

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Южно-Уральский государственный университет
(национальный исследовательский университет)»

На правах рукописи



Еремеева Виктория Александровна

АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО
СОСТОЯНИЯ АСИНХРОННОГО ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ ИСПОЛНИТЕЛЬНЫХ
МЕХАНИЗМОВ АСУ ТП

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
доктор технических наук,
профессор Шестаков А.Л.

Челябинск – 2025

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ АЛГОРИТМОВ ДИАГНОСТИКИ АСИНХРОННЫХ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЕЙ ИСПОЛНИТЕЛЬНЫХ МЕХАНИЗМОВ АСУ ТП	10
1.1 Характеристика электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП как объекта диагностики	10
1.2 Основные виды неисправностей асинхронного электродвигателя	14
1.3 Причины появления межвитковых замыканий АД	15
1.4 Алгоритмы обнаружения межвитковых замыканий статора АД	16
1.5 Причины появления сломанных стержней в роторе АД	18
1.6 Алгоритмы обнаружения сломанного стержня ротора АД	19
1.7 Причины неисправностей подшипников АД	22
1.8 Алгоритмы обнаружения повреждения подшипников АД	23
Выводы по разделу:	27
ГЛАВА 2. ДИАГНОСТИКА МЕЖВИТКОВЫХ ЗАМЫКАНИЙ В СТАТОРЕ АД	29
2.1 Фазовая задержка между сигналами тока и напряжения АД	29
2.2 Векторный метод матричных пучков для измерения фазовой задержки между сигналами тока и напряжения АД	31
2.3 Классификатор опорных векторов для определения состояния АД	32
2.4 Алгоритм обнаружения межвитковых замыканий в статоре АД	36
2.5 Измерение фазовых задержек с использованием векторного ММП для модельных сигналов АД	39
2.6 Экспериментальная проверка алгоритма обнаружения межвиткового замыкания в статоре АД	44
Выводы по разделу:	50
ГЛАВА 3. ДИАГНОСТИКА ОБРЫВА СТЕРЖНЯ В КОРОТКОЗАМКНУТОМ РОТОРЕ АД	51
3.1 Гармоники дефекта ротора высших порядков	51
3.2 Алгоритм обнаружения обрыва стержней в роторе АД	55
3.3 Измерение амплитуд гармоник дефекта ротора с использованием векторного ММП для модельных сигналов АД	57

3.4 Экспериментальная проверка алгоритма обнаружения обрыва стержней ротора АД.....	61
Выводы по разделу:	65
ГЛАВА 4. ДИАГНОСТИКА НЕИСПРАВНОСТЕЙ ПОДШИПНИКОВ.....	67
4.1 Измерение и обработка виброускорений вращающегося вала	67
4.2 Применение преобразования Гилберта-Хуанга к сигналам виброускорения	70
4.2.1 Эмпирическая модовая декомпозиция	71
4.2.2 Спектр Гилберта.....	72
4.3 Свёрточная нейронная сеть для обработки спектров Гилберта.....	74
4.4 Алгоритм обнаружения неисправностей подшипников	78
4.5 Обучения свёрточной сети на экспериментальных данных.....	79
4.6 Сравнение разработанного алгоритма с диагностикой по сумме спектральных компонент углового ускорения	83
4.7 Локализация неисправного подшипника.....	85
Выводы по разделу.....	88
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	89
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	91
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Акт внедрения результатов диссертационного исследования	104
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Патент на изобретение №2799985.....	105

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУ ТП) являются неотъемлемой частью нефтяной, металлургической, химической и других видов промышленности. Основной функцией АСУ ТП является управление технологическими процессами посредством обработки данных, поступающих от совокупности датчиков, установленных на техническом оборудовании, и формирование управляющих воздействий для исполнительных механизмов [1]. К числу таких механизмов относятся насосы, вентиляторы, конвейеры и другие типы оборудования, большинство из которых приводятся в действие асинхронными электродвигателями (АД) [2].

АД является распространённым типом двигателя в промышленности за счёт его надёжности и низкой стоимости. Общее число АД в металлургическом производстве может достигать десятков тысяч [3]. Тем не менее, на практике наблюдается значительный процент отказов АД, обусловленных эксплуатацией в условиях повышенных механических, термических и электрических нагрузок [4]. Непредвиденные отказы АД приводят к существенным финансовым потерям, вызванным простоями производственных линий. Особенно критичными являются отказы уникальных АД большой мощности (до нескольких мегаватт), которые, как правило, не имеют резервирования, а их демонтаж и замена требуют значительных временных и ресурсных затрат вследствие их размеров и сложности конструкции. Предотвращение подобного рода отказов является одной из ключевых точек роста экономической эффективности производства [5].

Согласно действующим отечественным и зарубежным стандартам [6–10], обеспечение надёжности, безопасности и отказоустойчивости оборудования являются ключевыми требованиями при проектировании и эксплуатации АСУ ТП. Соблюдение данных требований необходимо для обеспечения высокого качества выпускаемой продукции, а также для обеспечения безопасности производства [11]. В связи с этим, программное обеспечение АСУ ТП должно включать в себя

средства и алгоритмы непрерывного контроля технического состояния оборудования, в том числе АД [6].

Алгоритмы контроля технического состояния могут быть реализованы на основе анализа физической информации АД, такой как вибрация, ток статора, температура подшипников и др. [12]. Это обосновано тем, что возникновение неисправности всегда сопровождается изменением определённых физических и химических процессов в работе электродвигателя. Как правило, эти изменения проявляются за некоторое время до катастрофического отказа, что позволяет вовремя определить наличие неисправности и принять меры по её устранению. Анализ данной информации математическими методами и алгоритмами искусственного интеллекта позволяет формировать диагностические критерии, на основе которых АСУ ТП принимает решения об эксплуатации оборудования.

На данный момент известно множество методов и алгоритмов для оценки технического состояния АД [13–15]. Однако большинство этих алгоритмов основано на простых диагностических признаках и критериях, таких как увеличение среднего значения виброускорения, недопустимый рост коэффициента нелинейных искажений тока и т.д. Данные критерии обеспечивают обнаружение неисправностей на предаварийной стадии работы электродвигателя. Более сложные алгоритмы требуют проверки работоспособности в условиях работы с частотным преобразователем [16].

Интеграция алгоритмов оценки технического состояния АД в программное обеспечение АСУ ТП способствует своевременному выявлению неисправностей и минимизации рисков внеплановых простоев оборудования [17]. Таким образом, разработка алгоритмов обработки информации и диагностических критериев для оценки технического состояния АД представляет собой актуальную научно-практическую задачу, решение которой позволяет повысить эффективность и надёжность производственных процессов.

Цель работы – разработать новые алгоритмы обработки информации и диагностические критерии для оценки технического состояния асинхронного электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП.

Задачи исследования:

1) Разработать алгоритм обработки сигналов тока и напряжения АД на основе векторного метода матричных пучков для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе метода опорных векторов для обнаружения межвиткового замыкания в статоре АД.

2) Разработать алгоритм обработки сигналов тока и частоты вращения АД на основе векторного метода матричных пучков для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе метода опорных векторов для обнаружения обрыва стержня в роторе АД.

3) Разработать алгоритм обработки сигналов виброускорений, измеряемых с вращающегося вала АД, на основе преобразования Гилберта-Хуанга для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе свёрточной нейронной сети для обнаружения неисправностей подшипников качения.

Предметом исследования являются алгоритмы обработки информации и диагностические критерии для оценки технического состояния асинхронного электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП.

Методология и методы исследования основаны на теории электромагнитного поля и механических колебаний, а также на методах спектрального анализа сигналов, теории распознавания образов, методах классификации и теории планирования эксперимента.

Научная новизна:

1) Разработан новый алгоритм обработки сигналов и диагностический критерий для обнаружения межвиткового замыкания в статоре АД в виде функции классификации, отличающийся тем, что критерий формируется в результате обучения метода опорных векторов на выборке диагностических признаков в виде суммы взаимных разностей между фазовыми задержками основных гармоник сигналов токов и напряжений АД.

2) Разработан новый алгоритм обработки сигналов и диагностический критерий для обнаружения обрыва стержня ротора в АД в виде функции классификации,

отличающийся тем, что критерий формируется в результате обучения метода опорных векторов на выборке диагностических признаков в виде совокупности значений амплитуд гармоник дефекта ротора, извлечённых из демодулированных сигналов тока, предварительно отфильтрованных в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники частоты питания.

3) Разработан новый алгоритм обработки сигналов виброускорений, измеренных с вращающегося вала АД, с использованием преобразования Гилберта-Хуанга для получения изображений спектра Гилберта, содержащих диагностические признаки неисправностей подшипников качения в виде локальных изменений амплитуды виброускорения, а также диагностический критерий, который представляет собой максимальное значение вероятности принадлежности изображения спектра Гилберта к конкретному классу неисправности подшипника.

Основные положения, выносимые на защиту:

1) Алгоритм обработки сигналов тока и напряжения АД и диагностический критерий, полученный с помощью метода опорных векторов, для обнаружения межвитковых замыканий в статоре.

2) Алгоритм обработки сигналов тока и частоты вращения АД и диагностический критерий, полученный с помощью метода опорных векторов, для обнаружения обрыва стержня в роторе.

3) Алгоритм обработки сигнала виброускорения, измеренного с вращающегося вала АД, и диагностический критерий, полученный с помощью свёрточной нейронной сети, для обнаружения неисправностей подшипников качения.

Достоверность результатов работы подтверждена корректной постановкой задачи и экспериментальной проверкой работоспособности предложенных методов и диагностических критериев.

Теоретическая значимость работы. Впервые векторный метод матричных пучков применён к сигналам тока и напряжения АД для получения диагностических признаков неисправностей статора и ротора (патент РФ №2799985 [18]). Предложенные диагностические признаки неисправностей также

ранее не использовались при оценке состояния АД. Применение метода опорных векторов к предложенным диагностическим признакам позволяет получить новые диагностические критерии для оценки состояния АД. Также впервые к сигналам виброускорения, измеренных с вращающегося вала АД, применено преобразование Гилберта-Хуанга. Преобразование Гилберта-Хуанга позволяет преобразовать сигналы виброускорений в изображения, которые затем могут быть распознаны свёрточной нейронной сетью для оценки состояния подшипников качения.

Практическая значимость работы состоит в создании программно-аппаратного комплекса, в котором реализованы разработанные алгоритмы обнаружения неисправностей АД исполнительных механизмов АСУ ТП. Работоспособность разработанных алгоритмов и диагностических критериев подтверждена экспериментально, что позволяет рекомендовать их для интеграции в существующие АСУ ТП для непрерывного контроля за техническим состоянием АД. Алгоритмы могут быть адаптированы для оценки состояния других типов электродвигателей и вращающегося оборудования.

Апробация результатов работы. Основные результаты диссертационной работы доложены на следующих конференциях:

- XXIII мировой конгресс IMEKO – Измерение: запуск завтрашней умной революции (XXIII IMEKO World Congress «Measurement: sparking tomorrow's smart revolution», г. Иокогама, Япония, 2021 г.);
- Международная конференция IMEKO TC10 – Измерения для диагностики, оптимизации и контроля для поддержки устойчивости и отказоустойчивости (IMEKO TC10 Conference «Measurement for Diagnostics, Optimization and Control to Support Sustainability and Resilience», г. Делфт, Нидерланды, 2023 г.);
- Цифровая индустрия: состояние и перспективы развития 2023 (г. Челябинск, Россия, 2023 г.);
- III Международная научно-практическая конференция молодых ученых и специалистов «ЗА НАМИ БУДУЩЕЕ» (г. Санкт-Петербург, Россия, 2024 г.).

Публикация результатов работы. По материалам диссертационной работы опубликовано 8 работ, в том числе 1 в изданиях из перечня ВАК, 4 в рецензируемых зарубежных изданиях, индексируемых наукометрической базой Scopus. Получен патент на изобретение, копия патента представлена в Приложении А.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы из 106 источников. Диссертационная работа изложена на 105 страницах, включая 39 рисунков, 16 таблиц и 2 приложения.

Соответствие паспорту специальности. Диссертационная работа соответствует паспорту специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» в следующих областях исследования:

п. 3: разработка критериев и моделей описания и оценки эффективности решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта;

п. 4: разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта;

п. 12: визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации.

Реализация результатов исследования. Полученные результаты диссертационной работы внедрены в деятельности НТЦ «Приводная техника».

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ АЛГОРИТМОВ ДИАГНОСТИКИ АСИНХРОННЫХ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЕЙ ИСПОЛНИТЕЛЬНЫХ МЕХАНИЗМОВ АСУ ТП

1.1 Характеристика электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП как объекта диагностики

Современные автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУ ТП) включают в себя сложные исполнительные механизмы типа конвейеров, насосов, клапанов, задвижек и т.д. Электропривод с электродвигателем является важной частью многих АСУ ТП [19]. В качестве примера ниже рассмотрено нескольких крупных агрегатов и технологических процессов в металлургическом производстве.

Вертикальные кислородные конвертеры (Рисунок 1.1) используются для выплавки стали, доля которой составляет более 50% от мирового объема [20]. Конструкция кислородного конвертера представляет собой поворачивающийся на цапфах сосуд грушевидной формы с внутренней футеровкой. Масса конвертера с жидкой сталью может варьироваться от 50 до 400 тонн. Поворотный механизм, включающий электродвигатель и редуктор, обеспечивает вращение конвертера на 360° вокруг оси цапф с частотой вращения 0,1-1 Гц. В качестве привода могут использоваться асинхронные электродвигатели (АД) под управлением частотным преобразователем. Поворотный механизм подвергается значительным механическим нагрузкам в течение всего технологического цикла работы конвертера, что значительно сокращает срок службы электродвигателя.

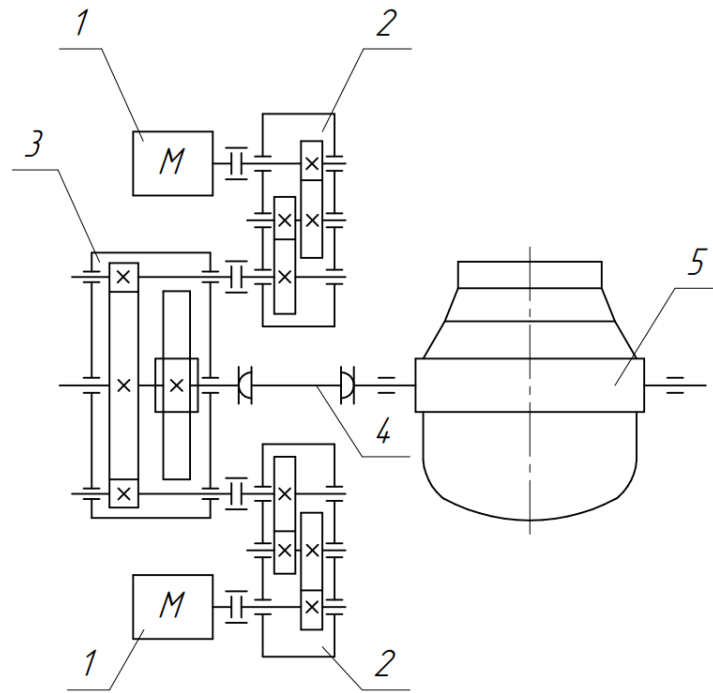


Рисунок 1.1 – Схема механизма поворота кислородного конвертера со стационарным односторонним приводом

1 – асинхронные электродвигатели, 2 – двухступенчатые быстроходные редукторы, 3 – двухступенчатый тихоходный редуктор, 4 – универсальные шпиндели, 5 – конвертер

Следующим рассматриваемым агрегатом является четырёхроlikовая клеть стана холодной прокатки металлической полосы (Рисунок 1.2) [20]. Работу клетки 8 обеспечивают следующие компоненты: главный привод 1, редуктор 3, понижающий частоту вращения электродвигателя до требуемых значений, шестерённая клеть 5 и соединительные шпиндели 6, которые делят момент электродвигателя на две составляющие для синхронного вращения рабочих валков 9. В качестве главного привода часто используются электрические машины переменного тока, в том числе, асинхронные электродвигатели [20]. Качество выпускаемого проката зависит от точности поддержания силы натяжения полосы между клетями, скорости рабочих валков, величины зазора между валками и т.д. [21]. Нарушение данных параметров из-за неисправностей оборудования, в частности, электродвигателя, приводит к снижению качества подката и возникновению брака продукции [22].

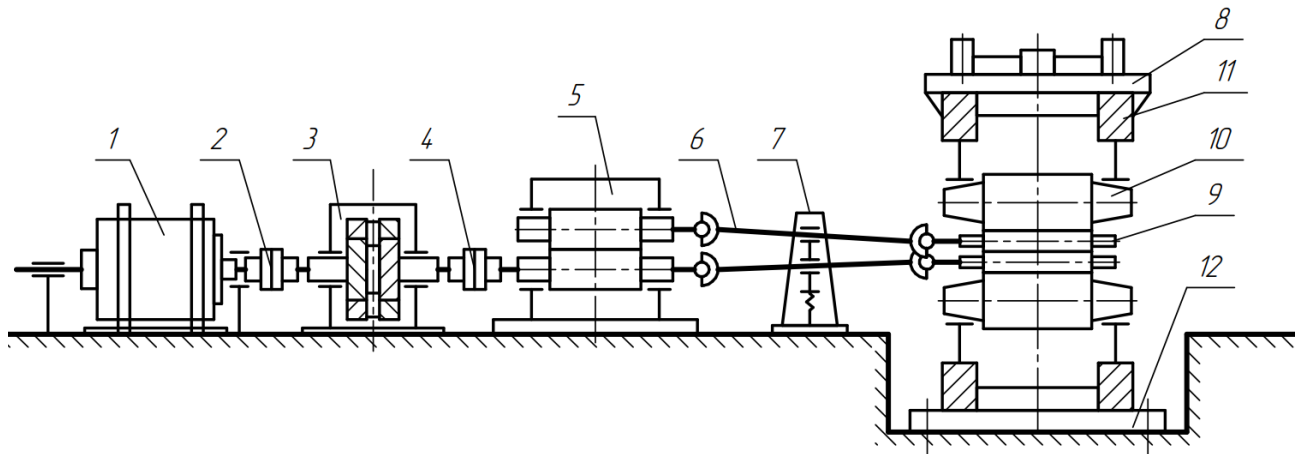


Рисунок 1.2 – Схема четырёхроlikовой рабочей клетки стана холодной прокатки
 1 – асинхронный электродвигатель (главный привод), 2 – моторная муфта, 3 – редуктор, 4 – коренная муфта, 5 – шестерённая клетка, 6 – шпиндели, 7 – пружинное уравнивающее устройство шпинделей, 8 – рабочая клетка, 9 – рабочие приводные валки, 10 – опорные не приводные валки, 11 – станина, 12 – плитовина

В следующем примере рассмотрена реализация технологического процесса на теплоэлектроцентрали ОАО «ММК» [23]. Особенностью теплоэлектроцентрали является использование большого количества высоковольтных асинхронных и синхронных электродвигателей. Асинхронные электродвигатели приводят в действие наиболее ответственные механизмы теплоэлектроцентрали: питательные насосы, циркуляционные насосы, дутьевые вентиляторы, дымососы, конденсатные насосы. Мощность данных АД варьируется в диапазоне от 100 до 2000 кВт. Выход из строя одного или нескольких циркуляционных насосов из-за неисправностей АД может привести к серьёзным последствиям, вплоть до остановки электростанции. Аварийные ситуации на электростанции, в свою очередь, приводят к остановке технологических процессов на производстве и, соответственно, к простоям и браку выпускаемой продукции.

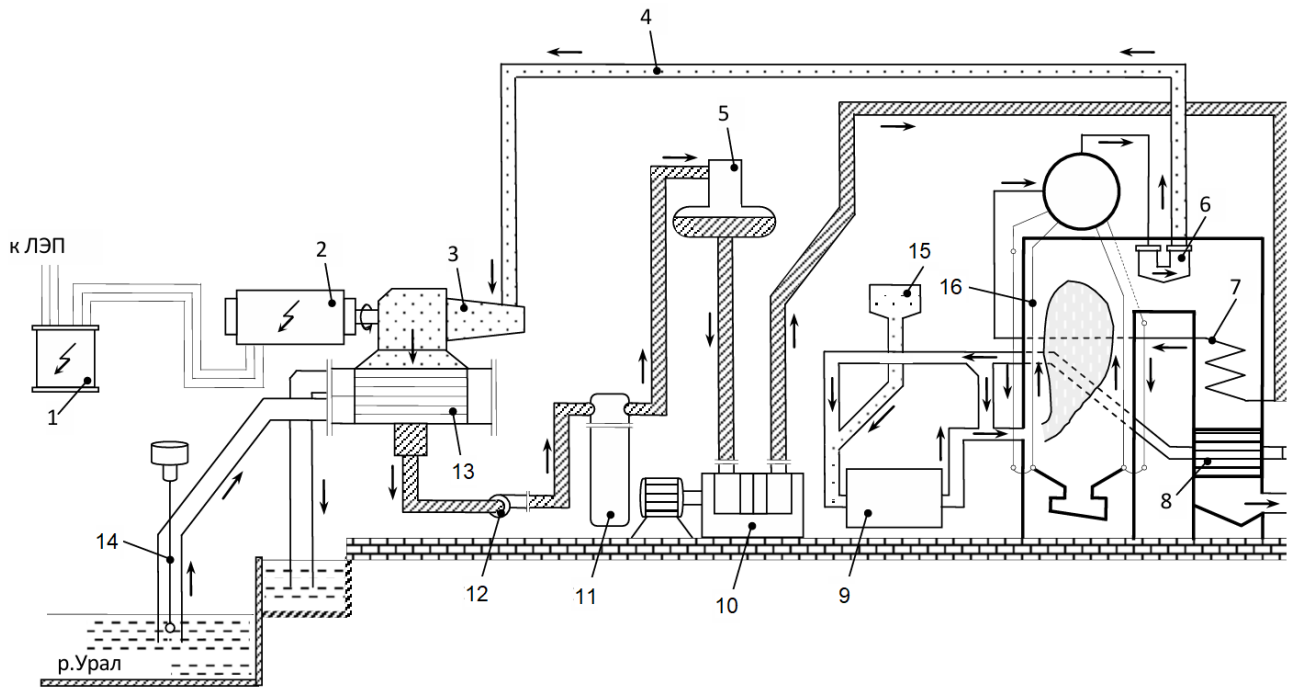


Рисунок 1.3 – Схема технологического процесса котлоагрегатов
теплоэлектроцентрали ОАО «ММК» [23]

1 – трансформатор, 2 – генератор, 3 – турбина, 4 – паропровод, 5 – деаэратор, 6 – пароперегреватель, 7 – экономайзер, 8 – воздухоподогреватель, 9 – мельница, 10 – питательный насос, конденсатор, 11 – регенеративный подогреватель, 12 – конденсатный насос, 13 – теплообменник, 14 – циркуляционный насос, 15 – бункер, 16 – экран

Приведённые примеры демонстрируют важность технического состояния АД для всего технологического процесса в целом. При этом АД часто эксплуатируются в условиях высоких нагрузок и негативных факторов окружающей среды, таких как высокая температура, масляный туман, пары кислот и пыль. Данные факторы значительно сокращают срок службы электродвигателя и повышают риск внезапных отказов. Люфты и частые скачкообразные нагрузки также приводят к повышенному износу АД и сопряженного с ним оборудования [24]. В связи с этим контроль за фактическим состоянием АД представляет собой важную задачу для обеспечения надёжности и эффективности производственных процессов.

1.2 Основные виды неисправностей асинхронного электродвигателя

Неисправности асинхронного электродвигателя условно делятся на электрические (повреждения активной стали двигателя или обмоток) и механические (повреждения конструкции и вспомогательных узлов). По месту возникновения можно выделить следующие группы неисправностей:

- 1) неисправности статора: обрыв фазы статора, межвитковые замыкания;
- 2) неисправности короткозамкнутого ротора: сломанные стержни или трещины в замыкающих кольцах;
- 3) механические неисправности конструкции: повреждения подшипников, эксцентриситет вала, изгиб вала.

В таблице 1.1 приведена статистика неисправностей АД из разных исследований. В работе [25] проведено исследование оценки надёжности АД в коммунальных приложениях на основе анализа отказов 6312 машин. В отчете IEEE [26] представлен обзор неисправностей 1141 электродвигателя мощностью от 140 кВт до 7 МВт. В отчете [27] представлен обзор надёжности АД с короткозамкнутым ротором на борту буровых, производственных и других платформ на шельфе, а также электродвигателей в нефтехимической промышленности. Данные собраны с 483 электродвигателей мощностью 100 кВт - 1,3 МВт.

Таблица 1.1 – Статистические данные о неисправностях асинхронных электродвигателей

Вид неисправности	Процентная доля от общего количества неисправностей		
	[25]	[26]	[27]
Износ подшипников	41%	50%	52%
Замыкания в статоре	36%	25%	25%
Неисправности ротора	9%	3%	6%
Неисправности вала или муфты	-	6%	3%
Повреждения силовой электроники	-	3%	13%
Другие	14%	13%	1%

Согласно таблице 1.1. износ подшипников является главной причиной выхода АД из строя. Второе место по частоте возникновения занимают замыкания в обмотках статора. Неисправности ротора возникают достаточно редко, тем не менее, в исследовательских работах данный тип рассматривается чаще других неисправностей [16,28].

1.3 Причины появления межвитковых замыканий АД

Работа АД сопровождается вибрацией, вызванной действием магнитодвижущей силы обмоток. Магнитодвижущая сила заставляет обмотку статора вибрировать с частотой, вдвое превышающей частоту питающей сети [29], [30]. В результате воздействия вибрации обмотка статора подвергается механическим напряжениям, которые могут привести к повреждению изоляции проводников. Помимо вибрации, нагрев проводников вследствие протекания повышенных токов, вызванных перегрузками или несбалансированным питающим напряжением, также способствует ухудшению качества изоляции и ускоряет её старение. Превышение допустимой рабочей температуры обмотки даже на 10°C сокращает срок службы электродвигателя вдвое [29].

Ухудшение изоляции обмотки, вызванное описанными факторами, приводит к различным видам повреждений обмотки статора. Как правило, межвитковое замыкание в одной фазе является начальной стадией остальных видов повреждений. На начальной стадии межвитковое замыкание слабо влияет на нормальную работу АД, поскольку изменения в соотношениях напряжений и токов незначительны. Однако главная опасность межвиткового замыкания заключается в малом интервале времени, за которое начальное повреждение может развиваться до полноценного замыкания фаза-фаза или фаза-корпус. Время деградации неисправности сложно оценить, и оно может варьироваться от нескольких часов до десятков секунд. В трёх независимых исследованиях зафиксировано разное время перехода от начальной стадии межвиткового замыкания до замыкания фазы на землю: в [31] АД вышел из строя за 60 секунд, в [32] время до отказа составило 5,5 часов, а в [33] – 5 минут. Такой значительный разброс по времени обусловлен

множеством факторов, зависящих от конструкции, номинала и условий эксплуатации АД.

Причина лавинного разрушения изоляции заключается в протекании через замкнутый участок обмотки тока большой амплитуды, вызванного действием магнитного поля АД [34]. Величина тока в замкнутом участке зависит от числа замкнутых витков, амплитуды плотности магнитного потока, числа полюсов АД и частоты питания. Ток в замкнутом участке вызывает локальный нагрев обмотки статора, что приводит к ухудшению свойств и разрушению изоляции соседних проводников [35].

Быстрая деградация межвиткового замыкания накладывает жёсткие требования к скорости диагностики и времени обнаружения дефекта. Большинство существующих алгоритмов диагностики основано на анализе токов АД с использованием преобразования Фурье [13]. Для удовлетворительной работы таких алгоритмов необходимо накапливать данные от работающего АД в течение определённого интервала времени. Однако для электродвигателей, которые работают в нестационарных режимах с изменением частоты вращения или момента, алгоритмы на основе преобразования Фурье могут дать неудовлетворительный результат. Применение алгоритмов на основе методов нестационарного анализа сигналов является более предпочтительным подходом для оценки технического состояния АД в течение всего времени его работы. Такие алгоритмы позволят обнаружить признаки зарождающегося межвиткового замыкания и, при необходимости, сформируют тревожный сигнал для АСУ ТП для совершения действий по предотвращению критических поломок.

1.4 Алгоритмы обнаружения межвитковых замыканий статора АД

Большинство существующих алгоритмов обнаружения межвиткового замыкания в статоре основано на частотном анализе токов АД. Наиболее распространённый метод анализа сигнатур тока двигателя (MCSA) основан на обнаружении замыканий в статоре по двум группам гармоник: временным гармоникам источника питания [7] и пазовым гармоникам ротора [36]. Недостаток

данного метода заключается в том, что временные и пазовые гармоники присутствуют в токе даже исправного АД. Наличие межвиткового замыкания может увеличить амплитуды гармоник, однако их первоначальные значения зависят от множества факторов, включая условия эксплуатации АД и особенности его конструкции [37]. Так, в экспериментальном исследовании [34] показано, что на начальной стадии межвитковое замыкание практически не оказывает влияния на амплитуды уже присутствующих в сигнале тока пазовых гармоник. Таким образом, MCSA не обеспечивает достоверную оценку состояния АД.

Вторым по распространённости алгоритмом диагностики, основанным на анализе токов, является векторный метод Парка [38]. Принцип работы данного алгоритма заключается в построении годографа тока, форма которого изменяется в зависимости от состояния АД. Расширенный метод Парка, включающий спектральный анализ вектора тока [39], представляет собой развитие данного подхода. Однако оба этих метода обладают ограниченной чувствительностью и не способны выявить начальную стадию межвиткового замыкания [34].

Анализ сигналов напряжения может дать новые диагностические признаки для обнаружения межвитковых замыканий статора АД. Так, авторы работ [37,40,41] используют напряжения АД для получения диагностического признака неисправности статора в виде коэффициента нулевого напряжения. Для расчёта диагностического признака авторы применяют полиномиальный метод Прони [42]. Однако данный подход имеет следующие недостатки: во-первых, он требует измерения фазных сигналов напряжения, что не всегда возможно из-за отсутствия доступа к общей точке соединения фазных обмоток статора; во-вторых, метод Прони подвержен значительному влиянию шумов в анализируемых сигналах [42,43]. Это делает его применение неэффективным в случаях питания АД от частотного преобразователя, который вносит существенные шумы в сигналы АД [44].

Перспективным направлением для диагностики АД является метод матричных пучков (ММП) [44,45]. ММП, являясь развитием метода Прони [46], демонстрирует более высокую точность при вычислении параметров сигналов АД

в условиях шумов [42,46,47], а также обладает лучшей вычислительной производительностью при анализе сигналов в различных приложениях [48,49]. Однако применение ММП в задачах диагностики АД изучено в меньшей степени по сравнению с методом Прони. В связи с этим, исследование возможностей ММП в качестве алгоритма обработки сигналов АД для оценки его технического состояния представляет собой актуальную научную задачу.

1.5 Причины появления сломанных стержней в роторе АД

Короткозамкнутые роторы АД делятся на два типа: литые и сборные [50]. Характер неисправностей ротора напрямую зависит от технологии его изготовления. В литом роторе обмотка формируется путём заливки расплавленного алюминия или его сплавов непосредственно в пазы сердечника ротора. Как правило, основная причина возникновения дефектов в стержнях литого ротора связана с нарушением технологического процесса литья. Трещины в стержнях литого ротора возникают достаточно редко. Однако, несмотря на более высокую механическую прочность конструкции, применение литых роторов ограничено электродвигателями малых типоразмеров. В электродвигателях средней и большой мощности, как правило, используются сборные роторы. Обмотка сборного ротора состоит из отдельных медных или алюминиевых стержней, которые вставляются в пазы ротора и привариваются на каждом конце к замыкающим кольцам. Соединение стержня с замыкающим кольцом является слабым местом обмотки, поэтому большинство дефектов сборного ротора связано с растрескиванием места сварки.

В процессе эксплуатации АД ротор подвергается значительным тепловым нагрузкам. Наиболее интенсивные температурные скачки происходят во время пуска электродвигателя, когда пусковой ток ротора многократно превышает номинальные значения [51]. Перегрев ротора может привести к отгоранию стержней обмотки. Повреждение одного стержня практически не влияет на работу АД. Однако ток повреждённого стержня перераспределяется на соседние стержни, в результате чего происходит их локальный перегрев и последующее отгорание. В

результате АД не развивает требуемую скорость и момент, а его КПД падает на 13-20% [52]. При значительном повреждении ротора электродвигатель выходит из строя. В некоторых случаях выступающий фрагмент отгоревшего стержня может повредить изоляцию обмотки статора, что приведёт к аварийному отключению АД [53].

1.6 Алгоритмы обнаружения сломанного стержня ротора АД

Обрыв одного или нескольких стержней (Broken Bar, BB) вызывает несимметрию сопротивлений в электрической цепи ротора. В результате токи в роторе распределяются неравномерно. Перекос токов ротора создаёт магнитное поле, которое вращается в направлении, противоположном вращению ротора. Дополнительное магнитное поле вызывает пульсацию крутящего момента и частоты вращения. В результате этого в токе статора возникают гармоники с частотами [54]:

$$f_{BB} = 2sk \cdot f_{\text{пит}}, \quad (1.1)$$

где $s = (f_{\text{пит}} - f_{\text{вращ}})/f_{\text{пит}}$ – скольжение АД, $f_{\text{вращ}}$ – частота вращения АД, $k = 1, 2, \dots$ – порядок гармоники дефекта ротора. Как правило, скольжение АД в рабочем режиме меняется в пределах от 2 до 10%, следовательно, частота гармоники дефекта f_{BB} при $k = 1$ может принимать значение в диапазоне от 0,4 до 10 Гц при изменении частоты питания от 10 до 50 Гц.

Гармоники с частотой f_{BB} приводят к амплитудной модуляции тока статора. В спектре тока возникают боковые гармоники вокруг основной частоты питания $f_{\text{пит}}$ (Рисунок 1.4) [55]:

$$f_{\text{low}} = (1 - 2s) f_{\text{num}}, \quad (1.2)$$

$$f_{\text{high}} = (1 + 2s) f_{\text{num}}. \quad (1.3)$$

Амплитуда данных гармоник зависит от количества повреждённых стержней. Наличие гармоник f_{low} и f_{high} в спектре тока является общепринятым диагностическим признаком неисправности ротора АД. Поэтому большинство алгоритмов диагностики, в том числе метод анализа сигнатур тока (MCSA), основано на обнаружении данных гармоник в токах двигателя [56].

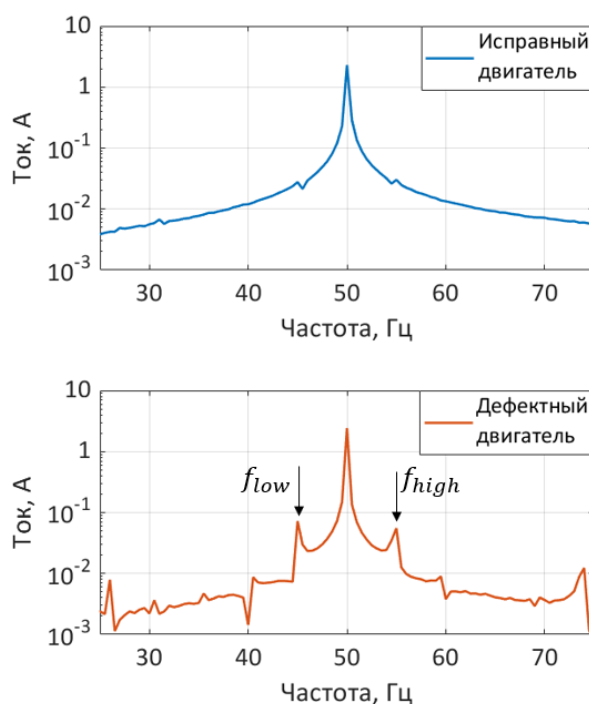


Рисунок 1.4 – Боковые гармоники дефекта ротора в спектре сигнала тока АД

Однако, согласно формулам (1.2) и (1.3), гармоники неисправности ротора зависят от скольжения АД, которое, в свою очередь, зависит от нагрузки. Нестационарная нагрузка приводит к изменению частот f_{low} и f_{high} гармоник дефекта ротора, а для эффективной работы MCSA анализируемый сигнал должен иметь стационарный характер [57]. В результате MCSA может привести к ложным срабатываниям алгоритма диагностики и неверным реакциям АСУ ТП [58].

В случае малой нагрузке АД гармоники дефекта ротора могут сливаться с основной гармоникой питания, что затрудняет их обнаружение. В связи с этим некоторые алгоритмы диагностики основаны на предварительной демодуляции сигналов тока, т.е. на удалении гармоники питания из сигналов тока и переносе гармоник дефекта ротора из диапазона $f_{пит}$ в область низких частот. Примерами подобных алгоритмов являются амплитудная демодуляция сигнала с использованием преобразования Гильберта [59] и преобразование Парка-Кларк [60]. Преобразование Гильберта позволяет выделить низкочастотную гармонику дефекта из сигнала тока в виде огибающей. Преобразование трёхфазной системы токов в двухфазную с использованием формул Парка-Кларк обеспечивает

получение новых сигналов, которые могут содержать информацию о дефектах ротора и при этом менее подвержены влиянию основной гармоники питания. В исследовании [61] показано, что сигналы тока, полученные с применением данных алгоритмов, обладают большей информативностью для обнаружения дефектов ротора. Однако авторы работы [61] также продемонстрировали, что аналогичный результат может быть достигнут путём суммирования квадратов трёх фазных токов. Экспериментальная проверка подтвердила, что суммирование квадратов сигналов тока позволяет получить демодулированный сигнал с меньшим уровнем шума по сравнению с преобразованием Гилберта. Кроме того, данный подход требует меньших вычислительных затрат, чем преобразование Парка-Кларк. Таким образом, использование суммы квадратов сигналов тока представляет собой перспективный метод для обнаружения дефектов ротора АД.

Помимо проблемы слияния боковых гармоник дефекта f_{low} и f_{high} с основной гармоникой питания, существует проблема маскирования этих гармоник другими низкочастотными компонентами спектра [58,62,63]. Такие гармоники могут быть вызваны колебаниями нагрузки, магнитной анизотропией сердечника ротора, осевыми воздуховодами в роторе. Наличие подобных гармоник в спектре тока также может привести к ложным срабатываниям алгоритмов диагностики [58]. Некоторые исследователи предлагают использовать анализ пусковых токов АД с использованием кратковременного преобразования Фурье (STFT) для обхода данной проблемы [64,65]. Во время пуска АД скольжение меняется от 1 до 0, что приводит к определённому паттерну изменения гармоники дефекта ротора, хорошо различимому в спектре STFT. При этом данный паттерн будет существенно отличаться от характера изменений других гармоник. Однако авторы подчеркивают, что данный подход неприменим для АД с питанием от частотного преобразователя [55]. Кроме того, этот подход требует длительного времени пуска, что не подходит для АД средней и большой мощности.

В ряде исследований [57,66–68] показано, что в спектре тока существуют другие гармоники дефекта ротора, обнаружение которых может быть более надёжным по сравнению с боковыми гармониками f_{low} и f_{high} . Данные гармоники

возникают вблизи 5-ой и 7-ой гармоник питания АД, вызванных несинусоидальным распределением магнитного поля в зазоре между статором и ротором, а также несинусоидальным напряжением питания в случае использования частотного преобразователя. В связи с их расположением в спектре, данные гармоники также называют «высшими» гармониками дефекта ротора.

1.7 Причины неисправностей подшипников АД

Подшипники качения являются неотъемлемой частью большинства оборудования, в том числе АД. Подшипники имеют ограниченный срок службы, и именно их отказ является основной причиной выхода из строя АД. Анализ неисправностей подшипников в электродвигателях показал, что основными причинами отказов являются механические дефекты (53,1% от общего числа отказов) и перегрев подшипников (46,9%) [69]. Перегрев может быть вызван некачественной или недостаточной смазкой, а также плохой вентиляцией или недостаточным охлаждением. Механические дефекты, в свою очередь, могут возникать вследствие чрезмерных радиальных и осевых нагрузок, а также перекосов и несоосностей, вызванных неправильным монтажом [52,69]. Эксплуатация АД с неисправными подшипниками приводит к увеличению энергопотребления из-за дополнительных механических и тепловых потерь, а также снижению КПД электродвигателя на 3-4% [52,70].

Помимо механических и тепловых повреждений, существуют и другие причины выхода из строя подшипников. Питание электродвигателя от частотного преобразователя часто сопровождается негативным эффектом, известным как протекание токов через подшипники [71]. Электрокоррозия, вызванная этими токами, сокращает срок службы подшипника с 6-10 лет до 4 месяцев [72]. Данный факт подтверждён исследованиями компании Shaft Grounding Systems Inc., которая проанализировала 1000 электродвигателей переменного тока с питанием от частотного преобразователя [72]. Повреждения подшипников, вызванные токами, были обнаружены в 25% электродвигателей с временем эксплуатации менее 18

месяцев. Среди электродвигателей с временем эксплуатации более 18 месяцев доля таких повреждений составила уже 65%.

Износ подшипников АД приводит к возникновению эксцентриситета ротора вследствие проседания вала в подшипниковых опорах. При эксцентриситете воздушный зазор между статором и ротором становится неравномерным: с одной стороны он уменьшается, а с другой — увеличивается. В результате возникает несбалансированное магнитное притяжение ротора к статору [29,50]. Действие неуравновешенных сил на вращающийся ротор приводит к значительному увеличению вибрации АД. В случае сильного износа подшипников ротор может войти в контакт со статором, что приведёт к повреждению обмотки статора и полному выходу АД из строя.

1.8 Алгоритмы обнаружения повреждения подшипников АД

Повреждения подшипников представляют собой нарушения целостности поверхностей тел или дорожек качения. Такие повреждения могут проявляться в виде локальных трещин, точечных дефектов, а также более обширных износов, таких как задиры, выкрашивание и др. Прокатывание тел качения через повреждённую зону вызывает серию микроударов, которые могут быть зафиксированы в сигналах вибрации. Частота повторения этих микроударов зависит от типа повреждения подшипника. В связи с этим большинство алгоритмов диагностики подшипников основано на частотном анализе сигналов вибрации. Частоты, соответствующие различным типам дефектов, определяются по следующим формулам [12,73]:

- частота вращения сепаратора:

$$FTF = \frac{f_{\text{вала}}}{2} \left(1 - \frac{d}{D} c \right); \quad (1.4)$$

- частота вращения тел качения:

$$BSF = \frac{f_{\text{вала}}}{2} \frac{D}{d} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 \cos \beta \right); \quad (1.5)$$

- частота мелькания тел качения по наружному кольцу:

$$BPFO = n \frac{f_{\text{вала}}}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right); \quad (1.6)$$

- частота мелькания тел качения по внутреннему кольцу:

$$BPFO = n \frac{f_{\text{вала}}}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right), \quad (1.7)$$

где $f_{\text{вала}}$ – частота вращения вала, D – средний диаметр подшипника, d и n – диаметр и число тел качения, $\cos \beta$ – угол контакта подшипника.

Состав спектра вибрации будет зависеть от стадии повреждения подшипника (Рисунок 1.5) [74].

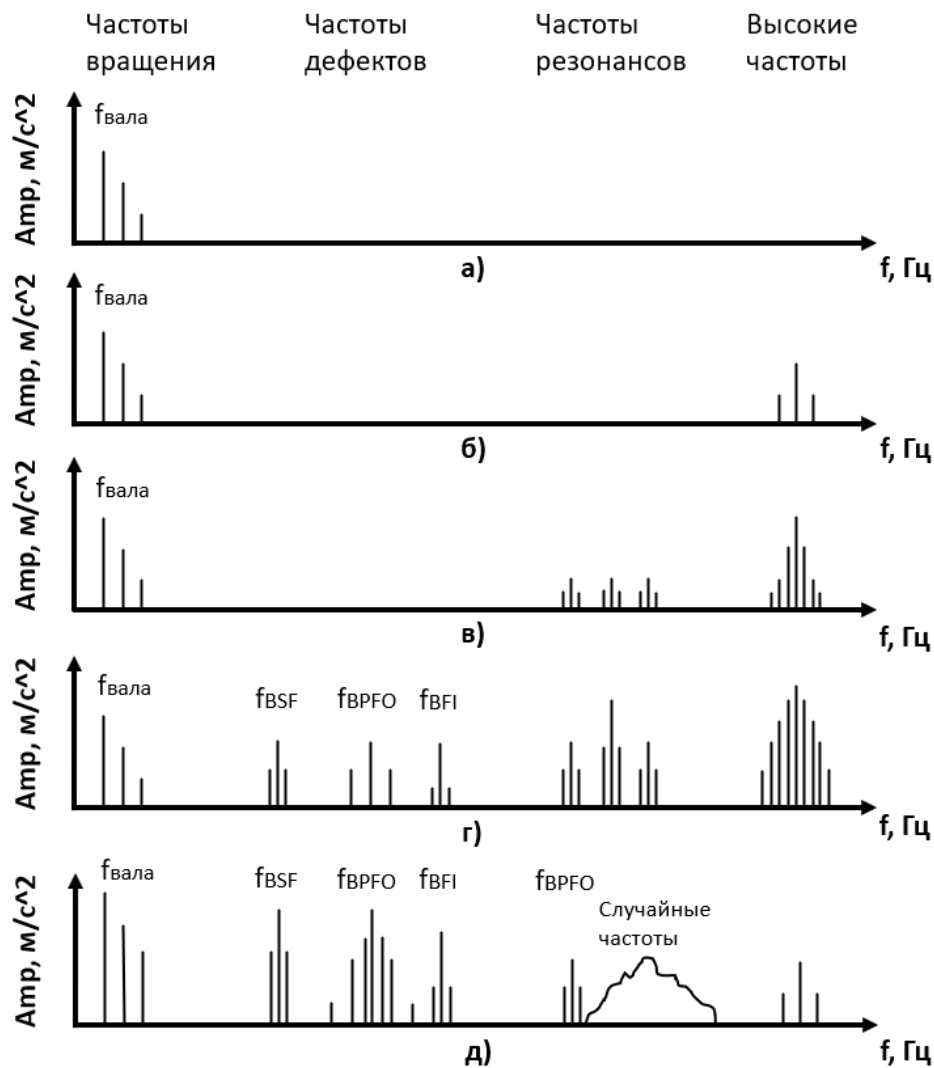


Рисунок 1.5 – Спектр виброускорения на разных стадиях разрушения подшипника
а – исправный подшипник, б – 1 стадия разрушения, в – 2 стадия разрушения, г – 3 стадия разрушения, д – 4 стадия разрушения

Спектр вибрации исправного подшипника (Рисунок 1.5, а) не содержит характерных частот подшипников за исключением компонент, обусловленных частотой вращения вала, его дисбалансом или несоосностью. На 1 стадии развития повреждения (Рисунок 1.5, б) в спектре наблюдаются высокочастотные компоненты в ультразвуковом диапазоне, для обнаружения которых требуется специализированный датчик с высокой резонансной частотой [12]. На 2 стадии (Рисунок 1.5, в) повреждение подшипника увеличивается в размерах, что приводит к возникновению серии микроударов при прокатывании тел качения через зону повреждения. Эти микроудары возбуждают собственные частоты подшипника. На 3 стадии (Рисунок 1.5, г) в среднечастотной области спектра начинают проявляться характерные гармоники повреждений подшипника, определяемые формулами (1.4) - (1.7). Вид и количество гармоник зависят от конструкции подшипника и типа повреждения. 4 стадия (Рисунок 1.5, д) является завершающей перед катастрофическим отказом подшипника. Эта стадия связана с появлением многочисленных модулированных собственных частот подшипника и характерных гармоник повреждений. Из-за повышенного износа внутренние зазоры подшипника увеличиваются, что приводит к более свободной вибрации вала и росту амплитуды гармоник, связанных с его вращением. На 4 стадии амплитуды характерных гармоник подшипника снижаются и заменяются случайным многополосным шумом.

Анализ необработанного сигнала вибрации зачастую даёт мало диагностической информации из-за шума и многочисленных модуляций. В связи с этим эталонным подходом к обнаружению неисправностей подшипников стал частотный анализ огибающей сигнала вибрации [75]. Для получения огибающей сигнал вибрации подвергается полосовой фильтрации в области собственных частот подшипника, после чего демодулируется по амплитуде с использованием преобразования Гилберта. Развитие метода огибающей связано с совершенствованием подходов к выбору полосы фильтрации [76]. Современный подход к выбору полосы фильтрации основан на использовании спектрального эксцесса – характеристики, описывающей импульсность сигнала [77]. Для

ускорения вычисления эксцесса применяется метод быстрой куртограммы [75]. Однако, как показано в исследовании [78], неисправные подшипники не всегда приводят к увеличению эксцесса сигнала вибрации. Например, обширные повреждения, такие как выкрашивание, могут не сопровождаться появлением характерных гармоник в спектре вибрации [70]. Кроме того, посторонние импульсы от внешних источников, такие как электромагнитные помехи от частотного преобразователя, могут увеличивать импульсность сигнала, что приводит к некорректному выбору полосы фильтрации [79,80].

Декомпозиция сигнала является альтернативным подходом для выделения гармоник неисправностей подшипников из сигналов вибрации. Эмпирическая модовая декомпозиция (EMD) является одним из самых распространённых методов декомпозиции, который применяется в задаче диагностики подшипников [81]. EMD также является одним из этапов в наиболее мощном методе обработки нестационарных сигналов – преобразовании Гилберта-Хуанга [82]. Преобразование Гилберта-Хуанга позволяет получить частотно-временное распределение амплитуды вибрации, известное как спектр Гильберта. Спектр Гилберта будет иметь отличия для сигналов вибрации исправного и дефектного подшипника.

К спектрам Гилберта могут быть применены интеллектуальные методы распознавания образов для идентификации состояния подшипника. Для анализа спектров Гильберта могут быть применены интеллектуальные методы распознавания образов, такие как искусственные нейронные сети, включая глубокие нейронные сети, которые показали высокий потенциал в диагностике механических неисправностей [83]. В частности, свёрточные нейронные сети (CNN) доказали свою эффективность в задачах распознавания и классификации изображений. Таким образом, комбинация преобразования Гильберта-Хуанга для получения частотно-временных спектров вибрации и свёрточной нейронной сети для обработки этих изображений и выявления диагностических признаков неисправностей представляет собой перспективный алгоритм диагностики подшипников АД [78].

Выводы по разделу:

Проведённый анализ позволил выявить три ключевые неисправности АД: межвитковые замыкания в статоре, обрывы стержней в короткозамкнутом роторе и повреждения подшипников качения. Проанализированы существующие алгоритмы обнаружения данных неисправностей. Проведённый анализ алгоритмов показал, что известные диагностические признаки обладают недостаточной чувствительностью к начальным стадиям неисправностей АД. Кроме того, данные признаки могут быть замаскированы или искажены эффектами, обусловленными режимами работы АД. Также установлено, что многие существующие алгоритмы диагностики основаны на использовании преобразования Фурье и преобразования Парка. Данные методы не могут обеспечить удовлетворительный результат диагностики в случае нестационарных режимов работы АД, которые характерны при питании АД от частотного преобразователя. Для надёжной оценки состояния АД требуется применение методов нестационарного анализа сигналов, а также использование методов искусственного интеллекта, позволяющих формировать высокочувствительные диагностические признаки и критерии. В связи с этим, была сформулирована цель диссертационной работы.

Цель работы – разработать новые алгоритмы обработки информации и диагностические критерии для оценки технического состояния асинхронного электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП.

В соответствии с указанной целью в рамках диссертационной работы необходимо решить следующие **задачи**:

1) Разработать алгоритм обработки сигналов тока и напряжения АД на основе векторного метода матричных пучков для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе метода опорных векторов для обнаружения межвиткового замыкания в статоре АД.

2) Разработать алгоритм обработки сигналов тока и частоты вращения АД на основе векторного метода матричных пучков для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе метода опорных векторов для обнаружения обрыва стержня в роторе АД.

3) Разработать алгоритм обработки сигналов виброускорений, измеряемых с вращающегося вала АД, на основе преобразования Гилберта-Хуанга для выделения диагностических признаков, а также получить диагностический критерий на основе свёрточной нейронной сети для обнаружения неисправностей подшипников качения.

ГЛАВА 2. ДИАГНОСТИКА МЕЖВИТКОВЫХ ЗАМЫКАНИЙ В СТАТОРЕ АД

В данной главе предложен диагностический признак для обнаружения межвиткового замыкания в обмотке статора АД, который представляет собой сумму взаимных разностей между фазовыми задержками основных гармоник сигналов токов и напряжений. Алгоритм извлечения диагностического признака из сигналов АД основан на применении векторного метода матричных пучков. На основе выборок диагностического признака, полученных для разных режимов работы АД, сформирован диагностический критерий с применением метода опорных векторов. Разработанный алгоритм проверен на модельных и экспериментальных данных, полученных от АД мощностью 0,25 кВт.

2.1 Фазовая задержка между сигналами тока и напряжения АД

Обмотка статора трёхфазного АД представляет собой преимущественно индуктивную нагрузку, поэтому ток в каждой питающей фазе отстает от напряжения на величину фазовой задержки $\Delta\varphi = \varphi_U - \varphi_I$, где φ_U – фаза сигнала фазного или линейного напряжения (в зависимости от вида соединения обмоток статора), а φ_I – фаза сигнала фазного или линейного тока (Рисунок 2.1). У исправного АД $\Delta\varphi$ трёх питающих фаз равны между собой независимо от нагрузки и частоты вращения, так как сопротивления и индуктивности обмоток одинаковы.

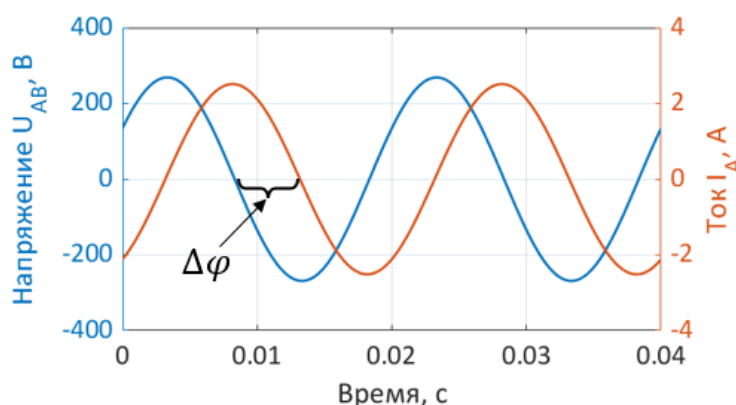


Рисунок 2.1 – Фазовая задержка между током и напряжением двигателя

Межвитковое замыкание в статоре представляет собой электрический контакт между соседними витками обмотки, как показано на рисунке 2.2 [84].

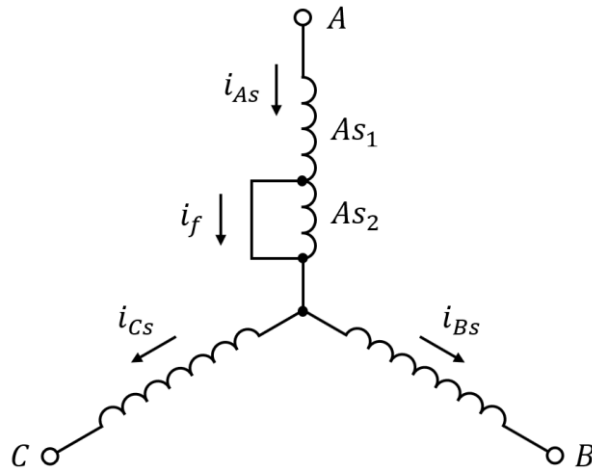


Рисунок 2.2 – Обмотка статора с межвитковым замыканием в фазе A

Ток статора в фазе A протекает по участку с меньшим сопротивлением A_{s1} в обход обмотки A_{s2} . Одновременно с этим, из-за действия магнитного поля АД, в замкнутых витках секции A_{s2} начинает протекать ток i_f с большой амплитудой. Собственная индуктивность и активное сопротивление повреждённой фазы уменьшаются на величину $(1 - \beta)^2 L_{ss}$ и $(1 - \beta)r_s$ соответственно, где β – доля замкнутых витков, L_{ss} – собственная индуктивность обмотки статора, r_s – сопротивления статора. Вследствие этого, $\Delta\varphi$ для повреждённой фазы отличается от значений для двух других питающих фаз АД. Величина отклонения $\Delta\varphi$ для каждой питающей фазы друг относительно друга может быть использована как диагностический признак межвиткового замыкания в статоре. Однако величина $\Delta\varphi$ зависит от нагрузки и частоты вращения АД. Для исключения влияния режима работы АД на диагностический признак предлагается использовать сумму взаимных разностей $\Delta\varphi$ основных гармоник питания сигналов АД с частотой $f_{\text{пит}}$:

$$Ind = |\Delta\varphi_A - \Delta\varphi_B| + |\Delta\varphi_B - \Delta\varphi_C| + |\Delta\varphi_C - \Delta\varphi_A|, \quad (2.1)$$

где A, B, C – индекс питающих фаз АД.

2.2 Векторный метод матричных пучков для измерения фазовой задержки между сигналами тока и напряжения АД

Токи статора трёхфазного АД с симметричными обмотками и сбалансированным питающим напряжением, содержащим временные гармоники нечётного порядка, могут быть выражены в виде [37]:

$$\begin{aligned} i_a(t) &= A_v \sin(2\pi\nu f_{num}t) \\ i_b(t) &= A_v \sin\left(2\pi\nu f_{num}t - \frac{2\pi}{3}\right), \\ i_c(t) &= A_v \sin\left(2\pi\nu f_{num}t + \frac{2\pi}{3}\right) \end{aligned}$$

где $\nu = 1, 3, 5 \dots$ – порядок гармоники, A_v – амплитуда гармоники ν -порядка.

Помимо временных гармоник, обусловленных питающим напряжением, в токе статора присутствуют пазовые гармоники ротора, вызванные дискретным распределением стержней, гармоники эксцентриситета, зубчатые гармоники редуктора и т.д. В сигналах тока также присутствует шум, вызванный электромагнитными помехами, вибрациями и другими внешними воздействиями.

Напряжения АД при питании от промышленной сети представляют собой синусоидальные сигналы с частотой питания $f_{пит}$. В случае питания АД от частотного преобразователя сигналы напряжения состоят из множества гармоник, обусловленных формированием напряжения с помощью широтно-импульсной модуляции (ШИМ). Таким образом, токи и напряжения АД представляют собой сложные сигналы, состоящие из суммы гармонических компонент и шума. В зависимости от условий работы АД сигналы могут быть модулированы по амплитуде и/или частоте.

Метод матричных пучков (ММП) является методом параметрического спектрального анализа [44]. В ММП сигнал АД $y_i(n)$, состоящий из N дискретных отсчётов, аппроксимируется моделью $\hat{y}_i(n)$, представляющей собой сумму затухающих комплексных экспонент:

$$\hat{y}_i(n) = \sum_{k=1}^M A_k e^{j2\pi f_k nT + j\phi_k} = \sum_{k=1}^M R_k z_k^n, \quad (2.2)$$

где M – число экспонент (одной гармонике сигнала соответствует две комплексно-сопряжённых экспоненты), $0 \leq n \leq N-1$ – номер отсчёта, T – период дискретизации сигнала, A_k , f_k и θ_k – амплитуда, частота и начальная фаза k -й комплексной экспоненты, $R_k = A_k e^{j\varphi_k}$ – комплексная амплитуда k -й экспоненты, $z_k = e^{j2\pi f_k n T}$ – комплексная экспонента (комплексный полюс).

В отличие от преобразования Фурье, которое позволяет разложить сигнал на компоненты по известному гармоническому базису, в ММП компоненты аппроксимирующей модели определяются на основе имеющихся отсчётов сигнала.

Для расчёта диагностического признака *Ind* необходимо найти начальные фазы гармоник питания шести сигналов токов и напряжений. Поскольку эти сигналы имеют одинаковую частоту $f_{\text{пит}}$, они характеризуются одинаковыми комплексными полюсами z_k . Классический алгоритм ММП [46] предполагает поиск набора полюсов z_k и комплексных амплитуд R_k для каждого сигнала независимо, что приводит к увеличению вычислительной сложности. Кроме того, комплексные полюсы, найденные для каждого сигнала, могут незначительно отличаться друг от друга из-за влияния случайного шума, что влияет на точность нахождения начальной фазы гармоник. Альтернативный подход заключается в поиске единого набора полюсов z_k для всех шести сигналов с последующим расчётом комплексных амплитуд R_k для каждого сигнала отдельно. Такая модификация ММП, известная как векторный метод матричных пучков [44], позволяет повысить точность измерения начальных фаз гармоник и снизить вычислительные затраты за счёт совместного анализа всех сигналов. Первоначально векторный ММП был разработан и применён к сигналам измерительных катушек кориолисового расходомера для увеличения точности измерения массового расхода жидкостей. В задачах диагностики АД векторный ММП до сих пор не применялся.

2.3 Классификатор опорных векторов для определения состояния АД

Определение технического состояния АД может быть сведено к задаче бинарной классификации, где выделяются два класса: исправное и неисправное состояние АД. Класс состояния определяется на основе значения диагностического

признака, который может зависеть от условий эксплуатации АД, таких как частота питающей сети, уровень нагрузки и другие параметры. Совокупность диагностического признака и параметров работы АД образует вектор $\mathbf{x}_i = \{p_1, \dots, p_n\}$, где p_n – значение диагностического признака или параметра работы АД в текущий момент времени i . Множество векторов $\mathbf{x}_i$ образует пространство объектов классификации $\mathbf{X}$. Каждому вектору $\mathbf{x}_i$ сопоставляется значение c_i из пространства классов $\mathbf{C} = \{-1, +1\}$, где $+1$ соответствует исправному состоянию АД, а -1 – неисправному. Задача классификации заключается в определении функции $F(\mathbf{x}_i): \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{C}$, которая сопоставляет объекты пространства $\mathbf{X}$ значениям классов из пространства $\mathbf{C}$.

Предложенный в разделе 2.1 диагностический признак *Ind* позволяет отличить исправный АД от АД с межвитковым замыканием в статоре. Однако, как показала экспериментальная проверка, данный признак зависит от частоты питания АД $f_{\text{пит}}$. Поэтому в данной задаче вектор $\mathbf{x}_i$ принимает вид:

$$\mathbf{x}_i = \{Ind; f_{\text{пит}}\}.$$

Задача классификации может быть решена с использованием различных методов. В данной работе выбран метод опорных векторов (Support Vector Machine – SVM) [85], который является одним из наиболее эффективных методов машинного обучения для задач классификации данных. Данный метод уже применялся различными авторами для диагностики АД. Как правило, в качестве вектора $\mathbf{x}_i$ используются статистические характеристики сигналов тока и вибрации, такие как среднее значение сигнала, дисперсия и т.д. [86]. Недостаток использования статистических характеристик в качестве диагностических признаков заключается в том, что они характеризуют неисправное состояние АД преимущественно на предаварийной стадии.

Метод опорных векторов позволяет найти гиперплоскость, разделяющую выборки $\mathbf{x}_i$ для разных классов состояния АД. Так как в данной задаче вектор $\mathbf{x}_i$ состоит из двух элементов, гиперплоскость представляет собой линию. На рисунке 2.3 гиперплоскость обозначена зелёной линией, которая отделяет векторы

x_i для исправного АД (синие метки) от векторов x_i для неисправного АД (красные метки).

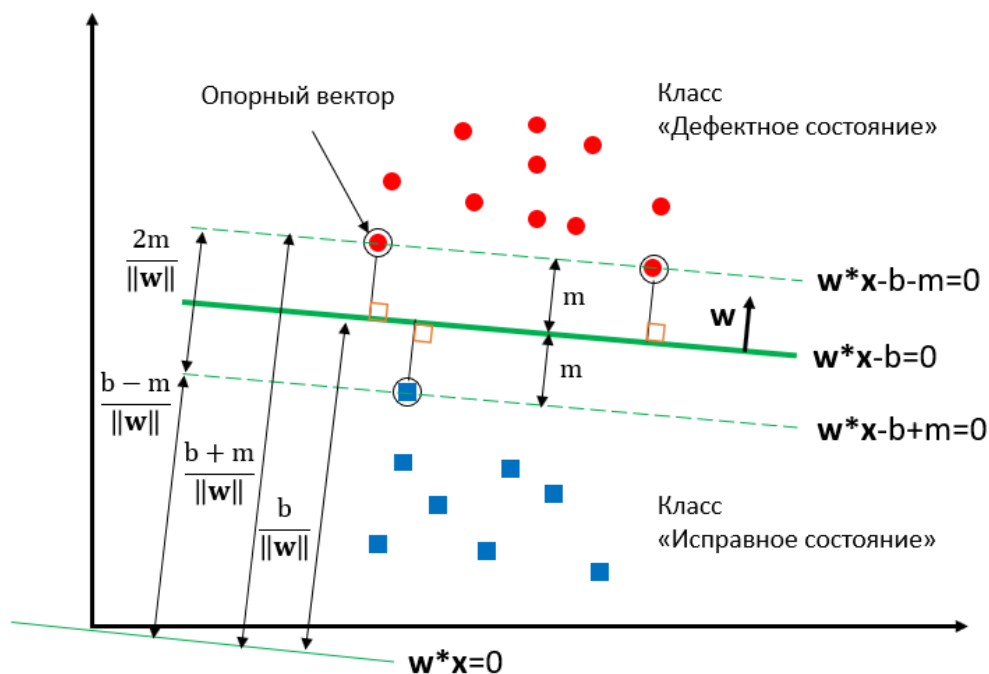


Рисунок 2.3 – Геометрический смысл метода опорных векторов (SVM)

Уравнение гиперплоскости имеет вид:

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = 0,$$

где $\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle$ – скалярное произведение, $\mathbf{w}$ – вектор нормали к гиперплоскости, b – смещение гиперплоскости относительно начала координат.

Гиперплоскость может разделить выборки двух классов различными способами. Однако всегда существуют такие векторы x_i , расстояние от которых до гиперплоскости является минимальным. Такие x_i называются опорными векторами, и именно они определяют оптимальное положение гиперплоскости. Оптимальное положение гиперплоскости достигается путём нахождения таких $\mathbf{w}$ и b , при которых расстояние от гиперплоскости до опорных векторов максимально. Другими словами, задача сводится к поиску гиперплоскости, обеспечивающей наибольший зазор $2m / \|\mathbf{w}\|$ между опорными векторами обоих классов.

Максимальное расстояние $2m / \|\mathbf{w}\|$ достигается при минимальном $\|\mathbf{w}\|$, что в свою очередь эквивалентно минимизации квадрата $\|\mathbf{w}\|^2$. Необходимо учесть, что гиперплоскость должна быть разделяющей, т.е. $\mathbf{x}_i$ одного класса должны лежать по одну сторону от гиперплоскости. Поэтому на задачу минимизации накладываются ограничения [87]:

$$\begin{cases} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \rightarrow \min_{\mathbf{w}, b, \xi}, \\ c_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, N, \\ \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N, \end{cases}$$

где N – число объектов классификации $\mathbf{x}_i$, ξ_i – минимально возможное расстояние, на которое объект $\mathbf{x}_i$ может выйти за гиперплоскость в область «чужого» класса в случае линейной неразделимости двух классов (SVM с «мягким отступом»), C – константа регуляризации, которая контролирует компромисс между максимизацией расстояния $2m / \|\mathbf{w}\|$ и минимизацией суммы отклонений $\sum_{i=1}^N \xi_i$.

По теореме Каруша-Куна-Таккера поставленная задача минимизации эквивалентна двойственной задаче поиска седловой точки функции Лагранжа [87]:

$$\begin{aligned} \mathbf{L}(\mathbf{w}, b, \xi, \lambda, \eta) &= \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i (c_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle - b) - 1 + \xi_i) - \sum_{i=1}^N \eta_i \xi_i = \\ &= \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 - \mathbf{w} \sum_{i=1}^N \lambda_i c_i \mathbf{x}_i - b \sum_{i=1}^N \lambda_i c_i + \sum_{i=1}^N \lambda_i + \sum_{i=1}^N \xi_i (C - \lambda_i - \eta_i) \rightarrow \min_{\mathbf{w}, b, \xi} \max_{\lambda, \eta} \end{aligned}$$

где λ_i – множители Лагранжа, двойственные к ограничениям $c_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle - b) \geq 1 - \xi_i$, η_i – переменные, двойственные к ограничениям $\xi_i \geq 0$.

После нахождения множителей λ_i , $\mathbf{w}$ и b можно найти по формулам:

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \sum_{i=1}^N \lambda_i c_i \mathbf{x}_i, \\ b &= c_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle, \quad \lambda_i > 0. \end{aligned}$$

В итоге функция классификации может быть записана в виде:

$$F(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^N \lambda_i c_i \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle - b \right).$$

Соответственно, для получения функции классификации $F(\mathbf{x})$, необходимо «обучить» классификатор опорных векторов на выборках $\mathbf{x}_i$ с известными метками классов c_i .

2.4 Алгоритм обнаружения межвитковых замыканий в статоре АД

Алгоритм обнаружения межвитковых замыканий в статоре АД состоит из следующих этапов:

1. Получение отсчётов трёх сигналов тока и трёх сигналов напряжения АД $u_1, \dots, u_i, \dots, u_6$. Частота дискретизации должна быть выбрана с учётом полосы полезного сигнала и минимизации эффекта наложения спектров. Рекомендуется выбирать частоту дискретизации $f_{\text{дискр}}$ порядка 50 кГц. Далее частота дискретизации должна быть уменьшена с помощью децимации, так как ММП демонстрирует большую эффективность при меньшей $f_{\text{дискр}}$. Новую частоту дискретизации рекомендуется выбирать из диапазона от 100 до 5000 Гц.

2. Нахождение начальных фаз гармоник питания сигналов АД с использованием векторного ММП. Для этого из N отсчётов каждого сигнала u_i составляются матрицы $\mathbf{Y}_{ai}, \mathbf{Y}_{bi}$:

$$\mathbf{Y}_{ai} = \begin{pmatrix} u_{i,L} & \cdots & u_{i,2} & u_{i,1} \\ u_{i,L+1} & \cdots & u_{i,3} & u_{i,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ u_{i,N-1} & \cdots & u_{i,N-L+1} & u_{i,N-L} \end{pmatrix}, \mathbf{Y}_{bi} = \begin{pmatrix} u_{i,L+1} & \cdots & u_{i,3} & u_{i,2} \\ u_{i,L+2} & \cdots & u_{i,4} & u_{i,3} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ u_{i,N} & \cdots & u_{i,N-L+2} & u_{i,N-L+1} \end{pmatrix}, \quad (2.3)$$

где L – параметр метода матричных пучков, равный округлённому в большую сторону значению $N/3$. Количество отсчётов N должно соответствовать двум и более периодам основной гармоники питания с частотой $f_{\text{пит}}$.

Из матриц $\mathbf{Y}_{ai}, \mathbf{Y}_{bi}$, полученных для каждого сигнала u_i , составляются блочные матрицы $\mathbf{Y}_{aE}, \mathbf{Y}_{bE}$:

$$\mathbf{Y}_{aE} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_{a1} \\ \mathbf{Y}_{a2} \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_{a6} \end{pmatrix}, \mathbf{Y}_{bE} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_{b1} \\ \mathbf{Y}_{b2} \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_{b6} \end{pmatrix}. \quad (2.4)$$

Для нахождения начальной фазы основной гармоники питания достаточно найти параметры двух комплексно-сопряженных экспонент z_k , т.е. выбрать параметр M равным 2. Тогда, два комплексно-сопряженных полюса z_k находятся как обобщенные собственные значения пучка матриц $\mathbf{Y}_{bE} - \lambda \mathbf{Y}_{aE}$ по формуле $\mathbf{Z} = \mathbf{Y}_{aE}^+ \mathbf{Y}_{bE}$. Псевдообратная матрица $\mathbf{Y}_{aE}^+$ находится через сингулярное разложение:

$$\mathbf{Y}_{aE} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T, \quad (2.5)$$

где $\mathbf{U}$, $\mathbf{V}$ – левые и правые сингулярные векторы соответственно, $\mathbf{S}$ – диагональная матрица, содержащая сингулярные числа.

Матрица $\mathbf{S}$ содержит M сингулярных чисел, соответствующих основной гармонике питания, и $(L - M)$ чисел, соответствующих шумовым компонентам. Для устранения шума сингулярные числа в матрице $\mathbf{S}$ упорядочиваются по убыванию, затем матрицы разложения $\mathbf{S}$, $\mathbf{U}$, $\mathbf{V}$ усекаются до ранга M . После чего находится усеченная псевдообратная матрица $\mathbf{Y}_{aE}^+ = \mathbf{V}_0 \mathbf{S}_0^{-1} \mathbf{U}_0^T$, где $\mathbf{V}_0 = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_M)$, $\mathbf{U}_0 = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_M)$, $\mathbf{v}_M$ и $\mathbf{u}_M$ – сингулярные векторы, $\mathbf{S}_0 = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_M)$, σ_M – наибольшие сингулярные числа.

Полюса z_k находятся по формуле:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{V}_0 \mathbf{S}_0^{-1} \mathbf{U}_0^T \mathbf{Y}_{bE}. \quad (2.6)$$

Комплексные амплитуды R_{ki} для каждого сигнала y_i находятся с помощью метода наименьших квадратов:

$$R_{ki} = (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{y}_K = \mathbf{Z}^+ \mathbf{y}_K, \quad (2.7)$$

$$\text{где } \mathbf{y}_K = (y_{i,1} \ y_{i,2} \ \dots \ y_{i,N})^T, \ R_{ki} = (R_{1i} \ \dots \ R_{Mi})^T, \ \mathbf{Z} = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ z_1 & \dots & z_M \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1^{N-1} & \dots & z_M^{N-1} \end{pmatrix}.$$

По найденным полюсам z_k рассчитываются значения частоты гармоники:

$$f_k = \text{Imag}(\ln(z_k) \cdot f_{\text{дискр}}) / 2\pi.$$

Так как ММП находит комплексно-сопряжённые пары полюсов, в результате расчёта будут получены два значения частоты f_k – положительное и отрицательное. Начальная фаза гармоники рассчитывается по комплексной амплитуде R_{ki} , соответствующей полюсу z_k с положительным значением частоты f_k :

$$\varphi_k = \arg(R_{ki}).$$

Подобным образом рассчитываются начальные фазы для трёх сигналов напряжения U_A , U_B , U_C и трёх сигналов тока I_A , I_B , I_C соответственно. Фазовые задержки между сигналами напряжения и тока рассчитываются как:

$$\Delta\varphi_A = \varphi_{UA} - \varphi_{IA}, \Delta\varphi_B = \varphi_{UB} - \varphi_{IB}, \Delta\varphi_C = \varphi_{UC} - \varphi_{IC}.$$

3. Рассчитывается диагностический признак Ind по формуле (2.1).

4. Следуя описанным пунктам 1–3, необходимо получить выборку диагностических признаков Ind для нескольких типовых режимов работы АД (частота питания, уровень нагрузки) при разных технических состояниях (исправный АД, АД с межвитковым замыканием). Из полученной выборки Ind и соответствующих значений частоты питания $f_{\text{пит}}$ формируются векторы $\mathbf{x}_i = \{Ind; f_{\text{пит}}\}$, где $i = 1, \dots, n$, n – размер выборки Ind . Также формируется вектор из меток классов c_i , где $c_i = +1$ для $\mathbf{x}_i$, соответствующего исправному АД, и $c_i = -1$ для $\mathbf{x}_i$, соответствующего АД с межвитковым замыканием.

5. Совокупность выборок $\mathbf{x}_i$ и c_i образует обучающий набор данных. На основе обучающего набора классификатор опорных векторов (SVM-классификатор) находит разделяющую гиперплоскость, которая отделяет $\mathbf{x}_i$ с меткой класса $c_i = +1$ (исправный АД) от $\mathbf{x}_i$ с меткой класса $c_i = -1$ (неисправный АД). Уравнение гиперплоскости имеет вид:

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = 0 \text{ при условии } c_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1,$$

где $\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle$ – скалярное произведение, $\mathbf{w}$ – вектор нормали к гиперплоскости, b – смещение гиперплоскости относительно начала координат.

Параметры $\mathbf{w}$ и b находятся на основе опорных векторов – векторов $\mathbf{x}_i$, которые находятся ближе всего к гиперплоскости и для которых выполняется условие

$c_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) = 1$. Задача нахождения параметров $\mathbf{w}$ и b решается с помощью метода множителей Лагранжа. Вектор нормали $\mathbf{w}$ вычисляется как линейная комбинация $\mathbf{x}_i$:

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i \mathbf{x}_i,$$

где λ_i – множители Лагранжа, которые являются ненулевыми только для опорных векторов.

Смещение b вычисляется как:

$$b = c_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle, \lambda_i > 0.$$

На основе найденных параметров $\mathbf{w}$ и b формируется диагностический критерий в виде функции бинарной классификации для новых значений $\mathbf{x}$:

$$F(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b),$$

где $F(\mathbf{x}) = +1$, если АД в исправном состоянии, $F(\mathbf{x}) = -1$, если АД имеет межвитковые замыкания в статоре.

2.5 Измерение фазовых задержек с использованием векторного ММП для модельных сигналов АД

Проверка работы векторного ММП проведена на сигналах, полученных с использованием математической модели двухполюсного АД Marathon Electric D391 мощностью 0,25 кВт. Математическая модель АД с межвитковым замыканием получена по методике, описанной в [84]. Моделирование проведено в среде Simulink. Параметры АД приведены в таблице 2.1. Значения сопротивлений и индуктивностей для моделирования получены в ходе выполнения испытаний реального АД на холостом ходу, с заблокированным ротором и в пусковом режиме. Питание АД задаётся в виде трёхфазного синусоидального источника напряжения с частотой 50 Гц. Частота дискретизации сигналов выбрана равной 50 кГц.

Таблица 2.1 – Параметры АД D391

Мощность P , кВт	0,25
Напряжение питания U , В	190
Частота поля n_1 , об/мин	3000
Частота вращения ротора n_2 , об/мин	2850
КПД η , %	66
Коэффициент мощности $\cos\varphi$	0,6970
Момент инерции J , кг·м ²	0,0017
Сопротивление статора R_s , Ом	4,2400
Сопротивление ротора R_r , Ом	2,1200
Индуктивность статора L_{sp} , Гн	0,0126
Индуктивность ротора L_{rp} , Гн	0,0126
Взаимная индуктивность L_m , Гн	0,2428

Моделирование выполнено для исправного состояния АД с двумя уровнями нагрузки (80% и 100% от номинального момента), а также для АД с межвитковым замыканием (3% и 5% замкнутых витков) с нагрузкой 100%. Длительность каждого режима составила 0,5 секунд. Полученные сигналы тока приведены на рисунке 2.4.

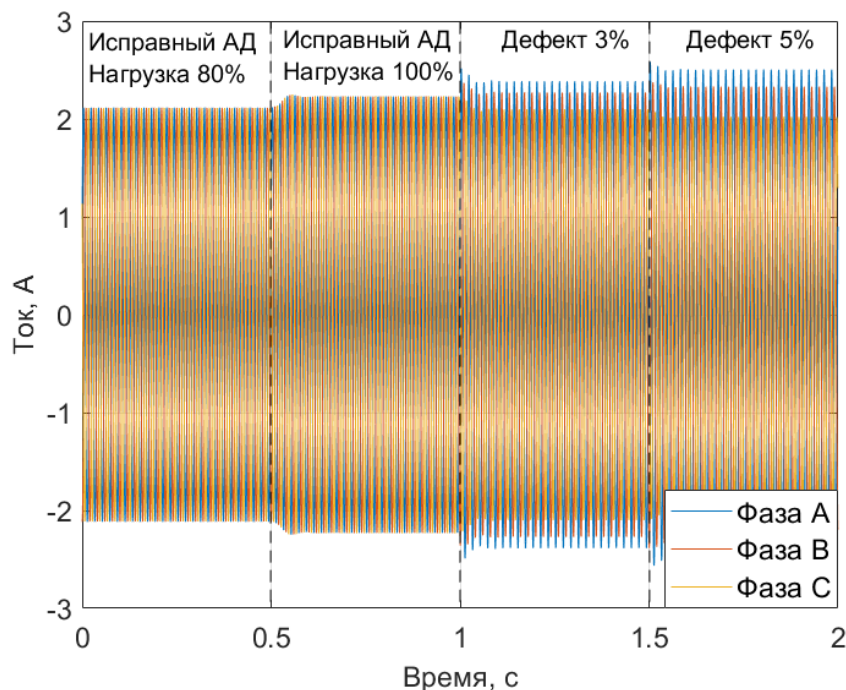


Рисунок 2.4 – Сигналы токов при разных режимах работы АД

На рисунке 2.4 видно, что при отсутствии межвиткового замыкания амплитуды всех трёх токов одинаковы. Однако при наличии межвиткового замыкания амплитуды начинают отличаться друг от друга по мере роста процента замкнутых витков.

К смоделированным сигналам добавлен аддитивный белый шум с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратичным отклонением 6,15 В и 0,09 А для сигналов напряжения и тока соответственно. В результате полученные сигналы имеют отношение сигнал/шум, равный 25 дБ. Частота дискретизации полученных сигналов понижена с помощью децимации до 2 кГц.

Все шесть сигналов АД имеют основную гармонику питания с частотой $f_{\text{пит}} = 50$ Гц. Значения пары комплексных полюсов для сигнала без шума определяется по формуле:

$$z = \cos(2\pi \cdot f_{\text{num}} / f_{\text{дискр}}) \pm j \sin(2\pi \cdot f_{\text{num}} / f_{\text{дискр}}).$$

При частоте дискретизации 2 кГц значения пары полюсов равны:

$$Z_{\text{ист}} = 0,9877 + j0,1564,$$

$$Z_{\text{ист}}^* = 0,9877 - j0,1564.$$

Сигналы АД обработаны с применением векторного ММП в режиме скользящего окна. Длина окна составила 100 отсчётов (2,5 периода сигнала), сдвиг окна составил 1 отсчёт. Оценки комплексного полюса для сигналов напряжения и тока приведены на рисунке 2.5 и в таблице 2.2. Истинное значение полюса $Z_{\text{ист}}$ обозначено красной меткой.



Рисунок 2.5 – Оценки комплексного полюса для сигналов АД, полученные векторным ММП (для 500 значений, режим «Исправный АД»)

Таблица 2.2 – Оценка полюса (на 500 значениях, режим «Исправный АД»)

Среднее значение комплексного полюса z	$0,9877 + j0,1564$
СКО комплексного полюса	$1,6535e-04$
Ошибка $Z_{ист} - z$	$7,2961e-06 - j1,2718e-06$

Векторный ММП позволяет с достаточной точностью оценить комплексные полюсы сигналов АД. На основе найденных оценок полюсов получены комплексные амплитуды и рассчитаны начальные фазы гармоник питания сигналов АД. Начальные фазы использованы для расчёта фазовых задержек между сигналами напряжения и тока АД и диагностического признака Ind (Рисунки 2.6 - 2.7). Средние значения измеренных фазовых задержек и Ind для всех режимов АД приведены в таблице 2.3.

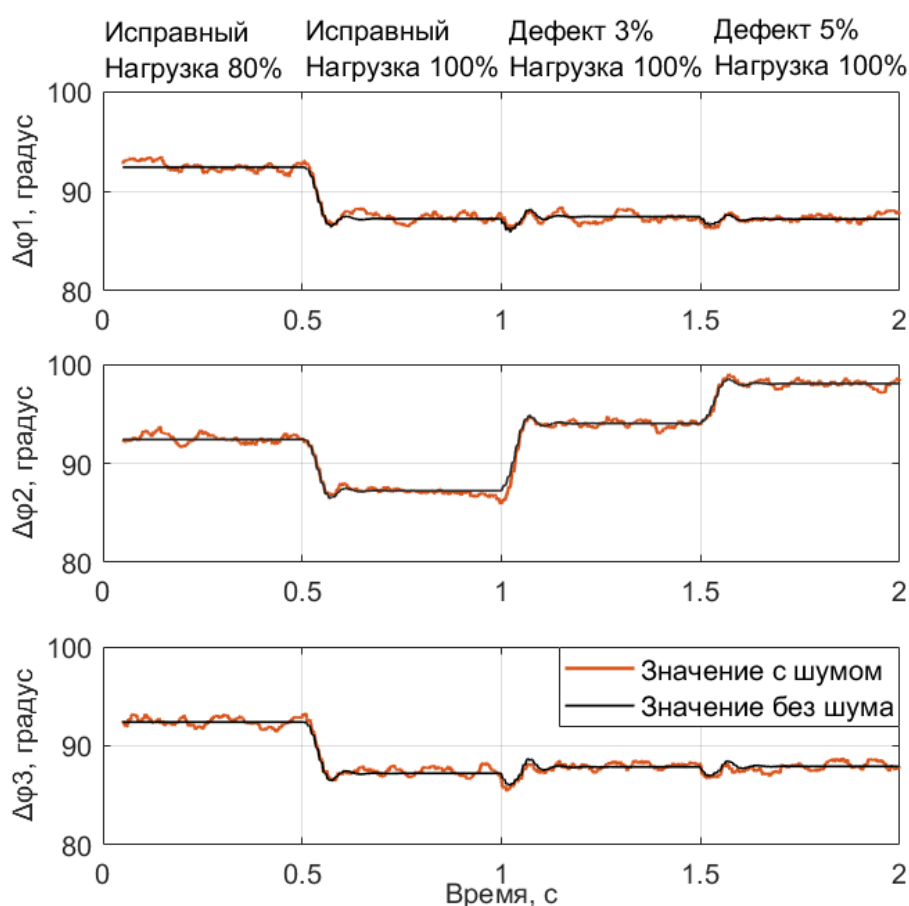


Рисунок 2.6 – Фазовые задержки для всех режимов АД



Рисунок 2.7 – Диагностический признак межвитковых замыканий для всех режимов АД

Таблица 2.3 – Фазовые задержки и значение диагностического признака межвитковых замыканий

Режим АД	Исправный АД, 80% нагрузки	Исправный АД, 100% нагрузки	Дефект 3%, 100% нагрузки	Дефект 5%, 100% нагрузки
$\Delta\phi 1$, градус	92,64	87,35	87,30	87,27
СКО $\Delta\phi 1$, градус	0,48	0,52	0,49	0,24
$\Delta\phi 2$, градус	92,64	87,33	94,04	98,15
СКО $\Delta\phi 2$, градус	0,47	0,29	0,31	0,34
$\Delta\phi 3$, градус	92,48	87,32	87,84	87,63
СКО $\Delta\phi 4$, градус	0,38	0,36	0,34	0,31
Диагностический признак, градус	1,53	1,05	13,51	21,81
СКО диагностического признака, градус	0,58	0,52	0,88	0,70

Из рисунка 2.6 и таблицы 2.3 видно, что увеличение процента замкнутых витков ведёт к росту неравенства между фазовыми задержками питающих фаз АД и, как следствие, к росту значения диагностического признака (Рисунок 2.7). Также, из таблицы 2.3 видно, что нагрузка АД почти не оказывает влияния на значение диагностического признака.

2.6 Экспериментальная проверка алгоритма обнаружения межвиткового замыкания в статоре АД

Проверка алгоритма выполнена на данных, полученных на экспериментальном стенде (Рисунок 2.8). Стенд MFS-Magnum содержит АД Marathon Electric D391 (0,25 кВт), питаемый от частотного преобразователя, и длинный вал, установленный на двух подшипниковых опорах. Нагрузка на АД задавалась магнитным тормозом, соединенным с длинным валом через ременную передачу. Для измерения сигналов линейных напряжений использованы дифференциальные пробники напряжения Pintek DP-50, для измерения сигналов фазных токов использованы токовые клещи Rigol RP1001C. Сигналы получены с помощью платформы NI PXIe.

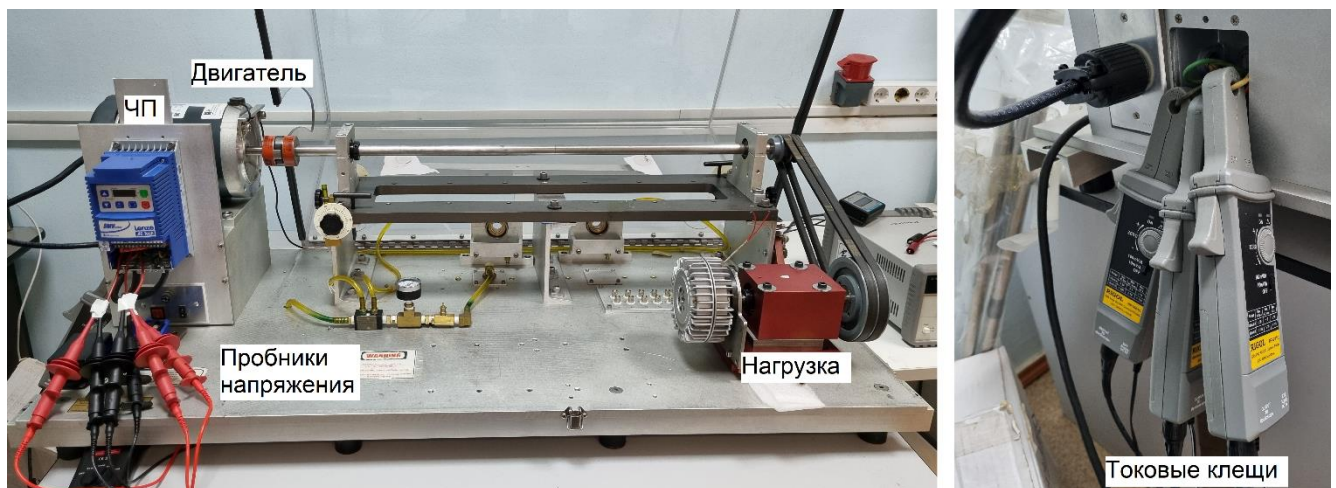


Рисунок 2.8 – Экспериментальный стенд MFS-Magnum

Для моделирования межвиткового замыкания секция обмотки статора, составляющая приблизительно 8% от общего числа витков, замыкалась накоротко через специальные клеммы. Согласно [34], данный подход к моделированию межвиткового замыкания в лабораторных условиях является общепринятой практикой. Схема обмотки статора с дополнительными выводами для создания межвиткового замыкания приведена на рисунке 2.9.

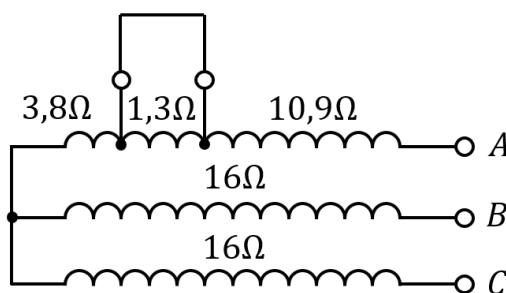


Рисунок 2.9 – Схема обмотки статора с дополнительными выводами

АД работал в исправном и неисправном состояниях при частотах питания 20 Гц, 30 Гц и 40 Гц и при нагрузках 5%, 25%, 50%, 75% от номинальной. Сигналы длительностью по 10 секунд для каждого режима получены с частотой дискретизации 50 кГц. Затем частота дискретизации полученных сигналов была понижена до 2 кГц.

Выборка диагностических признаков *Ind* для всех режимов работы получена в ходе обработки сигналов АД в режиме скользящего окна со сдвигом в 1 отсчёт. Размер окна составил: 250 отсчётов для сигналов с частотой питания 20 Гц, 167 отсчётов – для 30 Гц, 125 отсчетов – для 40 Гц. Пример результата обработки сигналов исправного и неисправного АД при частоте питания 20 Гц и нагрузке 5% приведён на рисунке 2.10. Средние значения *Ind* для разных режимов работы приведены в таблице 2.4.

Измеренные фазовые задержки для реальных сигналов имеют пульсации, вызванные шумом в сигналах. Кроме того, для исправного АД значение диагностического признака не равно нулю вследствие первоначальных внутренних несимметрий в обмотках, вызванных сборкой при изготовлении. Тем не менее, согласно таблице 2.4, значение диагностического признака в среднем в 3 раза больше для АД с межвитковым замыканием, чем для исправного. Нагрузка почти не влияет на значение диагностического признака по сравнению с частотой питания.

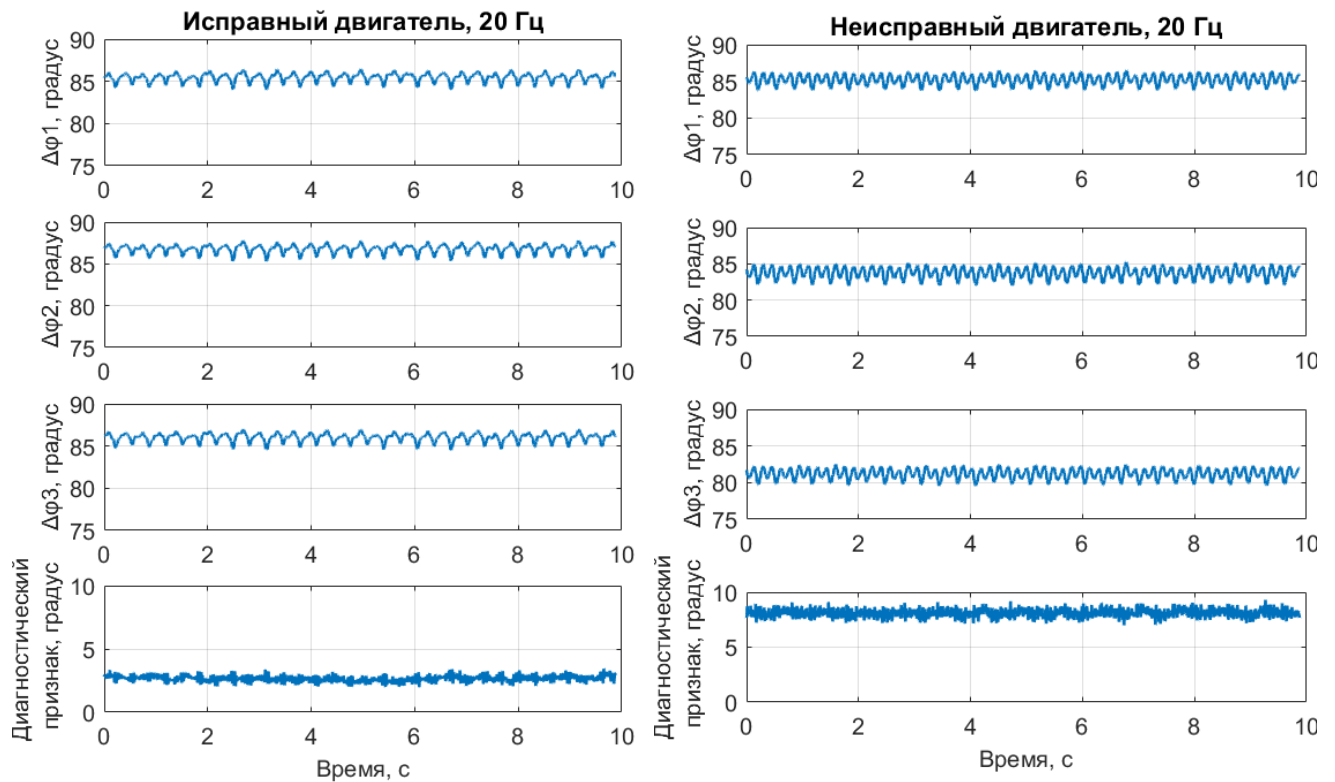


Рисунок 2.10 – Фазовые задержки и значение диагностического признака для АД при частоте питания 20 Гц и нагрузке 5%

Таблица 2.4 – Средние значения диагностического признака межвитковых замыканий для всех режимов работы АД

Частота питания, Гц	Диагностический признак для исправного АД, градусы	Диагностический признак для неисправного АД, градусы
Нагрузка 5%		
20	2,66	8,09
30	3,24	10,34
40	4,93	11,55
Нагрузка 25%		
20	2,61	8,10
30	3,23	10,29
40	4,64	12,79
Нагрузка 50%		
20	2,45	7,88
30	3,18	10,21
40	4,82	11,50
Нагрузка 75%		
20	2,39	7,70
30	3,09	10,03
40	4,65	12,65

Далее необходимо определить функцию классификации $F(\mathbf{x})$. Для этого на вход классификатора SVM подаётся выборка векторов $\mathbf{x}_i$ с известными метками классов s_i . Общая выборка размером 240000 векторов $\mathbf{x}_i$ поделена на два набора: обучающий набор, который будет использован для нахождения параметров гиперплоскости, и тестовый набор, который будет использован для тестирования работы классификатора. Распределение данных по наборам показано в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Распределение данных по наборам

Тип данных	Данные для обучения	Данные для тестирования
Исправный АД: - нагрузка 5%, 25%, 50%, 75% - частота питания: 20 Гц, 30 Гц, 40 Гц	12 наборов по 8000 значений <i>Ind</i> Всего 96000 значений	12 наборов по 2000 значений <i>Ind</i> Всего 24000 значений
Неисправный АД: - нагрузка 5%, 25%, 50%, 75% - частота питания: 20 Гц, 30 Гц, 40 Гц	12 наборов по 8000 значений <i>Ind</i> Всего 96000 значений	12 наборов по 2000 значений <i>Ind</i> Всего 24000 значений
Итого	192000 значений	48000 значений

В качестве классификатора выбран SVM с линейной функцией разделения. На основе обучающего набора найдена оптимальная гиперплоскость, разделяющая выборки $\mathbf{x}_i$ для исправного АД и для АД с межвитковым замыканием (Рисунок 2.11). На рисунке 2.11 по горизонтальной оси отложены значения частоты питания АД, а по вертикальной оси – значения диагностического признака *Ind*. Найденная пороговая граница (гиперплоскость) обеспечивает наибольшее расстояние между значениями диагностического признака, принадлежащими разным состояниям АД на всем диапазоне частот питания.

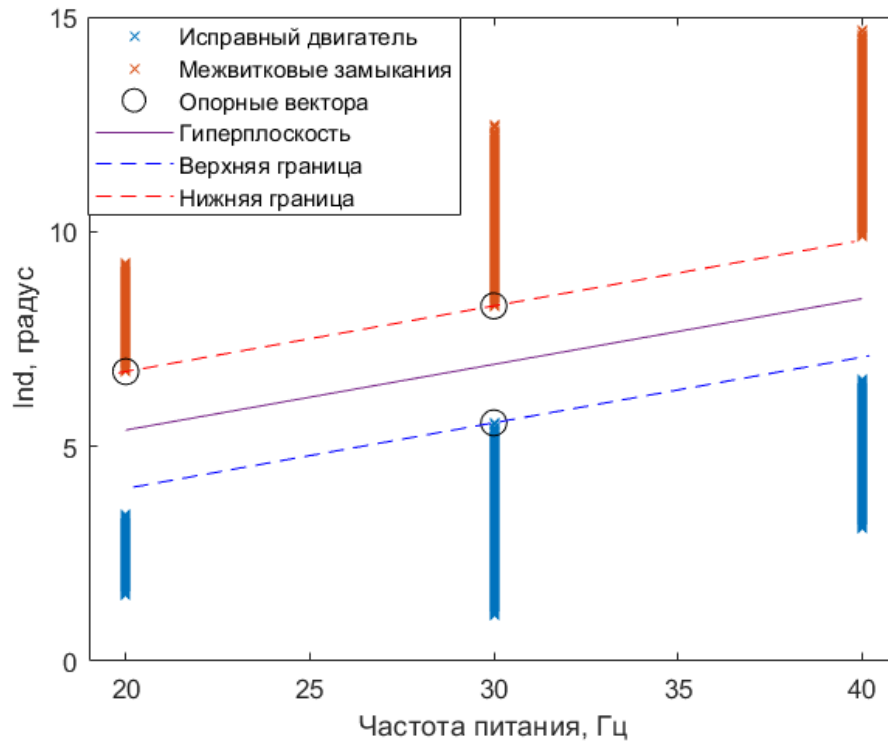


Рисунок 2.11 – Гиперплоскость, полученная в результате обучения SVM-классификатора

Найденные параметры гиперплоскости равны: $\mathbf{w} = \{0,1124; -0,7347\}$ и $b = 1,706$.

Найдено три опорных вектора:

- $\mathbf{x}_1 = \{30; 5,55\}$ с значением класса $c_1 = +1$;
- $\mathbf{x}_2 = \{20; 6,74\}$ с значением класса $c_2 = -1$;
- $\mathbf{x}_3 = \{30; 8,27\}$ с значением класса $c_3 = -1$.

Соответствующие переменные Лагранжа равны: $\lambda_1 = 0,276$; $\lambda_2 = 0,011$; $\lambda_3 = 0,265$.

Найденная функция классификации имеет вид:

$$F(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\begin{aligned} &0,276 \cdot (-1) \cdot \langle \{30; 5,55\}, \mathbf{x} \rangle + 0,011 \cdot (+1) \cdot \langle \{20; 6,74\}, \mathbf{x} \rangle + \\ &+ 0,265 \cdot (+1) \cdot \langle \{30; 8,27\}, \mathbf{x} \rangle - 1,706 \end{aligned} \right).$$

При подаче на вход функции классификации данных из тестового набора получено 100% верно классифицированных состояний АД (Рисунок 2.12).

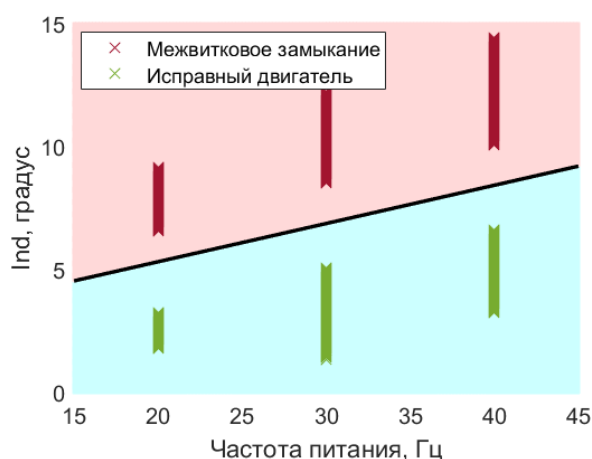


Рисунок 2.12 – Результат тестирования обученного SVM-классификатора

Также найденная функция классификации $F(x)$ протестирована на новых сигналах АД, полученных при изменении частоты питания в диапазоне от 20 до 25 Гц и с увеличением количества замкнутых витков от 0 до 8% при постоянной нагрузке 50% от номинальной (Рисунок 2.13). Результат тестирования показал 95,25% верно классифицированных случаев состояния АД от общего числа элементов выборки.

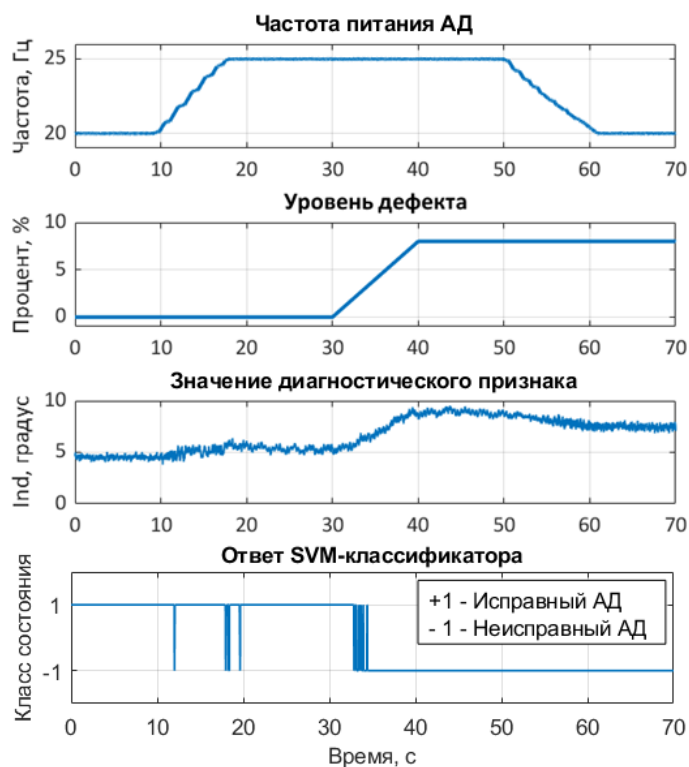


Рисунок 2.13 – Результат обработки нестационарных сигналов АД

Таким образом, предложенный диагностический признак *Ind* и полученная на его основе функция классификации позволяют обнаружить межвитковое замыкание в статоре АД при различных частотах питания и уровнях нагрузки. Предложенный алгоритм будет аналогично работать с сигналами АД при других частотах питания и уровнях нагрузки.

Выводы по разделу:

- Векторный метод матричных пучков позволяет с достаточной для задач диагностики точностью измерить начальные фазы гармоник сигналов АД.
- Предложенный диагностический признак межвитковых замыканий в статоре АД в виде суммы взаимных разностей фазовых задержек между основными гармониками сигналов токов и напряжений позволяет оценить состояние АД при различных частотах питания и уровнях нагрузки как в стационарном режиме работы, так и в нестационарном.
- Предложенный подход классификации состояния АД с применением метода опорных векторов позволяет оценить состояние АД с вероятностью 95,25% на экспериментальных данных.

ГЛАВА 3. ДИАГНОСТИКА ОБРЫВА СТЕРЖНЯ В КОРОТКОЗАМКНУТОМ РОТОРЕ АД

В данной главе амплитуды высших гармоник дефекта ротора используются в качестве диагностических признаков для обнаружения обрыва стержней в роторе АД. Высшие гармоники дефекта ротора, возникающие в сигналах тока вблизи 5-ой и 7-ой гармоники питания АД, извлекаются из двух демодулированных сигналов тока. Для получения демодулированных сигналов три фазных тока АД предварительно фильтруются в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники питания соответственно, затем возводятся в квадрат и суммируются. Диагностические признаки извлекаются из демодулированных сигналов с использованием векторного метода матричных пучков. На основе выборок диагностических признаков, полученных для разных режимов работы АД, формируется диагностический критерий с применением метода опорных векторов. Работоспособность разработанного алгоритма проверена на математической модели АД, а также на экспериментальных данных АД мощностью 0,74 кВт.

3.1 Гармоники дефекта ротора высших порядков

Классический подход обнаружения обрыва стержней в роторе АД заключается в поиске гармоник с частотами f_{low} (1.2) и f_{high} (1.3) в токе статора. Однако эффекты, вызванные низкочастотным колебанием нагрузки, магнитной анизотропией сердечника ротора и наличием осевых воздухопроводов в роторе, способствуют маскированию данных гармоник [58,62,63]. Кроме того, данные гармоники имеют небольшую амплитуду относительно гармоники питания, что также затрудняет их обнаружение.

Обмотка статора расположена в пазах сердечника дискретно, что обуславливает несинусоидальный характер распределения магнитного поля вдоль окружности воздушного зазора между статором и ротором. В результате этого, в поле АД появляются пространственные гармоники магнитодвижущей силы порядка $\mu = 6i \pm 1$ ($i = 1, 2, \dots$) [57]. При возникновении обрыва стержня в роторе пространственные гармоники МДС модулируются гармониками дефекта. В

спектре токов статора в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники питания появляются новые составляющие с частотами [57,66–68]:

$$f_{\mu} = (\mu(1-s) \pm s) f_{\text{пит}}, \quad (\mu = 5, 7).$$

Помимо этого, работа частотного преобразователя также может привести к возникновению ряда гармоник, которые будут модулироваться гармониками дефекта ротора. Новые составляющие появятся на частотах [57]:

$$f_u = (u \pm 2ks) f_{\text{пит}}, \quad (u = 5, 7; k = 1, 2, \dots).$$

Совокупность составляющих на частотах f_{μ} и f_u образует «гребёнку» из высших гармоник дефекта ротора в спектре тока (Рисунок 3.1).

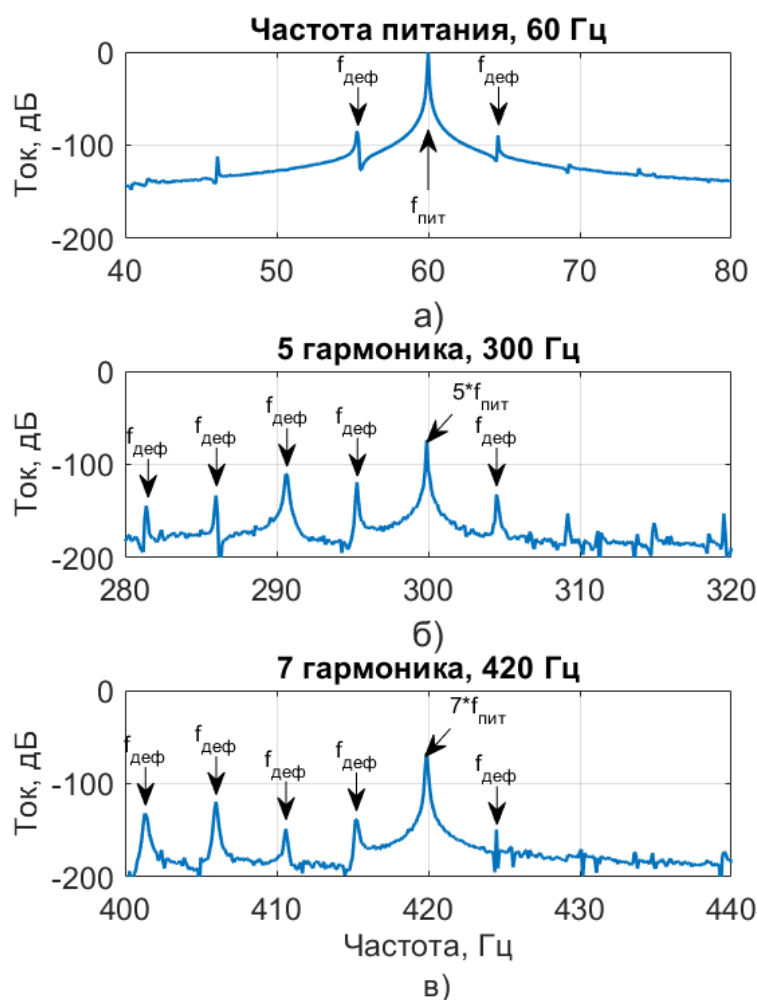


Рисунок 3.1 – Пример спектра тока АД с обрывом стержня в роторе

а) диапазон основной гармоники питания; б) диапазон 5-ой гармоники питания;

в) диапазон 7-ой гармоники питания

Из рисунка 3.1, а видно, что в диапазоне основной гармоники питания появляются две гармоники дефекта ротора. В этом же сигнале в диапазонах 5-ой и 7-ой гармоники питания появляется пять гармоник дефекта ротора (Рисунок 3.1, б и в). Причём их амплитуда относительно соответствующей гармоники питания больше, по сравнению с гармониками в диапазоне основной гармоники питания.

Проблема маскирующих эффектов актуальна и для высших гармоник дефекта ротора. Однако в исследовании [88] показано, что гармоники, вызванные переменной нагрузкой, имеют гораздо менее значимую амплитуду в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники питания, чем в диапазоне основной гармоники. Другой эффект, магнитная анизотропия сердечника ротора, не влияет на спектр тока в данных диапазонах [89]. Таким образом, обнаружение гармоник дефекта ротора высших порядков является более надёжным подходом для диагностики состояния АД.

Сигналы тока АД с обрывом стержня ротора, отфильтрованного в диапазоне 5-ой гармоники питания, имеют вид [57]:

$$\begin{aligned} i_{a\ BB}(t) &= A_5 \cos(5 \cdot 2\pi f_{num}t + \varphi_5) \cdot [1 + m \cdot i_{BB}(t)] \\ i_{b\ BB}(t) &= A_5 \cos\left[5\left(2\pi f_{num}t - \frac{2\pi}{3}\right) + \varphi_5\right] \cdot [1 + m \cdot i_{BB}(t)] \\ i_{c\ BB}(t) &= A_5 \cos\left[5\left(2\pi f_{num}t + \frac{2\pi}{3}\right) + \varphi_5\right] \cdot [1 + m \cdot i_{BB}(t)] \end{aligned}, \quad (3.1)$$

где A_5 и φ_5 – амплитуда и начальная фаза гармоники питания с частотой $5f_{пит}$, m – коэффициент модуляции, $i_{BB}(t) = A_{BB}\cos(2\pi f_{BB}t + \varphi_{BB})$ – модулирующий сигнал, A_{BB} , f_{BB} , φ_{BB} – амплитуда, частота и начальная фаза гармоники дефекта ротора.

Для повышения информативности сигналы тока необходимо демодулировать: удалить гармонику питания из сигналов и перенести гармоники дефекта ротора из области частот $5f_{пит}$ в область низких частот. Для этого сигналы тока (3.1) необходимо возвести в квадрат и суммировать:

$$\begin{aligned}
i_{\text{демоd1}}(t) &= i_{a\text{ BB}}^2(t) + i_{b\text{ BB}}^2(t) + i_{c\text{ BB}}^2(t) = [1 + m \cdot i_{\text{BB}}(t)]^2 \cdot \left[(A_5 \cos(5 \cdot 2\pi f_{\text{num}} t + \varphi_5))^2 + \right. \\
&\quad \left. + \left(A_5 \cos \left[5 \left(2\pi f_{\text{num}} t - \frac{2\pi}{3} \right) + \varphi_5 \right] \right)^2 + \left(A_5 \cos \left[5 \left(2\pi f_{\text{num}} t + \frac{2\pi}{3} \right) + \varphi_5 \right] \right)^2 \right] = \\
&= \frac{3}{2} A_5^2 [1 + m \cdot i_{\text{BB}}(t)]^2 = \frac{3}{2} A_5^2 [1 + 3m \cdot i_{\text{BB}}(t) + m^2 \cdot i_{\text{BB}}^2(t)]
\end{aligned} \quad (3.2)$$

Демодулированный сигнал тока $i_{\text{демоd2}}(t)$, отфильтрованный в диапазоне 7-ой гармоники питания, рассчитывается аналогично. Преимущество данного способа демодуляции заключается в использовании всех сигналов тока АД, что позволяет учесть их особенности, а также снизить влияние случайных шумов.

Демодулированные сигналы $i_{\text{демоd1}}(t)$ и $i_{\text{демоd2}}(t)$ исправного АД представляют собой постоянные составляющие. Сигналы $i_{\text{демоd1}}(t)$ и $i_{\text{демоd2}}(t)$ АД с обрывом стержня в роторе содержат в себе гармоники дефекта ротора (Рисунок 3.2).

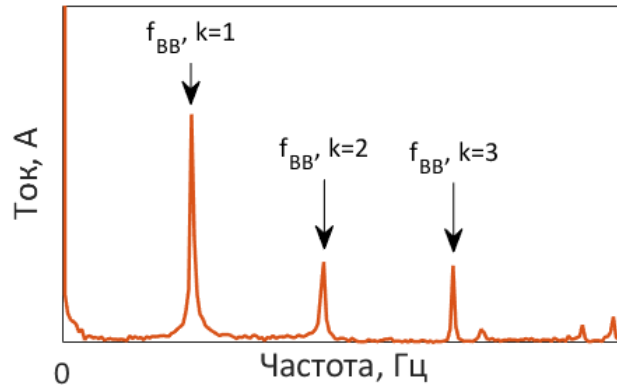


Рисунок 3.2 – Спектр демодулированного сигнала тока АД с обрывом стержня

Амплитуды гармоник дефекта ротора растут с увеличением количества оборванных стержней. Поэтому в качестве диагностических признаков предлагается использовать значения амплитуд гармоник дефекта ротора, извлечённых из демодулированных сигналов $i_{\text{демоd1}}(t)$ и $i_{\text{демоd2}}(t)$:

$$h5 = (A_{\text{деф } 1,5}, \dots, A_{\text{деф } k,5}), h7 = (A_{\text{деф } 1,7}, \dots, A_{\text{деф } k,7}), \quad (3.3)$$

где $A_{\text{деф } k,5}$ и $A_{\text{деф } k,7}$ – амплитуды гармоник дефекта ротора k -ого порядка.

Как правило, количество гармоник дефекта ротора варьируется от 1 до 4 и зависит от конструкции АД и степени повреждения ротора. В данной работе

используются параметры гармоник дефекта ротора до третьего порядка, которые извлекаются из сигналов с применением векторного ММП. Однако, как уже было отмечено, демодулированные сигналы тока $i_{демод1}(t)$ и $i_{демод2}(t)$ в случае исправного АД будут представлять собой постоянные сигналы. Если такие сигналы обработать векторным ММП, будут найдены параметры шумовых компонент. Чтобы параметры шумовых компонент не вошли в диагностические признаки h_5 и h_7 , необходимо выполнить проверку частот найденных гармоник на соответствие гармоникам дефекта ротора, определяемых по формуле $f_{BV} = 2sk \cdot f_{пит}$ (1.1). Для расчёта гармоник дефекта ротора необходимо измерять текущее значение частоты вращения ротора с помощью специализированного датчика.

3.2 Алгоритм обнаружения обрыва стержней в роторе АД

Алгоритм обнаружения обрыва стержней ротора АД состоит из следующих этапов:

1. Получение отсчётов трёх сигналов тока и частоты вращения ротора АД. Частота дискретизации сигналов тока должна быть выбрана с учётом полосы полезного сигнала и минимизации эффекта наложения спектров. Далее частота дискретизации сигнала уменьшается с помощью децимации. Сигнал частоты вращения ротора может быть получен с помощью специальных датчиков (датчик Холла, тахометр, энкодер), либо с помощью датчика вибрации.

2. Расчёт скольжения АД s и частот гармоник дефекта ротора f_{BV} расчёт по формуле (1.1) при $k = 1, 2, 3$.

3. Фильтрация сигналов тока полосовыми фильтрами с полосой пропускания не менее $[5f_{пит} - f_{BV} \text{ расчёт}; 5f_{пит} + f_{BV} \text{ расчёт}]$ и $[7f_{пит} - f_{BV} \text{ расчёт}; 7f_{пит} + f_{BV} \text{ расчёт}]$ при $k = 3$.

4. Получение двух демодулированных сигналов тока $i_{демод1}(t)$ и $i_{демод2}(t)$ по формуле (3.2).

5. Для каждого сигнала $i_{демод1}(t)$ и $i_{демод2}(t)$ из N отсчётов составляются матрицы Y_{ai} , Y_{bi} по формуле (2.3). Количество отсчётов N должно соответствовать двум и более периодам гармоники дефекта ротора с частотой f_{BV} при $k = 1$. Из матриц Y_{ai} , Y_{bi} составляются блочные матрицы Y_{aE} , Y_{bE} аналогично формуле (2.4).

Для расчёта частот и амплитуд трёх гармоник дефекта ротора необходимо найти параметры $M = 6$ комплексно-сопряженных экспонент z_k . Для этого находится псевдообратная матрица Y_{aE}^+ через сингулярное разложение по формуле (2.5). Матрицы разложения усекаются до ранга $M = 6$. Находятся шесть полюсов z_k по формуле (2.6). Комплексные амплитуды R_{ki} для сигналов $i_{деמוד1}(t)$ и $i_{деמוד2}(t)$ находятся по формуле (2.7).

6. По найденным полюсам z_k и амплитудам R_{ki} рассчитываются значения частот и амплитуд гармоник:

$$f_k = \text{Imag}\left(\frac{\log(z_k)}{T}\right) / 2\pi, \quad A_k = 2|R_k|.$$

Необходимо проверить, соответствуют ли найденные частоты рассчитанным значениям $f_{BB \text{ расчёт}}$:

- если $|f_k - f_{BB \text{ расчёт}}| < 0,5$ при $k = 1$, то $A_{деф 1,5} = A_k$ для $i_{деמוד1}(t)$ и $A_{деф 1,7} = A_k$ для $i_{деמוד2}(t)$;

- если $|f_k - f_{BB \text{ расчёт}}| < 0,5$ при $k = 2$, то $A_{деф 2,5} = A_k$ для $i_{деמוד1}(t)$ и $A_{деф 2,7} = A_k$ для $i_{деמוד2}(t)$;

- если $|f_k - f_{BB \text{ расчёт}}| < 0,5$ при $k = 3$, то $A_{деф 3,5} = A_k$ для $i_{деמוד1}(t)$ и $A_{деф 3,7} = A_k$ для $i_{деמוד2}(t)$.

Если найденные частоты f_k отличаются от расчётных значений $f_{BB \text{ расчёт}}$ более чем на 0,5 Гц, значения соответствующих амплитуд $A_{деф k,5}$ и $A_{деф k,7}$ приравнивается нулю (т.е. найденные гармоники не являются гармониками дефекта ротора).

7. Из значений амплитуд $A_{деф k,5}$ и $A_{деф k,7}$ формируются векторы диагностических признаков $h5$ и $h7$ по формуле (3.3).

8. Следуя пунктам 1–7, необходимо получить выборку из $h5$ и $h7$ для нескольких режимов работы АД при разных технических состояниях (исправный АД, АД с обрывом стержня). Из полученной выборки диагностических признаков $h5$ и $h7$ формируются векторы $\mathbf{x}_i = \{h5; h7\}$, где $i = 1, \dots, n$, n – размер выборки. Формируется вектор из меток классов c_i , где $c_i = +1$ для $\mathbf{x}_i$, соответствующему исправному состоянию АД, и $c_i = -1$ для $\mathbf{x}_i$, соответствующему состоянию АД с обрывом стержня ротора.

9. На основе полученного набора $\mathbf{x}_i$ и c_i SVM-классификатор находит параметры разделяющей гиперплоскости $\mathbf{w}$ и b . Параметры $\mathbf{w}$ и b находятся на основе опорных векторов – векторов $\mathbf{x}_i$, которые находятся ближе всего к гиперплоскости. Задача нахождения параметров $\mathbf{w}$ и b решается с помощью метода множителей Лагранжа. Вектор нормали $\mathbf{w}$ и смещение b вычисляются по формулам:

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i \mathbf{x}_i, \quad b = c_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle, \quad \lambda_i > 0,$$

где λ_i – ненулевые множители Лагранжа.

На основе найденных параметров $\mathbf{w}$ и b формируется диагностический критерий в виде функции бинарной классификации:

$$F(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b),$$

где $F(\mathbf{x}) = +1$, если АД в исправном состоянии, $F(\mathbf{x}) = -1$, если АД имеет обрывы стержней ротора.

3.3 Измерение амплитуд гармоник дефекта ротора с использованием векторного ММП для модельных сигналов АД

Работа векторного ММП проверена на сигналах, полученных с использованием математической модели двухполюсного АД Marathon Electric D391 мощностью 0,25 кВт, параметры которого приведены в таблице 2.1. Общее число стержней ротора равно 34. Математическая модель АД с обрывом стержня ротора получена по методике [90]. Отличие модели в данной работе состоит в том, что питание АД задаётся в виде источника напряжения с синусоидальной широтно-импульсной модуляцией (ШИМ), которая применяется практически во всех полупроводниковых частотных преобразователях [91]. Несущая частота ШИМ выбрана равной 5 кГц. Частота дискретизации сигналов выбрана равной 50 кГц.

Работа АД моделируется при постоянной нагрузке 100% от номинального момента при частоте питания 50 Гц. Первоначально АД находится в исправном состоянии. Затем, через заданные промежутки времени, моделируется обрыв стержней ротора. Полученный модельный сигнал тока для фазы A приведен на рисунке 3.3.

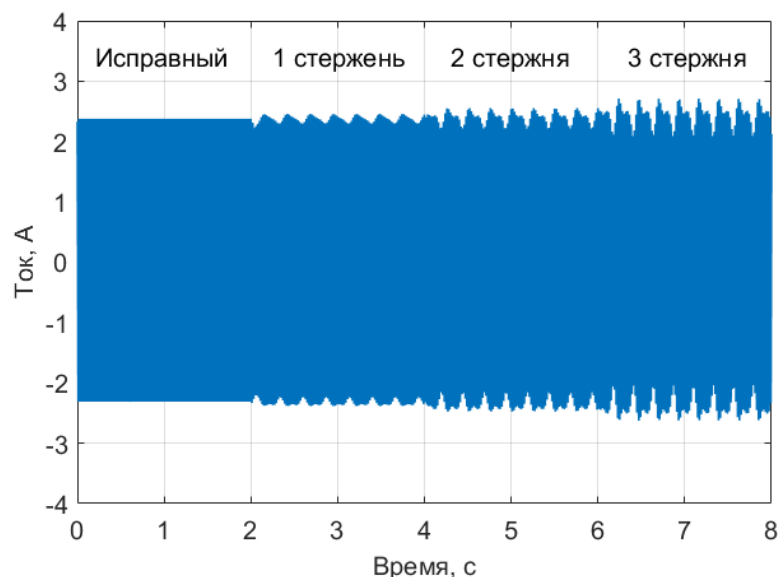


Рисунок 3.3 – Ток АД при разном количестве сломанных стержней ротора

Ток исправного АД имеет постоянную амплитуду. При возникновении обрыва стержня в сигнале тока появляется низкочастотная пульсация, амплитуда которой вырастает по мере увеличения обрыва стержней. По сигналу частоты вращения рассчитано скольжение и частота дефекта ротора $f_{ВВ\text{расчёт}}$ при $k = 1$. Частота $f_{ВВ\text{расчёт}}$ составила соответственно: для одного стержня – 3,8 Гц, для двух стержней – 4,0 Гц, для трёх стержней – 4,4 Гц. В связи с этим, полосы пропускания фильтров для выделения частотных диапазонов 5-ой и 7-ой гармоники питания выбраны [236 Гц; 264 Гц] и [336 Гц; 364 Гц] соответственно. Для фильтрации сигналов взяты эллиптические БИХ-фильтры 10 порядка.

Отфильтрованные сигнала тока возведены в квадрат и суммированы по формуле (3.2) для получения двух демодулированных сигналов тока $i_{\text{демод}1}(t)$ и $i_{\text{демод}2}(t)$. Далее частота дискретизации сигналов понижена с 50 кГц до 100 Гц, так как все гармоники дефекта находятся в данном диапазоне (Рисунок 3.4). Из рисунка 3.4 видно, что амплитуда гармоники дефекта ротора растёт по мере увеличения обрывов стержней. При этом частота гармоники дефекта также увеличивается.

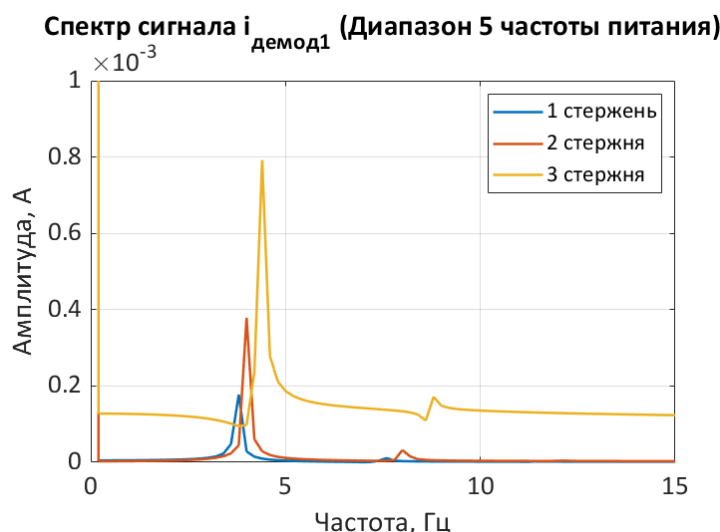


Рисунок 3.4 – Спектр демодулированного сигнала тока $i_{\text{демо}1}(t)$

Демодулированные сигналы тока обработаны совместно с применением векторного ММП в режиме скользящего окна. Длина скользящего окна составила 57 отсчётов, что соответствует 0,57 секунды, сдвиг окна составил 1 отсчёт. На рисунке 3.5 и в таблице 3.1 приведены измеренные значения частоты гармоники дефекта $f_{\text{ВВ}}$ при $k = 1$ и амплитуд $A_{\text{деф } 1,5}$ и $A_{\text{деф } 1,7}$. Заданные значения, изображённые на графиках красной линией, получены с помощью преобразования Фурье.

Таблица 3.1 – Частота и амплитуды гармоники дефекта ротора

Состояние АД	Обрыв 1 стержня	Обрыв 2 стержней	Обрыв 3 стержней
Частота $f_{\text{ВВ}}$, Гц	3,83	4,01	4,26
СКО $f_{\text{ВВ}}$, Гц	0,11	0,15	0,20
Относительная ошибка $f_{\text{ВВ}}$, %	0,92	0,32	3,11
Амплитуда $A_{\text{деф } 1,5}$, А	0,00017	0,00037	0,00078
СКО $A_{\text{деф } 1,5}$, А	0,00005	0,00008	0,00020
Относительная ошибка $A_{\text{деф } 1,5}$, %	1,70	2,91	12,95
Амплитуда $A_{\text{деф } 1,7}$, А	0,00043	0,00092	0,00190
СКО $A_{\text{деф } 1,7}$, А	0,00011	0,00017	0,00043
Относительная ошибка $A_{\text{деф } 1,7}$, %	1,00	2,03	5,66

Амплитуды $A_{\text{деф } 1,5}$ и $A_{\text{деф } 1,7}$ зависят от степени тяжести дефекта ротора. В среднем, значения меняются от 0 до 2 мА по мере роста обрывов стержней. Средняя относительная ошибка измерения частоты гармоники дефекта не превышает 2%.

Средняя относительная ошибка измерения амплитуды гармоники дефекта достигает 6%.

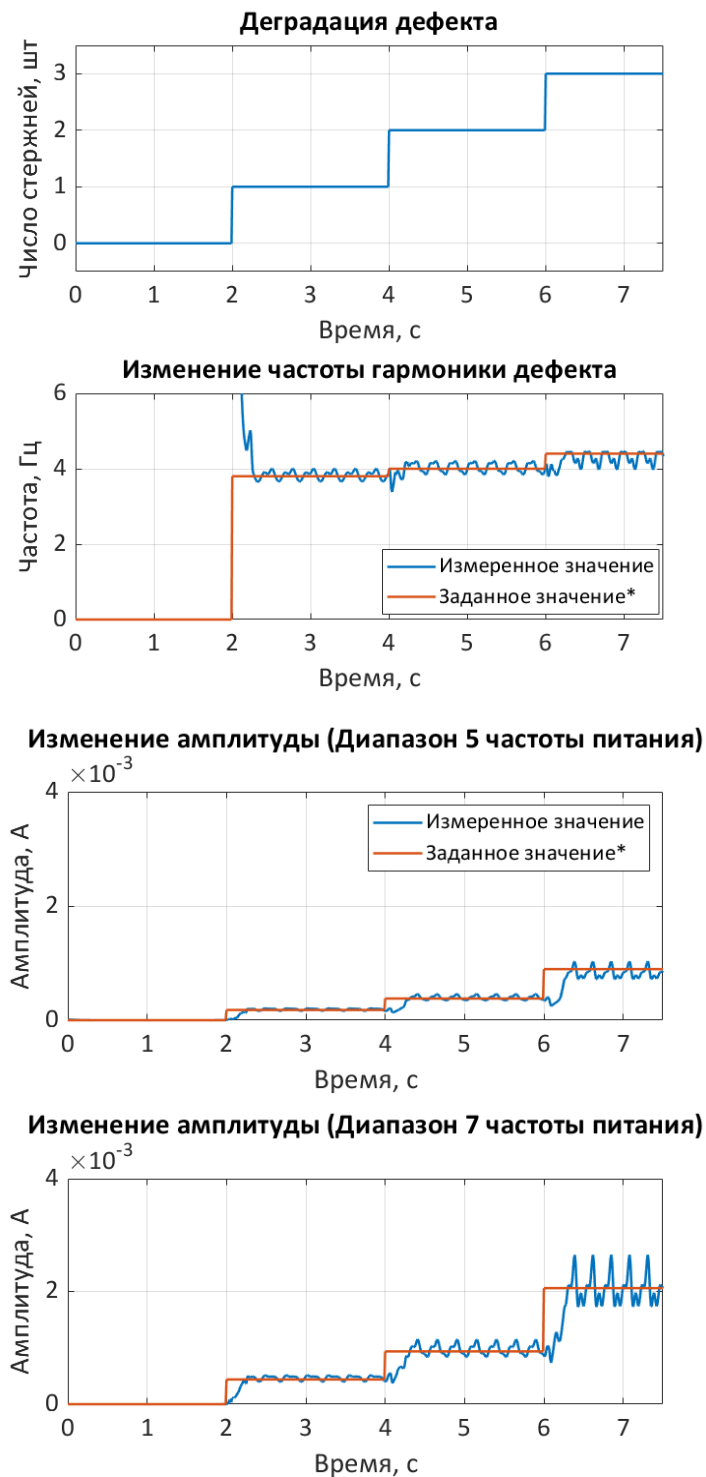


Рисунок 3.5 – Частота и амплитуды гармоники дефекта ротора в зависимости от количества обрывов стержней ротора

3.4 Экспериментальная проверка алгоритма обнаружения обрыва стержней ротора АД

Для проверки разработанного алгоритма взяты данные университета Сан-Паулу (Бразилия), полученные на экспериментальном стенде в лаборатории интеллектуальной автоматизации процессов и систем [92]. Экспериментальный стенд состоит из АД W22 WEG, датчика момента и двигателя постоянного тока для создания момента нагрузки (Рисунок 3.6). Параметры АД W22 WEG приведены в таблице 3.2.



Рисунок 3.6 – Экспериментальный стенд лаборатории Сан-Паулу [92]

Таблица 3.2 – Параметры АД W22 WEG

Мощность P, кВт	0,74
Напряжение питания U, В	220/380
Частота поля n_1, об/мин	1800
Частота вращения ротора n_2, об/мин	1715
Номинальный момент, Н·м	4,1
Количество стержней ротора, шт	34

Для моделирования обрыва стержней в короткозамкнутом роторе просверлены отверстия с помощью дрели. Полученные данные соответствуют исправному АД и АД с обрывом одного, двух, трёх и четырёх стержней. Данные получены при постоянной частоте питания 60 Гц и уровнях нагрузки 25%, 50% 75% и 100% от номинальной. Для получения частоты вращения использован сигнал виброускорения, измеренного с корпуса АД с помощью акселерометра Vibrocontrol

РУ 2001. Для измерения сигналов тока использованы токовые клещи Yokogawa 96033. Для каждого режима работы АД выполнено 10 сигналов длительностью 18 секунд при частоте дискретизации 50 кГц. Всего получено 200 сигналов. На рисунке 3.7 приведён пример спектров тока исправного АД и АД с одним сломанным стержнем при нагрузке 100%.

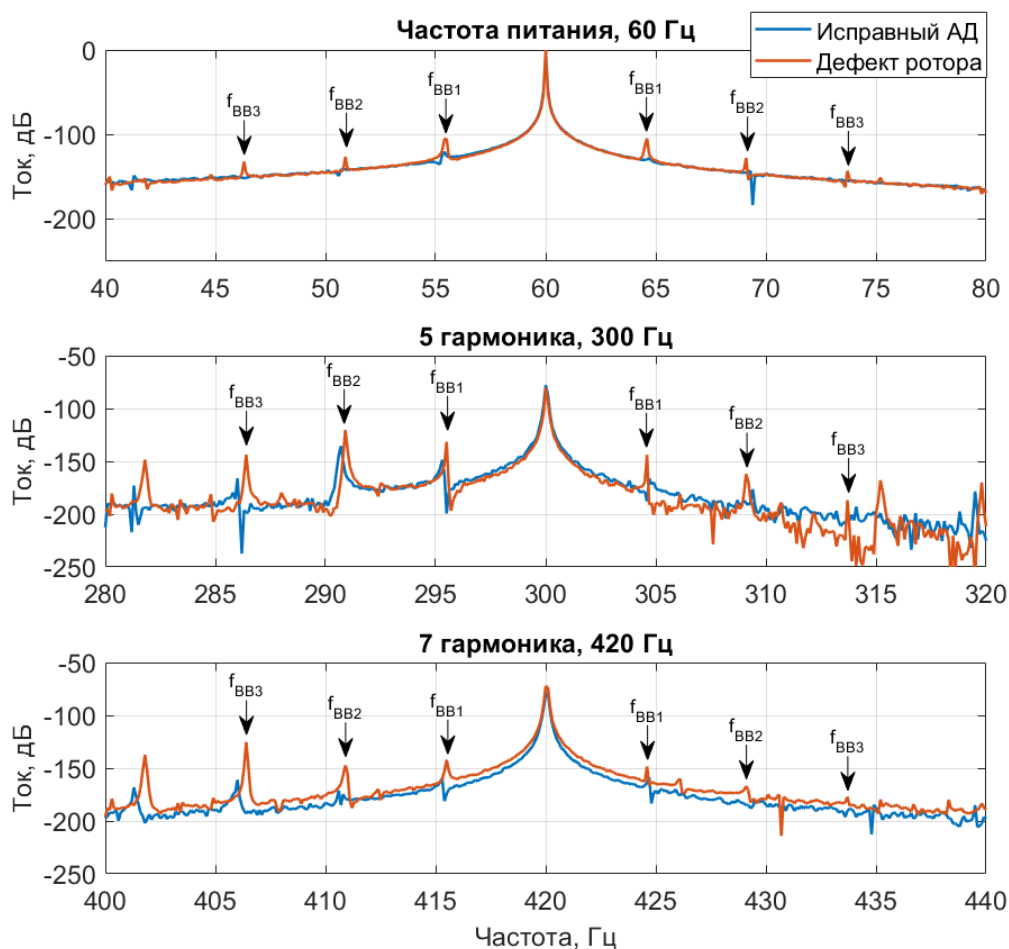


Рисунок 3.7 – Спектры токов исправного и неисправного АД

Обрыв стержня вызывает появление гармоник дефекта около основной, а также около 5-ой и 7-ой гармоники питания. Замечено, что гармоники дефекта ротора с небольшой амплитудой возникают в сигналах тока исправного АД. Это объясняется тем, что ротор изначально имеет некоторые несимметричность и эксцентриситет, появившиеся в процессе изготовления и сборки АД.

Значения частот вращения, а также рассчитанных частот гармоник дефекта ротора для всех режимов работы АД приведены в таблице 3.3. Наибольшее

расчётное значение частоты составило 4,88 Гц. В связи с этим, полосы пропускания эллиптических БИХ-фильтров 10 порядка выбраны равными [285 Гц; 315 Гц] и [405 Гц; 435 Гц]. Отфильтрованные сигналы тока возведены в квадрат и суммированы по формуле (3.2). Затем частота дискретизации сигналов понижена с 50 кГц до 100 Гц. После чего демодулированные сигналы тока обработаны с применением векторного ММП в режиме скользящего окна. Длина окна выбрана равной 60 отсчетам, что соответствует 0,6 секунды. Сдвиг окна равен 1 отсчету.

Таблица 3.3 – Значения гармоник дефекта для разных режимов работы АД

Уровень нагрузки, %	Количество сломанных стержней, шт	Среднее значение частоты вращения, Гц	Среднее значение $f_{ВВ}$, Гц
25	0	29,47	1,06
	1	29,50	1,00
	2	29,47	1,06
	3	29,47	1,06
	4	29,47	1,06
50	0	28,94	2,13
	1	28,94	2,13
	2	28,94	2,13
	3	28,94	2,13
	4	28,88	2,25
75	0	28,38	3,25
	1	28,41	3,19
	2	28,35	3,31
	3	28,31	3,38
	4	28,28	3,44
100	0	27,66	4,69
	1	27,72	4,56
	2	27,69	4,63
	3	27,60	4,81
	4	27,56	4,88

Пример измеренных частот и амплитуд гармоник дефекта $f_{ВВ}$, полученных из сигнала исправного АД и АД с четырьмя сломанными стержнями при нагрузке 100%, приведён на рисунке 3.8.

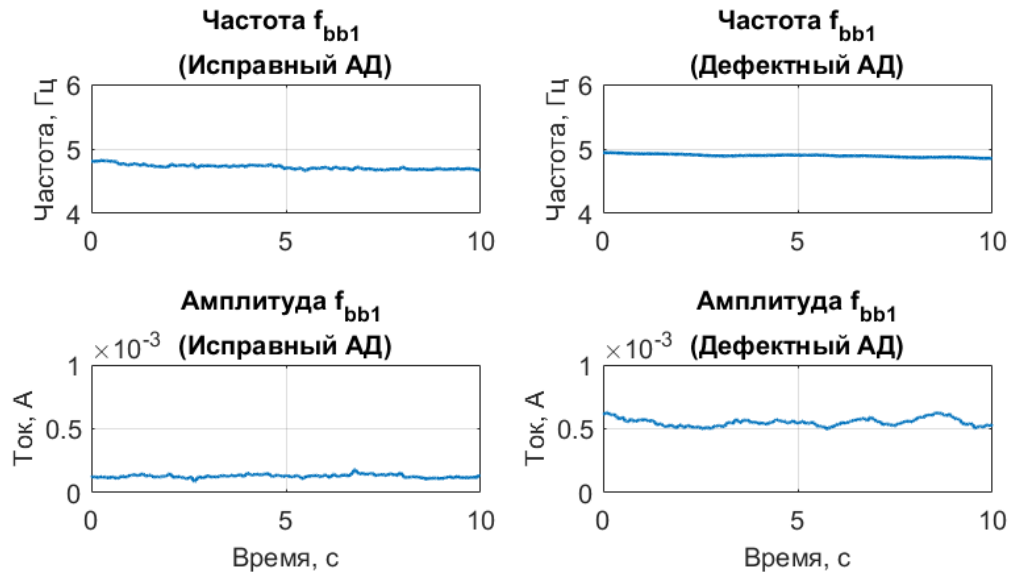


Рисунок 3.8 – Параметры гармоник дефекта f_{BB} (сигнал $i_{демон1}(t)$)

Значение амплитуды гармоники с частотой f_{BB} для неисправного АД в среднем в 4 раза больше, чем для исправного. Для остальных гармоник дефекта наблюдается та же тенденция.

Всего получено 160000 значений диагностических признаков $h5$ и $h7$. Общая выборка была поделена на обучающий и тестовый наборы. Распределение данных по наборам показано в таблице 3.4.

Таблица 3.4 – Распределение данных по наборам

Тип данных	Данные для обучения	Данные для тестирования
Исправный АД: - нагрузка 25%, 50%, 75%, 100% - частота питания: 60 Гц	4 набора по 6400 значений $h5$ и $h7$ Всего 25600 значений	4 набора по 1600 значений $h5$ и $h7$ Всего 6400 значений
Неисправный АД: - нагрузка 25%, 50%, 75%, 100% - частота питания: 60 Гц - количество сломанных стержней: 1, 2, 3, 4	16 наборов по 6400 значений $h5$ и $h7$ Всего 102400 значений	16 наборов по 1600 значений $h5$ и $h7$ Всего 25600 значений

Для определения состояния АД к выборкам диагностических признаков $h5$ и $h7$ применён SVM-классификатор. В данной задаче вектор параметров $\mathbf{x}_i$, описывающий состояние АД, имеет вид:

$$\mathbf{x}_i = \{h5; h7\}.$$

Вектор x_i состоит из 6 параметров, соответственно, размерность разделяющей гиперплоскости равна 6. Параметры разделяющей гиперплоскости получены с применением SVM-классификатора с линейной функцией разделения, а также с полиномиальной и радиально-базисной функцией разделения [93]. Полученные функции классификации протестированы на тестовом наборе данных. Результаты классификации приведены в таблице 3.5. Ложноположительные ответы – это x_i , соответствующие исправному АД, но принятые как соответствующие неисправному состоянию. Ложноотрицательные ответы – это x_i , соответствующие неисправному АД, но принятые как соответствующие исправному состоянию.

Таблица 3.5 – Классификация данных

Тип функции классификатора	Доля верных ответов	Количество ложноположительных ответов	Количество ложноотрицательных ответов
Линейная	88,08%	2816 из 32000	1000 из 32000
Полиномиальная 2 порядка	57,72%	2275 из 32000	11254 из 32000
Полиномиальная 3 порядка	83,75%	1335 из 32000	3865 из 32000
Радиально-базисная	98,07%	364 из 32000	253 из 32000

SVM-классификатор с радиально-базисной функцией разделения показал наибольшее количество верных ответов, равное 98,07% от общего числа тестовой выборки. Таким образом, предложенные диагностические признаки $h5$ и $h7$ и функция классификации, полученная в результате обучения на их основе SVM-классификатора с радиально-базисной функцией разделения, позволяют обнаружить обрыв стержня ротора при разных уровнях нагрузки АД. Предложенный алгоритм будет аналогично работать при наличии сигналов АД с другими уровнями нагрузки.

Выводы по разделу:

- Поиск высших гармоник дефекта ротора в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники питания АД в спектрах тока является более надёжным подходом, так как в этой области многие маскирующие эффекты почти не оказывают воздействия на сигнал.

- Суммирование квадратов токов позволяет получить демодулированный сигнал, который будет содержать гармоники дефекта ротора при наличии неисправности. Демодуляция позволяет повысить информативность сигналов тока за счёт удаления гармоники питания и учёта особенностей всех сигналов тока АД.

- Векторный ММП позволяет извлечь амплитуды гармоник дефектов ротора из демодулированных сигналов тока при изменяющейся нагрузке и росте уровня дефекта.

- Предложенные диагностические признаки в виде значений амплитуд гармоник дефекта ротора, полученных из демодулированных сигналов тока, позволяют обнаружить обрыв стержней ротора АД при разных уровнях нагрузки.

- Предложенный подход классификации состояния АД с применением метода опорных векторов позволяет оценить состояние АД с вероятностью 98,07% на экспериментальных данных.

ГЛАВА 4. ДИАГНОСТИКА НЕИСПРАВНОСТЕЙ ПОДШИПНИКОВ

В данной главе для определения состояния подшипников качения используется новый тип информации – виброускорение, измеренное непосредственно с вращающегося вала АД. Сигналы виброускорения вращающегося вала преобразуются в спектры Гилберта с помощью преобразования Гилберта-Хуанга. Полученные спектры содержат диагностические признаки повреждений подшипников в виде локальных изменений амплитуды виброускорения в диапазоне собственных частот подшипника. Локальные изменения амплитуды на изображениях спектров Гилберта распознаются свёрточной нейронной сети, при этом диагностический критерий неисправности представляет собой максимальное значение вероятности принадлежности изображения спектра Гилберта к конкретному классу неисправности подшипника. Разработанный алгоритм применён к набору экспериментальных данных, полученных с помощью специализированного датчика, измеряющего виброускорения непосредственно с вращающегося вала АД.

4.1 Измерение и обработка виброускорений вращающегося вала

Традиционно сигналы вибрации подшипников асинхронного и любого другого электродвигателя измеряются с помощью акселерометров, которые крепятся на корпус машины [12,14,15,94]. В этом случае вибрация подшипника передается через подшипниковые щиты к станине электродвигателя и затем на чувствительный элемент датчика. Качество измеренного сигнала, и, как следствие, чувствительность вибрации к повреждениям подшипников существенно зависит от места крепления акселерометра. Вибрация самого электродвигателя, сопряженного оборудования, фундамента могут маскировать слабые характерные вибрации, указывающие на повреждения внутри подшипников.

Метод измерения вибрации, обеспечивающий высокую чувствительность сигналов к неисправностям подшипников – это установка акселерометров непосредственно на вращающийся вал электродвигателя. В этом случае датчики вибрации будут вращаться вместе с валом. Повышение чувствительности

обеспечивается за счёт сокращения пути передачи вибрации от подшипника к акселерометрам. Это, в свою очередь, позволяет увеличить информативность измеряемых сигналов для обнаружения слабых вибраций подшипников. Измерение вибрации непосредственно с вращающегося вала стало возможным с недавним изобретением беспроводного датчика WAS [95,96].

Одна из реализаций конструкции WAS представляет собой печатную плату в виде диска, жёстко закрепляемого на вращающемся валу электродвигателя [95] (Рисунок 4.1).

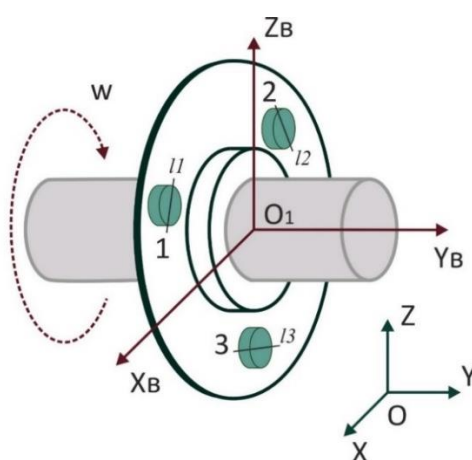


Рисунок 4.1 – Одна из реализаций конструкции датчика виброускорений WAS

Диск содержит три одноосных МЭМС-акселерометра ADXL001-70 (Analog Devices). Диапазон измерения акселерометров составляет $\pm 70g$, резонансная частота равна 22 кГц, а чувствительность равна 24,2 мВ/ g на 100 Гц. Акселерометры установлены на равном расстоянии от центра платы с углом 120 градусов между друг другом. Оси чувствительности акселерометров ориентированы по касательной к оси вращения датчика. Сигналы акселерометров оцифровывает 18-ти разрядный АЦП AD7609 (Analog Devices) на частоте 39,4 кГц. Данный АЦП имеет дифференциальные входы и обеспечивает синхронное семплирование по всем каналам. Измерительную систему контролирует 32-разрядный микроконтроллер STM32L476 (STMicroelectronics). Датчик WAS измеряет три сигнала виброускорения вращающегося вала, которые затем

преобразуются в одно угловое и два линейных виброускорения с помощью математических выражений, описанных ниже.

На каждый акселерометр *l1-l3* (Рисунок 4.1) действуют следующие силы: центробежная сила, сила, вызванная ускоренным вращением вала, и сила тяжести. Введены допущения, что акселерометры идентичны, внутренние составляющие переходных процессов акселерометров и влияние центробежных сил на результат измерения незначительны, а положительное направление осей чувствительности – против часовой стрелки. С данными допущениями ускорение, воспринимаемое акселерометрами, равно [95]:

$$\begin{cases} a_1 = -\ddot{\varphi}r + \ddot{x}\sin(\varphi) - \ddot{y}\cos(\varphi) - g\cos(\varphi) \\ a_2 = -\ddot{\varphi}r + \ddot{x}\sin\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right) - \ddot{y}\cos\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right) - g\cos\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right), \\ a_3 = -\ddot{\varphi}r + \ddot{x}\sin\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) - \ddot{y}\cos\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) - g\cos\left(\varphi - \frac{2\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (4.1)$$

где a_1, a_2, a_3 – ускорения, измеренные акселерометрами *l1-l3* соответственно, r – расстояние между осью вращения вала и акселерометром, g – гравитационное ускорение, $\ddot{\varphi}$ – угловое ускорение вала вокруг оси $Yв$, $\ddot{x}$ – линейное ускорение вала вдоль оси $Oxв$, $\ddot{y}$ – линейное ускорение вала вдоль оси $Ozв$, φ – угол поворота вала.

Система (4.1) представляет собой систему дифференциальных уравнений с тремя неизвестными φ, x и y . Решение системы (4.1) позволяет определить угловое и линейные ускорения, скорости и перемещения вала. Угловое ускорение вала можно выразить как:

$$\ddot{\varphi} = -\frac{a_1 + a_2 + a_3}{3r}.$$

Линейные ускорения $\ddot{x}$ и $\ddot{y}$ могут быть найдены через решение системы уравнений (4.1) методом Крамера. После решения системы (4.1) уравнения углового и линейных ускорений принимают вид:

$$\begin{cases} \ddot{\varphi} = -\frac{1}{3r}(a_1 + a_2 + a_3) \\ \ddot{x} = \frac{2}{\sqrt{3}}\left(a_2 \cos(\varphi) - a_1 \cos\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right)\right) + \frac{2}{\sqrt{3}}\ddot{\varphi}r\left(\cos(\varphi) - \cos\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right)\right) \\ \ddot{y} = \frac{2}{\sqrt{3}}\left(a_2 \sin(\varphi) - a_1 \sin\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right)\right) + \frac{2}{\sqrt{3}}\ddot{\varphi}r\left(\sin(\varphi) - \sin\left(\varphi + \frac{2\pi}{3}\right)\right) - g \end{cases} \quad (4.2)$$

В работе [95] указано, что полученные таким способом сигналы виброускорений являются более чувствительными к повреждениям подшипников по сравнению с сигналами, измеренными классическим способом.

4.2 Применение преобразования Гилберта-Хуанга к сигналам виброускорения

В работе [95] в качестве диагностического признака неисправности подшипников используется сумма спектральных компонент сигнала углового виброускорения вращающегося вала в области собственных частот подшипника. Данный диагностический признак является вычислительно простым и показывает удовлетворительные результаты для диагностики развитых неисправностей подшипника. Однако преобразование Фурье, которое автор [95] использует для получения диагностического признака, удовлетворительно работает при стационарном и циклостационарном характере сигнала. Согласно исследованию [97], сигнал вибрации подшипника является нестационарным из-за проскальзывания тел качения и сепаратора при вращении подшипника. В связи с этим, для анализа подобных сигналов целесообразно применение методов нестационарного анализа, таких как преобразование Гилберта-Хуанга [82], которое позволяет более точно учитывать особенности динамики сигнала.

Преобразование Гильберта-Хуанга является методом частотно-временного анализа, разработанного специально для анализа нелинейных и нестационарных данных [82]. Преобразование Гилберта-Хуанга часто используется при анализе сигналов вибрации подшипников со сложным частотным составом [98]. Данное преобразование представляет собой комбинацию эмпирической модовой декомпозиции (EMD) и преобразования Гильберта.

4.2.1 Эмпирическая модовая декомпозиция

Эмпирическая модовая декомпозиция (EMD) является первым этапом преобразования Гилберта-Хуанга [82]. EMD последовательно раскладывает исходный сигнал вибрации на компоненты сначала с высокой частотой, а затем с более низкими частотами [81]. Компоненты разложения именуются внутренними модами IMF. Таким образом, EMD раскладывает сигнал вибрации $x(t)$ на набор из k внутренних мод $IMF_k(t)$ и остаточного члена $r(t)$:

$$x(t) = \sum_k IMF_k(t) + r(t).$$

Другими словами, EMD позволяет провести адаптивную фильтрацию частотных компонент сигнала виброускорения и выделить характерные IMF, связанные с неисправностями подшипников. EMD является эмпирическим итеративным методом, который не дает аналитического решения для результата разложения.

На рисунке 4.2 приведен пример разложения сигнала виброускорения подшипника на внутренние моды. Исходный сигнал линейного виброускорения в вертикальной оси (Рисунок 4.2, а) имеет низкочастотные компоненты в диапазоне до 1000 Гц, связанные с вращением вала и вибрацией опор. Также сигнал содержит компоненты собственных частот подшипника в диапазонах 1500, 2000 и 3000 Гц. Первые две внутренние моды IMF1 и IMF2 (Рисунок 4.2, б и в) представляют собой компоненты, соответствующие собственным частотам подшипника. Именно эти компоненты важны для ранней диагностики подшипников, так как согласно теории из раздела 1.8, в этих компонентах появляются признаки повреждений подшипников на второй стадии разрушения. Остальные IMF (Рисунок 4.2, г и д) содержат компоненты вращения вала и вибрации опор. Диагностические признаки в данных IMF будут проявляться на поздних стадиях повреждений.

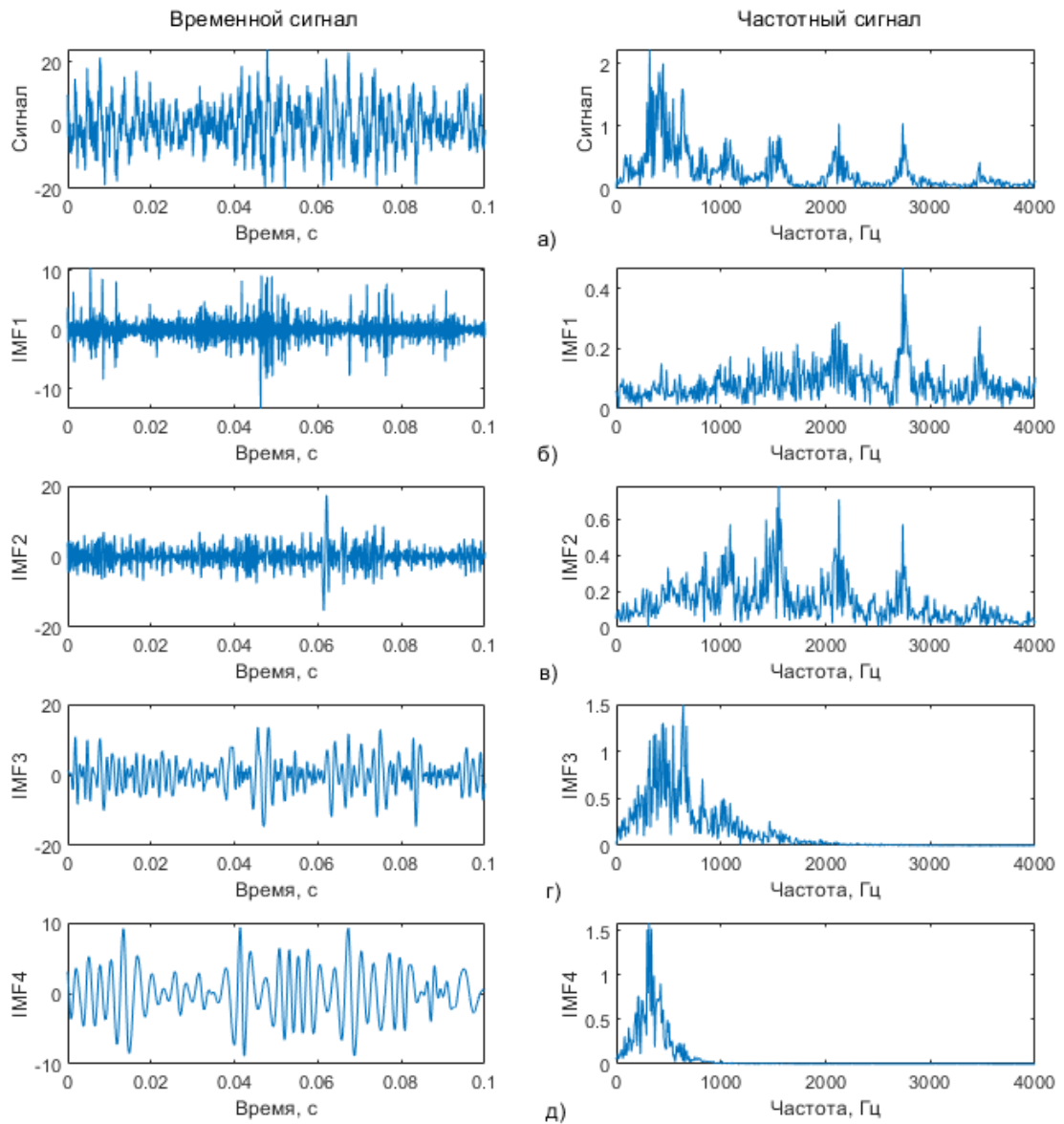


Рисунок 4.2 – EMD сигнала виброускорения подшипника (первые четыре IMF)

4.2.2 Спектр Гилберта

Преобразование Гилберта $y(t)$ сигнала $x(t)$ может быть получено по формуле:

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau.$$

Преобразование Гилберта позволяет получить копию сигнала $x(t)$, сдвинутую на фазовый угол 90° относительно оригинала. Используя $y(t)$ и $x(t)$, можно получить аналитический сигнал $z(t)$, который будет содержать мгновенную амплитуду и фазу сигнала:

$$z(t) = x(t) + iy(t) = a(t)e^{i\theta(t)},$$

где $a(t)$ – мгновенная амплитуда или огибающая сигнала, $\theta(t)$ – мгновенная фаза сигнала. Из мгновенной фазы может быть рассчитана мгновенная частота сигнала:

$$\omega(t) = \frac{d}{dt}\theta(t).$$

Такое представление позволяет получить зависимость амплитуды и частоты каждого компонента сигнала от времени. В отличие от преобразования Фурье, где компоненты сигнала имеют постоянные a_k и ω_k , такой подход позволяет анализировать спектральный состав нестационарных сигналов. Если применить преобразование Гилберта к результату декомпозиции EMD, исходный сигнал виброускорения можно выразить в следующей форме [82]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^n a_k(t)e^{i\int \omega_k(t)dt},$$

где $a_k(t)$ и $\omega_k(t)$ – мгновенные амплитуда и частота соответствующей k -ой IMF сигнала, n – число IMF.

Изображение мгновенных амплитуд и частот как функций времени на трехмерном графике называется спектром Гильберта $H(\omega, t)$. На рисунке 4.3 приведен пример спектров Гилберта для виброускорения исправного и повреждённого подшипников.

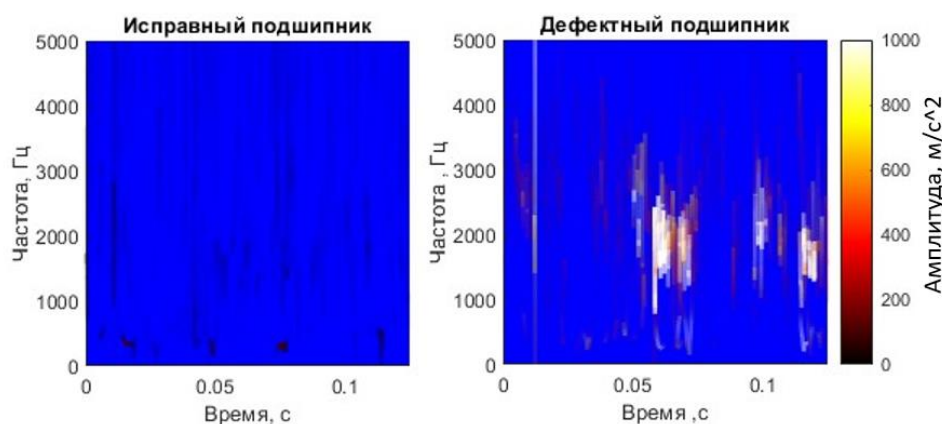


Рисунок 4.3 – Спектры Гилберта для виброускорения подшипников

Здесь фон имеет синий цвет для повышения контрастности изображений. Черный цвет пикселей соответствует минимальному значению амплитуды частотных компонент, а белый – максимальному значению. В спектре Гилберта для исправного подшипника будут отсутствовать выраженные локальные изменения мгновенной амплитуды, тогда как для подшипника с неисправностью будет наблюдаться локальный рост амплитуды в диапазонах собственных частот подшипника. Характер изменения амплитуды будет зависеть от типа неисправности, степени её развития и местоположения. Наличие цветowych пятен в спектре Гилберта, указывающих на рост амплитуды вибрации, предлагается использовать в качестве диагностического признака неисправности подшипника. Исследования [99,100] показывают, что для построения спектра Гилберта достаточно использовать только несколько первых IMF результата разложения сигнала виброускорения, так как именно в них сосредоточены характерные признаки повреждений подшипников.

4.3 Свёрточная нейронная сеть для обработки спектров Гилберта

Для обнаружения цветowych пятен на изображениях спектров Гилберта предлагается использовать свёрточную нейронную сеть (CNN), так как данный алгоритм считается одним из лучших для распознавания и классификации изображений в области диагностики оборудования [78,101,102].

Изображение спектра Гилберта можно представить в виде трёхмерного тензора размером $n \times n \times 3$, где n – число пикселей. Каждое значение тензора соответствует яркости соответствующего пикселя по трём цветовым каналам: красному, зеленому, синему (Рисунок 4.4). Яркость пикселя задается целым числом от 0 до 255. Данный тензор является входным слоем для свёрточной сети.

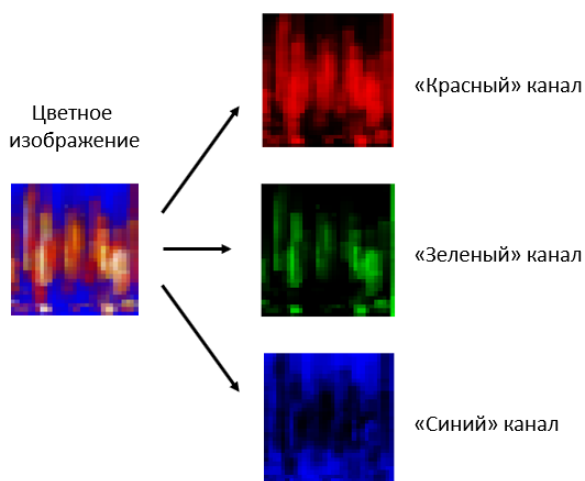


Рисунок 4.4 – Трёхмерный тензор изображения спектра Гилберта

Свёрточная сеть состоит из чередующихся свёрточных и субдискретизирующих слоёв [103]. Свёрточный слой представляет собой набор карт признаков. В данном случае признаки представляют собой локальные всплески амплитуды сигналов виброускорения, которые отображаются на спектрах Гилберта в виде ярких пятен. Данные участки изображения выделяются с помощью специальных фильтров (ядер свёртки). Ядро свёртки также представляет собой тензор небольшого размера ($m \times m \times 3$, где m может быть равен 2, 3 и т.д.). Значение карты признаков с индексами $i \times j \times k$, где i и j – индексы строки и столбца трёхмерной карты признаков, k – индекс цветового канала, определяется по формуле:

$$C_{i,j,k} = \sigma \left(b + \sum_{q=0}^{m-1} \sum_{r=0}^{m-1} w_{q,r,k} a_{i+q,j+r,k} \right),$$

где i, j и k – индексы карты признаков, q, r и k – индексы ядра свёртки, m – размер ядра свёртки, w – веса ядра свёртки, a – значение входного тензора, b – смещение ядра свёртки, σ – функция активации свёрточного слоя.

Если в спектре Гилберта появляется локальный всплеск амплитуды, подходящий под ядро свёртки, на выходе свёрточного слоя формируется значимый отклик. Множество откликов в карте признаков показывают наличие диагностического признака неисправности подшипника в строго определённом месте изображения. Группы таких признаков обобщаются на последующих

свёрточных слоях. Ядер свёртки может быть несколько, как и количество соответствующих карт признаков. Большое количество карт признаков повышает точность распознавания, но увеличивает вычислительную сложность сети.

После свёрточного слоя следует слой субдискретизации (слой пулинга), в котором сформированные ранее карты признаков уменьшаются в размерности с помощью функции максимизации или усреднения. После нескольких чередующихся слоёв свёртки и пулинга следует слой выпрямления, в котором все карты признаков последнего слоя пулинга преобразуются в один одномерный вектор. Выход сети представляет собой слой из 5 нейронов, каждый из которых соответствует классу неисправности: «Исправный», «Дефект шарика», «Дефект внутреннего кольца», «Дефект внешнего кольца», «Комбинированный дефект». Значение каждого выходного нейрона соответствует вероятности, что входное изображение принадлежит конкретному классу неисправности подшипника.

В данной задаче в качестве входных изображений используются изображения спектра Гилберта размером 32×32 пикселя, полученные для сигнала линейного виброускорения вала, измеренного по вертикальной оси. Такой размер является оптимальным с точки зрения вычислительной обработки и детализовки изображения. Пример нескольких изображений спектра Гилберта для пяти состояний подшипника качения приведён на рисунке 4.5.

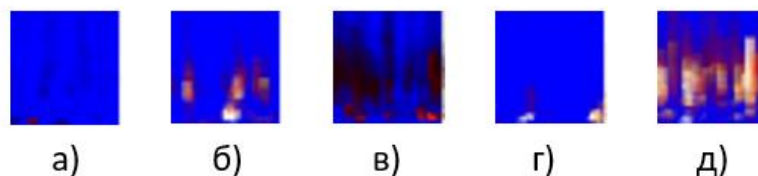


Рисунок 4.5 – Примеры спектров Гилберта

а) исправный подшипник, б) дефект внутреннего кольца, в) дефект внешнего кольца, г) дефект шарика, д) комбинация дефектов

Видно, что изображение для исправного подшипника (Рисунок 4.5, а) имеет почти ровный синий фон. Изображение для дефекта внутреннего кольца имеет три

зоны с высокой амплитудой. Самые сильные всплески амплитуды присутствуют на изображении для комбинации дефектов. Данный подшипник находится в наиболее тяжелом состоянии, поэтому рост амплитуды наблюдается на всём диапазоне частот.

Для классификации изображений выбрана следующая структура сети (Рисунок 4.6).

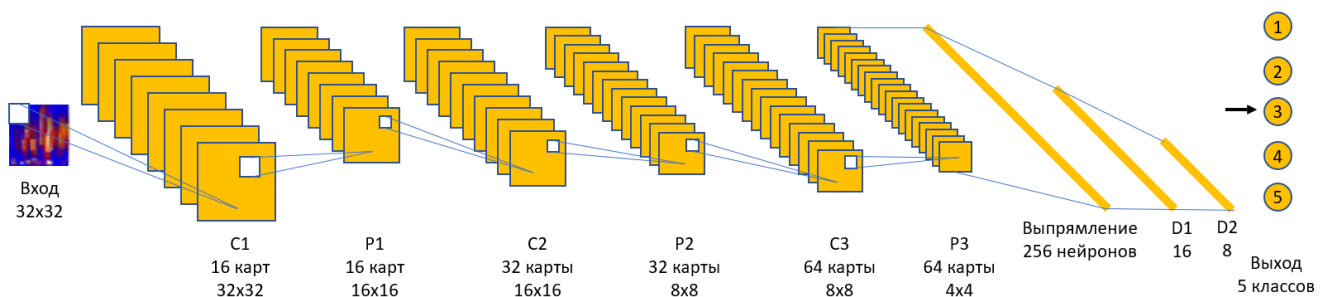


Рисунок 4.6 – Выбранная структура свёрточной нейронной сети

Первый свёрточный слой C1 содержит 16 карт признаков размером 32×32 , которые получаются в результате свёртки с 16 ядрами размером 3×3 . Слой субдискретизации P1 с функцией максимизации содержит 16 карт с пониженной размерностью 16×16 . Затем следует слой C2, состоящий из 32 карт признаков размером 16×16 . Слой P2 содержит 32 карты с пониженной размерностью 8×8 . После аналогичных слоев C3 и P3 имеется 64 карты признаков размером 4×4 . Полученные 64 карты «выпрямляются» в один слой из 256 нейронов. Далее выход выпрямляющего слоя передаётся на два полносвязных слоя D1 и D2 с 16 и 8 нейронами соответственно. Выход сети представляет собой слой из 5 нейронов, каждый из которых отвечает за класс неисправности подшипника. В качестве функции активации нейронов выбрана функция ReLU [104]. В ходе обучения сеть настраивает веса и смещения так, чтобы снизить ошибку классификации входных изображений. В качестве функции ошибки сети взята перекрёстная кросс-энтропия (logloss) [105,106]:

$$\text{logloss} = -\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^l y_{ij} \log a_{ij} \rightarrow \min ,$$

где q – число изображений в обучающем наборе, $l = 5$ – число классов, a_{ij} – рассчитанное значение вероятности принадлежности i -ого изображения к j -классу, u_{ij} – истинное значение вероятности принадлежности i -ого изображения к j -классу. $u_{ij} = 1$, если изображение соответствует j -классу, в противном случае $u_{ij} = 0$.

4.4 Алгоритм обнаружения неисправностей подшипников

Алгоритм обнаружения неисправностей подшипников состоит из следующих этапов:

1. Измерение виброускорений вращающегося вала с помощью специализированного датчика для набора исправных подшипников и подшипников с разными видами неисправностей. Частота дискретизации сигнала должна быть выбрана с учётом полосы полезного сигнала и минимизации эффекта наложения спектров.

2. Преобразование измеренных сигналов в линейные виброускорения для горизонтального и вертикального направлений относительно оси вращения вала.

2. Разбиение сигналов виброускорения на фрагменты длиной, соответствующей m оборотам вала. Рекомендуется выбирать $m \geq 2$.

3. Декомпозиция фрагментов сигналов на моды IMF с помощью EMD.

4. Получение изображений спектров Гилберта для первых трёх найденных IMF с помощью преобразования Гилберта.

5. Формирование обучающего набора изображений и вектора меток классов для разных состояний подшипников.

6. Изображения обучающего набора подаются на вход CNN. В процессе обучения параметры CNN подбираются так, чтобы ошибка $\logloss$ была минимальной. Данный процесс останавливается, если в течение 50 итераций обучения ошибка не уменьшается.

7. При подаче на вход обученной CNN нового изображения, сеть выдаёт на выходе пять значений a_j : a_1 – вероятность для класса «Исправный»; a_2 – вероятность для класса «Дефект шарика»; a_3 – вероятность для класса «Дефект внутреннего кольца»; a_4 – вероятность для класса «Дефект внешнего кольца»; a_5 –

вероятность для класса «Комбинированный дефект». Максимальное значение вероятности определяет текущее состояние подшипника:

$$C = \arg \max_i (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5).$$

4.5 Обучения свёрточной сети на экспериментальных данных

Проверка алгоритма выполнена на данных, полученных на экспериментальном стенде MFS-Magnum (Рисунок 4.7). Вал установлен на две подшипниковые опоры с исправным и диагностируемым подшипником модели ER-16K. Параметры подшипников приведены в таблице 4.1. Беспроводной датчик виброускорений вращающегося вала WAS закреплён на конце вала со стороны диагностируемого подшипника.



Рисунок 4.7 – Экспериментальный стенд с установленным датчиком WAS

Таблица 4.1 – Параметры подшипника ER-16K

Внутренний диаметр, мм	25,40
Внешний диаметр, мм	52,00
Ширина, мм	34,93
Количество тел качения, шт	8
Диаметр тел качения, мм	7,94

Постановка эксперимента с диагностикой подшипников на отдельном валу выполнена в связи с ограниченными техническими возможностями по замене

подшипников внутри самого АД. Тем не менее, предполагается, что диагностика подшипников внутри электродвигателя будет выполняться аналогичным способом.

Сигналы виброускорений измерялись последовательно для исправного подшипника, подшипника с дефектом внутреннего кольца и других типов неисправностей. Частота дискретизации составила 31,175 кГц при частоте вращения вала 1200 об/мин (20 Гц). Фрагменты измеренных виброускорений по вертикальной оси приведены на рисунке 4.8.

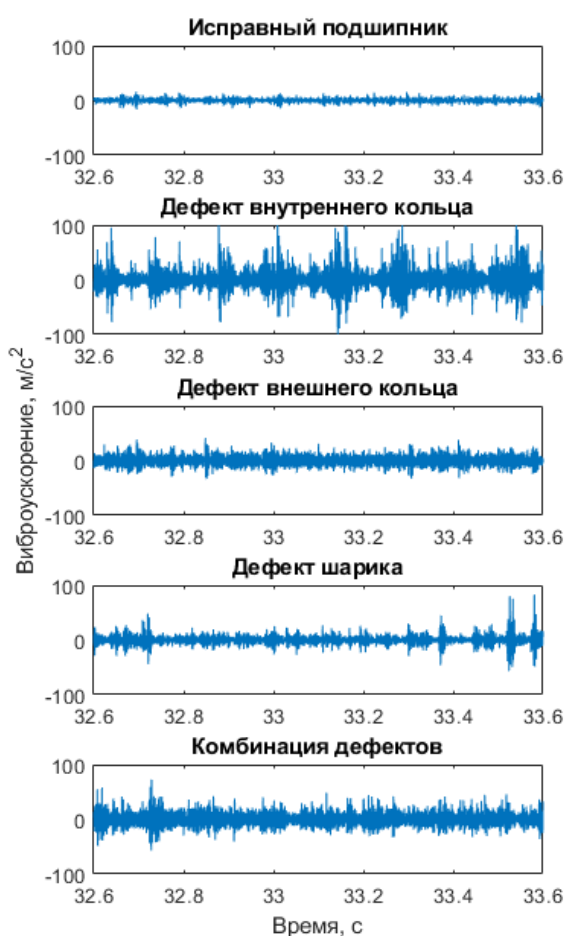


Рисунок 4.8 – Сигналы линейного виброускорения по вертикальной оси

Виброускорение исправного подшипника имеет самую низкую амплитуду. Сигналы для подшипников с дефектов внутреннего кольца, шарика и комбинацией дефектов имеют сильные импульсы, связанные с внутренними ударами при прокатке тел качения через зону дефекта. Сигнал для дефекта внешнего кольца не

имеет сильных пульсаций, однако его амплитуда выше, чем амплитуда исправного подшипника.

Каждый сигнал линейного виброускорения в вертикальном направлении был разбит на фрагменты длиной в 3897 отсчетов (2,5 оборота вала) со сдвигом в 1559 отсчетов (1 оборот вала). Фрагменты сигналов декомпозированы на IMF с помощью EMD. На основе первых трёх IMF получены спектры Гилберта. Всего было получено 27900 изображений. Набор изображений случайным образом разделен на обучающую и тестовую подвыборки размерами 25110 и 2790 изображений соответственно. Полученные 25110 изображений поданы на вход свёрточной нейронной сети для обучения. Количество эпох обучения сети установлено равным 200. Однако, если в течение 50 эпох обучения нейросеть не показывает уменьшения ошибки, обучение останавливается до завершения 200 эпох. В качестве лучшей берется модель, предшествующая 50 эпохам обучения. На рисунке 4.9 показаны ошибка обучения сети и точность классификации изображений в зависимости от эпохи.

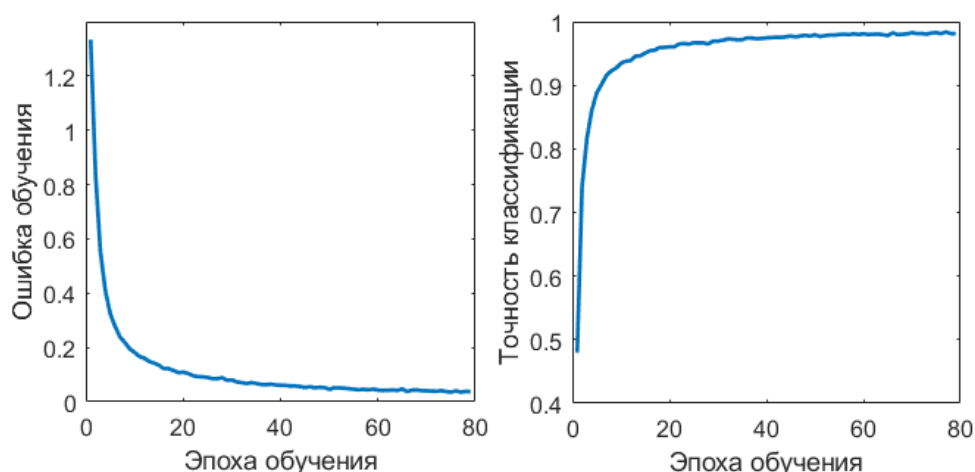


Рисунок 4.9 – Результат обучения сети

Видно, что с каждой эпохой ошибка обучения сети уменьшается, а точность классификации изображений растёт. Однако при достижении 60 эпохи темп снижения ошибки уменьшился, а точность почти перестала повышаться. В данном примере сеть закончила обучение на 79 эпохах.

Обученная CNN протестирована на оставшихся 2790 изображениях. Результат тестирования приведён в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Классификация данных

Класс состояния подшипника	Точность классификации	Количество истинных ответов	Количество ложных ответов
Исправный	100,00%	565 из 565	0 из 565
Дефект внутреннего кольца	96,13%	546 из 568	22 из 568
Дефект внешнего кольца	99,08%	540 из 545	5 из 545
Дефект шарика	96,54%	558 из 578	20 из 578
Комбинированный дефект	100,00%	534 из 534	0 из 534

Более наглядно результат классификации сети представлен на рисунке 4.10.

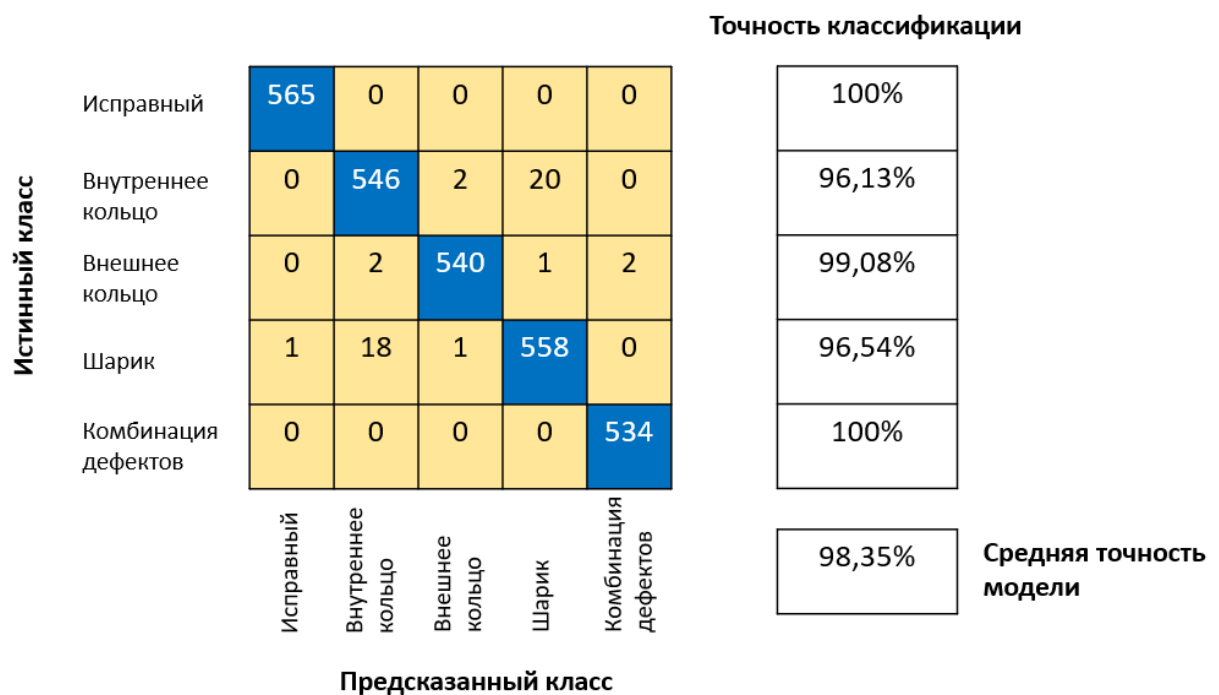


Рисунок 4.10 – Матрица несоответствий для CNN

На рисунке 4.10 изображена матрица несоответствий, которая представляет собой двумерный массив, сопоставляющий предсказанный класс с истинным классом. Значение (i, j) в матрице – это количество изображений спектра Гилберта, фактически принадлежащих i -ому классу дефекта, но по прогнозу находящихся в

классе j . Так, все изображения для исправного подшипника определены как «Исправный» класс, и только одно изображение дефекта шарика неверно определилось как «Исправный». Количество верно определенных состояний подшипника составило 98,35% от общего числа изображений.

4.6 Сравнение разработанного алгоритма с диагностикой по сумме спектральных компонент углового ускорения

Автор работы [95] в качестве диагностического признака неисправности подшипника использует сумму спектральных компонент углового ускорения в диапазоне собственных частот подшипника.

Работа разработанного алгоритма была сравнена с работой алгоритма [95] на экспериментальных данных, полученных в разделе 4.5. Для этого каждый измеренный сигнал углового виброускорения разбит на фрагменты длиной в 3897 отсчетов (2,5 оборота вала) со сдвигом в 1559 отсчетов (1 оборот вала). Далее получены спектры мощности для каждого фрагмента с помощью преобразования Фурье. На основе полученных спектров рассчитаны суммы спектральных компонент $N1$ и $N2$ в диапазонах собственных частот подшипника по формулам [95]:

$$N1 = \sum_{j=k1}^{m1} P_j ; N2 = \sum_{j=k2}^{m2} P_j ,$$

где P_j – мощность j -ой спектральной компоненты, $[k1; m1]$ и $[k2; m2]$ – диапазоны собственных частот диагностируемого подшипника. Диапазоны собственных частот подшипника получены в ходе анализа реакции подшипника на ударное воздействие. Для диагностируемого подшипника данные диапазоны составили [850; 950] Гц и [2000; 2200] Гц.

В результате обработки сигналов получено 27900 пар из сумм $N1$ и $N2$ для исправного и неисправных подшипников. Для классификации полученных пар $N1$ и $N2$ использована нейронная сеть вида многослойный персептрон (MLP) [78]. В данной работе архитектура MLP состоит из двух полносвязных слоёв из 16 и 8 нейронов соответственно. Выход сети представляет собой слой из 5 нейронов, каждый из которых соответствует классу состояния подшипника. Как и в

свёрточной сети, в MLP использованы функции активации ReLU и функция ошибки в виде перекрёстной кросс-энтропии (logloss). MLP был обучен на 25110 значениях $N1$ и $N2$. После обучения сеть проверена на тестовом наборе из 2790 значений $N1$ и $N2$. Результат классификации новых данных приведён в таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Классификация данных MLP

Класс состояния подшипника	Точность классификации	Количество истинных ответов	Количество ложных ответов
Исправный	88,14%	498 из 565	67 из 565
Дефект внутреннего кольца	96,65%	549 из 568	19 из 568
Дефект внешнего кольца	77,80%	424 из 545	121 из 545
Дефект шарика	67,47%	390 из 578	188 из 578
Комбинированный дефект	78,65%	420 из 534	114 из 534

Более наглядно результат классификации сети представлен на рисунке 4.11.

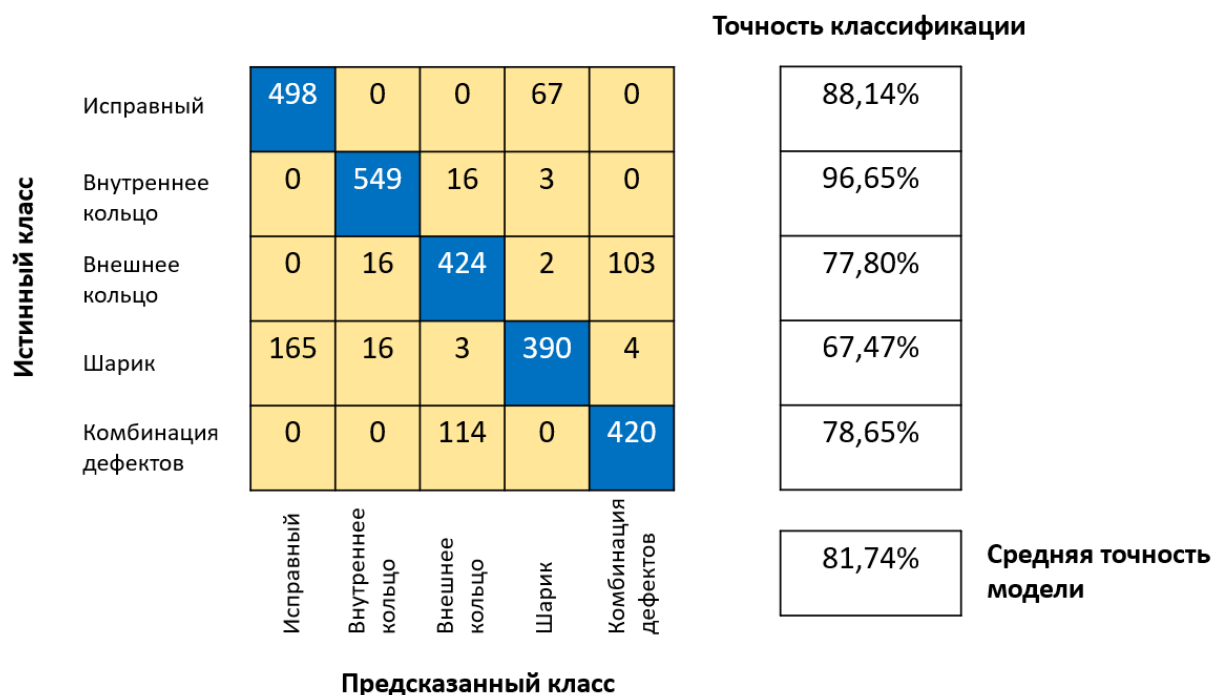


Рисунок 4.11 – Матрица несоответствий для MLP

Сеть MLP показывает 81,74% верно классифицированных состояний подшипников от общего числа. Таким образом, разработанный алгоритм,

основанный на классификации спектров Гилберта свёрточной нейронной сетью, показывает на 16,61% больше верных ответов для оценки состояния подшипников.

4.7 Локализация неисправного подшипника

Вращающееся оборудование содержит, как правило, более одного подшипника на одном валу. Однако конструкция некоторых механизмов не позволяет установить датчик WAS в непосредственной близости к каждому диагностируемому подшипнику. Например, конструкция центробежных многоступенчатых компрессоров имеет единственное возможное место крепления WAS на валу около муфты. Поэтому актуальной задачей является локализация неисправного подшипника по сигналам вибрации, полученных из одной измерительной точки.

Чтобы проверить способность предложенного алгоритма диагностики локализовать неисправный подшипник, на стенде MFS-Magnum проведена следующая серия экспериментов. Подшипники установлены на одном валу слева (со стороны соединения вала с АД) и справа (со стороны установки датчика WAS) (Рисунок 4.12).

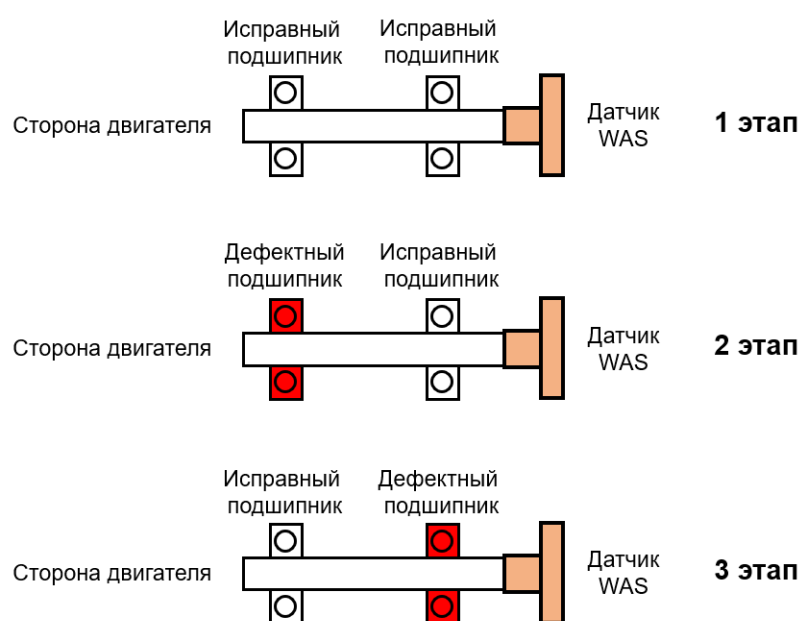


Рисунок 4.12 – Схема эксперимента для локализации неисправного подшипника

На 1 этапе эксперимента оба подшипника на валу находятся в исправном состоянии. Аналогично описанным в разделе 4.4 действиям происходит сбор и обработка сигналов виброускорений. На 2 этапе подшипник со стороны АД последовательно заменяется на подшипник с разными видами дефектов. Аналогично измеряются и обрабатываются сигналы виброускорений для каждого вида дефекта. Затем, на 3 этапе, подшипник со стороны датчика WAS меняется на дефектный и т.д. Все комбинации подшипников приведены в таблице 4.4.

Таблица 4.4 – Комбинации подшипников на одном валу

	Сокращение	Подшипник на стороне АД	Подшипник на стороне датчика WAS
1	N-N	Исправный	Исправный
2	I-N	Дефект внутреннего кольца	Исправный
3	O-N	Дефект внешнего кольца	Исправный
4	B-N	Дефект шарика	Исправный
5	C-N	Комбинация дефектов	Исправный
6	N-I	Исправный	Дефект внутреннего кольца
7	N-O	Исправный	Дефект внешнего кольца
8	N-B	Исправный	Дефект шарика
9	N-C	Исправный	Комбинация дефектов

В результате обработки сигналов получено 8370 изображений спектра Гилберта размером 32×32 пикселя. Общее количество изображений поделено на обучающий и тестовый наборы по 7114 и 1256 изображений соответственно. Затем свёрточная нейронная сеть с архитектурой, описанной в разделе 4.4, обучена на обучающем наборе. Единственное отличие сети в данном разделе состоит в том, что выходной слой состоит из 9 нейронов, соответственно для каждой комбинации подшипников из таблицы 4.4. После обучения на вход сети подан тестовый набор изображений. Результат классификации показан в таблице 4.5, а также на рисунке 4.13.

Таблица 4.5 – Классификация данных для пары подшипников

Класс состояния подшипников	Точность классификации	Количество истинных ответов	Количество ложных ответов
Исправная пара подшипников	100,00%	117 из 117	0 из 117
Неисправный подшипник со стороны АД			
Дефект внутреннего кольца	98,71%	153 из 155	2 из 155
Дефект внешнего кольца	86,75%	131 из 151	20 из 151
Дефект шарика	81,54%	106 из 130	24 из 130
Комбинированный дефект	100,00%	134 из 134	0 из 134
Неисправный подшипник со стороны датчика WAS			
Дефект внутреннего кольца	100,00%	138 из 138	0 из 138
Дефект внешнего кольца	89,43%	110 из 123	13 из 123
Дефект шарика	84,21%	128 из 152	24 из 152
Комбинированный дефект	100,00%	156 из 156	0 из 156

Истинный класс	N-N	117	0	0	0	0	0	0	0	
	I-N	0	153	0	0	0	2	0	0	
	O-N	1	2	131	16	0	0	0	1	
	B-N	0	1	13	106	0	0	1	9	
	C-N	0	0	0	0	134	0	0	0	
	N-I	0	0	0	0	0	138	0	0	
	N-O	0	1	0	0	0	0	110	12	
	N-B	0	2	0	5	0	0	17	128	
	N-C	0	0	0	0	0	0	0	156	
		N-N	I-N	O-N	B-N	C-N	N-I	N-O	N-B	N-C
		Предсказанный класс								

Рисунок 4.13 – Матрица несоответствий при локализации неисправного подшипника

Все изображения для исправных подшипников определены как «Исправный» класс, и только одно изображение для подшипника с дефектом внешнего кольца со стороны АД определилось по ошибке как «Исправный». Полученная сеть показывает 93,4% верно определённых состояний подшипников на экспериментальных данных

Выводы по разделу

- Измерение виброускорения непосредственно с вращающегося вала АД позволяет получить сигналы, которые являются более чувствительными к повреждениям подшипников качения по сравнению с сигналами, измеренными с корпуса АД.

- Применение преобразования Гилберта-Хуанга к сигналам виброускорения, измеренных с вращающегося вала, позволяет получить частотно-временные изображения, содержащие диагностические признаки неисправностей подшипников в виде локального роста амплитуды спектра Гилберта в диапазонах собственных частот подшипников.

- Обработка изображений спектра Гилберта свёрточной нейронной сетью позволяет классифицировать состояние подшипников качения со средней точностью 98,35% на экспериментальных данных.

- Предложенный алгоритм обработки сигналов виброускорений вращающегося вала и определение состояния подшипников с помощью нейронной сети позволяет локализовать неисправный подшипник среди нескольких подшипников, установленных на один вал, по сигналам, измеренных из одной точки. Средняя точность локализации неисправного подшипника составила 93,4% на экспериментальных данных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По итогам диссертационной работы соискателем получены следующие основные результаты и выводы:

1) Разработан алгоритм обработки сигналов АД для обнаружения межвитковых замыканий в статоре на основе диагностического признака в виде суммы разностей фазовых задержек между сигналами тока и напряжения. Диагностический критерий определяется на основе выборок диагностических признаков для исправного и неисправного состояний АД с помощью метода опорных векторов. Разработанный алгоритм позволяет оценить состояние АД при разных уровнях нагрузки и частоте питания даже в нестационарном режиме работы. Экспериментальная проверка алгоритма показала 95% вероятность правильной оценки состояния АД.

2) Разработан алгоритм обработки сигналов АД для обнаружения обрывов стержней в роторе на основе диагностических признаков в виде амплитуд гармоник дефекта ротора, извлеченных из демодулированных сигналов тока. Алгоритм демодуляции сигналов тока заключается в фильтрации сигналов в диапазоне 5-ой и 7-ой гармоники частоты питания, возведении отфильтрованных сигналов в квадрат и последующем их суммировании. Диагностический критерий определяется на основе выборок диагностических признаков для исправного и неисправного состояний АД с помощью метода опорных векторов. Разработанный алгоритм позволяет оценить состояние АД при разных уровнях нагрузки. Экспериментальная проверка алгоритма показала 98% вероятность правильной оценки состояния АД.

3) Разработан алгоритм обработки сигналов виброускорений, измеренных с вращающегося вала АД, для обнаружения неисправностей подшипников на основе обнаружения локальных изменений амплитуды виброускорения в диапазонах собственных частот подшипника. Для обнаружения изменений амплитуды сигналы виброускорений преобразуются в изображения спектра Гилберта, которые затем обрабатываются свёрточной нейронной сетью. Свёрточная нейронная сеть позволяет получить вероятность принадлежности изображения к классу с

определённым видом неисправности. Разработанный алгоритм показывает 98% вероятность правильной оценки состояния подшипников на экспериментальных данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Беспалов, А.В. Системы управления химико-технологическими процессами / А.В. Беспалов, Н.И. Харитонов. – М.: ИКЦ "Академкнига", 2007. – 690 с.
2. Белов, М.П. Автоматизированный электропривод типовых производственных механизмов и технологических комплексов / М.П. Белов, В.А. Новиков, Л.Н. Рассудов. – М.: Издательский центр «Академия», 2007. – 576 с.
3. Сарваров, А.С. Анализ состояния электроприводов агрегатов ГОП ОАО «ММК» и пути модернизации / А.С. Сарваров, Д.М. Анисимов, Д.Ю. Усатый, М.Ю. Петушков, М.В. Вечеркин // Вестник МГТУ им. Г.И. Носова. – 2011. – № 3. – С. 8–11.
4. Мусин, А.М. Аварийные режимы асинхронных электродвигателей и способы их защиты / А.М. Мусин. – М.: Колос, 1979. – 112 с.
5. After the Fall: The Costs, Causes & Consequences of Unplanned Downtime / Vanson Bourne & ServiceMax [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ptc.com/en/resources/service-lifecycle-management/white-paper/unplanned-downtime-costs-causes-consequences>
6. ГОСТ 24.104-2023. Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Автоматизированные системы управления. Общие требования. – М.: Российский институт стандартизации, 2023. – 16 с.
7. ГОСТ 24.701-86. Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Надежность автоматизированных систем управления. Основные положения. – М.: Стандартиформ, 2009. – 12 с.
8. ГОСТ Р 71765-2024. Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Общие требования. – М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 24 с.
9. ГОСТ Р 27.303-2021 (МЭК 60812:2018). Национальный стандарт Российской Федерации. Надежность в технике. Анализ видов и последствий отказов. – М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 66 с.

10. ГОСТ Р ИСО 17359-2015. Контроль состояния и диагностика машин. Общее руководство. – М.: Стандартиформ, 2016. – 28 с.
11. Менделевич, В.А. Интеллектуальное управление арматурой / В.А. Менделевич // Автоматизация и ИТ в энергетике. – 2011. – Т. 6. – С. 1–8.
12. Генкин, М.Д. Виброакустическая диагностика машин и механизмов / М.Д. Генкин, А.Г. Соколова. – М.: Машиностроение, 1987. – 288 с.
13. ГОСТ ISO 20958-2015. Контроль состояния и диагностика машин. Сигнатурный анализ электрических сигналов трехфазного асинхронного двигателя. – М.: Стандартиформ, 2019. – 24 с.
14. ГОСТ ИСО 10816-3-2002. Вибрация. Контроль состояния машин по результатам измерений вибрации на невращающихся частях. Часть 3. Промышленные машины номинальной мощностью более 15 кВт и номинальной скоростью от 120 до 15000 мин⁻¹. – М.: Стандартиформ, 2007. – 12 с.
15. ГОСТ Р ИСО 13373-3-2016. Контроль состояния и диагностика машин. Вибрационный контроль состояния машин. Часть 3. Руководство по диагностированию по параметрам вибрации. – М.: Стандартиформ, 2017. – 32 с.
16. Liu, Y. A review and comparison of fault detection and diagnosis methods for squirrel-cage induction motors: State of the art / Y. Liu, A.M. Bazzi // ISA Transactions. – 2017. – Vol. 70, no. 1. – P. 400–409.
17. Sullivan, G.P. Operations and Maintenance Best Practices. A Guide to Achieving Operational Efficiency. Release 3.0. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www1.eere.energy.gov/femp/pdfs/OandM.pdf>
18. Еремеева, В.А. Способ контроля состояния электрических машин по сигнатурному анализу токового сигнала: пат. 2799985 Рос. Федерация: МПК G 01 R 31/34 (2006.01) / В.А. Еремеева, О.Л. Ибряева; ФГБОУ ВПО «ЮУрГУ» (НИУ); Патентный отдел. – № 2023103816; заявл. 20.02.2023; опубл. 14.07.2023, Бюл. № 20. – 9 с.
19. Pittner, J. Tandem Cold Metal Rolling Mill Control / J. Pittner, M.A. Simaan. – UK: Springer London, 2013.

20. Целиков, А.И. Машины и агрегаты металлургических заводов. Машины и агрегаты для производства и отделки проката. Том 3 / А.И. Целиков, П.И. Полухин, В.М. Гребеник и др. – М.: Металлурги, 1988. – 680 с.
21. Jia, X. Influence Factors of Inherent Characteristics of F5 Cold-Rolling Mill's Main Drive System / X. Jia, X. Yan, L. Wang // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2022. – Vol. 2022, no. 7. – P. 1–14.
22. Vaidya, V.A. Analysis of Causes and Remedy of Chattering in the Aluminum Four stand Tandem Cold Rolling Mill: A Case Study / V.A. Vaidya, N.V. Vaidya, V.V. Vaidya // *Journal of The Institution of Engineers (India) Series C*. – 2021. – Vol. 103, no. 10. – P. 1–13.
23. Крылов, Ю.А. Технические требования к электроприводам вспомогательных механизмов тепловой электростанции при внедрении преобразователей частоты / Ю.А. Крылов, И.А. Селиванов, В.В. Ровнейко, Р.Р. Галлямов, А.Р. Губайдуллин // *Вестник МГТУ им. Г.И. Носова*. – 2011. – № 3. – С. 15–19.
24. Krot, P. Nonlinear vibrations and backlashes diagnostics in the rolling mills drive trains / P. Krot // *6th EUROMECH Nonlinear Dynamics Conference (ENOC 2008)*. – Russia: Saint Petersburg, 2008. – June.
25. Albrecht, P.F. Assessment of the Reliability of Motors in Utility Applications – Updated / P.F. Albrecht, J.C. Appiarius, R.M. McCoy, E.L. Owen, D.K. Sharma // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. – 1986. – Vol. EC-1, no. 1. – P. 39–46.
26. O'Donnell, P. Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part I / P. O'Donnell // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 1985. – Vol. IA-21, no. 4. – P. 853–864.
27. Thorsen, O.V. Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry / O.V. Thorsen, M. Dalva // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 1999. – Vol. 35, no. 4. – P. 810–818.

28. Bellini, A. Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines / A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni, G.-A. Capolino // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2008. – Vol. 55, no. 12. – P. 4109–4126.
29. Bonnett, A.H. Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors / A.H. Bonnett, G.C. Soukup // IEEE Transactions on Industry Applications. – 1992. – Vol. 28, no. 4. – P. 921–937.
30. Русов, В.А. Диагностика дефектов вращающегося оборудования по вибрационным сигналам / В.А. Русов. – Пермь: Вибро-Центр, 2012. – 252 с.
31. Tallam, R.M. Experimental testing of a neural-network-based turn-fault detection scheme for induction machines under accelerated insulation failure conditions / R.M. Tallam, T.G. Habetler, R.G. Harley // 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. – Atlanta, GA, USA, 2003. – August. – P. 58–62.
32. Melero, M.G. Study of an induction motor working under stator winding inter-turn short circuit condition / M.G. Melero, M.F. Cabanas, C. Rojas, G.A. Orcajo, J.M. Cano, J. Solares // 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. – Atlanta, GA, USA, 2003. – August. – P. 52–57.
33. Thomson, W.T. On-line MCSA to diagnose shorted turns in low voltage stator windings of 3-phase induction motors prior to failure / W.T. Thomson // IEMDC 2001. IEEE International Electric Machines and Drives Conference (Cat. No.01EX485). – Cambridge, MA, USA, 2001. – June. – P. 891–898.
34. Gyftakis, K.N. Reliable Detection of Stator Interturn Faults of Very Low Severity Level in Induction Motors / K.N. Gyftakis, A.J.M. Cardoso // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2021. – Vol. 68, no. 4. – P. 3475–3484.
35. Mohammed, A. Stator Winding Fault Thermal Signature Monitoring and Analysis by In Situ FBG Sensors / A. Mohammed, J.I. Melecio, S. Djurovic // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2019. – Vol. 66, no. 10. – P. 8082–8092.

36. Stavrou, A. Current monitoring for detecting inter-turn short circuits in induction motors / A. Stavrou, H.G. Sedding, J. Penman // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. – 2001. – Vol. 16, no. 1. – P. 32–37.
37. Alloui, A. Online Interturn Short-Circuit Fault Diagnosis in Induction Motors Operating Under Unbalanced Supply Voltage and Load Variations, Using the STLSP Technique / A. Alloui, K. Laadjal, M. Sahraoui, A.J.M. Cardoso // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2023. – Vol. 70, no. 3. – P. 3080–3089.
38. Cardoso, A.J.M. Inter-turn stator winding fault diagnosis in three-phase induction motors, by Park's vector approach / A.J.M. Cardoso, S.M.A. Cruz, D.S.B. Fonseca // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. – 1999. – Vol. 14, no. 3. – P. 595–598.
39. Cruz, S.M.A. Stator winding fault diagnosis in three-phase synchronous and asynchronous motors, by the extended Park's vector approach / S.M.A. Cruz, A.J.M. Cardoso // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 2001. – Vol. 37, no. 5. – P. 1227–1233.
40. Laadjal, K. A Novel Stator Faults Indicator in Three-Phase Induction Motors, Based on Voltage and Impedance Symmetrical Components / K. Laadjal, A.J.M. Cardoso, M. Sahraoui, A. Alloui // *IECON 2022 – 48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. – Brussels, Belgium, 2022. – December. – P. 1–6.
41. Laadjal, K. Three-Phase Induction Motors Online Protection against Unbalanced Supply Voltages / K. Laadjal, M. Sahraoui, A. Alloui, A.J.M. Cardoso // *Machines*. – 2021. – Vol. 9, no. 9. – P. 203.
42. Grant, L.L. Comparison of Matrix Pencil and Prony methods for power system modal analysis of noisy signals / L.L. Grant, M.L. Crow // *North American Power Symposium (NAPS)*, 2011. – Boston, MA, USA. – August. – P. 1–7.
43. Марпл, С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л. Марпл. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
44. Henry, M.P. Matrix Pencil Method for Estimation of Parameters of Vector Processes / M.P. Henry, O.L. Ibryaeva, D.D. Salov, A.S. Semenov // *Bulletin of the South*

Ural State University. Ser. Mathematical Modelling, Programming and Computer Software (Bulletin SUSU MMCS). – 2017. – Vol. 10, no. 4. – P. 92–104.

45. Ибряева, О.Л. Модификация метода матричных пучков, использующая совместное оценивание полюсов сигнала и обратных к ним / О.Л. Ибряева, Д.Д. Салов // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. – 2017. – Т. 6, № 1. – С. 26–37.

46. Hua, Y. Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise / Y. Hua, T.K. Sarkar // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1990. – Vol. 38, no. 5. – P. 814–824.

47. Suvarna, S. Energy Sorted Matrix Pencil Method to identify Dominant Modes from Noisy Data / S. Suvarna, N. Shetty, H. Date, S. Mishra, T. Indani, F. Kazi // 2020 IEEE 17th India Council International Conference (INDICON), 2020. – New Delhi, India. – P. 1–7.

48. Sheshyekani, K. A General Noise-Resilient Technique Based on the Matrix Pencil Method for the Assessment of Harmonics and Interharmonics in Power Systems / K. Sheshyekani, G. Fallahi, M. Hamzeh, M. Kheradmandi // IEEE Transactions on Power Delivery. – 2017. – Vol. 32, no. 5. – P. 2179–2188.

49. Chitturi, S. Comparing performance of Prony analysis and matrix pencil method for monitoring power system oscillations / S. Chitturi, S. Chakrabarti, S.N. Singh // 2014 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA), 2014. – Kuala Lumpur, Malaysia. – P. 447–452.

50. Bonnett, A.H. Squirrel cage rotor options for AC induction motors / A.H. Bonnett, T. Albers // Conference Record of 2000 Annual Pulp and Paper Industry Technical Conference (Cat. No.00CH37111), 2000. – Atlanta, GA, USA. – P. 54–67.

51. Zhang, P. A Survey of Condition Monitoring and Protection Methods for Medium-Voltage Induction Motors / P. Zhang, Y. Du, T.G. Habetler, B. Lu // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2011. – Vol. 47, no. 1. – P. 34–46.

52. Garcia, M. Efficiency Assessment of Induction Motors Operating Under Different Faulty Conditions / M. Garcia, P.A. Panagiotou, J.A. Antonino-Daviu, K.N.

Gyftakis // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2019. – Vol. 66, no. 10. – P. 8072–8081.

53. Yang, C. Starting Current Analysis in Medium Voltage Induction Motors: Detecting Rotor Faults and Reactor Starting Defects / C. Yang, S.B. Lee, G. Jang, S. Kim, G. Jung, J. Lee // IEEE Industry Applications Magazine. – 2019. – Vol. 25, no. 6. – P. 69–79.

54. Вольдек, А.И. Электрические машины: учебник для студентов высших технических учебных заведений / А.И. Вольдек. – Л.: Энергия, 1978. – 832 с.

55. Lee, S.B. Condition Monitoring of Industrial Electric Machines: State of the Art and Future Challenges / S.B. Lee, G.C. Stone, J. Antonino-Daviu, K.N. Gyftakis, E.G. Strangas, P. Maussion // IEEE Industrial Electronics Magazine. – 2020. – Vol. 14, no. 4. – P. 158–167.

56. Kliman, G. Methods of Motor Current Signature Analysis / G. Kliman, J. Stein // Electric Machines and Power Systems. – 1992. – Vol. 20, no. 5. – P. 463–474.

57. Tang, J. Characteristics Analysis and Measurement of Inverter-Fed Induction Motors for Stator and Rotor Fault Detection / J. Tang, Y. Yang, J. Chen, R. Qiu, Z. Liu // Energies. – 2019. – Vol. 13, no. 1. – P. 101.

58. Lee, S.B. Identification of False Rotor Fault Indications Produced by Online MCSA for Medium-Voltage Induction Machines / S.B. Lee, D. Hyun, T. Kang, C. Yang, S. Shin, H. Kim // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2016. – Vol. 52, no. 1. – P. 729–739.

59. Abd-el-Malek, M.B. Novel approach using Hilbert Transform for multiple broken rotor bars fault location detection for three phase induction motor / M.B. Abd-el-Malek, A.K. Abdelsalam, O.E. Hassan // ISA Transactions. – 2018. – Vol. 80. – P. 439–457.

60. Gyftakis, K.N. Introducing the Filtered Park's and Filtered Extended Park's Vector Approach to detect broken rotor bars in induction motors independently from the rotor slots number / K.N. Gyftakis, A.J.M. Cardoso, J.A. Antonino-Daviu // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2017. – Vol. 93. – P. 30–50.

61. Chen, J. A Method for Broken Rotor Bars Diagnosis Based on Sum-Of-Squares of Current Signals / J. Chen, N. Hu, L. Zhang, L. Chen, B. Wang, Y. Zhou // *Applied Sciences*. – 2020. – Vol. 10, no. 17. – P. 5980.
62. Kim, J. Power Spectrum-Based Detection of Induction Motor Rotor Faults for Immunity to False Alarms / J. Kim, S. Shin, S.B. Lee, K.N. Gyftakis, M. Drif, A.J.M. Cardoso // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. – 2015. – Vol. 30, no. 3. – P. 1123–1132.
63. Benbouzid, M.E.H. What stator current processing-based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis? / M.E.H. Benbouzid, G.B. Kliman // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. – 2003. – Vol. 18, no. 2. – P. 238–244.
64. Antonino-Daviu, J.A. Advanced Analysis of Motor Currents for the Diagnosis of the Rotor Condition in Electric Motors Operating in Mining Facilities / J.A. Antonino-Daviu, A. Quijano-López, M. Rubbiolo, V. Climente-Alarcon // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 2018. – Vol. 54, no. 4. – P. 3934–3942.
65. Antonino-Daviu, J.A. Application of Transient Analysis to Detect Rotor and Stator Asymmetries in Wound Rotor Induction Motors: a Field Case / J.A. Antonino-Daviu, I. Zamudio-Ramirez, R.A. Osornio-Rios, L. Dunai, A. Quijano-Lopez // *2021 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)*, 2021. – Modena, Italy. – P. 237–242.
66. Henao, H. Analytical Approach of the Stator Current Frequency Harmonics Computation for Detection of Induction Machine Rotor Faults / H. Henao, H. Razik, G.A. Capolino // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 2005. – Vol. 41, no. 3. – P. 801–807.
67. Panagiotou, P.A. A Novel Method for Rotor Fault Diagnostics in Induction Motors using Harmonic Isolation / P.A. Panagiotou, J.C. Mayo-Maldonado, I. Arvanitakis, G. Escobar, J.A. Antonino-Daviu, K.N. Gyftakis // *2023 IEEE 14th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2023. – Chania, Greece. – P. 265–271.

68. Sobczyk, T.J. Diagnostics of rotor-cage faults supported by effects due to higher MMF harmonics / T.J. Sobczyk, W. Maciolek // 2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings, 2003. – Bologna, Italy. – Vol. 2. – P. 288–292.
69. Thorsen, O. Condition monitoring methods, failure identification and analysis for high voltage motors in petrochemical industry / O. Thorsen, M. Dalva // 1997 Eighth International Conference on Electrical Machines and Drives (Conf. Publ. No. 444), 1997. – Cambridge, UK. – Vol. 1997. – P. 109–113.
70. Frosini, L. Stator Current and Motor Efficiency as Indicators for Different Types of Bearing Faults in Induction Motors / L. Frosini, E. Bassi // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2010. – Vol. 57, no. 1. – P. 244–251.
71. Kudelina, K. Induction Motor Bearing Currents – Causes and Damages / K. Kudelina, T. Vaimann, A. Rassõlkin, A. Kallaste, B. Asad, G. Demidova // 2021 28th International Workshop on Electric Drives: Improving Reliability of Electric Drives (IWED), 2021. – Moscow, Russia. – P. 1–5.
72. Boyanton, H. Bearing Damage Due to Electric Discharge – Electrical Discharge Machining of Bearings [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://dpa-solvere.com/technical-document.html>
73. Randall, R.B. Vibration-Based Condition Monitoring / R.B. Randall. – UK: John Wiley & Sons, 2011.
74. Rolling Element Bearings REB. Field Application Note [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.stiweb.com/v/vspfiles/downloadables/appnotes/reb.pdf>
75. Randall, R.B. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial / R.B. Randall, J. Antoni // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2011. – Vol. 25, no. 2. – P. 485–520.
76. Abboud, D. Advanced bearing diagnostics: A comparative study of two powerful approaches / D. Abboud, M. Elbadaoui, W.A. Smith, R.B. Randall // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2019. – Vol. 114. – P. 604–627.

77. Antoni, J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals / J. Antoni // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2006. – Vol. 20, no. 2. – P. 282–307.
78. Sinitsin, V. Intelligent bearing fault diagnosis method combining mixed input and hybrid CNN-MLP model / V. Sinitsin, O. Ibryaeva, V. Sakovskaya, V. Eremeeva // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2022. – Vol. 180. – P. 109454.
79. Mauricio, A. Cyclostationary-based bearing diagnostics under electromagnetic interference / A. Mauricio, J. Qi, K. Gryllias, M. Sarrazin, K. Janssens, W. Smith, R. Randall // *Conference: ICSV25 - 25th International Congress on Sound and Vibration*, 2018. – Hiroshima, Japan. – P. 1–8.
80. Smith, W. Electromagnetic interference in vibration signals and its effect on bearing diagnostics / W. Smith, Z. Fan, D. Peng, Z. Peng, R.B. Randall [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/308905697_Electromagnetic_interference_in_vibration_signals_and_its_effect_on_bearing_diagnostics
81. Randall, R.B. Why EMD and similar decompositions are of little benefit for bearing diagnostics / R.B. Randall, J. Antoni // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2023. – Vol. 192. – P. 110207.
82. Huang, N.E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis / N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.L.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.-C. Tung, H.H. Liu // *Proceedings of the Royal Society A*. – 1998. – Vol. 454, no. 1971. – P. 903–995.
83. Saufi, S.R. Challenges and Opportunities of Deep Learning Models for Machinery Fault Detection and Diagnosis: A Review / S.R. Saufi, Z.A.B. Ahmad, M.S. Leong, M.H. Lim // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 122644–122662.
84. Liu, Y. Power Electronic Converter Based Induction Motor Emulator with Stator Winding Faults / Y. Liu // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2023. – Vol. 70, no. 5. – P. 4440–4449.
85. Vapnik, V. The Nature of Statistical Learning Theory / V. Vapnik. – NY: Springer New York, 2013.

86. Gangsar, P. Comparative investigation of vibration and current monitoring for prediction of mechanical and electrical faults in induction motor based on multiclass-support vector machine algorithms / P. Gangsar, R. Tiwari // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2017. – Vol. 94. – P. 464–481.
87. Burges, C.J.C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition / C.J.C. Burges // *Data Mining and Knowledge Discovery*. – 1998. – Vol. 2, no. 2. – P. 121–167.
88. Kim, H. Reliable Detection of Rotor Faults Under the Influence of Low-Frequency Load Torque Oscillations for Applications with Speed Reduction Couplings / H. Kim, S.B. Lee, S. Park, S.H. Kia, G.-A. Capolino // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 2016. – Vol. 52, no. 2. – P. 1460–1468.
89. Shin, S. Evaluation of the influence of rotor magnetic anisotropy on condition monitoring of 2 pole induction motors / S. Shin, J. Kim, S.B. Lee, C. Lim, E.J. Wiedenbrug // *2014 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2014. – Pittsburgh, PA, USA. – P. 638–645.
90. Chen, S. Modelling and simulation of stator and rotor fault conditions in induction machines for testing fault diagnostic techniques [Текст] / S. Chen, R. Živanović // *European Transactions on Electrical Power*. – 2010. – Vol. 20, no. 5. – P. 611–629.
91. Герман-Галкин, С.Г. Matlab & Simulink. Проектирование мехатронных систем на ПК [Текст] / С.Г. Герман-Галкин. – Санкт-Петербург: КОРОНА-Век, 2008. – 368 с.
92. A. Elly Trembl, R.A. Flauzino, M. Suetake, N.A.R. Maciejewski. Experimental database for detecting and diagnosing rotor broken bar in a three-phase induction motor [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ieee-dataport.org/open-access/experimental-database-detecting-and-diagnosing-rotor-broken-bar-three-phase-induction>
93. Andrew, A.M. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [Текст] / A.M. Andrew // *Kybernetes*. – 2001. – Vol. 30, no. 1. – P. 103–115.

94. ГОСТ ИЕС 60034-14-2014. Машины электрические вращающиеся. Часть 14. Механическая вибрация некоторых видов машин с высотами вала 56 мм и более. Измерения, оценка и пределы жесткости вибраций. – М.: Стандартинформ, 2015. – 12 с.
95. Синицин, В.В. Алгоритмы обработки информации для оценки технического состояния подшипников и зубчатых передач исполнительных механизмов АСУ ТП: дис. канд. техн. наук: 05.13.01 / В.В. Синицин; науч. рук. А.Л. Шестаков; ЮУрГУ. – Челябинск, 2020. – 156 с.
96. Sinitsin, V.V. Wireless acceleration sensor of moving elements for condition monitoring of mechanisms / V.V. Sinitsin, A.L. Shestakov // *Measurement Science and Technology*. – 2017. – Vol. 28, no. 9. – P. 094002.
97. Borghesani, P. Bearing signal models and their effect on bearing diagnostics / P. Borghesani, W.A. Smith, R.B. Randall, J. Antoni, M. El Badaoui, Z. Peng // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2022. – Vol. 174. – P. 109077.
98. Yuan, Z. Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings Based on HHT and CNN / Z. Yuan, L. Zhang, L. Duan, T. Li // *2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing)*. – Chongqing, China, 2018. – October. – P. 292–296.
99. Georgoulas, G. Bearing fault detection based on hybrid ensemble detector and empirical mode decomposition / G. Georgoulas, T. Loutas, C. Stylios, V. Kostopoulos // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2013. – Vol. 41, no. 1–2. – P. 510–525.
100. Yabin, M. Fault Diagnosis of Rolling Bearing based on EMD Combined with HHT Envelope and Wavelet Spectrum Transform / M. Yabin // *2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*. – Enshi, China, 2018. – May. – P. 481–485.
101. Wang, W. Recent Advancement of Deep Learning Applications to Machine Condition Monitoring Part 1: A Critical Review / W. Wang, J. Taylor, R.J. Rees // *Acoustics Australia*. – 2021. – Vol. 49, no. 2. – P. 207–219.

102. Ibryaeva, O. A novel hybrid method for fault diagnosis of two rolling bearings mounted on the same shaft / O. Ibryaeva, V. Sinitsin, V. Sakovskaya, V. Eremeeva // Measurement: Sensors. – 2021. – Vol. 18. – P. 100210.

103. Valueva, M.V. Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation / M. Valueva, N.N. Nagornov, P.A. Lyakhov, G. Valuev, N. Chervyakov // Mathematics and Computers in Simulation. – 2020. – Vol. 177. – P. 232–243.

104. Trask, A.W. Grokking Deep Learning / A.W. Trask. – NY: MANNING Shelter Island, 2019. – 336 с.

105. Дьяконов, А.Г. Логистическая функция ошибки [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://alexanderdyakonov.wordpress.com/2018/03/12/логистическая-функция-ошибки/>

106. Erin Bugbee, J.W. Logistic regression [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://mlu-explain.github.io/logistic-regression/>

ПРИЛОЖЕНИЕ А. Акт внедрения результатов диссертационного исследования



ООО НТЦ «ПРИВОДНАЯ ТЕХНИКА»
 40-летия Октября ул., д. 19, г. Челябинск, 454007
 тел.: (351) 775-14-20
 факс: (351) 775-14-16
 e-mail: office@momentum.ru
 http://www.momentum.ru
 ОКПО 51493276, ОГРН 1027402926891,
 ИНН/КПП 7453060480/745201001,
 р/сч. 40702810900310002071
 в ПАО «Челябинвестбанк», г. Челябинск,
 БИК 047501779, кор/сч. 30101810400000000779

АКТ

об использовании результатов диссертационной работы
Еремеевой Виктории Александровны

«Алгоритмы обработки информации для оценки технического состояния асинхронного
 электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП»

Настоящим подтверждаем, что результаты диссертационной работы Еремеевой В.А. на тему «Алгоритмы обработки информации для оценки технического состояния асинхронного электродвигателя исполнительных механизмов АСУ ТП», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук, в которой решаются вопросы повышения надёжности и отказоустойчивости асинхронных электродвигателей в АСУ ТП, представляют практический интерес для реализации в программно-аппаратном комплексе диагностики асинхронных электродвигателей, разрабатываемом НТЦ «Приводная техника».

Использование результатов диссертационной работы Еремеевой В.А. позволит определять состояние обмотки статора и ротора асинхронного электродвигателя на основе сигналов тока и напряжения, что повысит надежность работы электромеханического оборудования и снизит расходы, связанные с внеплановыми ремонтами оборудования.

Директор дивизиона,
 кандидат технических наук

В.В.Остроухов



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



ПАТЕНТ

НА ИЗОБРЕТЕНИЕ

№ 2799985

**Способ контроля состояния электрических машин по
сигнатурному анализу токового сигнала**

Патентообладатель: *Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
"Южно-Уральский государственный университет
(национальный исследовательский университет)"
ФГАОУ ВО "ЮУрГУ (НИУ)" (RU)*

Авторы: *Еремеева Виктория Александровна (RU), Ибряева
Ольга Леонидовна (RU)*

Заявка № 2023103816

Приоритет изобретения **20 февраля 2023 г.**

Дата государственной регистрации

в Государственном реестре изобретений

Российской Федерации **14 июля 2023 г.**

Срок действия исключительного права

на изобретение истекает **20 февраля 2043 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 429b6a0f63853164ba196f83b73b4aa7
Владелец **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 10.05.2023 по 02.08.2024

Ю.С. Зубов