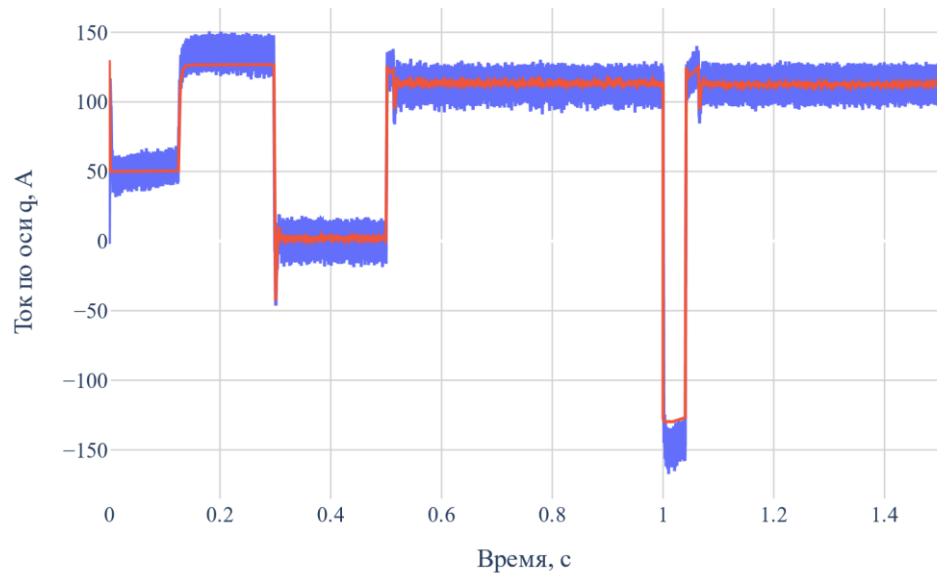


Рисунок 4.5 – Результат работы регулятора тока статора по оси q (задание (красный цвет), обратная связь (синий цвет));

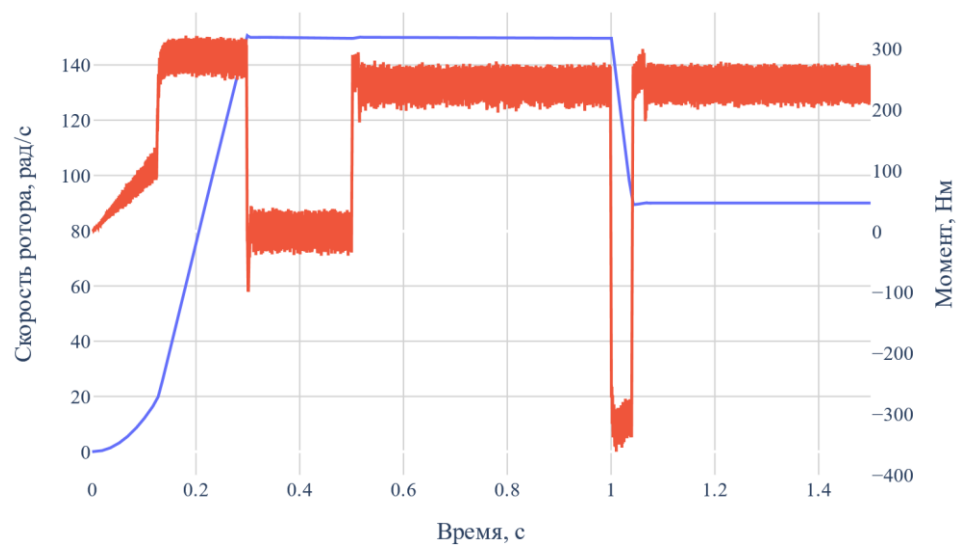


Рисунок 4.6 – Совмещенная переходная характеристика скорости (синий цвет) и электромагнитного момента (красный цвет);

Анализ полученных результатов свидетельствует о высокой робастности разработанной системы управления по отношению к широкому спектру внешних возмущений воздействий. Качество переходных процессов по показателям времени регулирования, величины перерегулирования и статической ошибки сохраняется на приемлемом уровне во всём диапазоне номинальных эксплуатационных режимов, что подтверждает практическую

пригодность разработанных алгоритмов для использования в составе реальных станциях управления ШСНУ.

Также в разработанной цифровой модели были реализованы наблюдатели электропривода, сравнение реального и оцененного момента представлено на рисунке 4.7, сравнение реальной и оцененной скорости – на рисунке 4.8.

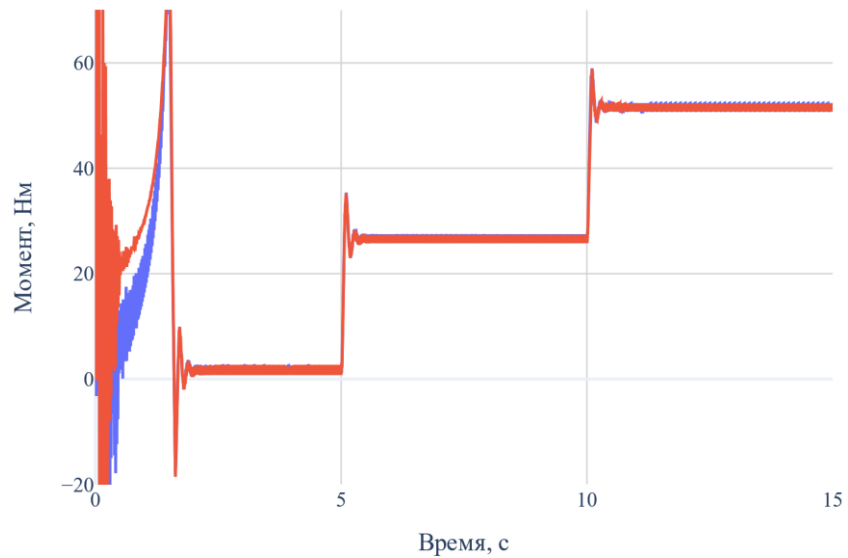


Рисунок 4.7 – Результат работы наблюдателя электромагнитного момента (реальное значение (синий цвет) и оцененное (красный цвет))

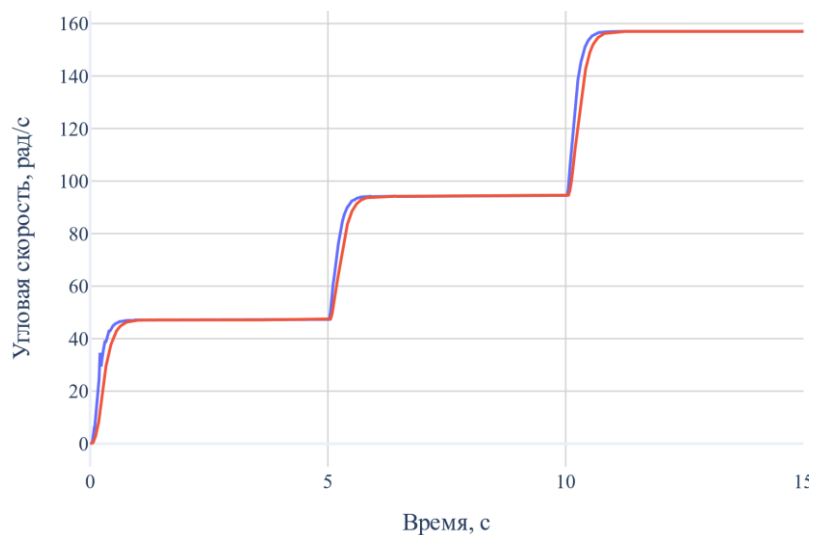


Рисунок 4.8 – Результат работы адаптивного наблюдателя скорости (реальное значение (синий цвет) и оцененное (красный цвет))

Реализация модели нагрузки на полированном штоке также выполнены с использованием блоков *Simscape* (рисунок 2.19). Основой данной реализации является модель растяжимого стержня *Rod*.

Адекватность предложенной модели была подтверждена путем сравнения эталонной динамограммы работы ШСНУ, полученной путем замера на скважине с результатом моделирования (рисунок 4.9).

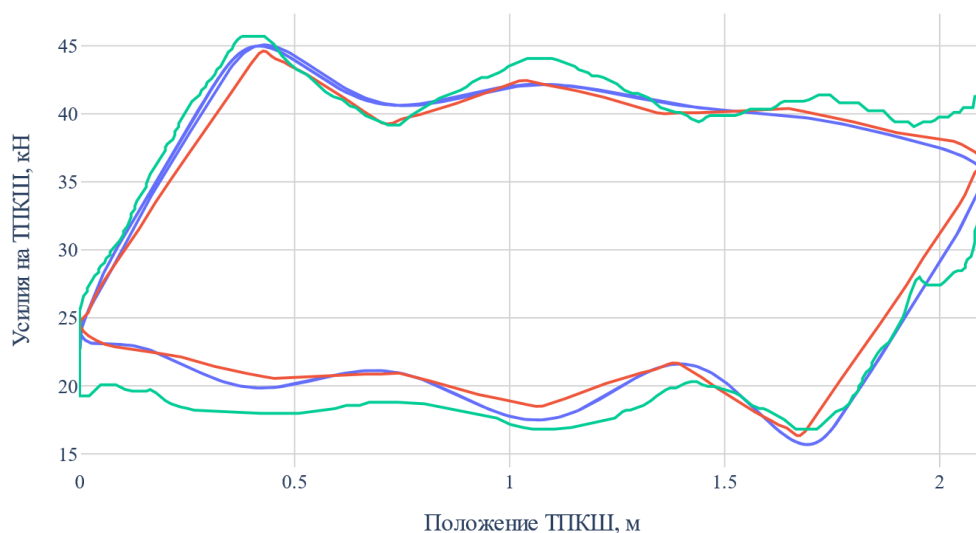


Рисунок 4.9 – Результат моделирования нагрузки на ТПКШ: исходная динамограмма (зеленый цвет), конечно-разностное уравнение (красный цвет); в среде *MATLAB/Simulink* (синий цвет).

Оценка адекватности разработанной математической модели динамограммы проводилась по комплексу геометрических, точечных и статистических критериев. В качестве эталона использовались данные, полученные с помощью устьевого динамографа.

Для замкнутого контура, образованного верхней и нижней ветвями динамограммы, площадь вычисляется по формуле:

$$W = \int_{S_{\min}}^{S_{\max}} [F_{\lambda_{up}}(S) - F_{\lambda_{down}}(S) dS], \quad (4.3)$$

где $S_{\min}$, $S_{\max}$ – минимальное и максимальное перемещения полированного штока за цикл, м; $F_{\lambda_{up}}(S)$ – нагрузка на полированный шток при ходе вверх, кН; $F_{\lambda_{down}}(S)$ – нагрузка на полированный шток при ходе вниз, кН.

Мера относительного расхождения площадей реальной и модельной динамограмм определяется как относительная ошибка:

$$\delta = \frac{|x_{уст} - x_{изм}|}{|x_{уст}|} \cdot 100\%, \quad (4.4)$$

где $x_{ист}$ – истинное значение переменной; $x_{изм}$ – фактически измеренное.

Аналогичным образом были сравнены максимальное и минимальное значение усилия на полированном штоке.

Вместе с тем, для результатов моделирования была рассчитана средняя абсолютная процентная ошибка:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{уст\ i} - x_{изм\ i}}{x_{уст\ i}} \right| \cdot 100\%, \quad (4.5)$$

где $x_{ист\ i}$ – истинное значение переменной на i -м измерении; $x_{изм\ i}$ – фактически измеренное на i -м измерении, n – количество измерений.

Также была рассчитана среднеквадратичная ошибка:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{уст\ i} - x_{изм\ i})^2} \quad (4.6)$$

Для количественной оценки степени соответствия формы кривых был использован коэффициент детерминации:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{уст\ i} - x_{изм\ i})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{уст\ i} - \bar{x}_{уст})^2}, \quad (4.7)$$

где $\bar{x}_{ист}$ – среднее значение истинной величины.

Статистическая проверка адекватности модели осуществлялась с использованием t -критерия Стьюдента для проверки гипотезы об отсутствии систематического смещения между средними значениями реальных и модельных нагрузок. Помимо проверки равенства средних, проводилась оценка однородности дисперсий с использованием F -критерия Фишера.

Результаты проверки адекватности по описанным критериям объединены в сводную таблицу 4.5.

Таблица 4.5 – Результат оценки адекватности модели нагрузки на полированном штоке

Критерий / Оценка	Реальные данные	Данные модели <i>Simulink</i>	Погрешность / <i>p-value</i>
Работа за цикл, кДж	40,66	34,62	8,96 %
Максимальная нагрузка, кН	45,70	44,62	1,50 %
Минимальная нагрузка, кН	16,82	16,39	5,81 %
<i>MAPE</i> , %	-	-	5,41 %
<i>RMSE</i> , кН	-	-	1,83 кН
Коэффициент детерминации R^2	-	-	0,9485
<i>t</i> -критерий Стьюдента	-	-	$p = 0,9837$
<i>F</i> -критерий Фишера	-	-	$p = 0,2521$

На основе полученных метрик модель может быть признана адекватной реальному процессу. Наблюдаются локальные геометрические расхождения контуров, которые обусловлены влиянием газа на реальной динамограмме, которые не учтены в модели. Статистические гипотезы об отсутствии значимых различий средних значений и дисперсий подтверждаются ($p > 0,05$).

Аналогичным образом рассчитаны метрики для электромагнитного момента двигателя (рисунок 4.10). Полученные результаты свидетельствуют об адекватности моделей системы электропривода, а также станка качалки (таблица 4.6).

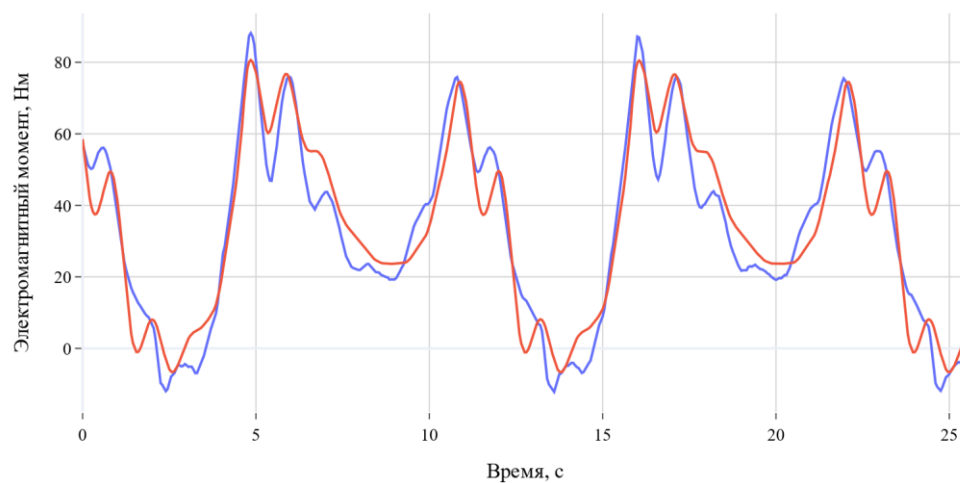


Рисунок 4.10 – Электромагнитный момент нагрузки на электродвигателе: реальное значение (синий цвет), результат моделирования (красный цвет).

Таблица 4.6 – Результат оценки адекватности моделей электропривода и станка качалки

Критерий	Погрешность / <i>p-value</i>
<i>RMSE</i> , кН	7,86, Н
Коэффициент детерминации R^2	0,9075
<i>t</i> -критерий Стьюдента	$p = 0,1669$
<i>F</i> -критерий Фишера	$p = 0,1365$

Реализация модели станка-качалки в среде *Matlab/Simulink* выполнена в соответствии с уравнениями (2.32)–(2.50). Модель построена по модульному принципу редуктора с кривошипно-шатунным механизмом, колонны штанг с насосом, а также блок учёта внешних возмущающих воздействий. Параметры модели вынесены в отдельный скрипт инициализации, обеспечивающий гибкость при проведении параметрических исследований. Связи между блоками организованы по принципу «вход-выход» с использованием стандартных блоков *Simulink*.

На рисунке 4.11 представлены результаты имитационного моделирования работы ШСНУ в среде *Matlab/Simulink*. Приведённые графики наглядно иллюстрируют динамику изменения основных переменных и моментов системы в течение одного полного цикла работы установки, что позволяет оценить корректность заложенных физических зависимостей и адекватность модели в целом.

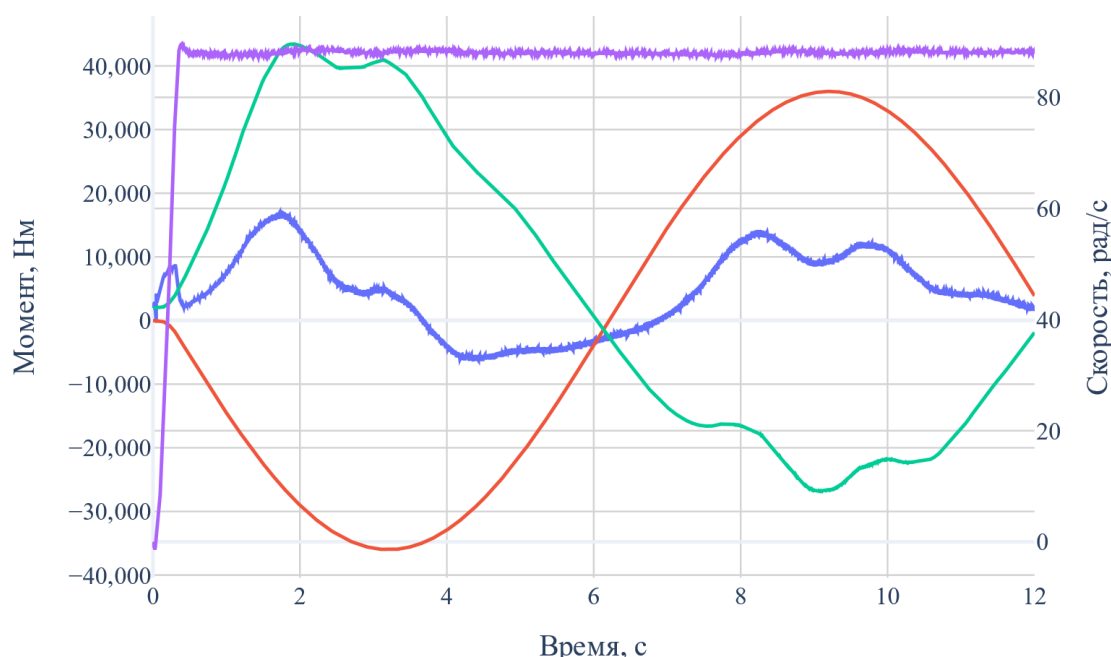


Рисунок 4.11 – Результат работы цифровой модели ШСНУ: суммарный момент на выходном валу редуктора – синий цвет, момент противовеса – красный цвет, момент на кривошипе – зеленый цвет, наблюдаемая скорость – фиолетовый цвет.

4.2 Генерация данных для алгоритмов и методов восстановления динамограммы и диагностирования штанговой скважинной насосной установки

Для апробации разработанного алгоритма диагностирования ШСНУ с использованием имитационной модели, реализованной в среде *Matlab/Simulink*, была сформирована размеченная обучающая выборка, включающая шесть классов технических состояний, соответствующих наиболее распространённым в практике эксплуатации неисправностям и отклонениям от штатного режима работы. В состав выборки входят следующие классы:

- 1) штатный режим функционирования, характеризующийся номинальными значениями подачи, нагрузок и энергопотребления при отсутствии каких-либо дефектов в механической или гидравлической частях оборудования;

- 2) малая подача насоса – состояние, обусловленное снижением объёмной подачи, снижения динамического уровня жидкости в скважине или увеличения вязкости перекачиваемой среды;
- 3) утечка в нагнетательном клапане – негерметичность нагнетательного клапана, приводящая к перетоку жидкости из нагнетательной полости во всасывающую, что проявляется в снижении давления нагнетания;
- 4) утечка во всасывающем клапане – негерметичность всасывающего клапана, вызывающая обратный переток жидкости из цилиндра насоса в скважину, что сопровождается снижением объёмной подачи;
- 5) обрыв колонны штанг – аварийное состояние, характеризующееся нарушением целостности штанговой колонны, что приводит к резкому снижению нагрузки на полированный шток и полной потере подачи жидкости.
- 6) наличие парафиновых отложений – состояние, обусловленное отложением углеводородов на стенках насосно-компрессорных труб, что приводит к увеличению гидравлического сопротивления, снижению подачи, росту нагрузки на полированный шток.

Моделирование каждого типа неисправностей выполнялось по отдельности на основе предположения о том, что одновременное проявление нескольких дефектных состояний в реальных производственных условиях случается крайне редко.

Для каждого из шести классов технических состояний в процессе имитационного моделирования было сгенерировано по 1000 циклов работы установки. Генерация осуществлялась при систематическом варьировании параметров ШСНУ с целью обеспечения репрезентативности выборки и обобщающей способности алгоритма машинного обучения, данные параметры представлены в таблице 4.7. Примеры динамограмм, полученных при помощи цифровой модели при различных режимах работы представлены на рисунке 4.12.

Таблица 4.7 – Параметры модели ШСНУ варьируемые при генерации данных

Изменяемый параметр	Минимальное значение	Максимальное значение	Единицы измерения
Длина колонны штанг	1039	1731	м
Число качаний	3,75	6,25	мин ⁻¹
Диаметр колонны штанг	0,018	0,022	м
Диаметр плунжера	0,0315	0,0385	м
Наибольший радиус кривошипа	0,63	0,85	м
Максимальный момент противовеса	25	45	кН
Плотность откачиваемой жидкости	750	950	кг/м ³

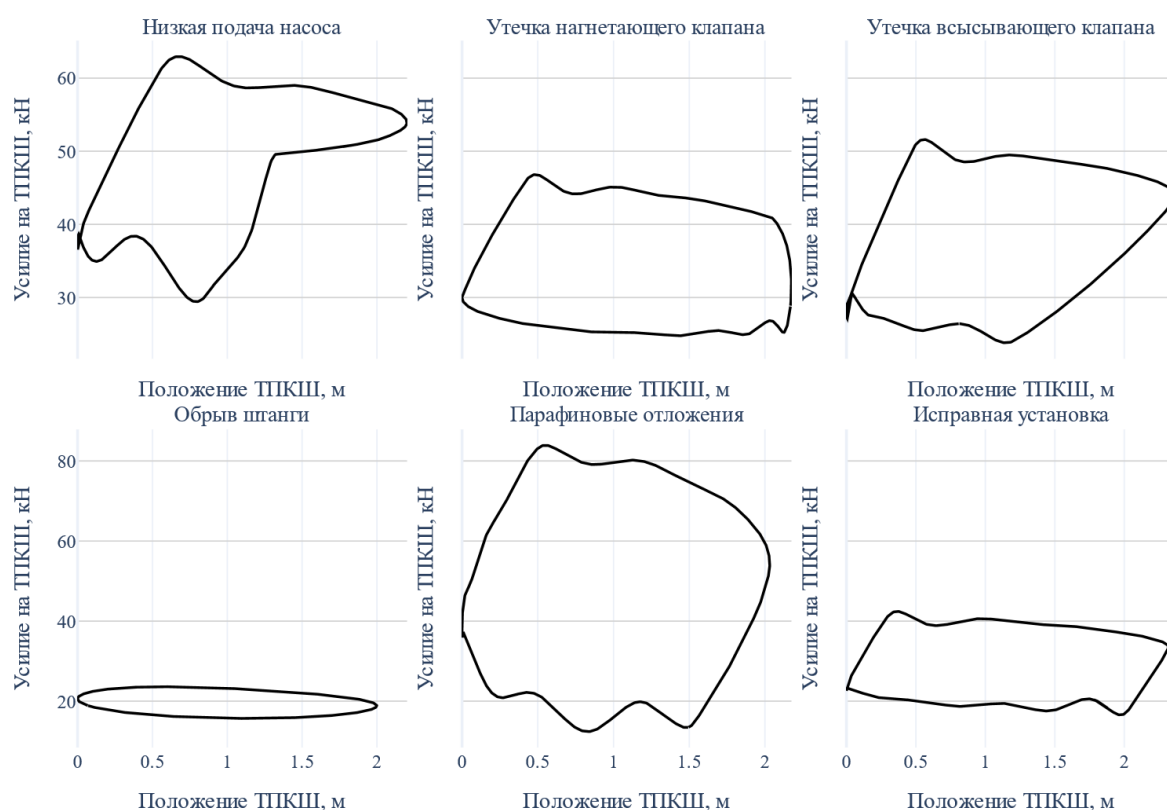


Рисунок 4.12 – Результат моделирования неисправностей установки штангового глубинного насоса

4.3 Апробация методов и алгоритмов восстановления динамограммы и диагностирования штанговой скважинной насосной установки

Данные, полученные с помощью цифровой модели, были использованы для апробации алгоритма оценки динамограммы. Пример входных данных для работы алгоритма представлен в таблице 4.8.

Таблица 4.8 – Часть входных передаваемых алгоритму оценки динамограммы

Время, с	Оценка электромагнитного момента T_e , Нм	Оценка скорости вращения ротора момента ω_e , рад ⁻¹
0,025	112,45	149,23
0,050	118,32	150,87
0,075	124,67	150,41
0,100	130,51	149,95
0,125	135,82	149,28
...	...	...
42,025	100,45	148,12
42,125	101,25	149,35

Вместе с передачей оценённых переменных работы электропривода (электромагнитного момента T_e и скорости вращения ротора ω_e) для корректного функционирования алгоритма восстановления динамограммы и последующего диагностирования технического состояния ШСНУ необходимо передать следующие конструктивные и режимные параметры установки:

- 1) геометрические параметры станка-качалки (A, B, C, l_1, l_2, R);
- 2) КПД редуктора η_{gear} ;
- 3) максимальный момент роторного противовеса T_{cw} .

Корректное задание указанных параметров является необходимым условием достоверного восстановления динамограммы и, как следствие, эффективного диагностирования ШСНУ. Погрешности в определении любого из перечисленных параметров приводят к искажению диагностических признаков и возможным ошибкам классификации технического состояния

установки. Однако данные параметры являются паспортными для элементов установки, что не представляет сложности в реальной эксплуатации.

Для обучения классификатора, предназначенного для определения начального углового положения роторного противовеса СК, была сформирована размеченная выборка, включающая два класса данных, различающихся по признаку наличия фазовой ошибки в оценке углового положения кривошипа.

В первый класс входят массивы усилий на полированном штоке, рассчитанные с использованием истинного значения начального углового положения кривошипа. Данные этого класса соответствуют корректно восстановленной динамограмме. Расчёт усилий производился на основе уравнений (2.32)–(2.50) при заданных параметрах СК.

Во второй класс вошли массивы усилий на полированном штоке, в которые была искусственно внесена фазовая ошибка. В процессе генерации выборки фазовая ошибка варьировалась в диапазоне $(0\ 2\pi)$ рад.

Для каждого класса было сгенерировано по 12000 циклов работы установки. Генерация данных осуществлялась на основе данных, полученных с помощью описанной ранее цифровой модели. В результате сформирована размеченная выборка объёмом 24000 образцов, достаточная для обучения нейросетевого классификатора и обеспечения его обобщающей способности.

Усилие, передаваемое классификатору, выделяется за один цикл качания путем анализа электромагнитного момента описанному в разделе методу описанному в разделе 3.3. Вместе с тем полученное усилие предварительно масштабируется приводя сигнал к диапазону $[0, 1]$ для обеспечения корректности процесса обучения нейронной сети, структура которой представлена на рисунке 4.13. Пример входных данных для нейронной сети представлен в таблице 4.9.

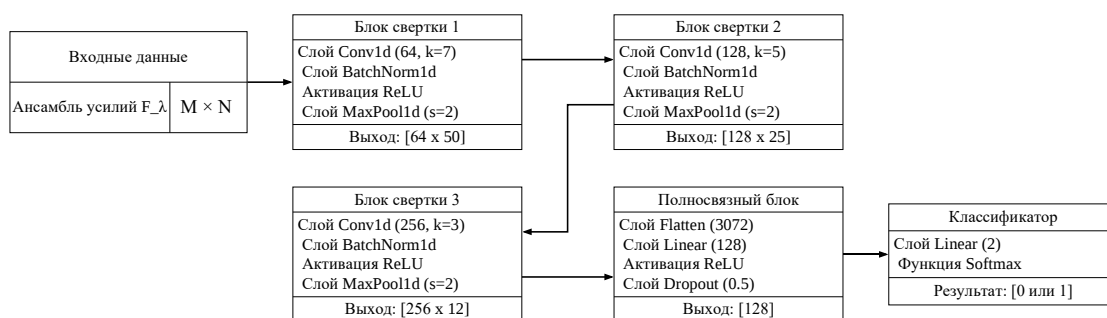


Рисунок 4.13 – Структура сверточной нейронной сети для оценки индекса правдоподобия динамограммы

Таблица 4.9 – Часть входных передаваемых алгоритму оценки динамограммы

Оценка усилия на ТПКШ F_{λ} , о.е	Метка класса
0,010	1
0,034	1
0,153	1
0,170	1
...	...
0,054	1
0,012	1

Полученная выборка была разделена на обучающую и тестовую, в соотношении 75% и 25% соответственно. Матрица ошибок классификатора на тестовых данных представлена на рисунке 4.14. Результат восстановления динамограммы на данных, сгенерированных с помощью цифровой модели, представлен на рисунке 4.15. В результате обучения была достигнута следующая точность:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = 100\% \cdot \frac{3008 + 2941}{3008 + 2941 + 34 + 17} = 99,15 \quad (4.8)$$

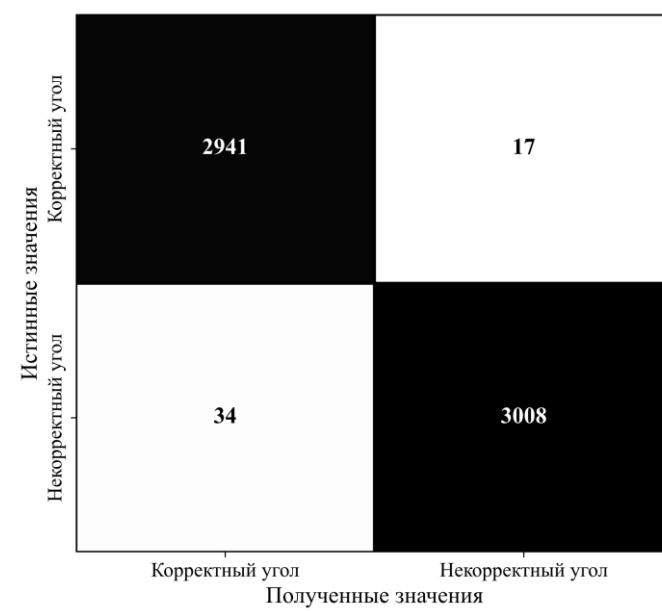


Рисунок 4.14 – Матрица ошибок классификатора

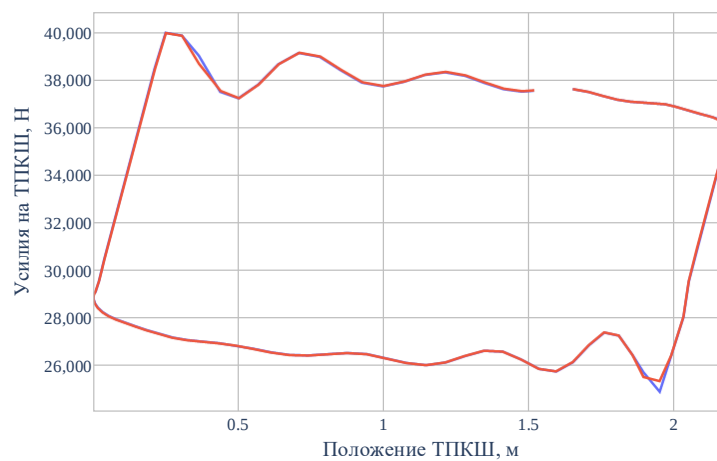


Рисунок 4.15 –Результат работы алгоритма оценки начального углового положения (красный цвет– реальная динамограмма, синий цвет – восстановленная)

4.4 Апробация метода и алгоритма диагностирования технического состояния штанговой скважинной насосной установки

Для тестирования алгоритмов машинного обучения для классификаций режимов работы ШСНУ также были использованы данные, полученные с помощью цифровой модели. Описанные в начале раздела режимы работы

представляли собой 6 классов, что позволило разметить выборку для обучения.

Предобработка динамограмм включала сплайновую аппроксимацию и приведение циклов к единой фазе относительно нижней мёртвой точки. Сформирован четырёхканальный входной массив (усилие, положение, их производные по времени и по перемещению). Последовательности приведены к фиксированной длине для использования архитектур *ResNet1D*, *LSTM* и *ROCKET*. Тот же набор данных применён для *1-NN DTW*.

Для *CatBoost*, *Random Forest* и *XGBoost* данные преобразованы в вектор табличных признаков: развёртка отсчётов, площадь динамограммы, коэффициенты Фурье, параметры полиномиальной аппроксимации хода вверх и вниз.

Среди всех рассмотренных архитектур наилучшую распознающую способность продемонстрировала нейронная сеть *ResNet1D*, тогда как алгоритм *CatBoost* оказался самым быстрым с точки зрения времени обработки. Поскольку технологические режимы работы установки и динамика развития дефектов изменяются достаточно медленно, и оперативность реакции не является определяющим требованием, предпочтение было отдано *ResNet1D* в пользу максимальной достоверности диагностирования. На рисунке 4.16 представлена матрица ошибок для выбранной архитектуры, отражающая точность классификации по каждому из классов в отдельности. Сравнительные показатели эффективности всех исследованных алгоритмов машинного обучения сведены в таблицу 4.10.

На основе выбранной архитектуры построена модель метрического обучения: выходной классификационный слой заменён на проекцию в признаковое пространство в виде вектора размерностью 64, а обучение выполнялось с использованием функций потерь, направленных на минимизацию внутриклассового и максимизацию межклассовых расстояний.

Таблица 4.10 – Точность классификации неисправностей ШСНУ для тестируемых алгоритмов

Модель	Точность	Время выполнения вычислений, мс
<i>ResNet1D</i>	99,00	0,4397
<i>LSTM</i>	98,93	0,4604
<i>CNN-LSTM</i>	98,43	0,0930
<i>ROCKET</i>	97,86	0,2994
<i>CatBoost</i>	97,76	0,002128
<i>XGBoost</i>	98,18	0,006706
<i>Random Forest</i>	96,56	0,005419
<i>1-NN DTW</i>	95,21	2043,83

Сформированные векторы признаков представляют собой дескрипторы, которые также обеспечивают возможность кластеризации диагностических состояний. Данная особенность позволит обеспечить анализ режимов работы при эксплуатации в промышленных условиях, так как сгенерированная выборка хоть и включает широкий спектр режимов работы при различных параметрах установки, однако не охватывает все возможные осложнения и неисправности, которые могут возникнуть в реальной практике.

Истинные значения	Исправная установка -	98.0 %	2.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %
	Малая подача насоса -	4.0 %	96.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %
	Утечка нагн. клапана -	0.0 %	0.0 %	100.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %
	Утечка всас. клапана -	0.3 %	0.2 %	0.0 %	99.5 %	0.0 %	0.0 %
	Обрыв штанги -	0.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %	100.0 %	0.0 %
	Парафиновые отложения -	0.1 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %	0.0 %	99.9 %
		Исправная установка	Малая подача насоса	Утечка нагн. клапана	Утечка всас. клапана	Обрыв штанги	Парафиновые отложения
		Предсказанные значения					

Рисунок 4.16 – Матрица ошибок классификатора режимов работы ШСНУ на основе сверхточной нейронной сети с архитектурой *ResNet1D*

В качестве классификатора был использован алгоритм *kNN*, который в данном случае является инструментом поиска ближайшего экземпляра вектора признаков динамограммы на основе метрики эвклидова расстояния. Данное решение показало точность, сопоставимую с прямыми классическими методами обучения. Матрица ошибок представлена на рисунке 4.17.

Исправная установка -	99.2%	0.0%	0.1%	0.3%	0.2%	0.2%
Низкая подача насоса -	0.2%	98.7%	0.2%	0.3%	0.4%	0.2%
Утечка нагнетающего клапана -	0.2%	0.1%	99.3%	0.1%	0.1%	0.2%
Утечка всасывающего клапана -	0.1%	0.0%	0.0%	99.8%	0.1%	0.0%
Обрыв штанги -	0.1%	0.4%	0.4%	0.1%	98.6%	0.4%
Парафиновые отложения -	0.2%	0.1%	0.5%	0.3%	0.3%	98.6%
	Исправная установка	Низкая подача насоса	Утечка нагнетающего клапана	Утечка всасывающего клапана	Обрыв штанги	Парафиновые отложения
Предсказанные значения						

Рисунок 4.17 – Матрица ошибок классификатора режимов работы ШСНУ на основе комбинации сверточной нейронной сети с архитектурой *ResNet1D* и алгоритма *kNN*.

В результате проведенного тестирования алгоритма диагностирования сформирован алгоритм, определяющий последовательность описанных раннее действий (рисунок 4.18).

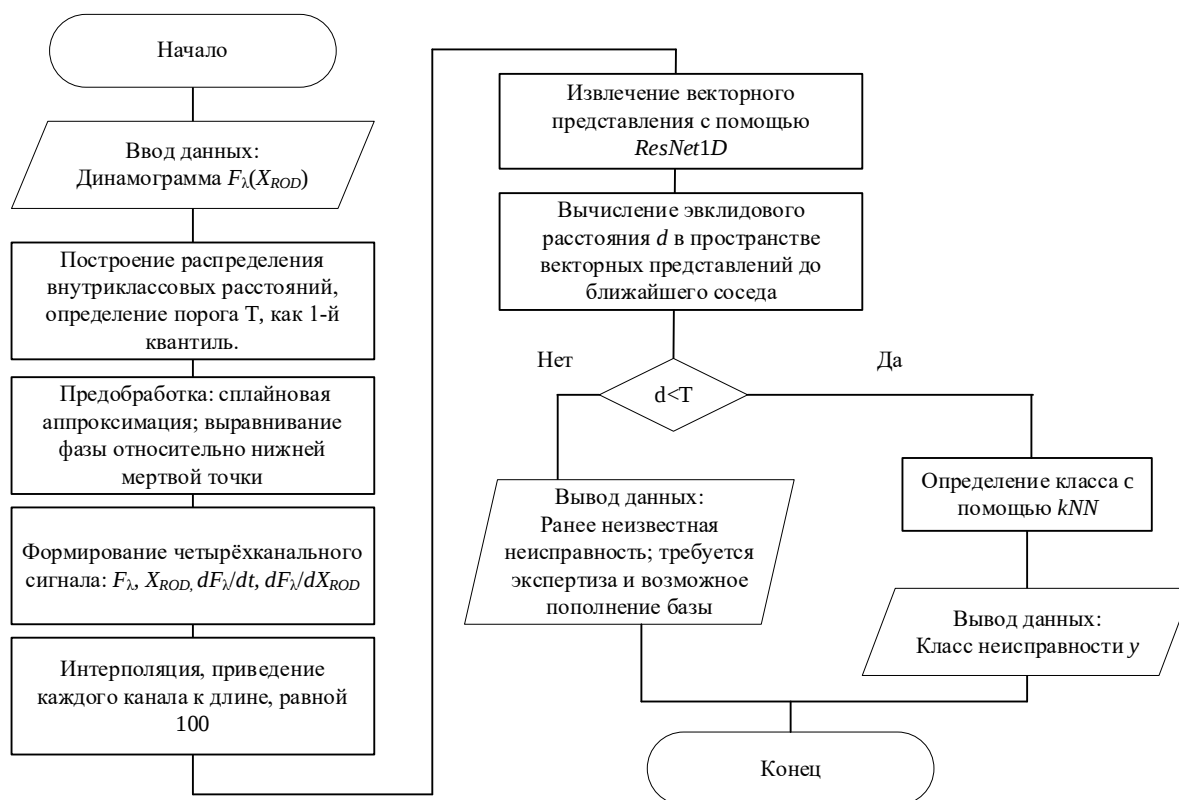


Рисунок 4.18 – Алгоритм диагностирования ШСНУ

4.5 Апробация системы диагностирования штанговой скважинной насосной установки на полунатурной физической модели

Для верификации алгоритма оценки динамограммы, а также алгоритма диагностики ШСНУ была разработана лабораторная установка [123], являющейся полунатурной моделью ШСНУ. Установка позволяет воспроизвести следующие режимы работы: нормальная работа; малая подача насоса; утечка в нагнетательном клапане; утечка во всасывающем клапане; обрыв колонны штанг; наличие парафиновых отложений.

Полунатурный экспериментальный стенд в техническом исполнении включает два асинхронных электродвигателя модели АИР 200 L4, один из которых выполняет функцию приводного агрегата (АД1), а второй служит нагрузочным механизмом (АД2). Управление двигателями осуществляется посредством двух частотных преобразователей мощностью 42 кВА производства компании «Мехатроника-ПРО», каждый из которых замкнут по цепи обратной связи через датчик скорости (ДС).

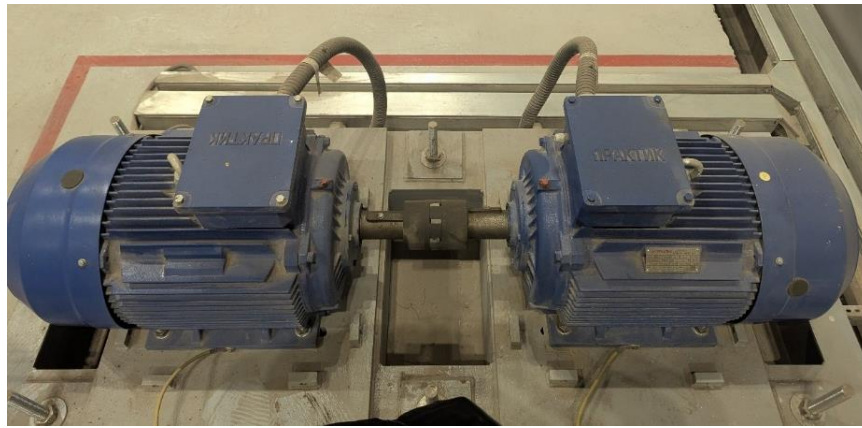


Рисунок 4.20 – Внешний вид силовой части физической модели ШСНУ



Рисунок 4.21 – Внешний вид шкафа автоматизации с преобразователем частоты

Работа данной модели осуществляется в следующей последовательности:

- 1) выбирается режим откачки в виде скорости ω_d , а также задаются кинематические параметры скважины и глубинного насоса, включая параметры скважины и режим работы;
- 2) задание скорости поступает на ПЧ2, приводя в движение АД2;
- 3) обратная связь, полученная с инкрементального энкодера, поступает на ОК, по полученной скорости и заданным параметрам посредством

математической модели ШСНУ выполняется расчет задания нагрузки T_d ;

- 4) ПЧ1 выполняет задание крутящего момента T_d , создавая нагрузочный момент на валу двигателя АД2;
- 5) в процессе работы ПЧ1 выполняет задачу оценки нагрузочного момента T_e , и радиальной скорости вращения ротора ω_r ;
- 6) накопленный массив оцененных переменных работы электропривода вместе с параметрами СК поступает на АОД, вырабатывая оценку $F_\lambda(X_{ROD})$;
- 7) полученная оценка динамограммы работы ШСНУ поступает на КОН, реализующий функции определения классификации режима работы ШСНУ, генерирую тип неисправности y ;
- 8) полученное диагностическое заключение сохраняется и поступает на БО для анализа качества работы системы.

Проектирование управляющих алгоритмов для физического объекта велось в инструментальной среде *Mexbios Development Studio* [124]. Данный пакет является профессиональным средством разработки мехатронных систем и предлагает разработчику сразу пять способов построения логики: через высокоуровневые процедурные функции, визуальные блок-схемы, диаграммы состояний, автоматные модели и событийный подход. Подобное разнообразие позволяет адаптировать методологию под специфику каждой задачи. Основное достоинство платформы – это возможность одновременного использования разных подходов в рамках одного проекта, а также расширение функционала за счет собственных модулей написанных на C/C++. Это свойство важно для систем, где совмещены принципы непрерывного регулирования и дискретная логика. Визуализация структурных схем систем управления приводного и нагрузочного двигателей приведена на рисунке 4.22.

Архитектура физической модели реализована по блочно-модульному принципу. Первичную обработку сигналов обеспечивает блок *ADC*, отвечающий за аналого-цифровое преобразование показаний датчиков. Далее задействуется модуль *Service*, в котором выполняются вспомогательные математические операции – преобразования Кларка и Парка, масштабирование частот для регуляторов скорости и тока, а также иные вычисления с физическими параметрами. Вычислительное ядро представлено блоками наблюдателей : *Torque Estimator* и *Speed Estimator* определяют электромагнитный момент и угловую скорость ротора, а *Flux Estimator* служит наблюдателем потокоцепления и электрического угла. Регулирующая часть включает два контура: *Speed Regulator* с тактовой частотой 50 Гц и *Current Regulator*, работающий на 1 кГц. Формирование управляющих напряжений возложено на генератор векторной ШИМ (SVPWM). Завершает структуру модуль *Main*, содержащий цифровую панель управления для организации человеко-машинного взаимодействия.

Система управления нагрузочным АД, выполняющим функцию нагрузки, в большей части элементов соответствует приведенному описанию векторной системы управления, однако в данной реализации контур скорости исключен из вычислительного процесса. Задание регулятора тока оси q формируется следующим образом:

$$I_{Sq\ ref} = \frac{2}{3} \frac{(T_d + C\omega_r + J \frac{d\omega_r}{dt})}{Z_P K_R \psi_R} \quad (4.9)$$

Профили задаваемого и оценённого момента на физической установке представлены на рисунке 4.23.

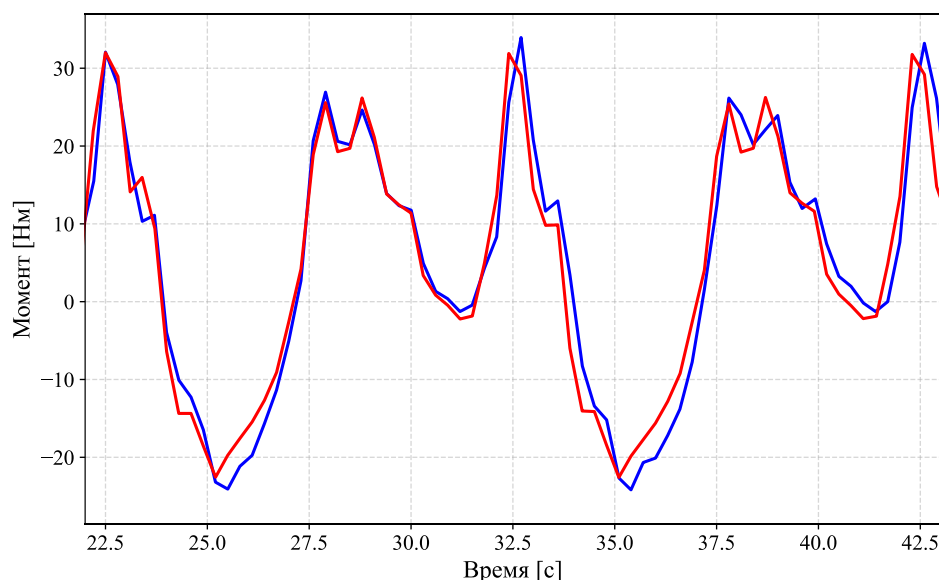


Рисунок 4.23 – Результат работы полунатурной модели ШСНУ

В процессе проведения исследований с использованием разработанной физической модели ШСНУ была проведена апробация алгоритма оценки динамограммы (рисунок 4.24). Экспериментально установлено, средняя абсолютная ошибка оценки не превышает 700 Н, что свидетельствует о высокой адекватности разработанного метода и возможности его использования для диагностики технического состояния оборудования в реальных условиях эксплуатации. Полученная точность позволяет фиксировать отклонения динамограммы, соответствующие развитию типовых неисправностей.

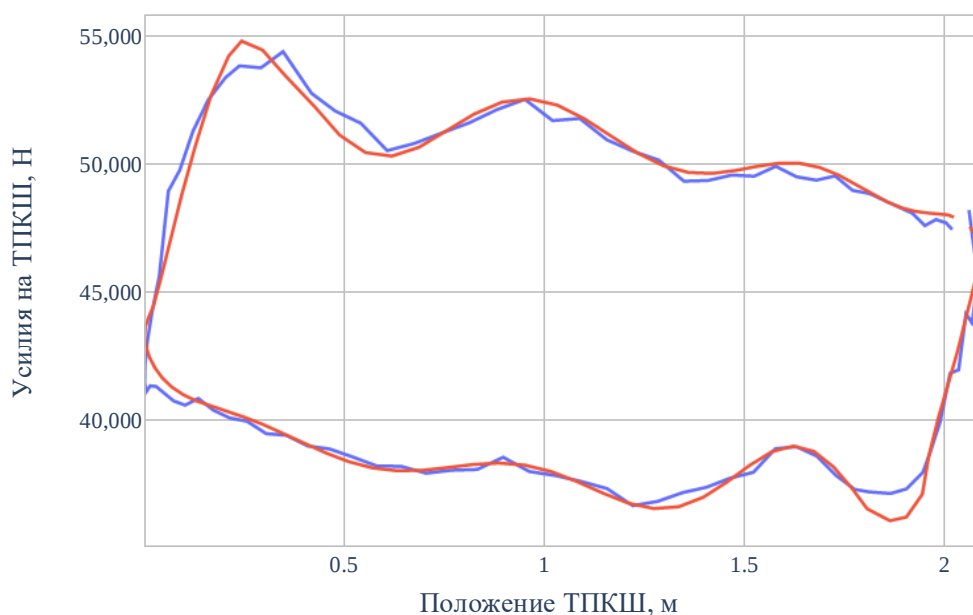


Рисунок 4.24 – Результаты оценки динамограммы на физической модели, красный – заданная динамограмма, синий – оцененная.

Экспериментальная проверка показала, что уровень распознавания неисправностей классификатором составил 94,5% для шести диагностируемых классов. Эта величина считается удовлетворительной, если принимать во внимание зашумленность измерительных каналов. Шумы, в свою очередь, порождаются рядом причин: неточностью пересчета зафиксированных динамограмм в механический момент на валу, конечной точностью функционирования регуляторов и наблюдателей в контуре частотного привода, а также ошибками восстановления динамограммы по оцененным переменным состояния электромеханической системы.

Вместе с тем сверточная нейронная сеть *ResNet1D*, извлекающая векторные представления, была обучена на 4 из 6 классов (обрыв штанги и парафиновые отложения не были представлены). Таким образом, была смоделирована ситуация добавления новой неисправности во время эксплуатации системы (рисунок 4.25).

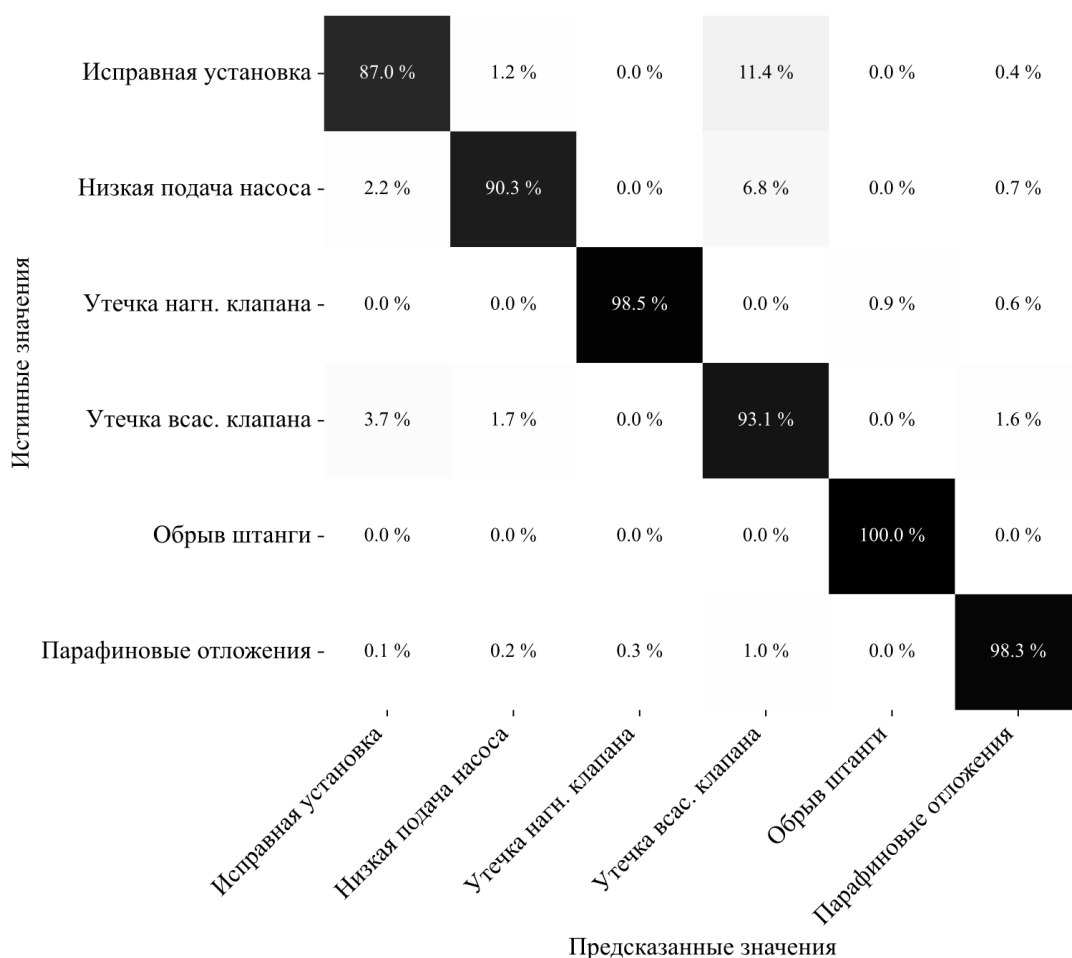


Рисунок 4.25 – Матрица ошибок классификатора неисправностей ШСНУ, сформированная на основе результатов физического моделирования

4.6 Апробация разработанного метода на промышленной установке

Для количественной оценки точности разработанного метода восстановления динамограммы были сопоставлены реальные данные, полученные с помощью тензометрической системы, и оценённые значения, рассчитанные предложенным алгоритмом (рисунок 4.26). Экспериментальное исследование разработанной системы диагностирования проводилось на площадке скважины 250 цеха добычи нефти и газа «Ильинский» Пермского края. Параметры, по которым осуществлялось сравнение, представлены в таблице 4.11.

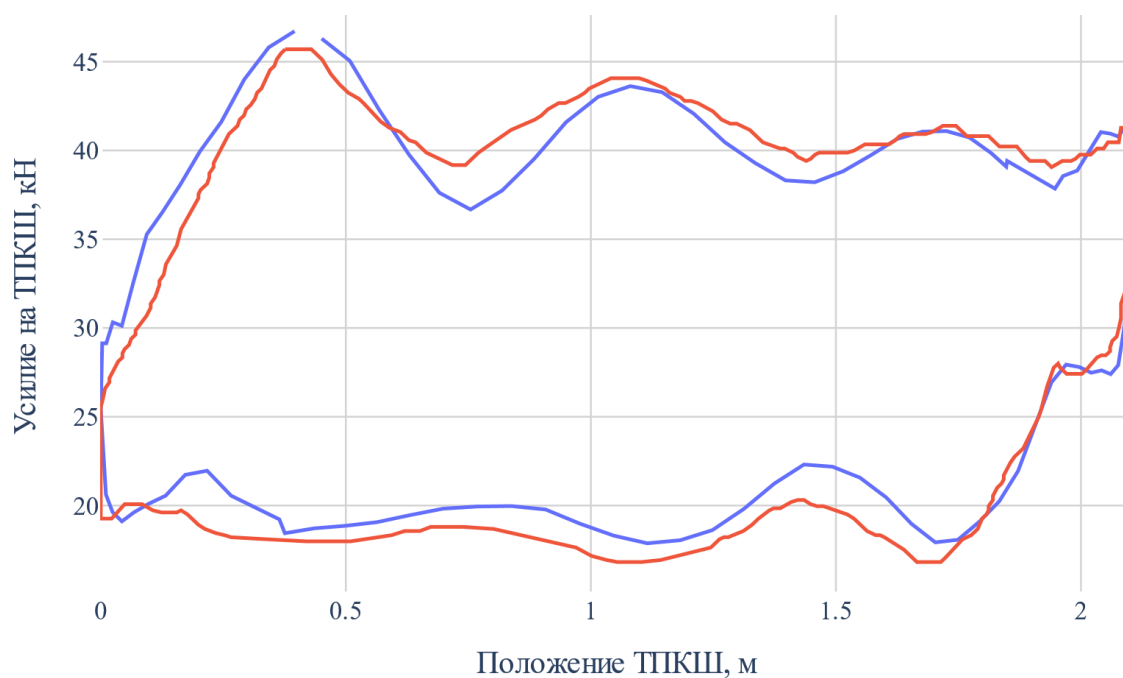


Рисунок 4.26 – Результат работы алгоритма оценки динамограммы на промышленной установке

Таблица 4.11 – Оценка точности восстановления динамограммы.

Критерий / Оценка	Реальные данные	Оцененные значения	Погрешность / <i>p-value</i>
Работа за цикл, кДж	40,66	38,19	6,06%
Максимальная нагрузка, кН	45,70	46,46	1,67%
Минимальная нагрузка, кН	16,82	17,95	6,71%
Интегральная ошибка <i>MAPE</i> , %	-	-	6,34%
Среднеквадратичная ошибка <i>RMSE</i> , кН	-	-	2,65, кН

Таким образом, результаты сопоставительного анализа свидетельствуют о высокой точности предложенного алгоритма и его пригодности для использования в системах мониторинга и диагностики штанговых глубинных насосных установок.

Во время полевых испытаний на реальном оборудовании подтверждена корректная работа классификатора при распознавании газового фактора. В то же время экспериментальное исследование других типов неисправностей, включая обрыв штанг и неисправности клапанов, на действующем оборудовании не представляется возможным. Это обусловлено

необходимостью предотвращения аварийных ситуаций, экономическими ограничениями и отсутствием технической возможности контролируемого воспроизведения указанных дефектов в промышленных условиях.

Взаимодействие оператора с системой диагностирования реализовано следующим образом. По результатам работы классификатора сформированное заключение о типе неисправности и восстановленная динамограмма отображаются на экране диспетчерского пульта. Алгоритм принятия решений предусматривает возможность как автоматического формирования рекомендаций по устранению дефекта, так и ручного анализа данных технологом. Такой подход обеспечивает гибкость системы, позволяя специалисту учитывать дополнительные факторы, не формализованные в модели, и самостоятельно принимать решения по эксплуатации оборудования (рисунок 4.27).

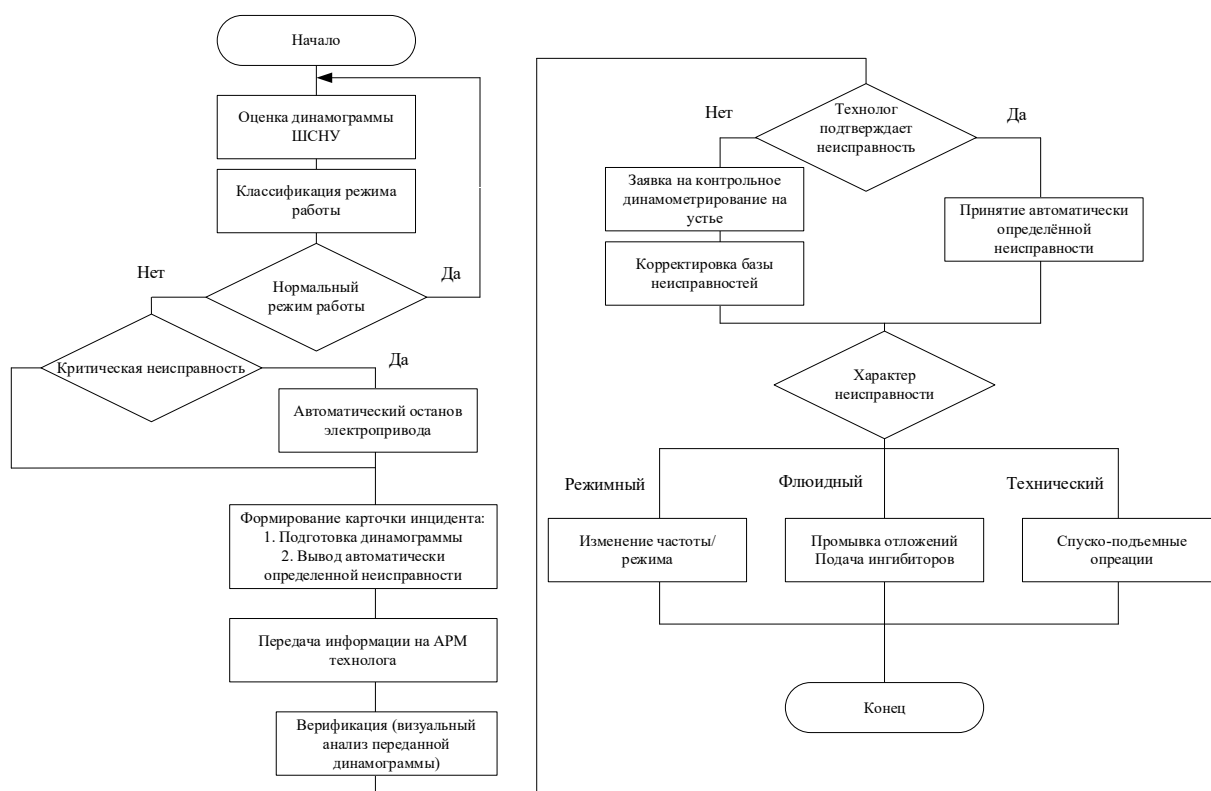


Рисунок 4.27 – Алгоритм обработки неисправностей ШСНУ

Несмотря на погрешность оценки динамограмм, система эффективно выполняет функцию идентификации отклонений в работе установки. Качественная оценка эффективности подобных решений в практике эксплуатации электротехнических комплексов показывает снижение объема внеплановых аварийных работ [125; 126], значительное сокращение времени вынужденного простоя оборудования и уменьшение общего времени внеплановых технологических простоев, что минимизирует риски потерь в добыче нефти. Также практика внедрения систем непрерывного диагностирования ШСНУ показывает, что удаётся достичь увеличения среднего времени наработки на отказ и коэффициента готовности более чем на 20 % [127]. Своевременный автоматический останов привода при упреждающем выявлении дефектов позволяет избежать крупных отказов, стоимость устранения которых в среднем в 10 раз превышает затраты на устранение вовремя обнаруженной неисправности [125; 126; 128]. Переход от календарного планирования к обслуживанию по наработке снижает трудоемкость технического обслуживания и ремонта, повышая надежность функционирования электротехнических комплексов ШСНУ при минимальных капитальных вложениях за счет отказа от устьевых датчиков.

Выводы по четвертой главе

1. Разработана цифровая имитационная модель ШСНУ в среде *Matlab/Simulink*, которая включает математические и имитационные модели: системы управления; электропривода; механической и гидравлической части установки.

2. На основе сгенерированных при помощи цифровой модели данных была сгенерирована обучающая выборка для моделей машинного обучения, которые участвуют в алгоритме оценке динамограммы и оценке режима работы установки. Проведена верификация разработанных методов и алгоритмов на цифровой модели ШСНУ.

3. Разработана физическая модель ШСНУ, позволяющая произвести тестирование разработанных методов и алгоритмов. Оценена точность работы алгоритма оценки динамограммы на полунатурной физической модели, проведено тестирование работы классификатора режимов работы ШСНУ.

4. Проведены полевые испытания работы разработанных алгоритмов, определена применимость для практического использования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основным результатом диссертационной работы является решение актуальной научной задачи, заключающейся в разработке системы автоматизированной диагностики ШСНУ, функционирующей в реальном времени. В ходе работы:

1) предложена концептуальная структура системы непрерывной диагностики ШСНУ, которая основана на косвенной непрерывной оценке усилия в точке подвеса колонны штанг по переменным состояния электропривода;

2) разработана комплексная имитационная математическая модель ШСНУ, включающая в себя модель приводного асинхронного двигателя, модель станции управления, кинематическую модель станка-качалки, модель нагрузки на полированный шток и модель притока жидкости в скважину;

3) разработаны методы и алгоритмы диагностики технического состояния ШСНУ по косвенно восстановленной динамограмме, обеспечивающие идентификацию типовых неисправностей в реальном времени;

4) проведены экспериментальные исследования разработанной системы оценки динамограммы с верификацией результатов на лабораторной физической установке.

ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

- АД – асинхронный двигатель;
- АИН – автономный инвертор напряжения;
- ВШИМ – векторная широтно-импульсная модуляция;
- НКТ – насосно-компрессорные трубы;
- ПЧ – преобразователь частоты;
- СК – станок-качалка;
- ТПКШ – точка подвеса колонны штанг;
- УЭЦН – установка электроцентробежного насоса;
- ШИМ – широтно-импульсная модуляция;
- ШСНУ – штанговая скважинная насосная установка;
- ЭЦН – электроцентробежный насос;
- CNN* – свёрточная нейронная сеть;
- IGBT* – биполярный транзистор с изолированным затвором;
- kNN* – метод *k*-ближайших соседей;
- LSTM* – нейронная сеть долгосрочной краткосрочной памяти;
- MAPE* – средняя абсолютная процентная ошибка;
- RMSE* – среднеквадратическая ошибка.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Манахов В.А. Метод и прибор контроля возникновения эмульсии в нефтяных скважинах с применением спектрального анализа ваттметрограммы штанговой скважинной насосной установки : дис. ... канд. техн. наук: 2.2.8 / Манахов В.А. – Казань : Казанский государственный энергетический университет, 2023..
2. ТЭК России | Без ТРИЗ не обойтись. – Режим доступа: https://www.cdu.ru/tek_russia/issue/2023/12/1212/ (дата обращения: 10.06.2026). – [Электронный ресурс].
3. Хакимьянов М. И. Управление электроприводами скважинных насосных установок / Хакимьянов М. И. – 2021..
4. Вирнавский А.С. Вопросы эксплуатации нефтяных скважин: / Вирнавский А.С. – Москва : Недра, 2017..
5. Fakher, S. A comprehensive review of sucker rod pumps' components, diagnostics, mathematical models, and common failures and mitigations / S. Fakher, A. Khlaifat, M.E. Hossain, H. Nameer // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. – 2021. – Т. 11. – № 10. – С. 3815-3839. DOI: 10.1007/s13202-021-01270-7.
6. Takacs, Gabor. Sucker-Rod Pumping Handbook : Production Engineering Fundamentals and Long-Stroke Rod Pumping / Gabor. Takacs. – Gulf Professional Publishing, 2015..
7. Takács, G. Sucker-rod pumping manual / G. Takács. – PennWell Corp., 2003. – 395 с..
8. Gamboa, J. Review of Electrical-Submersible-Pump Surging Correlation and Models / J. Gamboa, M. Prado // SPE Production & Operations. – 2011. – Т. 26. – № 04. – С. 314-324. DOI: 10.2118/140937-PA.
9. Zhu, J. Experimental study and mechanistic modeling of pressure surging in electrical submersible pump / J. Zhu, X. Guo, F. Liang, H.-Q. Zhang // Journal of Natural Gas Science and Engineering. – 2017. – Т. 45. – С. 625-636. DOI: 10.1016/j.jngse.2017.06.027.

10. Takács, G. Electrical submersible pumps manual : design, operations, and maintenance / G. Takács. – Elsevier, Gulf Professional Publishing, an imprint of Elsevier, 2018. – 564 с..
11. Guet, S. Fluid mechanical aspects of the gas-lift technique / S. Guet, G. Ooms // Annual Review of Fluid Mechanics. – 2006. – Т. 38. – № 1. – С. 225-249. DOI: 10.1146/annurev.fluid.38.061505.093942.
12. Redden J. D. Optimizing Gas-Lift Systems / Redden J. D., Sherman T. A. G., Blann J. R. // Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers of AIME. – SPE, 1974..
13. Антониади Д.Г. Энергосберегающие технологии газлифтной эксплуатации скважин / Антониади Д.Г., Ефименко Б.В., Исламов Р.Ф., Пустовой П.А. // Нефтяное хозяйство. – 2011. – № 6. – С. 66-68.
14. Nelik, Lev. Gulf Pump Guides / Lev. Nelik, Jim. Brennan. – Elsevier Science, 2013. – 244 с..
15. Cholet, Henri. Progressing cavity pumps / Henri. Cholet. – Éditions Technip, 1997. – 112 с..
16. Timashev, E.O. Algorithm for calculating the pressure characteristics of the progressing cavity pump / E.O. Timashev, M.G. Volkov, A.R. Garifullin и др. // Neftyanoe khozyaystvo - Oil Industry. – 2021. – Т. 3. – С. 96-100. DOI: 10.24887/0028-2448-2021-3-96-100.
17. Hussain, H.A. A control method for linear permanent magnet electric submersible pumps in a modified integrated drive-motor system / H.A. Hussain, B. Anvari, H.A. Toliyat // 2017 IEEE International Electric Machines and Drives Conference (IEMDC). – IEEE, 2017. – С. 1-7.
18. Испытания установок насосных с линейным приводом. – Режим доступа: <https://glavteh.ru/> (дата обращения: 10.06.2026). – [Электронный ресурс].
19. Якимов С. Б. Линейный привод ШГН. Первый опыт применения в России / Якимов С. Б., Клусов А. А., Баринов А. А // Территория Нефтегаз. – 2013. – № 8. – С. 50-57.

20. Сакаев А.Ф. Системы и алгоритмы энергосберегающего управления частотно-регулируемыми электроприводами штанговых скважинных насосных установок : дис. ... канд. техн. наук: 05.22.07 / Сакаев А.Ф. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский государственный горный университет имени Г.В. Плеханова (технический университет), 2009..

21. Heinze, L.R. Sucker-Rod-Pumping Failures in the Permian Basin / L.R. Heinze, Z. Ge, M.M. Rahman // SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – SPE, 1999..

22. Jiang, J. Research progress of sucker rod fracture detection and prediction model / J. Jiang, X. Wan, K. Li и др. // Engineering Failure Analysis. – 2024. – Т. 159. – С. 108119. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2024.108119.

23. Tecle, S.I. A Review on Sucker Rod Pump Monitoring and Diagnostic System / S.I. Tecle, A. Ziuzev // 2019 IEEE Russian Workshop on Power Engineering and Automation of Metallurgy Industry: Research & Practice (PEAMI). – IEEE, 2019. – С. 85-88.

24. Moisés, G. V. Sucker-Rod Pumping Failures Diagnostic System / G. V. Moisés, S.F. Andrade, A.C. Garcia // SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – SPE, 2010..

25. Шаблий И.И. Анализ работы штанговых скважинных насосных установок на примере нефтяного месторождения западно-сибирской нефтегазоносной провинции / Шаблий И.И. // Науки о земле. – 2023. – № 4.

26. Галимуллин М.Л. Разработка технических средств повышения работоспособности скважинных плунжерных насосов : Уфа / Галимуллин М.Л. – Уфимский государственный нефтяной технический университет, 2003..

27. Ilyushin, P.Yu. Study of the formation of asphalt-resin-paraffin deposits under various thermal and velocity conditions / P.Yu. Ilyushin, A.V. Kozlov, I.A. Kazakov // Oilfield Engineering. – 2022. – № 8. – С. 56-62. DOI: 10.33285/0207-2351-2022-8(644)-56-62.

28. Гиляев, Г.Г. Диагностирование глубиннонасосных скважин динамометрированием / Г.Г. Гиляев, Ефименко Б. В., Гончарова Л. С., Исупов В. С. – Ижевск : Парацельс, 2008..

29. Садов В. Б. Определение дефектов оборудования нефтяной скважины по динамограмме / Садов В. Б. // Вестник Южно-Уральского государственного университета. – 2013. – Т. 13. – № 1. – С. 61-71.

30. Хакимьянов М. И. Методика обработки динамограмм в информационно-измерительных системах управления штанговыми глубинными насосами / Хакимьянов М. И., Пачин М. Г. // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2012. – Т. 16. – № 11 (51). – С. 32-36.

31. Янтурин А.Ш. Об анализе динамограмм осевых нагрузок на колонну штанг и плунжер насоса в наклонных скважинах / Янтурин А.Ш., Ахметзянов И.И., Янтурин Р.А., Габзалилова А.Х. // Нефтепромысловое дело. – 2017. – № 11. – С. 47-54.

32. Хакимьянов М.И. Контроллеры автоматизации установок штанговых глубинных насосов / Хакимьянов М.И., Ковшов В.Д., Чикишев А.М. и др. // Электронный научный журнал «Нефтегазовое дело». – 2007. – № 1. – С. 44-64.

33. Зюзев А.М. Диагностика уравновешенности штанговой глубинной насосной установки по ваттметрограмме / Зюзев А.М., Бубнов М.В. // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2019. – Т. 330. – № 4. – С. 178-187.

34. Шишлянников Д. И. Обоснование рационального способа контроля параметров работы и технического состояния штанговых скважинных насосных установок / Шишлянников Д. И., Софьина Н. Н. // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. . – 2014. – № 4. – С. 82-88.

35. Тимофеев А. О. Анализ корреляции между скважинной динамограммой и энергией, потребляемой электродвигателем станка-

качалки / Тимофеев А. О., Ясовеев В. Х. // Электротехнические и информационные комплексы и системы. – 2016. – Т. 12. – № 2. – С. 85-89.

36. Хакимьянов М. И. Мониторинг состояния штанговых глубиннонасосных установок по результатам анализа ваттметрограмм / Хакимьянов М. И., Пачин М. Г. // Электронный научный журнал Нефтегазовое дело. – 2011. – № 5. – С. 26-36.

37. Manakhov, V.A. Spectral analysis of mechanical and chemical defects by the parameters of the wattmetrogram of drawer drive pumping unit in the process of operation / V.A. Manakhov, A.N. Tsvetkov // Power engineering: research, equipment, technology. – 2022. – Т. 24. – № 4. – С. 50-62. DOI: 10.30724/1998-9903-2022-24-4-50-62.

38. Yin, J. A Novel Method for Diagnosis of Sucker-Rod Pumping Systems Based on the Polished-Rod Load Vibration in Vertical Wells / J. Yin, D. Sun, Y. Yang // SPE Journal. – 2020. – Т. 25. – № 05. – С. 2470-2481. DOI: 10.2118/201228-PA.

39. Останина А. Е. Вибрационная диагностика штангового глубинного насоса с применением искусственных нейронных сетей / Останина А. Е., Широков А. А. // Инновационные технологии: теория, инструменты, практика. – 2019. – Т. 1. – С. 66-70.

40. Мельников Е. В. ИИС противоаварийной защиты глубинного штангового насоса типа "станок-качалка" / Мельников Е. В., Гаврик В. В. // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2019. – С. 215-220.

41. Tagirova, K.F. Improving the efficiency of operation of sucker-rod pumping unit / K.F. Tagirova, A.M. Vulfin, A.R. Ramazanov, A.A. Fatkhulov // Neftyanoe khozyaystvo - Oil Industry. – 2017. – № 7. – С. 82-85. DOI: 10.24887/0028-2448-2017-7-82-85.

42. Yuan, C. Dynamometer card generation for pumping units based on CNN and electrical parameters / C. Yuan, W. Wu, X. Li // Scientific Reports. – 2024. – Т. 14. – № 1. DOI: 10.1038/s41598-024-69516-y.

43. Silva, L.E.B. Improving the Estimation of a Sucker Rod Pumping Dynamometer Card Based on the Terminal Quantities of the Driving Motor / L.E.B. Silva, J.J.F. Cerqueira, A. Oliveira, A.M.N. Lima // IEEE Access. – 2023. – Т. 11. – С. 132930-132941. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3335379.

44. Shirong Zhang. Indirect measurement of dynamometer card of pumping unit / Shirong Zhang, Yuling Tang // 2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. – IEEE, 2008. – С. 4952-4955.

45. Калачев, Ю.Н. Наблюдатели состояния в векторном электроприводе / Ю.Н. Калачев. – М : ЭФО, 2015. – 81 с..

46. Iudin, R. Software Complex for Sensorless Control of an Electrical Submersible Pump / R. Iudin, A. Petrochenkov, E. Solodkiy и др. // IEEE Sensors Journal. – 2024. – Т. 24. – № 1. – С. 830-843. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3331354.

47. Yi Li. Improved Rotor-Position Estimation by Signal Injection in Brushless AC Motors, Accounting for Cross-Coupling Magnetic Saturation / Yi Li, Z.Q. Zhu, D. Howe и др. // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2009. – Т. 45. – № 5. – С. 1843-1850. DOI: 10.1109/TIA.2009.2027518.

48. Ying Wu. Induction-motor stator and rotor winding temperature estimation using signal injection method / Ying Wu, Hongwei Gao // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2006. – Т. 42. – № 4. – С. 1038-1044. DOI: 10.1109/TIA.2006.876081.

49. Анучин А. С. Системы управления электроприводов / Анучин А. С. – М : издательский дом МЭИ, 2015..

50. Atkinson, D.J. Observers for induction motor state and parameter estimation / D.J. Atkinson, P.P. Acarnley, J.W. Finch // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1991. – Т. 27. – № 6. – С. 1119-1127. DOI: 10.1109/28.108463.

51. Синюкова Т. В. Неадаптивные наблюдатели в системах управления электроприводами / Синюкова Т. В., Синюков А. В. // Управление большими системами. – 2019. – С. 103-109..

52. Korzonek, M. A review on MRAS-type speed estimators for reliable and efficient induction motor drives / M. Korzonek, G. Tarchala, T. Orłowska-Kowalska // ISA Transactions. – 2019. – Т. 93. – С. 1-13. DOI: 10.1016/j.isatra.2019.03.022.

53. Zerdali, E. The Comparisons of Optimized Extended Kalman Filters for Speed-Sensorless Control of Induction Motors / E. Zerdali, M. Barut // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2017. – Т. 64. – № 6. – С. 4340-4351. DOI: 10.1109/TIE.2017.2674579.

54. Shi, K.L. Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter / K.L. Shi, T.F. Chan, Y.K. Wong, S.L. Ho // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2002. – Т. 49. – № 1. – С. 124-133. DOI: 10.1109/41.982256.

55. J.R. Eickmeier. Diagnostic Analysis of Dynamometer Cards / J.R. Eickmeier // Journal of Petroleum Technology. – 1967. – Т. 19. – № 1. – С. 97-106.

56. Computer diagnosis of down-hole conditions in sucker rod pumping wells. Gibbs S. G., Neely A. B. / Computer diagnosis of down-hole conditions in sucker rod pumping wells // Journal of petroleum technology. – 1966. – Т. 18. – № 1. – С. 91-98.

57. Касьянов В.М. Аналитический метод контроля работы глубинных штанговых насосов / Касьянов В.М. – М : ВНИИОЭНГ, 1973..

58. Cochran, W.T. What is the fast Fourier transform? / W.T. Cochran, J.W. Cooley, D.L. Favin и др. // Proceedings of the IEEE. – 1967. – Т. 55. – № 10. – С. 1664-1674. DOI: 10.1109/PROC.1967.5957.

59. Хакимьянов М. И. Функциональные возможности современного контроллера автоматизации штанговых глубиннонасосных установок / Хакимьянов М. И., Пачин М. Г. // Электронный научный журнал Нефтегазовое дело. – 2011. – № 2. – С. 19-34.

60. Дунаев И. В. Диагностика и контроль состояния скважинной штанговой насосной установки на основе динамометрирования и

нейросетевых технологий : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06 / Дунаев И. В. – Уфа : Уфимский государственный авиационный технический университет, 2007..

61. Манахов В. А. Спектральный анализ механических дефектов по параметрам ваттметрограммы штанговых скважинных насосных установок в процессе эксплуатации / Манахов В. А., Цветков А. Н. // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2022. – Т. 24. – № 4. – С. 50-62.

62. Hearst, M.A. Support vector machines / M.A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osuna и др. // IEEE Intelligent Systems and their Applications. – 1998. – Т. 13. – № 4. – С. 18-28. DOI: 10.1109/5254.708428.

63. Salman, H.A. Random Forest Algorithm Overview / H.A. Salman, A. Kalakech, A. Steiti // Babylonian Journal of Machine Learning. – 2024. – Т. 2024. – С. 69-79. DOI: 10.58496/BJML/2024/007.

64. Wang, X. A Working Condition Diagnosis Model of Sucker Rod Pumping Wells Based on Deep Learning / X. Wang, Y. He, F. Li и др. // SPE Production & Operations. – 2021. – Т. 36. – № 02. – С. 317-326. DOI: 10.2118/205015-PA.

65. Cheng, H. Automatic Recognition of Sucker-Rod Pumping System Working Conditions Using Dynamometer Cards with Transfer Learning and SVM / H. Cheng, H. Yu, P. Zeng и др. // Sensors. – 2020. – Т. 20. – № 19. – С. 5659. DOI: 10.3390/s20195659.

66. Hochreiter, S. Long Short-Term Memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // Neural Computation. – 1997. – Т. 9. – № 8. – С. 1735-1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

67. Semenov, A. V. Modeling Induction Motor Driven Sucker Rod Pump in MATLAB Simscape / A. V. Semenov, S.I. Tecle, A. Ziuzev // 2020 Russian Workshop on Power Engineering and Automation of Metallurgy Industry: Research & Practice (PEAMI). – IEEE, 2020. – С. 67-71.

68. Садов В. Б. Моделирование динамограмм с различными дефектами оборудования нефтяной скважины / Садов В. Б. // Вестник Южно-Уральского

государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2013. – Т. 13. – № 1. – С. 16-25.

69. Torgaeva, D.S. Simulation of a sucker rod pump for oil production / D.S. Torgaeva, M.P. Sukhorukov, Yu.A. Shurygin и др. // Proceedings of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics. – 2019. – Т. 22. – № 3. – С. 71-78. DOI: 10.21293/1818-0442-2019-22-3-71-78.

70. Zuo, J. Augmented deep transfer learning for SRP condition monitoring via physically-informed WGAN-GP approach / J. Zuo, M. Lei, S. Wang и др. // Measurement Science and Technology. – 2025. – Т. 36. – № 1. – С. 016028. DOI: 10.1088/1361-6501/ad9107.

71. Yin, C. Imbalanced Working States Recognition of Sucker Rod Well Dynamometer Cards Based on Data Generation and Diversity Augmentation / C. Yin, K. Zhang, L. Zhang и др. // SPE Journal. – 2023. – Т. 28. – № 04. – С. 1925-1944. DOI: 10.2118/214661-PA.

72. Anuradha, T. Feature Extraction and Representation Learning via Deep Neural Network / T. Anuradha, A. Tigadi, M. Ravikumar и др. – 2022. – С. 551-564.

73. Сычев Ю. А. Математическое моделирование электротехнических систем / Сычев Ю. А., Бельский А. А. – СПб. : ЛЕМА, 2016. – 190 с..

74. Ершов М. С. Математическая модель переходных процессов в электромеханической системе асинхронный электродвигатель-турбомашина / Ершов М. С., Яризов А. Д. // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 1999. – № 3. – С. 26-27.

75. Гуляев И. В. Имитационное моделирование частотно-регулируемых электроприводных газоперекачивающих агрегатов компрессорных станций / Гуляев И. В., Крюков О. В., Хлынин А. С. // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Энергетика. – 2025. – Т. 25. – № 3. – С. 48-57.

76. Ляхомский А. В. Управление электромеханическими системами горных машин / Ляхомский А. В., Фащиленко В. Н. – Москва : Изд-во МГТУ, 2004. – 296 с..

77. Калачев, Ю.Н. Векторное регулирование (заметки практика) / Ю.Н. Калачев. – М. : Издательский дом МЭИ, 2013. – С. 72.

78. Yudin, R.Y. A Study of Finite Control Systems for Permanent-Magnet Synchronous Motors / R.Y. Yudin, A.B. Petrochenkov, E.M. Solodkiy и др. // Russian Electrical Engineering. – 2023. – Т. 94. – № 11. – С. 779-785. DOI: 10.3103/S1068371223110159.

79. Шевырева Н.Ю. Система автоматического регулирования напряжения синхронного генератора с постоянными магнитами на основе активного выпрямителя напряжения / Шевырева Н.Ю., Портной Ю.Т., Шевырев Ю.В., Доброхотов Д.Э. // Вопросы электромеханики. Труды ВНИИЭМ. – 2021. – Т. 181. – № 2. – С. 10-17.

80. Браславский И. Я. Энергосберегающий асинхронный электропривод / Браславский И. Я, Ишматов З. Ш, Поляков В. Н. – М. : Академия, 2004. – 256 с..

81. Young-Real Kim. Speed sensorless vector control of induction motor using extended Kalman filter / Young-Real Kim, S.-K. Sul, Min-Ho Park // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1994. – Т. 30. – № 5. – С. 1225-1233. DOI: 10.1109/28.315233.

82. Vas, P.. Vector control of AC machines / P.. Vas. – Clarendon Press, 1990..

83. Солодкий Е.М. Повышение эффективности эксплуатации штанговой скважинной насосной установки за счет внутрициклового регулирования координат движения точки подвеса колонны штанг / Солодкий Е.М., Сальников С.В., Котельников С.С., Юхневский А.В. // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2025. – № 53. – С. 66-87.

84. Vishnyakov, D.D. An Optimum Control Method to Improve the Power Efficiency of an Electrically Driven Centrifugal Pump / D.D. Vishnyakov, E.M. Solodky, A.B. Petrochenkov и др. // Russian Electrical Engineering. – 2022. – Т. 93. – № 11. – С. 728-731. DOI: 10.3103/S1068371222110128.

85. Vishnyakov, D. Improving Sucker-rod pump energy efficiency through electric drive movement control / D. Vishnyakov, E. Solodkiy, S. Salnikov // 2021 28th International Workshop on Electric Drives: Improving Reliability of Electric Drives (IWED). – IEEE, 2021. – С. 1-3.

86. Шрейнер Р. Т. Системы подчиненного регулирования электроприводов : учеб. пособие для вузов [Гриф УМО]. Ч. 1. Электроприводы постоянного тока с подчиненным регулированием координат / Шрейнер Р. Т. – Екатеринбург : Издательство УГППУ, 1997. – 277 с..

87. Tang, J. Parameter Identification of Inverter-Fed Induction Motors: A Review / J. Tang, Y. Yang, F. Blaabjerg и др. // Energies. – 2018. – Т. 11. – № 9. – С. 2194. DOI: 10.3390/en11092194.

88. Attaianese, C. Induction motor drive parameters identification / C. Attaianese, A. Damiano, G. Gatto и др. // IEEE Transactions on Power Electronics. – 1998. – Т. 13. – № 6. – С. 1112-1122. DOI: 10.1109/63.728338.

89. Солодкий Е.М. Параметрическая идентификация асинхронного двигателя на основе алгоритма фазовой автоподстройки частоты / Солодкий Е.М., Даденков Д.А., Костыгов А.М // Электротехника. – 2018. – № 11. – С. 53-57.

90. Bowes, S.R. New sinusoidal pulsewidth-modulated inverter / S.R. Bowes // Proceedings of the Institution of Electrical Engineers. – 1975. – Т. 122. – № 11. – С. 1279. DOI: 10.1049/piee.1975.0312.

91. Broeck, H.W. van der. Analysis and realization of a pulsewidth modulator based on voltage space vectors / H.W. van der Broeck, H.-C. Skudelny, G.V. Stanke // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1988. – Т. 24. – № 1. – С. 142-150. DOI: 10.1109/28.87265.

92. Gibbs, S.G. Predicting the Behavior of Sucker-Rod Pumping Systems / S.G. Gibbs // *Journal of Petroleum Technology*. – 1963. – Т. 15. – № 07. – С. 769-778. DOI: 10.2118/588-PA.

93. Semenov, A. V. Modeling Induction Motor Driven Sucker Rod Pump in MATLAB Simscape / A. V. Semenov, S.I. Tecle, A. Ziuzev // 2020 Russian Workshop on Power Engineering and Automation of Metallurgy Industry: Research & Practice (PEAMI). – IEEE, 2020. – С. 67-71.

94. Solodkiy, E.M. Semi-natural simulation system of a sucker-rod pump / E.M. Solodkiy, N.A. Efimov, D.A. Dadenkov, R.Y. Yudin // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2019. – Т. 1415. – № 1. – С. 012017. DOI: 10.1088/1742-6596/1415/1/012017.

95. Солодкий Е.М. Управление штанговой скважинной насосной установкой для добычи нефти с наблюдателями переменных состояния технологического процесса : дис. 05.13.06 канд. техн. наук / Солодкий Е.М. – Пермь : Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2019..

96. Персиянцев М.Н. Добыча нефти в осложненных условиях / Персиянцев М.Н. – М. : Недра–Бизнесцентр, 2000. – 653 с..

97. Сальников С.В. Косвенный способ оценки усилия на полированном штоке штанговой скважинной насосной установки / Сальников С.В., Петроченков А.Б., Юдин Р.Ю. // *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления*. – 2026. – № 57. – С. 155-176.

98. Kiranyaz, S. 1-D Convolutional Neural Networks for Signal Processing Applications / S. Kiranyaz, T. Ince, O. Abdeljaber и др. // *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. – IEEE, 2019. – С. 8360-8364.

99. Mitiche, I. 1D-CNN based real-time fault detection system for power asset diagnostics / I. Mitiche, A. Nesbitt, S. Conner и др. // *IET Generation*,

Transmission & Distribution. – 2020. – T. 14. – № 24. – C. 5766-5773. DOI: 10.1049/iet-gtd.2020.0773.

100. Ige, A.O. State-of-the-Art in 1D Convolutional Neural Networks: A Survey / A.O. Ige, M. Sibiya // IEEE Access. – 2024. – T. 12. – C. 144082-144105. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3433513.

101. Bishop, C.M.. Pattern recognition and machine learning / C.M.. Bishop. – Springer Science + Business Media, 2009. – 738 с..

102. Salnikov, S. V. Induction Motor Diagnosis Based on Machine Learning / S. V. Salnikov, E.M. Solodkiy, D.D. Vishnyakov и др. // 2023 XXVI International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). – IEEE, 2023. – C. 210-214.

103. Wei, J. Fault Diagnosis of Sucker Rod Pump Based on Deep-Broad Learning Using Motor Data / J. Wei, X. Gao // IEEE Access. – 2020. – T. 8. – C. 222562-222571. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3036078.

104. He, Y.-P. Few-shot working condition recognition of a sucker-rod pumping system based on a 4-dimensional time-frequency signature and meta-learning convolutional shrinkage neural network / Y.-P. He, C.-Z. Zang, P. Zeng и др. // Petroleum Science. – 2023. – T. 20. – № 2. – C. 1142-1154. DOI: 10.1016/j.petsci.2023.02.017.

105. Suthaharan, S. Decision Tree Learning / S. Suthaharan. – 2016. – C. 237-269.

106. Salman, H.A. Random Forest Algorithm Overview / H.A. Salman, A. Kalakech, A. Steiti // Babylonian Journal of Machine Learning. – 2024. – T. 2024. – C. 69-79. DOI: 10.58496/BJML/2024/007.

107. Chen, T. XGBoost / T. Chen, C. Guestrin // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – New York, NY, USA : ACM, 2016. – C. 785-794.

108. Dorogush, A.V. CatBoost: gradient boosting with categorical features support / A.V. Dorogush, V. Ershov, A. Gulin. – 2018.

109. Mucherino, A. k-Nearest Neighbor Classification / A. Mucherino, P.J. Papajorgji, P.M. Pardalos. – 2009. – С. 83-106.
110. Al-Naymat, G. SparseDTW: A Novel Approach to Speed up Dynamic Time Warping / G. Al-Naymat, S. Chawla, J. Taheri. – 2012.
111. Apicella, A. A survey on modern trainable activation functions / A. Apicella, F. Donnarumma, F. Isgrò, R. Prevete // Neural Networks. – 2021. – Т. 138. – С. 14-32. DOI: 10.1016/j.neunet.2021.01.026.
112. Wythoff, B.J. Backpropagation neural networks / B.J. Wythoff // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 1993. – Т. 18. – № 2. – С. 115-155. DOI: 10.1016/0169-7439(93)80052-J.
113. Sivak, M. Building robust neural networks using different loss functions / M. Sivak, V. Timofeev // Analysis and data processing systems. – 2021. – № 2. – С. 67-82. DOI: 10.17212/2782-2001-2021-2-67-82.
114. Wang, Q. A Comprehensive Survey of Loss Functions in Machine Learning / Q. Wang, Y. Ma, K. Zhao, Y. Tian // Annals of Data Science. – 2022. – Т. 9. – № 2. – С. 187-212. DOI: 10.1007/s40745-020-00253-5.
115. Targ, S. Resnet in Resnet: Generalizing Residual Architectures / S. Targ, D. Almeida, K. Lyman. – 2016.
116. Schmidt, R.M. Recurrent Neural Networks (RNNs): A gentle Introduction and Overview / R.M. Schmidt. – 2019.
117. Сальников С.В. Классификатор неисправностей работы штанговой скважинной насосной установки / Сальников С.В., Солодкий Е.М., Юдин Р.Ю., Петровичев А.Б. // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2026. – № 58. – С. 217-235.
118. KAYA, M. Deep Metric Learning: A Survey / M. KAYA, H.Ş. BİLGE // Symmetry. – 2019. – Т. 11. – № 9. – С. 1066. DOI: 10.3390/sym11091066.
119. Chen, Y. Deep Feature Extraction and Classification of Hyperspectral Images Based on Convolutional Neural Networks / Y. Chen, H. Jiang, C. Li и др. //

IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2016. – Т. 54. – № 10. – С. 6232-6251. DOI: 10.1109/TGRS.2016.2584107.

120. Hermans, A. In Defense of the Triplet Loss for Person Re-Identification / A. Hermans, L. Beyer, B. Leibe. – 2017.

121. Schroff, F. FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering / F. Schroff, J. Philbin.

122. Dempster, A. ROCKET: Exceptionally fast and accurate time series classification using random convolutional kernels / A. Dempster, F. Petitjean, G.I. Webb. – 2019. DOI: 10.1007/s10618-020-00701-z.

123. Solodky, E.M. Development of a technique for balancing a rocking machine with rotary counterweights and determination of its operability during a field experiment / E.M. Solodky, A.B. Petrochenkov, S.N. Krivoshchekov и др. // Bulletin of the Tomsk Polytechnic University Geo Assets Engineering. – 2025. – Т. 336. – № 5. – С. 174-182. DOI: 10.18799/24131830/2025/5/4734.

124. Solodkiy, E. Practice of using MexBIOS Development Studio technologies in educational process / E. Solodkiy, D. Dadenkov, A. Terehin, I. Yusupov // 2016 IX International Conference on Power Drives Systems (ICPDS). – IEEE, 2016. – С. 1-5.

125. Некрасова Е. Профилактика и реанимация. – Режим доступа: <https://trim.ru/docs/eam.pdf> (дата обращения: 29.07.2026). – [Электронный ресурс].

126. Некрасова Е. Энергия ремонта. – Режим доступа: https://trim.ru/docs/power_repair.pdf (дата обращения: 29.07.2026). – [Электронный ресурс].

127. Шлимович В.Д. Надежность электроэнергетических систем. Т. 2 / Шлимович В.Д. – М. : Изд-во ВИНТИ, 1984..

128. Проблемы экономики ремонта оборудования на российских промышленных предприятиях | Экономика и Жизнь. – Режим доступа: <https://www.eg-online.ru/article/72389/> (дата обращения: 29.07.2026). – [Электронный ресурс].

ПРИЛОЖЕНИЕ А. Объекты интеллектуальной собственности

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2026668297

**Программа классификации неисправностей штанговой
скважинной насосной установки**

Правообладатель: *Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Пермский национальный исследовательский
политехнический университет» (ПНИПУ) (RU)*

Авторы: *Сальников Савелий Витальевич (RU), Петроченков
Антон Борисович (RU)*



Заявка № 2026669715

Дата поступления 01 июля 2026 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 01 июля 2026 г.

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 00a570e4f73add8d531b4b8818e75f29506
Владелец **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 04.09.2025 по 28.11.2026

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2026668296

**Программа косвенной оценки усилия на полированном
штоке штанговой скважинной насосной установки**

Правообладатель: *Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Пермский национальный исследовательский
политехнический университет» (ПНИПУ) (RU)*

Авторы: *Сальников Савелий Витальевич (RU), Петроченков
Антон Борисович (RU)*



Заявка № 2026669714

Дата поступления 01 июля 2026 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 01 июля 2026 г.

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 00a570e47add8d531b4b8818e75f29506
Владелец **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 04.09.2025 по 28.11.2026

Ю.С. Зубов

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Акты внедрения результатов диссертационного исследования



ООО «ПРОГРАММНЫЕ РЕШЕНИЯ»
Юридический адрес: 426004, Российская Федерация, г. Ижевск, ул. Ленина, д. 45, помещение 16, офис. 1010
ИНН/КПП: 1800010296 / 180001001 ОГРН: 1231800020693
тел.: +7 (342) 259-8759

Исх № 012 от 17.06.2026г.

По требованию

А К Т

Внедрения результатов диссертационной работы аспиранта Сальникова С. В. «Разработка методов диагностирования штанговой скважинной насосной установки при изменении режимов нагрузок электропривода», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук

Мы, нижеподписавшиеся: генеральный директор Лопатин Денис Евгеньевич и технический директор Бузмаков Алексей Владимирович, составили настоящий акт, подтверждающий, что компанией ООО «ПРОГРАММНЫЕ РЕШЕНИЯ» используются разработанные в ходе диссертационного исследования Сальникова С. В. метод и алгоритм диагностирования штанговой скважинной насосной установки.

Представленные метод и алгоритм диагностирования используются на предприятии в задачах классификации неисправностей технологических объектов. Полученные результаты диссертационного исследования позволяют применять классификатор на основе комбинации сверточной сети и метода k ближайших соседей для определения неисправностей и аномалий в работе установок.

Генеральный директор

Лопатин Д.Е.

Технический директор

Бузмаков А.В.



**Министерство науки и высшего образования
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
ПЕРМСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
(ПНИПУ)**



УТВЕРЖДАЮ:

Проректор по науке и инновациям,
д. ф.-м. н., доцент
Шевкин Алексей Игоревич

А К Т

о внедрении в учебный процесс Пермского национального исследовательского политехнического университета результатов диссертационной работы Сальникова С. В. «Разработка методов диагностирования штанговой скважинной насосной установки при изменении режимов нагрузок электропривода», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук

Мы, нижеподписавшиеся, декан электротехнического факультета, к.т.н., Черняев В. В., и. о. заведующего кафедрой «Микропроцессорные средства автоматизации», к.т.н., доцент Ромодин А. В. Составили настоящий акт о том, что в учебный процесс кафедры «Микропроцессорные средства автоматизации» внедрены результаты диссертационной работы Сальникова С. В., в части:

1) цифровой модели установки штанговой скважинной насосной установки, включающей модели электротехнического комплекса и гидродинамической системы нефтедобывающей установки;

2) структуры системы диагностики ШСНУ, использующей косвенную непрерывную оценку усилия в точке подвеса колонны штанг, без применения датчиков прямого измерения нагрузки;

3) метода и алгоритма косвенной оценки динамограммы ШСНУ, использующих оценки электромеханических переменных электропривода;

4) классификатора технических состояний ШСНУ, основанного на комбинации сверточной нейронной сети и метода k-ближайших соседей.

Разработанный метод, алгоритм и модели используются при проведении лабораторных работ и практических занятий по дисциплинам «Системы управления исполнительными механизмами», «Микропроцессорные средства автоматизации и управления», «Основы робототехники и мехатроники», «Электромеханические системы управления», «Цифровые технологии управления электроприводом», «Электрические приводы мехатронных и робототехнических систем» при подготовке студентов по образовательным программам бакалавриата и магистратуры по направлениям «Электроэнергетика и электротехника» и «Автоматизация технологических процессов и производств».

Декан
Электротехнического факультета,
к.т.н.

В. В. Черняев

И. о. заведующего кафедрой
«Микропроцессорные средства автоматизации»,
к.т.н., доцент

А. В. Ромодин



СИСТЕМНЕФТЕАВТОМАТИКА

А К Т

**Внедрения результатов диссертационной работы аспиранта Сальникова С. В.
«Разработка методов диагностирования штанговой скважинной насосной установки при
изменении режимов нагрузок электропривода», представленной на соискание ученой
степени кандидата технических наук**

Мы, нижеподписавшиеся, директор Дмитрий Владиславович Усольцев, технический директор Дмитрий Борисович Горшков, исполнительный директор Баруткин Александр Вячеславович, составили настоящий акт о том, что ООО «Системнефтеавтоматика» использовала результаты диссертационного исследования Сальникова Савелия Витальевича, а именно:

- 1) концептуальная структура системы диагностики ШСНУ;
- 2) классификатор технических состояний ШСНУ, основанный на комбинации сверточной нейронной сети и метода k-ближайших соседей;
- 3) метод и алгоритм косвенной оценки динамограммы ШСНУ, использующий в своей работе оценку электромеханических переменных электропривода, а также классификатора на основе сверточной нейронной сети для определения углового положения роторного противовеса;

Разработанные методы и алгоритмы оценки технического состояния штанговой скважинной насосной установки, позволят уменьшить время простоя нефтедобывающей установки за счет своевременного обнаружения неисправностей.

Директор
ООО «Системнефтеавтоматика»,

Технический директор
ООО «Системнефтеавтоматика»,

Исполнительный директор
ООО «Системнефтеавтоматика»,


Д. В. Усольцев


Д. Б. Горшков


А. В. Баруткин