

**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ (ТПУ)**

На правах рукописи

Ле Жа Хоанг Хай Шон

**МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ПРЕДАВАРИЙНЫХ СОСТОЯНИЙ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА
АВТОНОМНОЙ СИСТЕМЫ НАКОПЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ**

Специальность 2.4.2. Электротехнические комплексы и системы
Диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Букреев Виктор Григорьевич

Томск – 2026

СОДЕРЖАНИЕ

СОДЕРЖАНИЕ	2
ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЖИМА ТЕПЛООВОГО РАЗГОНА ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА В СИСТЕМЕ НАКОПЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ	12
1.1 Обзор перспектив применения литий-ионного аккумулятора в батарейных модулях системы накопления электроэнергии	12
1.2 Обзор механизмов возникновения и классификация признаков теплового разгона в литий-ионном аккумуляторе	16
1.3 Методы анализа теплового состояния литий-ионного аккумулятора.....	32
1.4 Методы прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора	37
1.5 Выводы	42
ГЛАВА 2. МОДЕЛИРОВАНИЕ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ШЕФЕРДА	43
2.1 Математическая модель Шеферда и алгоритм повышения адекватности ее характеристик	43
2.1.1 Эталонная модель литий-ионного аккумулятора и модель Шеферда	43
2.1.2 Алгоритмы повышения адекватности характеристик модели Шеферда.	47
2.2. Алгоритм построения модели литий-ионной аккумуляторной батареи при аварийном отключении аккумуляторов с помощью байпасного переключателя..	56
2.3 Алгоритм построения модели тока в батарейном модуле системы накопления электроэнергии	59
2.4 Алгоритм оценки внутреннего сопротивления и ЭДС модели литий-ионного аккумулятора с учетом изменения его характеристик	64
2.5 Выводы	70
ГЛАВА 3. МЕТОДИКА И АЛГОРИТМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПРЕДАВАРИЙНОГО СОСТОЯНИЯ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА...	72

3.1	Методика обнаружения признаков и прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора	72
3.2	Идентификация предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его измеряемых сигналов	78
3.2.1	Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его напряжения	79
3.2.2	Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его температуры.....	81
3.2.3	Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его тока	83
3.3	Алгоритм прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора в реальных условиях эксплуатации	85
3.3.1	Методика построения алгоритма прогнозирования на основе анализа сигналов напряжения в реальных условиях эксплуатации	85
3.3.2	Пример прогнозирования признака предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора в реальных условиях эксплуатации.....	87
3.4	Алгоритм оценки температуры электрохимической среды литий-ионного аккумулятора на основе внешних датчиков	88
3.5	Оценка цифрового дифференцирования сигнала литий-ионного аккумулятора в условиях реальной эксплуатации	99
3.5.1	Математическая постановка задачи цифрового дифференцирования сигнала $\hat{s}(t_i)$ и анализ ее особенностей.....	100
3.5.2	Анализируемые алгоритмы дифференцирования	101
3.5.3	Методология фильтрации	104
3.5.4	Критерии оценки эффективности алгоритмов.....	105
3.5.5	Результаты и обсуждение.....	106
3.6	Выводы	117
ГЛАВА 4. ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ В ПРОГРАММНОЙ СРЕДЕ PYTHON		119

4.1 Программное моделирование напряжения аккумулятора в предаварийном состоянии	119
4.1.1 Анализ характера изменений напряжения литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда	119
4.1.2 Программная реализация модели напряжения литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда	127
4.2 Программное моделирование температуры аккумулятора в предаварийном состоянии	133
4.2.1 Анализ характера изменений температуры литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда	133
4.2.2 Программная реализация модели температуры литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда	138
4.3 Верификация алгоритмов прогнозирования предаварийного состояния	139
4.3.1 Тестирование алгоритмов прогнозирования предаварийных состояний на модели напряжения.....	139
4.3.2 Тестирование алгоритмов прогнозирования предаварийных состояний на модели температуры	141
4.4 Выводы	142
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	144
ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ	146
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	147
ПРИЛОЖЕНИЕ А. СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ.....	168
ПРИЛОЖЕНИЕ В. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ И ИСПОЛЬЗОВАНИЯ.....	170

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

В условиях глобальной трансформации энергетических систем наблюдается быстрый рост антропогенных выбросов парниковых газов, коррелирующий с увеличением мирового энергопотребления (IEA, 2023) [1]. В рамках реализации положений Киотского протокола (1997) [2] и Парижского соглашения (2015) [3] международное сообщество сформулировало стратегическую задачу по достижению углеродной нейтральности к 2060 году посредством поэтапной декарбонизации энергетического сектора [4].

Ключевым элементом данной стратегии служит применение возобновляемых источников энергии (ВИЭ), включая солнечные батареи, ветроэнергетические комплексы и гидроэлектростанции [5]. Однако нестабильность генерации, обусловленная дискретным характером возобновляемых ресурсов, актуализирует проблему разработки эффективных решений для электронакопления [6], так называемых систем накопления электроэнергии (СНЭЭ).

Современные СНЭЭ выполняют критически важные функции:

1. Сглаживание пиковых нагрузок в энергосетях;
2. Обеспечение баланса спроса и предложения электроэнергии в режиме реального времени;
3. Оптимизацию топологии распределённых энергосистем [7].

Среди технологических компонентов СНЭЭ особый научно-практический интерес представляют электрохимические аккумуляторные батареи. Их функциональная эффективность определяется комплексом параметров, включая плотность энергии, цикличность заряда/разряда и скорость деградации аккумуляторов [8].

В современных СНЭЭ литий-ионные аккумуляторы (ЛИА) занимают доминирующее положение благодаря ряду ключевых преимуществ, включая высокую энергетическую плотность, повышенную удельную энергоёмкость и способность обеспечивать значительную выходную мощность [9]. Эти характеристики делают их незаменимыми для применения, например, в

электромобилях, портативной электронике и системах резервного питания. Однако эксплуатация ЛИА сопряжена с рисками критических отказов, обусловленных нестабильностью электрохимических процессов.

Основными факторами, приводящими к тепловому разгону и последующему возгоранию или взрыву ЛИА, являются:

1. Внутренние короткие замыкания, вызванные механическими деформациями [10];
2. Нарушения режимов заряда/разряда (перезаряд, переразряд) [11, 12];
3. Локальный перегрев из-за недостаточной теплоотводящей инфраструктуры [13];
4. Дефекты сборки аккумуляторов [14].

Указанные процессы носят каскадный характер, что делает физическое удаление аварийного аккумулятора в процессе эксплуатации технически невозможным. В связи с этим, система управления состоянием батареи приобретает критическое значение для обеспечения безопасности и продления срока службы СНЭЭ. Вычислительные алгоритмы в реальном времени позволят быстро выявлять неисправности и с помощью байпасного устройства изолировать аварийные аккумуляторы. Исходя из этого, тема исследования, направленная на разработку алгоритма прогнозирования предаварийного состояния ЛИА, является весьма актуальной для СНЭЭ.

Степень разработанности темы исследования. За последние годы задача прогнозирования предаварийных состояний ЛИА является предметом активных исследований, что подтверждается значительным объемом научных публикаций, которые имеют несколько направлений:

1. Методы, основанные на обработке измеряемых сигналов. Данные методы анализируют непосредственно измеряемые переменные аккумулятора (ток, напряжение, температура). Значительный вклад в это направление внесли такие исследователи, как J. Jiang, X. Cong, Y. Shang, Y. Qiu, W. Cao, E. Pahon, N. Y. Steiner, B. Xia, Y. Shang и другие.

2. Методы, основанные на моделях. Данные подходы используют различные

математические и имитационные модели, описывающие такие процессы, как термоэлектрохимические, электрохимические, электротермические, связанные электрохимические термические модели для прогнозирования состояния аккумулятора. Развитием данного направления занимаются российские ученые: С. П. Халютин, С. Г. Обухов, И. Е. Старостин и другие, а также зарубежные ученые: A. Singh, R. Yang, J. Tian, M. A. Rahman, Z. Chen, Y. Tang, S. Dey, S. Kong, W. Li, R. Xiong и другие.

3. Методы, основанные на временных рядах, в своей основе используют алгоритмы машинного обучения для выявления скрытых зависимостей в больших массивах экспериментальных данных. Активные исследования в этой области ведут A. Varshney, J. K. Lain, A. Samanta, G. W. You, J. Hong, L. Yao, H. Zhao, S. Lee и другие.

Объект исследования – процессы в литий-ионном аккумуляторе автономной системы накопления электроэнергии.

Предметом исследования являются модели и алгоритмы для прогнозирования предаварийных состояний литий-ионного аккумулятора.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности. В соответствии с паспортом специальности 2.4.2. Электротехнические комплексы и системы в диссертации проведены теоретические исследования, позволившие выполнить математическое и имитационное моделирование процессов в ЛИА, анализ временных зависимостей тока через батарейный модуль, напряжения и температуры аккумулятора в предаварийном состоянии (пункт 1); созданы алгоритмы прогнозирования предаварийного состояния ЛИА в режиме перезаряда, предложен алгоритм оценки внутренней температуры аккумулятора на основе поверхностных датчиков (пункт 4); предложен алгоритм оценки внутреннего сопротивления и ЭДС ЛИА с учетом эффекта деградации в режиме заряда (пункт 1).

Цель исследования заключается в снижении риска возникновения и дальнейшего развития теплового разгона ЛИА в СНЭЭ путем обнаружения признаков предаварийного состояния аккумулятора на основе анализа измеряемых переменных: напряжения, тока, температуры и своевременного его отключения из

электрической цепи батарейного модуля.

Для достижения данной цели решаются следующие **задачи**:

1. анализ механизмов появления и классификации признаков теплового разгона в ЛИА;
2. анализ методов прогнозирования для оценки предаварийного состояния ЛИА;
3. разработка алгоритмов прогнозирования предаварийного состояния ЛИА в режиме перезаряда и оценки внутренней температуры;
4. разработка моделей напряжения и температуры предаварийного состояния аккумулятора для тестирования алгоритмов.
5. разработка программного обеспечения для моделирования напряжения и температуры аккумулятора в предаварийном состоянии.

Научная новизна исследования состоит в следующем:

1. Разработан алгоритм прогнозирования признаков предаварийного состояния ЛИА, использующий кубический сплайн для экстраполяции данных и результаты анализа первой производной сигналов напряжения, тока и температуры.
2. Разработан алгоритм оценки температуры электрохимической среды ЛИА, основанный на использовании коэффициентов коррекции, рассчитанных для конкретного типа аккумулятора в процессе тестирования его тепловых режимов.
3. Предложены модели напряжения и температуры предаварийного состояния аккумулятора в режиме перезаряда для тестирования алгоритма прогнозирования, основанные на сегментарном анализе экспериментальных данных с выделением характерных признаков (длительность и амплитуда изменений сигналов) и определением узловых точек функциональных зависимостей линейной интерполяцией или кубической интерполяцией Эрмита.

Практическая значимость результатов работы заключается в снижении риска возникновения теплового разгона ЛИА в СНЭЭ за счет внедрения комплекса алгоритмов и программного обеспечения. Разработанные алгоритмы позволяют своевременно обнаружить признаки предаварийного состояния и отключить потенциально аварийный ЛИА из электрической цепи батарейного модуля СНЭЭ.

Алгоритм оценки температуры электрохимической среды ЛИА и программное моделирование напряжения и температуры аккумулятора в предаварийном состоянии могут быть применены в системах управления СНЭЭ автономных объектов для диагностики состояния и предотвращения аварий.

Внедрение результатов работы.

Созданные алгоритмы и программы для оценки температуры электрохимической среды суперконденсатора или литий-ионного аккумулятора и прогноза появления признаков их предаварийного состояния в режиме заряда используются на предприятии ООО «Мехатроника-Томск» (г. Томск) при выполнении эскизного проектирования системы накопления электроэнергии для резервного питания ответственного оборудования.

Теоретические и технические решения использовались в учебном процессе подготовки студентов отделения электроэнергетики и электротехники (ОЭЭ) Инженерной школы энергетики НИ ТПУ в 2025/2026 учебном году.

Подтверждением использования результатов диссертационной работы является наличие актов о внедрении.

Методология и методы исследования

Для решения поставленных задач применены законы электротехники, теория электрических цепей, математические и компьютерные методы моделирования электрохимических процессов, методы программирования алгоритмов численного решения дифференциальных и алгебраических уравнений. Математическое моделирование выполнено с помощью языка программирования Python.

Положения, выносимые на защиту

1. Алгоритм прогнозирования признаков предаварийного состояния ЛИА, использующий экстраполяцию данных кубическим сплайном и анализ первой производной сигналов напряжения, тока и температуры, позволяющий обнаруживать характерные изменения состояния аккумулятора.

2. Алгоритм оценки температуры электрохимической среды ЛИА, использующий коэффициенты коррекции, калибруемые для конкретного типа

аккумулятора в процессе его экспериментального тестирования, что обеспечивает достаточную точность определения внутренней температуры аккумулятора.

3. Двухуровневые математические модели напряжения и температуры, позволяющие описать предаварийные состояния ЛИА в режиме перезаряда. Модели построены на основе сегментарного анализа экспериментальных данных с интерполяцией Эрмита и обеспечивают достаточно точное описание временных зависимостей, отражающих критические режимы.

Личный вклад автора. Основные результаты диссертационных исследований получены непосредственно автором. Личный вклад автора состоит в постановке задач исследования, разработке теоретических решений, алгоритмов и программ, в обработке, анализе, обобщении полученных результатов.

Достоверность и обоснованность научных положений и результатов обеспечивается корректным использованием известных публикаций, применением апробированных математических моделей, сравнением результатов теоретических расчетов и вычислительных экспериментов в программной среде Python.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались и обсуждались на: Всероссийская школа молодых ученых «Цифровизация, декарбонизация и децентрализация современной электроэнергетики», Севастополь, 29–30 мая 2024 г., XXIX и XXX Байкальской Всероссийской конференции с международным участием «Информационные и математические технологии в науке и управлении» (ИМТ-2024, ИМТ-2025, Иркутск 2024, 2025), Всероссийский научно-образовательный форум «ТРАНССИБВУЗ-2025», Омск, 15–16 октября 2025 г, V Всероссийская с международным участием молодежная конференция «БУТАКОВСКИЕ ЧТЕНИЯ» (Томск, 2025).

По материалам диссертации автором опубликованы научные работы, из них в изданиях SCOPUS – 2, ВАК – 2, зарегистрировано 2 программы для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав основного содержания, заключения, списка литературы и приложения. Общий объем диссертации составляет 171 страниц, включая 88 рисунков, 15 таблиц, список литературы из 179 источников и приложение объемом

4 страницы.

Автор диссертации выражает искреннюю благодарность д. т. н., профессору Шилину Александру Анатольевичу за поддержку, руководство и ценные наставления в ходе выполнения экспериментальных исследований, а также за обучение работе с лабораторным оборудованием. Особая признательность выражается также руководству компании «НПО ВЭСТ» за предоставленную возможность использования производственной базы для проведения экспериментальных работ.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЖИМА ТЕПЛОВОГО РАЗГОНА ЛИТИЙ- ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА В СИСТЕМЕ НАКОПЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

1.1 Обзор перспектив применения литий-ионного аккумулятора в батареинных модулях системы накопления электроэнергии

Система накопления электроэнергии является ключевой частью при решении задачи перехода к применению возобновляемых источников энергии [15]. В настоящее время спрос на СНЭЭ увеличивается. По прогнозу Bloomberg New Energy Finance, установленная мощность накопителей энергии в мире к 2040 г. увеличивается до 1095 ГВт, а их емкость достигнет 2850 ГВт·ч. Ожидается, что основную долю в развитии данной области будут занимать США, Китай, Германия и Индия. В частности, объём инвестиций, планируемый США к 2040 г., оценивается в размере до 662 млрд долларов [16]. Таким образом, увеличение объёмов инвестиций свидетельствует о стратегической важности данных технологий в долгосрочной перспективе.

В зависимости от типа накопителя разделяют на различные СНЭЭ, такие как механические/пневматические, тепловые, химические, электрохимические, электрические. Подробная классификация приведена в таблице 1.1 [15], [17-21].

Таблица 1.1 – Классификация систем накопления электроэнергии

Системы накопления электроэнергии				
Механические/ пневматические	Тепловые	Химические	Электрохи- мические	Электрические
Гидроаккумуля- рующие системы	Термохимичес- кие аккумуляторы	Аккумулятор энергии с водородным циклом	Li-ion	Суперконденса- торы
Подземные накопители сжатого воздуха	Хранение энергии за счет нагревания вещества	Преобразо- вание водорода в метан – синтетический газ	Ni-Cd	Сверхпроводящие системы
Система хранения жидкого воздуха	Хранение энергии с использованием материалов с	-	NaS	-

	обратимыми фазами			
Инерционные накопители	-	-	LeadAcid и т.д.	-

Среди них электрохимические СНЭЭ являются развивающимся направлением с широкими перспективами применения. Наиболее распространённым типом электрохимических накопителей электроэнергии являются ЛИАБ благодаря ряду достоинств, которые представлены в таблице 1.2 [20].

Таблица 1.2 – Характеристики различных типов электрохимической СНЭЭ

Технология накопления энергии	Удельная энергия, Вт·ч/кг	Допустимая температура эксплуатации, °С	Продолжительность заряда/разряда	Саморазряд, % в день	Циклический ресурс, $\times 10^3$	КПД, %
Li-ion	75–200	–20 до 50	(3–5) ч/мин, ч	0,1–0,3	1–10	98
NiCd	50–75	–20 до 40	(5–8) ч/мин, ч	0,2–0,6	2–2,5	70
NaS	150–240	0 до 40	ч/ч	20 %	5	90
Lead-acid	30–50	–20 до 40	(5–8) ч/мин, ч	0,1–0,3	0,5–1	80
Проточные батареи Redox & Hybrid flow	10–50	0 до 40	ч/ч	< 1	20	85

Согласно отчёту Energy Storage Grand Challenge его мировые продажи на всех рынках более чем удвоились в период с 2013 по 2018 год [22]. По данным DOE Global Energy Storage Database, в 2023 году совокупная установленная мощность СНЭЭ, использующих электрохимические и химические технологии, превышала 21 ГВт. Из них около 7,0 ГВт приходилось на ЛИАБ. Общий объём аккумулированной энергии составил более 16,4 ГВт·ч, из которых свыше 12,5 ГВт·ч обеспечивались ЛИАБ [23]. Таким образом, приведённые данные подчёркивают высокую перспективность применения ЛИАБ в составе современных СНЭЭ.

В связи с этим проведено рассмотрение варианта структуры автономной системы электроснабжения, в которой в качестве накопителя электроэнергии используется ЛИАБ (рисунок 1.1).

В структуре системы ВИЭ представляет собой солнечную панель [24, 25],

ветрогенератор [26] или другой источник, преобразующий энергию природных ресурсов в электрическую.

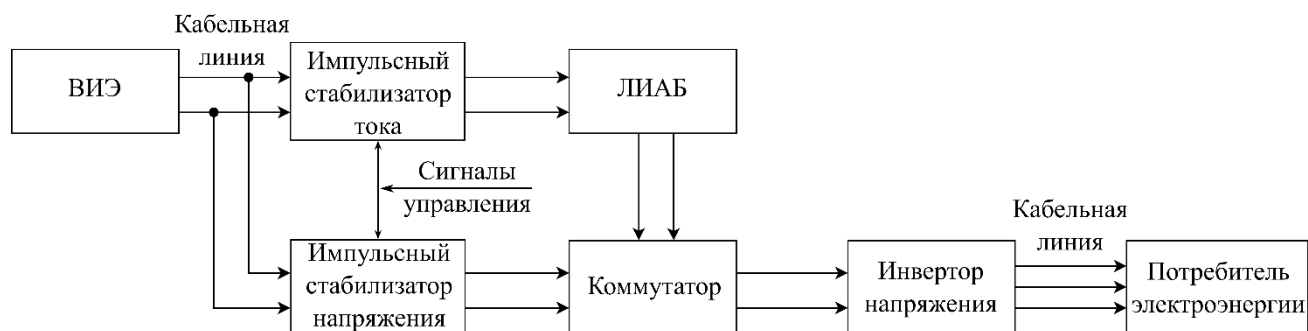


Рисунок 1.1 – Вариант структуры системы автономного электроснабжения с накопителем энергии на основе литий-ионной аккумуляторной батареи:
ВИЭ – возобновляемый источник энергии

Импульсный стабилизатор тока [27] обеспечивает оптимальные параметры зарядного тока для ЛИА, защищая их от перегрузок и продлевая срок службы батареи.

Импульсный стабилизатор напряжения [28] обеспечивает стабилизацию напряжения, подаваемого потребителю, компенсируя флуктуации, возникающие при передаче энергии от ВИЭ.

Модуль ЛИАБ [29, 30] служит в качестве основного накопителя электроэнергии, обеспечивая хранение и последующую ее отдачу при необходимости. Его наличие позволяет повысить автономность системы, сгладить колебания энергии, поступающей от нестабильных источников ВИЭ, а также обеспечить бесперебойное питание потребителей в условиях переменной генерации.

Коммутатор [31] служит для управления переключением между различными источниками питания и направлениями потока энергии в системе.

Инвертор напряжения [32] обеспечивает преобразование напряжения постоянного тока, поступающего от ЛИАБ, в напряжение переменного тока, необходимое для питания стандартных потребителей электроэнергии.

Потребитель напряжения является конечным звеном системы, которому поставляется электроэнергия (например, бытовая или промышленная нагрузка). Все элементы системы соединяются между собой посредством кабельных линий,

обеспечивающих надёжную передачу энергии и согласованную работу энергосистемы.

С учётом ключевой роли ЛИАБ в данной системе, вариант структуры ее модуля представлен более подробно на рисунке 1.2.

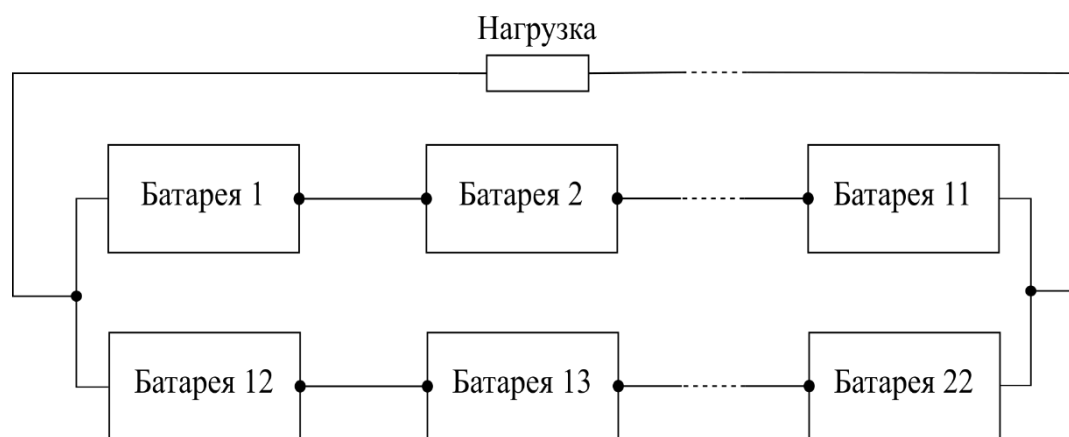


Рисунок 1.2 – Типовой вариант структуры модуля ЛИАБ

В модуле ЛИАБ внешняя нагрузка питается блоком батарей, состоящим из двух параллельных цепей. Каждая цепь включает 11 последовательно соединённых ЛИАБ, что позволяет формировать необходимое выходное напряжение для питания различных типов потребителей. Подобная конфигурация обеспечивает не только увеличение выходной мощности, но и повышение общей ёмкости батарейного модуля, что критически важно при питании энергозависимых систем. В качестве нагрузки могут выступать домашние энергетические установки, электротранспорт, портативные устройства, инфраструктура удалённых объектов и объекты сельского хозяйства.

Последовательно-параллельное соединение аккумуляторов повышает надёжность и стабильность работы модуля. В случае отказа одного из аккумуляторов система сохраняет работоспособность, за счёт перераспределения нагрузки между оставшимися аккумуляторами. Это обеспечивает устойчивую работу даже при наличии частичных неисправностей, что особенно важно в автономных и критически важных приложениях.

Вариант структуры ЛИАБ представлен на рисунке 1.3. Каждый модуль состоит из 12 последовательно соединённых ЛИА, образующих ячейку с

соответствующим выходным напряжением.

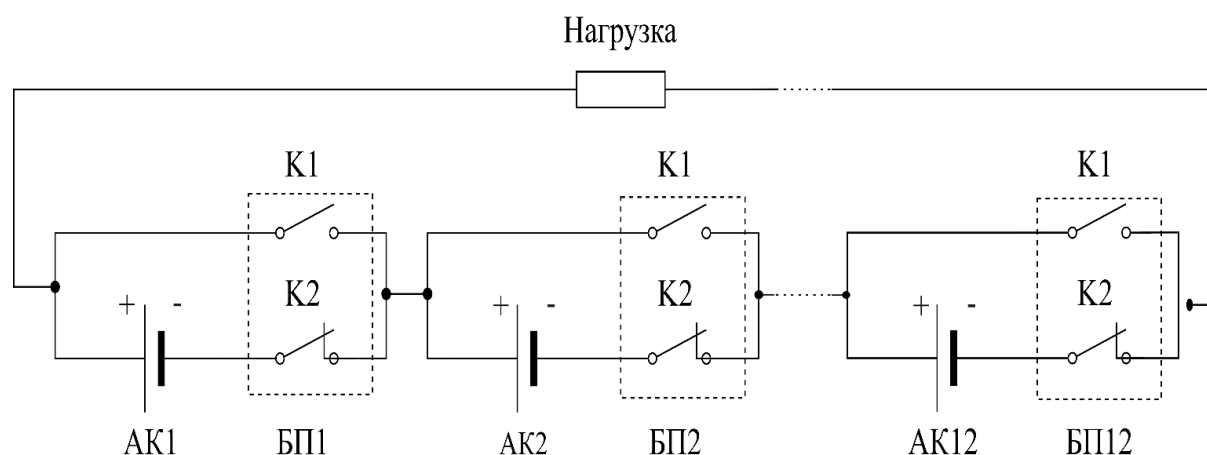


Рисунок 1.3 – Вариант структуры одной ЛИАБ:
АК – аккумулятор; БП – байпасный переключатель; К – контакт

Для повышения надёжности и предотвращения аварийных ситуаций при отказе отдельных аккумуляторов параллельно каждому из них подключен байпасный переключатель (БП). В его качестве существуют различные типы и конструкции, такие как диодные БП, автоматически шунтирующие неисправный аккумулятор и пропускающие зарядный и разрядный токи [33], механические БП с корпусом, неподвижными и скользящими контактами и термочувствительным элементом из SMA-сплава «эффект памяти формы» [34], БП с кольцевым пружинным контактом и встроенным исполнительным механизмом с рабочей пружиной [35] а также БП по патентам Букреева В. Г. и соавторов [36], Величко Е. В. и Базилевского А. Б. [37]. Все эти конструкции предназначены для обхода неисправных аккумуляторов в цепи, обеспечивая непрерывное питание и стабильную работу СНЭЭ даже при выходе из строя одного или нескольких ЛИА.

1.2 Обзор механизмов возникновения и классификация признаков теплового разгона в литий-ионном аккумуляторе

ЛИА являются неотъемлемой частью современных энергетических систем, включая электромобили, портативные устройства и стационарные СНЭЭ. Однако при применении ЛИА возникает существенная проблема – обеспечение безопасности их эксплуатации [38, 39]. С ростом использования ЛИА в различных отраслях наблюдается интенсивное увеличение числа инцидентов, связанных с

тепловым разгоном.

В процессе эксплуатации ЛИА могут выходить из строя по разным причинам, основными из которых являются:

- механическое нарушение [40, 41];
- электрическое нарушение [42-44];
- тепловое нарушение [45, 46];
- внутреннее короткое замыкание [47-49].

Эти факторы могут взаимно усиливать друг друга, что схематически представлено на рисунке 1.4 [50].

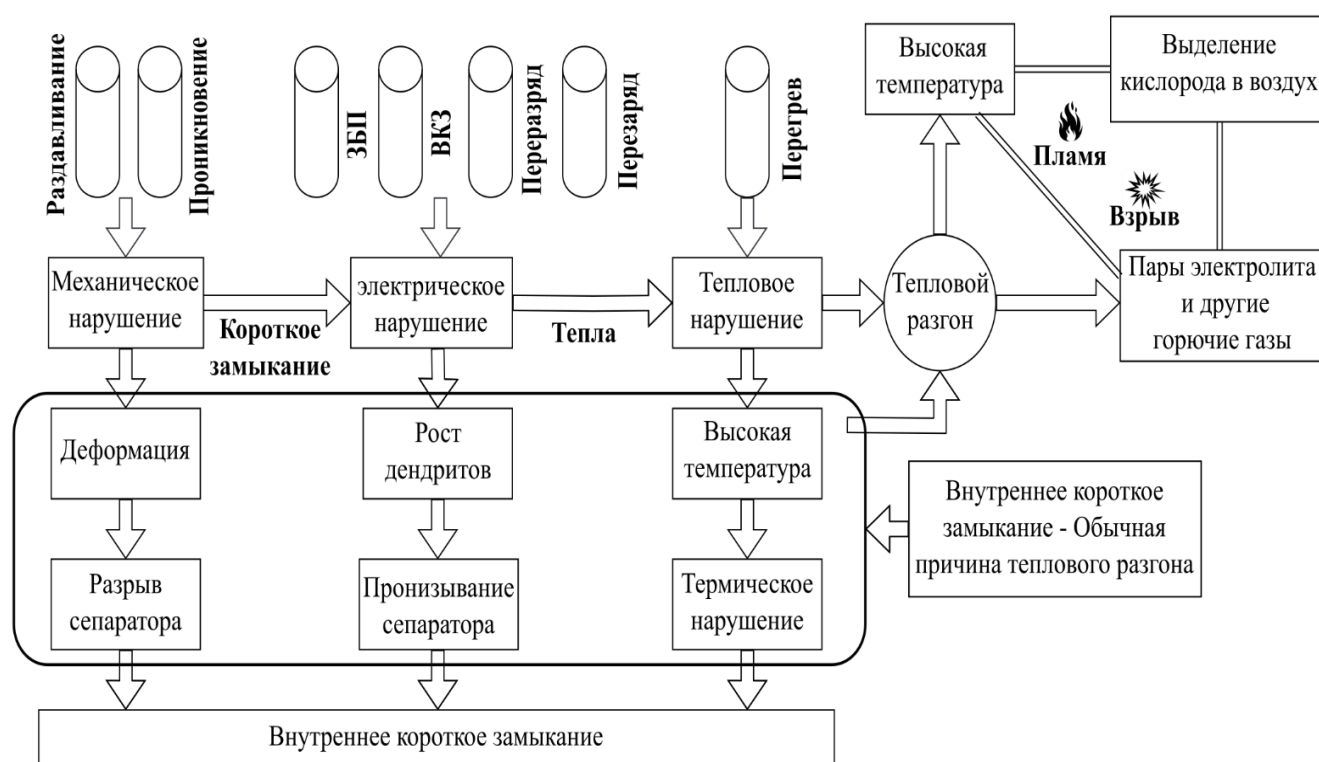


Рисунок 1.4 – Схема причин возгораний ЛИАБ:

ЗБП – замыкание байпасного переключателя; ВКЗ – внешнее короткое замыкание

Как видно, различные внешние воздействия (например, сдавливание, прокалывание) и внутренние воздействия (в том числе замыкание байпасного переключателя, внутреннее короткое замыкание, внешнее короткое замыкание, перезаряд, перезаряд, перегрев) способны привести к выходу аккумулятора из строя.

Тепловой разгон возникает, когда выделяющееся тепло превышает тепловое излучение в окружающую среду. При этом накопленное тепло приводит к

ускоренному повышению температуры. Следовательно, возрастает скорость химической реакции и происходит необратимое повреждение аккумулятора, что может привести к его возгоранию или взрыву [51, 52].

Механизм процесса теплового разгона может объяснить с помощью графика Семенова [50], [53] (рисунок 1.5), в котором кривая линия – выделяемое тепло в результате экзотермической реакции, а прямые линии – теплопотери в окружающую среду при различных температурах A , B , C окружающей среды.

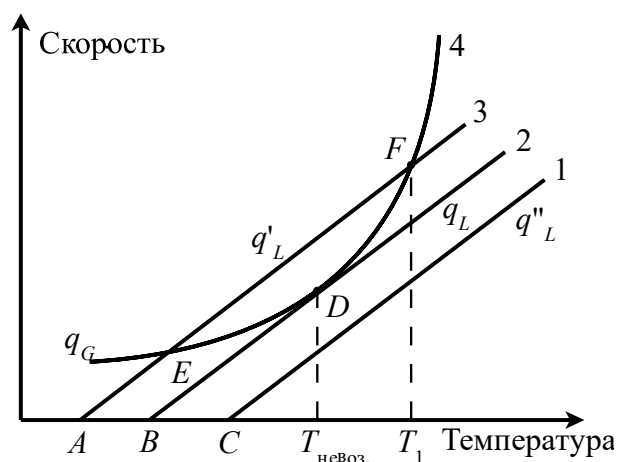


Рисунок 1.5 – Температурная зависимость скорости реакции и теплопотерь ЛИА при 3-х температурах окружающей среды: A , B и C

Когда окружающая температура равна A , кривая линия q_G и линия q'_L имеют две точки пересечения E и F . Точка E называется стабильной точкой теплового баланса. Когда температура реакции превышает значение точки E , скорость охлаждения среды выше скорости выделения тепла, и температура аккумулятора возвращается в точку E . Когда температура реакции ниже значения точки E , скорость охлаждения медленнее скорости выделения тепла, и температура аккумулятора также возвращается в точку E . Точка F называется нестабильной точкой теплового баланса, потому что, когда температура аккумулятора превышает значение точки F , скорость выделения тепла выше скорости потери тепла, следовательно, температура аккумулятора продолжает увеличиваться. В результате этого происходит тепловой разгон.

Когда окружающая температура равна B , при этом кривая линия q_G и линия q_L только пересекаются в точке D . В данной точке выделяемое тепло и теплопотери равны друг другу.

При различных рабочих или граничных условиях, как только температура будет превышать значение $T_{\text{невоз}}$ – аккумулятор выходит из строя.

Когда окружающая температура равна C , как видно на графике, скорость

выделения тепла всегда выше скорости охлаждения среды, следовательно аккумулятор будет быстро выходить из строя.

Однако рассмотренная модель Семенова ограничивается своей способностью анализировать только равномерные температурные системы. Для неравномерной температурной системы применяется модель Франка-Каменецкого [54] или модель Томаса [55]. Для описания соотношения массообмена и теплообмена в процессах конвекции используется параметр Bi . Он определяется как отношение температуры внутреннего теплоотвода к температуре внешнего теплоотвода. В результате исследований [56] авторы выявили, что модель Семенова лучше описывает тепловые процессы при Bi меньше 0,1; модель Томаса подходит, когда значение $Bi \geq 0,1$; при стремлении Bi к большому значению более подходит модель Франка-Каменецкого.

Для обеспечения безопасности эксплуатации ЛИА возникает актуальная задача – прогнозирование признаков предаварийного состояния ЛИА, позволяющее заранее предупредить и предотвратить тепловой разгон. Признаки предаварийного состояния представляют собой скачкообразные изменения, выбросы или аномалии в различных параметрах [57], которые можно классифицировать по различным признакам в зависимости от используемой методологии мониторинга, а также по типу нарушений, которые они предсказывают. В рамках данного раздела выделяются следующие основные категории:

1. Электрические аномалии:

– необычные изменения напряжения: резкие скачки или значительное снижение напряжения аккумулятора могут свидетельствовать о наличии внутренних дефектов. Особенно критичными являются случаи падения напряжения ниже минимально допустимого уровня, что может указывать на повреждения в цепях, соединяющих аккумуляторы, или сбой в работе системы контроля состояния и управления аккумулятором.

– значительный ток разряда или заряда: наличие аномально большого тока в процессе заряда или разряда может быть следствием внутренних повреждений аккумулятора, таких как короткое замыкание или нарушение изоляции.

2. Температурные аномалии:

– перегрев аккумулятора является одним из наиболее значительных признаков его выхода из строя. ЛИА обладают высокой чувствительностью к температурным колебаниям, и повышение температуры выше критического уровня ($> 60^{\circ}\text{C}$) может привести к тепловому разгону, что представляет опасность для целостности устройства. Повышение температуры может быть вызвано перегрузкой аккумулятора, внешними воздействиями или неисправностью в системе управления температурой.

– неравномерный температурный профиль: наличие неоднородности температурного распределения по поверхности аккумулятора может указывать на проблемы с теплоотведением, а также на возможные дефекты в аккумуляторах или соединениях.

3. Механические нарушения;

– вздутие или физическая деформация: вздутие корпуса аккумулятора или значительная деформация его формы являются тревожными признаками, указывающими на возможное увеличение внутреннего давления. Это может быть вызвано выделением газов вследствие перегрева или реакции внутри аккумулятора, что может привести к утечке электролита, а в крайних случаях – к взрыву или возгоранию.

4. Химические аномалии:

– газовыделение: возникновение газов внутри аккумулятора может быть связано с тепловым разложением электролита, деградацией компонентов или переразрядом. Эти процессы увеличивают внутреннее давление и могут привести к разрушению герметичности.

– необычные запахи: появление запаха гари или химических веществ, таких как сероводород или аммиак, может быть результатом разложения электролита или других химических компонентов внутри аккумулятора.

Далее представлен обзор причин отказов ЛИА, связанных с тепловым разгоном, а также рассмотрены возможные признаки подобных случаев.

1. Механическое нарушение;

Деформация ЛИА может быть вызвана воздействием значительной силы, что может привести к опасным последствиям:

- разрывается сепаратор аккумуляторной батареи и происходит внутреннее короткое замыкание;
- легковоспламеняющаяся утечка электролита может привести к последующему возгоранию.

В работе [58] проведен анализ механизма отказа ЛИА при чрезвычайно значительном кратковременном механическом воздействии. Авторы разделили данное явление на 2 этапа:

- первый этап: в момент нарушения наблюдается резкое падение выходного напряжения;
- второй этап: спустя короткий промежуток времени напряжение восстанавливается до исходного уровня, но незначительно выше напряжения до удара.

В результате исследования (рисунок 1.6) показано, что чем больше ток и сила воздействия, тем больше падение напряжения. При одном и том же разрядном токе, амплитуда напряжения падения изменяется по экспоненциальной кривой в зависимости от силы воздействия.

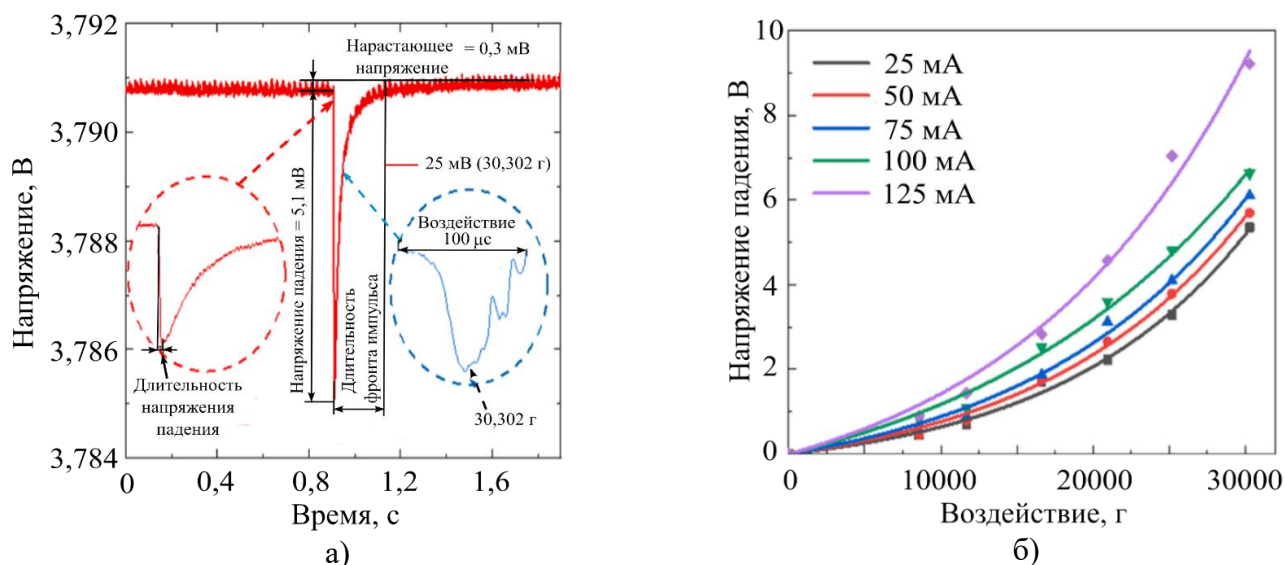


Рисунок 1.6 – График динамики изменения напряжения под внешним воздействием (а) и влияния силы тока (б). Воспроизведено из публикации [58].

В работе [59] проведен анализ механизмов деформации и разрушения ЛИА типа 18650 при осевом сжатии. Результат исследования, представленный на

рисунке 1.7, демонстрирует, что напряжение аккумулятора резко снижается при деформации его корпуса свыше 4 мм. Таким образом, достижение деформации корпуса в 3 мм можно рассматривать как признак предаварийного состояния аккумулятора.

В публикации [60] представлены результаты исследования ЛИА при воздействии механического поперечного вдавливания. В качестве объекта исследования использовался крупноформатный пакетный аккумулятор емкостью 26,3 А·ч с химическим составом $\text{LiMn}_2\text{O}_4/\text{LiNi}_{1/3}\text{Co}_{1/3}\text{Mn}_{1/3}\text{O}_2$ -графит и жидким электролитом на основе карбонатов.

Для проведения испытаний применялись следующие типы ударных инструментов:

- плоский ударник (диаметр 44,5 мм);
- полусферические ударники (диаметры 12,6 мм, 28,6 мм, 44,5 мм, 90 мм);
- цилиндрические ударники (диаметры 15 мм, 28,6 мм).

Скорость движения ударника составляет 1 мм/мин с использованием испытательной установки с нагрузочной рамой на 200 кН.

Результаты экспериментов, представленные на рисунке 1.8, показывают, что падение напряжения аккумулятора при увеличении давления ударника соответствует моменту возникновения внутреннего короткого замыкания. Также отмечается, что снижение силы в процессе испытаний совпадает с моментом падения напряжения, что указывает на связь между механическим повреждением внутренних слоев аккумулятора и формированием короткого замыкания. Данный эффект наблюдается для всех типов ударников, использованных в исследовании.

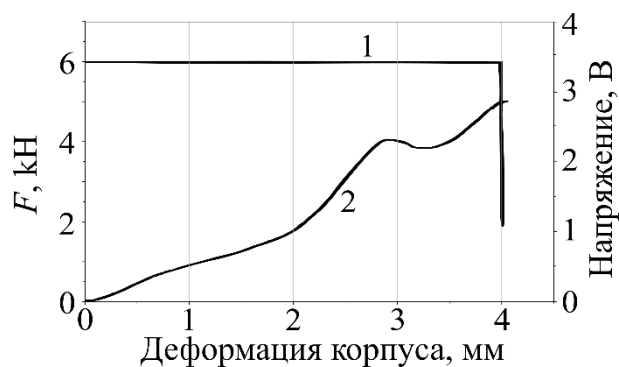
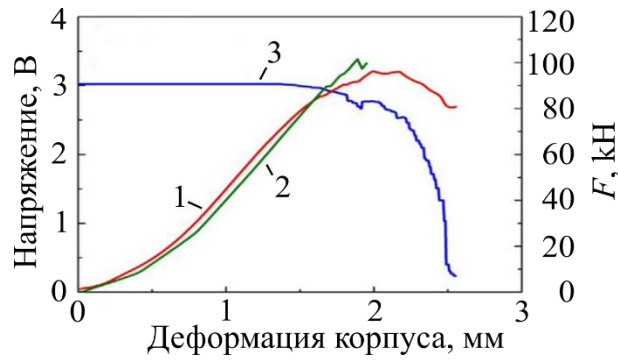
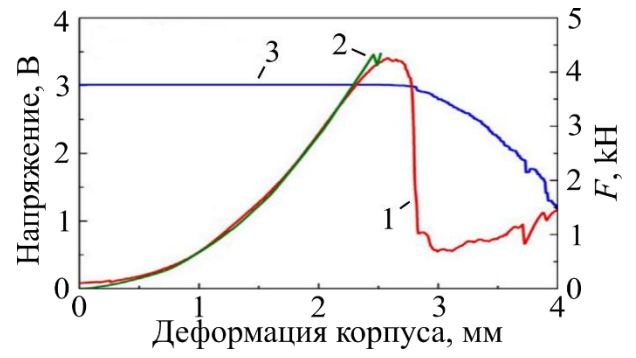


Рисунок 1.7 – Профиль напряжения (1) и деформации (2) корпуса аккумулятора в зависимости от силы механического воздействия F .

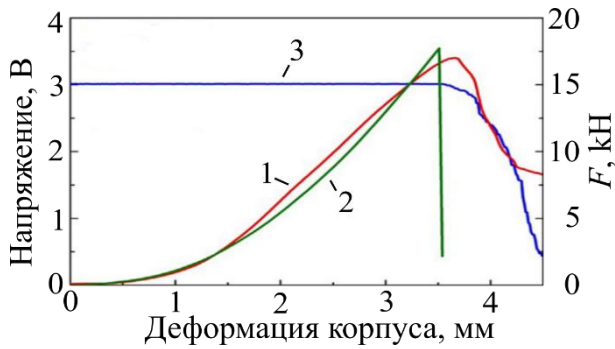
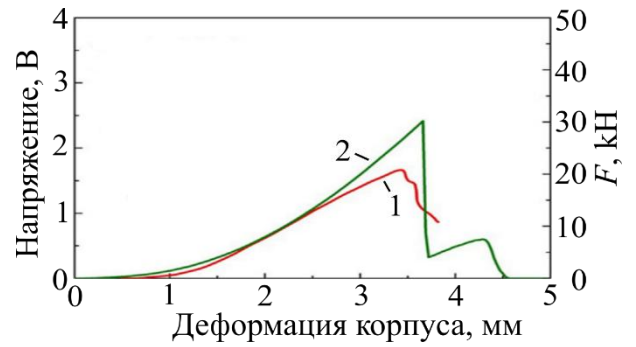
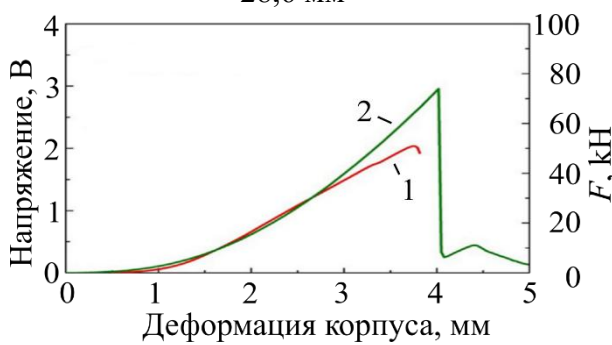
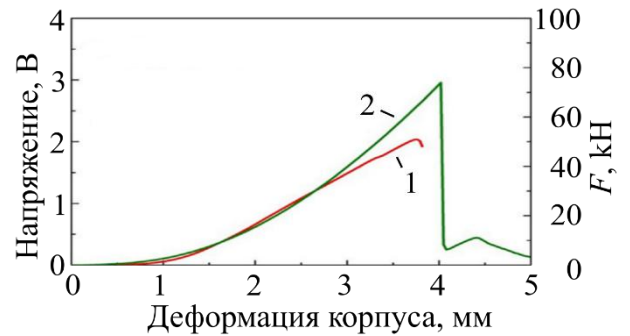
Воспроизведено из публикации [59].



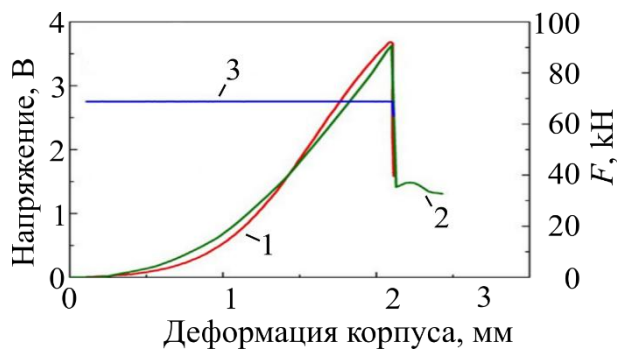
а) Плоский ударник 44,5 мм



б) Полусферический ударник 12,6 мм

в) Полусферический ударник
28,6 ммг) Полусферический ударник
44,5 ммд) Полусферический ударник
90 мм

е) Цилиндрический ударник 90 мм

з) Цилиндрический ударник
28,6 ммРисунок 1.8 – Профиль напряжения и деформации корпуса аккумуляторов в зависимости от силы механического воздействия F :

1 – Сила механического воздействия при моделировании; 2 – Сила механического воздействия в эксперименте; 3 – Напряжение
Воспроизведено из публикации [60].

2. Электрические нарушения;

Электрические нарушения в основном включают замыкание байпасного переключателя, перезаряд, переразряд, внешнее короткое замыкание и внутреннее короткое замыкание [61].

Замыкание байпасного переключателя происходит из-за его нештатного срабатывания для устранения аварийной ситуации внутри аккумулятора. В этот момент оба контакта оказываются замкнутыми одновременно, что приводит к короткому замыканию и, как следствие, к повышению температуры аккумулятора.

Переразряд – это состояние аккумулятора, характеризующееся снижением напряжения ниже минимально допустимого уровня (порога отключения). Снижение напряжения до уровня данного порога инициирует необратимые электрохимические процессы, включая деградацию материалов электродов и электролита. Это, в конечном итоге, влечет за собой значительную потерю емкости, увеличение внутреннего сопротивления и может привести к тепловому разгону [62].

Перезаряд – это явление, возникающее в процессе заряда аккумулятора, при котором система управления не может контролировать напряжение на каждом отдельном элементе. Вследствие разбаланса аккумулятор с наименьшей ёмкостью заряжается первым и достигает максимального напряжения, однако заряд всего аккумуляторного комплекта продолжается. Это приводит к перезаряду данного элемента, в то время как другие аккумуляторы ещё не достигли полной ёмкости. В результате перезаряда происходит перегрев, выделение газов и разрушение структуры электродов, что вызывает необратимое снижение ёмкости и представляет риск возгорания [63].

Внешнее короткое замыкание образуется при соединении проводниками электродов с разностью напряжений. Внешнее короткое замыкание может привести к большому току и сильному выделению тепла в аккумуляторе, что в первую очередь вызвано омическим выделением тепла [64].

Внутреннее короткое замыкание является наиболее распространенным признаком теплового разгона. После возникновения внутреннего короткого замыкания электрохимическая энергия, запасенная в материалах, высвобождается

самопроизвольно с выделением тепла, в результате чего происходит увеличение температуры аккумулятора [65].

В работе [66] рассмотрены признаки предаварийного состояния ЛИА при его заряде и разряде. Для проведения эксперимента авторы применили призматические литий-ионные фосфатные аккумуляторы с номинальной емкостью 40 Ач, размеры которых составляют 46 мм × 116 мм × 180,5 мм. Исследование показало, что в процессе заряда можно выделить четыре состояния: устойчивость, удержание, ускорение и отказ (рисунок 1.9).

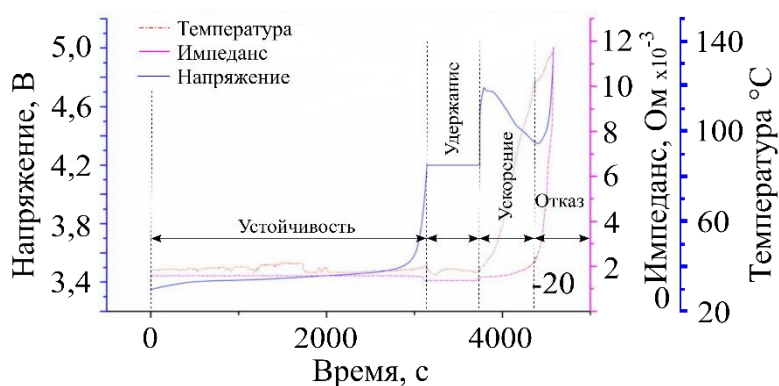


Рисунок 1.9 – Профили напряжения, температуры и импеданса аккумулятора в режиме перезаряда.

Воспроизведено из публикации [66].

Воспроизведено из публикации [66].

Анализ поведения напряжения показывает, что в конце устойчивой стадии начинается резкий рост напряжения. Затем напряжение стабилизируется на уровне около 4,2 В и удерживается примерно 601 секунду. Далее, в течение примерно 55 с. напряжение резко возрастает до уровня 4,72 В – это соответствует стадии ускорения. Затем начинается постепенное снижение напряжения до момента $t \approx 4440$ с. После этого наблюдается стремительный рост напряжения до его максимального значения $U_{\text{макс}} = 5$ В, что указывает на переход в аварийное состояние.

Процесс перезаряда аккумулятора протекает в четыре этапа: устойчивость, ускорение, восстановление и отказ (рисунок 1.10). В области устойчивости наблюдается линейный рост температуры и сопротивления. Далее в фазе ускорения, эти параметры начинают значительно увеличиваться, что происходит

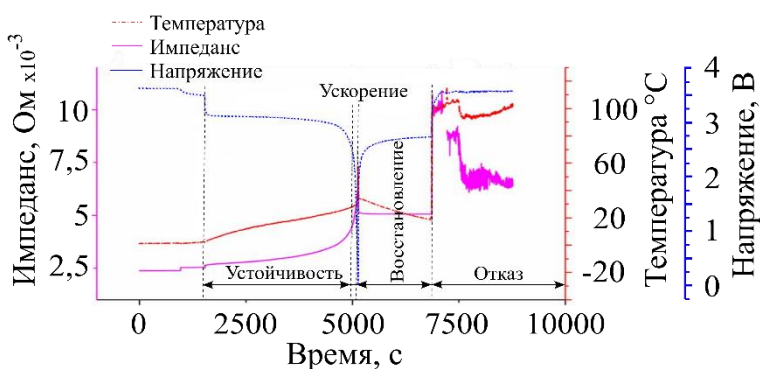


Рисунок 1.10 – Профили напряжения, температуры и импеданса аккумулятора в режиме перезаряда.

Воспроизведено из публикации [66].

при снижении напряжения ниже 1,5 В. После достижения состояния переразряда и начала фазы восстановления, внутренняя температура аккумулятора понижается до 20°C, в то время как значение импеданса, хотя и остается стабильным, превышает исходное значение в два раза.

В статье [67] представлен анализ изменения состояния ЛИА при нагреве. Для проведения эксперимента использованы цилиндрические аккумуляторы SAMSUNG 18650-13L с номинальной емкостью 1300 мАч. Результаты исследования отражены на рисунке 1.11. На графике видно, что температура аккумулятора изначально составляет около 25°C, а затем постепенно повышается под воздействием нагревания. Примерно на 150 секунде наблюдается резкий скачок температуры, что соответствует моменту открытия предохранительного клапана. Открытие клапана сопровождается выбросом газов, который, в свою очередь, приводит к дальнейшему росту температуры аккумулятора. Заметно, что в момент 200 с. наблюдается резкий рост температуры.

Кроме того, в исследовании выявлено, что повышение степени заряженности значительно ускоряет распространение теплового разгона в аккумуляторе. Тепловой разгон также наступает быстрее при увеличении количества аккумуляторов. Если аккумулятор, расположенный ближе к центру батарейного блока, подвергается тепловому разгону, процесс распространения отказа усугубляется. В то же время увеличение размера батарейного блока способствует задержке распространения теплового отказа при его переходе на внешние ячейки.

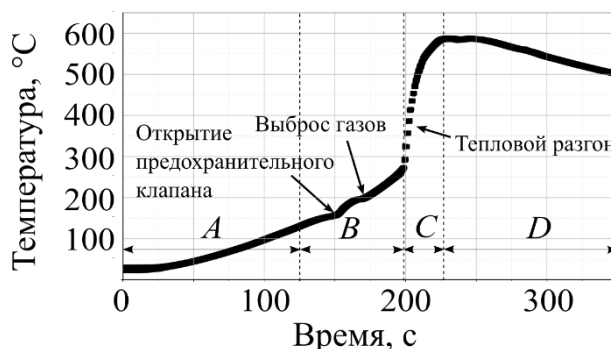


Рисунок 1.11 – Профиль температуры поверхности аккумулятора по времени. Воспроизведено из публикации [67].

В статье [68] проанализированы характеристики ЛИА в условиях переразряда при различных скоростях заряда. В качестве объекта исследования используются цилиндрические аккумуляторы SAMSUNG 18650 с диаметром 18 мм, высотой 65 мм.

На рисунке 1.12 представлен профиль температуры в зависимости от

емкости, в которой выделяются четыре основных этапа: *A, B, C, D*. На первом этапе температура увеличивается линейно, при этом средняя скорость повышения температуры составляет $8,2^{\circ}\text{C}/\text{A}\cdot\text{ч}$. Далее наступает стабильный этап, продолжающийся около $0,5 \text{ A}\cdot\text{ч}$, в течение которого температура остается практически неизменной. После этого наблюдается повторный рост температуры, но с меньшей скоростью – около $4,3^{\circ}\text{C}/\text{A}\cdot\text{ч}$, что можно рассматривать как признак приближения аккумулятора к аварийному состоянию перезаряда. Через некоторое время начинается резкий рост температуры со средней скоростью $24,1^{\circ}\text{C}/\text{A}\cdot\text{ч}$, что свидетельствует о переходе аккумулятора в аварийное состояние.

В исследовании [69] проведен анализ механизма отказа ЛИА при различных токовых режимах перезаряда. Эксперимент проводился на призматическом ЛИА с номинальной емкостью $720 \text{ mA}\cdot\text{ч}$. Результаты представлены на рисунке 1.13, где показано, что при превышении напряжения аккумулятора порога в 5 В , температура резко возрастает, достигая пика, обуславливая аварийное состояние аккумулятора. Анализ также демонстрирует, что скорость заряда существенно влияет на время достижения отказа: чем выше скорость заряда, тем быстрее происходит выход аккумулятора из строя.

Детальный температурный профиль, приведенный на рисунке 1.14, подчеркивает ключевые этапы процесса перезаряда.

В начале эксперимента наблюдается линейный рост температуры, за которым следует стабильная фаза. Окончание данной фазы может быть рассмотрено как

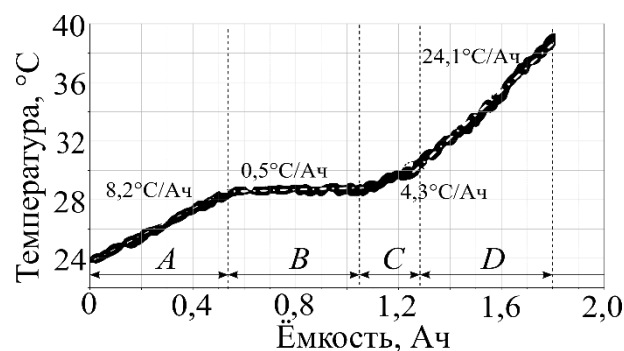


Рисунок 1.12 – Профиль температуры поверхности аккумулятора в зависимости от емкости. Воспроизведено из публикации [68].

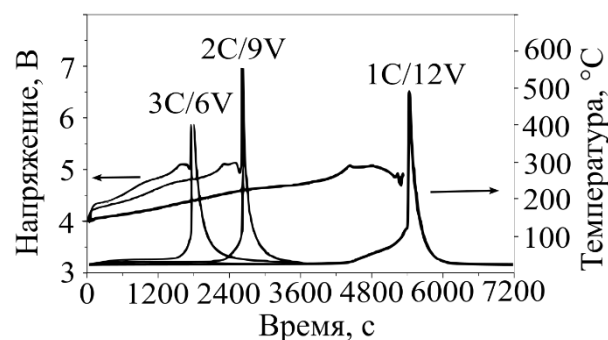


Рисунок 1.13 – Испытание на перезаряд аккумулятора при различных скоростях. Воспроизведено из публикации [69].

признак аварийного состояния, поскольку после него температура быстро увеличивается, приводя к критическому состоянию и разрушению аккумулятора.

3. Тепловые нарушения

Локальный перегрев может возникнуть как типичное тепловое нарушение аккумулятора. Кроме этого,

механические и электрические нарушения тоже вызывают перегрев из-за ослабления контакта разъема аккумулятора. Тепловое нарушение является непосредственной причиной теплового разгона аккумулятора.

В работе [70] приведены результаты исследования LFP-пакета аккумуляторов с различными SOC в условиях перегрева. Температурный процесс, представленный на рисунке 1.15, разделяется на 4 стадии, определенные тремя моментами времени

T_a , T_b , T_{onset} :

– момент времени T_a соответствует началу увеличения размера аккумулятора вследствие внутреннего газообразования.

– момент времени T_b фиксирует разрушение аккумуляторного пакета.

– момент времени T_{onset} указывает на переход аккумулятора в режим теплового разгона.

На первой стадии (от начала до момента T_a) – наблюдается постепенное повышение температуры.

Во второй стадии (от T_a до T_b) температура сохраняется относительно стабильной.

В момент времени T_{onset} фиксируется резкий скачок температуры в течение короткого временного интервала, свидетельствующий о переходе системы в

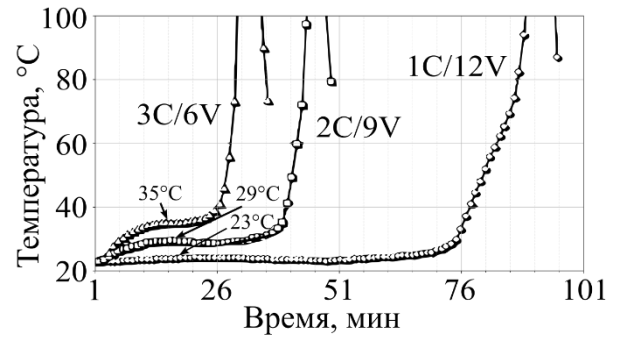


Рисунок 1.14 – Профиль температуры аккумулятора в режиме перезаряда при различных скоростях. Воспроизведено из публикации [69].

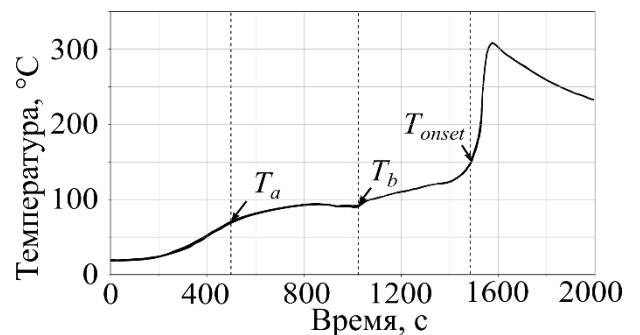


Рисунок 1.15 – Профиль температуры аккумулятора LFP в режиме перегрева. Воспроизведено из публикации [70].

состояние теплового разгона.

В работе [71] представлены результаты исследования теплового разгона в условиях перегрева, перезаряда и экструзии. В качестве объекта исследования используется квадратный аккумулятор LiFePO₄. На графике (рисунок 1.16) можно выделить 4 стадии: начальный этап нагрева, стадия ускоренного тепловыделения, этап теплового разгона, этап охлаждения.

На первой стадии наблюдается постепенный рост температуры с 25 °С до 93 °С. На второй стадии температура повышается с 93 °С до 148 °С. Из-за разрушения SEI-слоя образуется выделяемый газ, следовательно увеличивается внутреннее давление. Когда давление превышает пороговое значение

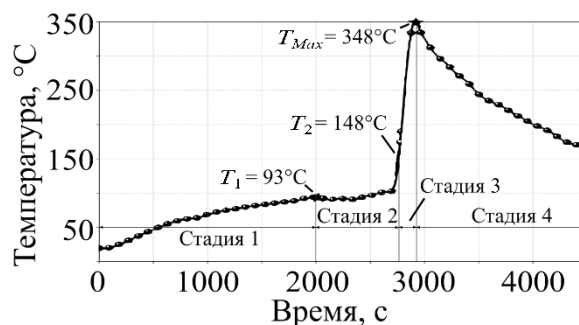


Рисунок 1.16 – Профиль температуры аккумулятора в режиме перегрева. Воспроизведено из публикации [71].

0,7 МПа, то открывается предохранительный клапан. За счет этого выделяемый газ выбрасывается во внешнюю среду, что приводит к небольшому падению температуры аккумулятора. На стадии теплового разгона температура достигает 348 °С, аккумулятор переходит к тепловому разгону. На стадии охлаждения по мере снижения скорости побочных реакций скорость тепловыделения падает ниже скорости охлаждения, и температура аккумулятора начинает уменьшаться.

Эксплуатационная надежность ЛИА определяется их способностью функционировать в пределах регламентированных электрохимических и термических параметров. Нарушение данных условий приводит к развитию необратимых процессов, стремительно перерастающих в полное разрушение аккумулятора. Данный процесс может делиться на три стадии, где каждая стадия характеризуется уникальным набором физико-химических процессов и диагностических признаков.

Стадия I – нормальное состояние: на данной стадии аккумулятор работает в номинальном диапазоне напряжений, токов и температур. Электрохимические процессы интеркаляции/деинтеркаляции ионов лития протекают обратимо с

высокой кулоновской эффективностью. Деградация материалов, если и присутствует, носит медленный, линейный и прогнозируемый характер, не приводя к существенному изменению импеданса или теплового поведения аккумулятора.

Стадия II – предаварийное состояние: переход в предаварийную фазу инициируется при превышении критических пороговых параметров, что приводит к интенсификации паразитных процессов и необратимой деградации компонентов.

Стадия III – аварийное состояние: окончанием процесса является тепловой разгон – наблюдается неконтролируемое тепловыделение, сопровождаемое деградацией материалов, газовыделением, ростом давления и возможным воспламенением.

В таблице 1.3 представлены установленные экспериментальным путем критические значения диагностических параметров для двух ключевых стадий отказа ЛИА.

Таблица 1.3 – Критические значения диагностических параметров при переходе ЛИА в предаварийное и аварийное состояние

Параметр	Критическое значение/диапазон			Физико-химические процессы и последствия
	LFP [72]	NMC811 [72]	NCM622 [72]	
Стадия II: предаварийное состояние				
Температура, °C	30–35 °C	20–25 °C	28–30 °C	Начало нелинейного возрастания температуры
	35–55 °C	25–32 °C	30–46 °C	Окисление и разложение электролита с выделением газов
Скорость изменения температуры, °C/c	0,2–0,6 °C/c	0,1–0,5 °C/c	0,1–0,3 °C/c	Скорость нагрева до теплового разгона
Напряжение (перезаряд), В	> 3,65–5,8 В	> 4,2–5 В	> 4,2–5,6 В	Интенсификация паразитных реакций
	5,8–5,9 В	5–5,1 В	5,6–6,4 В	Необратимый отказ (разложение электролита, повреждение катода)

	21 В	22 В	35 В	Максимальное напряжение
Степень заряженности (SOC), %	> 117–128% SOC	> 122–133% SOC	> 133–140% SOC	Критический перезаряд
Стадия III: аварийное состояние (тепловой разгон)				
Температура, °C	112 °C	93 °C	92 °C	Температура начала теплового разгона
	55–122 °C	32–93 °C	46–92 °C	Разложение SEI-слоя
	308 °C	695 °C	629 °C	Пиковая температура
Степень заряженности (SOC), %	128–133 %	133–144 %	140–144 %	Тепловой разгон

Примечание:

1. Представленные в таблице критические значения являются типичными для более распространенных на рынке химических составов ЛИА: LFP (LiFePO_4), NMC811 ($\text{LiNi}_{0,8}\text{Co}_{0,1}\text{Mn}_{0,1}\text{O}_2$) и NCM622 ($\text{LiNi}_{0,6}\text{Co}_{0,2}\text{Mn}_{0,2}\text{O}_2$). Данные носят ориентировочный характер и служат для сравнительного анализа основных тенденций.

2. Следует отметить, что таблица не охватывает все многообразие ЛИА. Для аккумуляторов с другими химическими составами [46], [66-68], [71], [73] – критические параметры могут существенно отличаться в силу иных электрохимических и термических свойств материалов.

3. Для точной оценки безопасности конкретного ЛИА необходимо обращаться к технической документации производителя и проводить верификационные испытания, так как на параметры влияют не только химический состав, но и формат аккумулятора (цилиндрическая, призматическая, ламинатная), конструкция и технология сборки.

4. Несмотря на вариативность абсолютных значений, общая физико-химическая логика эскалации аварийных режимов (последовательность деградации SEI-слоя, растворения токосъемника, разложения катода) остается

универсальной для большинства ЛИА. Приведенные данные являются обобщением накопленных экспериментальных результатов и позволяют выявить сравнительные профили риска.

1.3 Методы анализа теплового состояния литий-ионного аккумулятора

Для анализа теплового состояния ЛИА применяются различные методы, такие как экспериментальные методы, математическое моделирование, методы машинного обучения и искусственного интеллекта.

Экспериментальные методы исследования теплового состояния ЛИА включают комплекс методов, основанных на применении специализированного измерительного оборудования. Для измерения точечной температуры аккумуляторов наиболее широко применяются термопары, обладающие высокой временной разрешающей способностью, но ограниченным пространственным разрешением. В различных исследованиях применены разнообразные подходы к использованию термопар для измерения поверхностной температуры аккумуляторов. В зависимости от условий эксперимента и требований к температурному диапазону, выбираются разные типы термопар:

- термопары типа К, [74] изготовленные для плюсового контакта: хромель (сплав никеля и хрома), для минусового контакта: алюмель (сплав никеля, алюминия, кремния и марганца). Их температурный диапазон составляет стандартный: от -200°C до $+1100^{\circ}\text{C}$, кратковременный: до $+1300^{\circ}\text{C}$;

- термопары типа N [75] – для плюсового контакта: медь (Cu), для минусового контакта: константан (сплав меди и никеля); температурный диапазон: стандартный: от -200°C до $+350^{\circ}\text{C}$, кратковременный: до $+400^{\circ}\text{C}$;

- термопары типа T [76] для плюсового контакта: никросил (сплав никеля, хрома и кремния), для минусового контакта: ниссил (сплав никеля, кремния и магния). Температурный диапазон: стандартный: от -200°C до $+1200^{\circ}\text{C}$, кратковременный: до $+1300^{\circ}\text{C}$.

Помимо стандартных термопар, используются также переносные гибкие тонкоплёночные термопары, изготовленные из традиционных сплавов, которые обеспечивают точное прилегание к поверхности и позволяют проводить

многоточечные измерения с минимальным вмешательством в конструкцию аккумулятора [77].

Для более точного определения температурного поля аккумулятора также применяются массивы термисторов, размещённые в различных точках поверхности [71], [78-80]. В дополнение к этому, могут быть использованы тонкоплёночные термодатчики, позволяющие осуществлять измерения на большей площади поверхности [81, 82].

Для измерений в условиях, требующих высокой точности и электромагнитной помехозащищённости, находят применение волоконно-оптические датчики, в том числе на основе решёток Брэгга, использующие оптоволокно в качестве чувствительного элемента [83, 84].

Для определения распределения и равномерности температурного поля на поверхности аккумулятора применяются методы инфракрасной термографии, реализуемые при помощи тепловизионных камер [85, 86]. Такие камеры позволяют проводить мониторинг в реальном времени с высоким пространственным разрешением. Однако основным ограничением данного метода является доступность только к внешней поверхности аккумулятора и зависимость точности от коэффициента излучения материала.

Для оценки внутренней температуры аккумулятора в ряде исследований применяются встраиваемые термопары, размещённые внутри элемента через вентиляционные отверстия [66], либо в форме миниатюрных термопар, помещаемых между слоями электродов [87, 88]. Однако такие подходы сопряжены с технологическими сложностями интеграции датчиков и возможным влиянием на характеристики аккумулятора.

В этой связи особую роль играют калориметрические методы, обеспечивающие достаточно точную оценку тепловыделения и внутренней температуры без необходимости внедрения датчиков внутрь элемента. В частности, метод калориметрии с ускорением в увеличенном объёме позволяет регистрировать температурный профиль в условиях теплового разгона [89]. Для повышения точности возможно размещение термопар внутрь плоских аккумуляторов через

надрез между электродами.

Кроме прямых методов, внутренняя температура ЛИА может быть косвенно оценена на основе корреляции с другими параметрами. Так, в работе [90] демонстрируется возможность определения температуры по частоте пересечения f_0 , извлекаемой из спектра электрохимического импеданса, которая коррелирует с температурой внутри аккумулятора. В исследовании [91] рассмотрены методы, основанные на измерении физических величин, функционально связанных с искомой величиной.

Несмотря на широкое разнообразие экспериментальных подходов и высокую точность измерений, указанные методы обладают рядом общих ограничений. Во-первых, нет эффективного метода для измерения внутренней температуры ЛИА в режиме реального времени, требуется физическая интеграция в структуру аккумулятора, которая может искажать тепловой процесс и повлиять на характеристики аккумулятора. Во-вторых, ограниченность пространственного разрешения (особенно в случае точечных датчиков) и необходимость ограниченного количества измерительных точек препятствуют полноценному картированию температурных полей внутри аккумулятора. Кроме того, подобные методы, как правило, обеспечивают информацию только постфактум и в ограниченных условиях (например, в лабораторной среде), что снижает их применимость для непрерывного мониторинга при эксплуатации ЛИА. Вследствие вышеизложенного для комплексной оценки возможностей методов в таблице 1.4 приведено сравнение экспериментальных методов измерения теплового состояния ЛИА.

Таблица 1.4 – Сравнение экспериментальных методов измерения теплового состояния ЛИА

Метод	Временное разрешение	Внедрение в элемент	Назначение	Преимущества/ Ограничение
Термопары	Высокое	Ограниченное (поверхностное/внутренняя интеграция затруднена)	Измерение локальной температуры	Высокая чувствительность, простота установки; ограниченное количество точек измерения
Переносные	Высокое	Возможно	Мониторинг	Гибкость, высокая

гибкие тонкоплёночные термопары		(поверхность)	температуры на большой площади	адаптивность к форме поверхности; требует тонкой калибровки
Массив термисторов	Среднее	Возможно	Детализированное распределение температуры	Высокое пространственное разрешение; модульность; ограничено скоростью отклика
Тонкоплёночные термодатчики	Высокое	Возможно	Поверхностный температурный контроль	Тонкость и гибкость, возможность равномерного покрытия; чувствительны к механическим повреждениям
Волоконно-оптические датчики	Высокое	Возможно (внутреннее и внешнее размещение)	Распределённое температурное измерение	Электромагнитная невосприимчивость, высокая точность; высокая стоимость, сложность установки
Миниатюрные встроенные термопары	Высокое	Да	Внутренний контроль температуры	Возможность измерения внутри ячейки; потенциальное влияние на характеристики элемента
Калориметрия (ARC и DSC)	Низкое	Да	Исследование процессов теплового разложения и теплового разгона	Высокая точность теплового анализа; невозможно в реальном времени
Инфракрасная термография	Высокое	Нет	Бесконтактное измерение температуры поверхности	Карта температурной поверхности в реальном времени; чувствительность к эмиссионным свойствам материалов
Нейтронная томография	Низкое	Неинвазивное	Визуализация структуры и распределения электролита	Детальный анализ внутренней структуры; требует доступ к источнику нейтронов
Нейтронная спектроскопия	Среднее	Неинвазивное	Оценка теплового движения атомов и фазовых изменений	Высокая чувствительность к водородсодержащим компонентам; применяется в

				исследовательских центрах
--	--	--	--	------------------------------

В связи с этим возрастающий интерес вызывает математическое моделирование теплового состояния ЛИА. Такой подход позволяет не только преодолеть ограничения, присущие экспериментальным методам, но и обеспечивает возможность прогнозирования теплового поведения аккумулятора при различных режимах работы, без необходимости вмешательства в конструкцию батареи.

В работе [92] разработана трехмерная тепловая модель в программном обеспечении COMSOL Multiphysics на уровне аккумуляторов и модулей, с системой воздушного охлаждения, учитывающая различные топологии. В исследовании [93] предложена трехмерная модель распространения теплового разгона для крупноформатного литий-ионного аккумуляторного модуля, основанная на уравнении теплового баланса. В работе [94] предложена трехмерная тепловая модель, позволяющая оценить распределение температуры в условиях воздействия с учетом эффектов тепловыделения, внутренней проводимости и конвекции, а также внешнего теплоотвода. В работе [95] реализована электротепловая модель, связывающая электронную проводимость, массоперенос, энергетический баланс и электрохимическую динамику. В статье [96] предложен алгоритм обнаружения тепловых аномалий ЛИА, основанный на многомодельной адаптивной оценке с использованием остатков модели. В публикации [97] построена тепловая модель цилиндрического аккумулятора методом конечных элементов, в котором учитываются геометрия, внутренние электрохимические процессы, начальные и граничные условия, а также тепловые свойства материалов, определённые теоретически и экспериментально. В статье [98] разработана двумерная связанная электрохимическо-термическая модель, предназначенная для анализа распределения температуры и электрохимического распределения. В публикации [99] разработана математическая модель тепловых режимов ЛИА, основанная на построении их тепловых портретов с применением метода конечных элементов.

Подобные модели позволяют с высокой точностью оценивать тепловое поведение аккумуляторов с учётом их внутренней структуры и свойств. Однако разработка и верификация таких моделей требует значительных вычислительных ресурсов, а также высокой точности исходных данных и параметров материалов.

Таким образом, рассмотренные подходы обладают как преимуществами, так и ограничениями. При выборе метода оценки теплового состояния ЛИА необходимо учитывать цель исследования, технические возможности и уровень требуемой точности. Во многих случаях целесообразно использовать комбинированный подход, объединяющий экспериментальные и моделирующие методы для повышения достоверности и эффективности анализа.

1.4 Методы прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора

В последнее время количество аварий, связанных с тепловым разгоном, увеличивается, что отражает актуальную задачу прогнозирования предаварийного состояния ЛИА. Прогнозирование предаварийного состояния ЛИА [100, 101] представляет собой заблаговременное выявление характерных признаков, которые отражают неисправности внутри аккумулятора. Существуют различные методы прогнозирования предаварийного состояния ЛИА:

- методы, основанные на моделях;
- методы, основанные на данных;
- методы, основанные на обработке измеряемых сигналов.

Суть методов, основанных на моделях, заключается в расчете величины ошибок на основе моделей. Величина ошибок представляет собой разницу между значением наблюдателя и измеренным значением. Если ошибка равна нулю, то аккумулятор в нормальном состоянии. При появлении неисправности ошибка отклоняется от нуля, который характеризует предаварийное состояние аккумулятора. Однако в реальной эксплуатации, величина ошибок может отличаться от нуля даже в нормальном режиме из-за ошибок моделирования, шумов и помех в канале измерения сигналов. При этом данные, измеренные датчиками, нуждаются в обработке перед расчетом. Здесь можем применять фильтр Калмана [102],

расширенный фильтр Калмана [103], различные полосовые фильтры [104]. Вариант алгоритма прогнозирования предаварийного состояния представлен на рисунке 1.17.

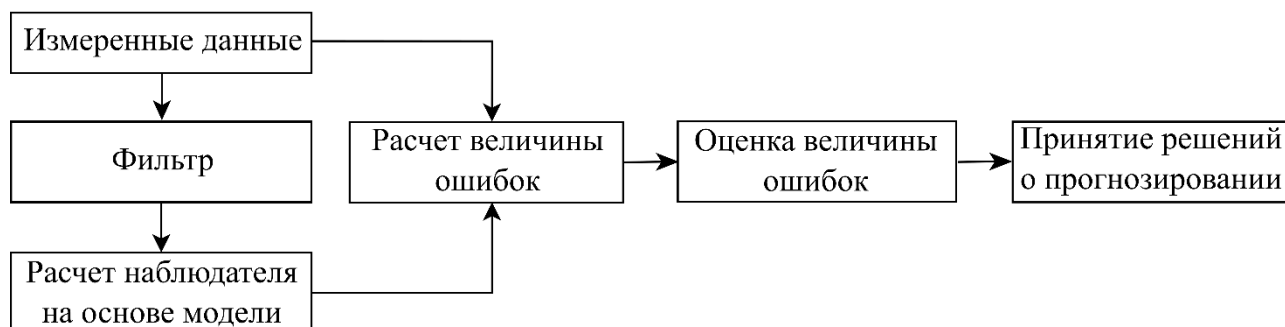


Рисунок 1.17 – Вариант алгоритма прогнозирования предаварийного состояния на основе модели

Применяемые модели включают электрохимические [105], электротепловые связанные модели [106], электрохимические тепловые связанные модели [107], модели электрических эквивалентных цепей [108], модели дробного порядка [109].

В работе [110] применена двухуровневая тепловая модель для описания динамики температуры как поверхностной, так и внутренней. В статье [111] применена модель эквивалентной схемы для диагностики неисправности изоляции. В такой модели учитываются нелинейные свойства системы, шум измерения и неизвестные помехи, а наблюдатель состояния рассчитан на основе фильтра Калмана. В исследовании [112] предложен алгоритм прогнозирования состояния мощности на основе электрохимической модели в сочетании с моделью машинного обучения для онлайн-приложений. В работе [113] на основе анализа экспериментальных данных устанавливается двухэтапная модель эквивалентной схемы для описания процесса внешнего короткого замыкания. В исследовании [114] разработана модель разрядной ёмкости ЛИА, основанная на методах неравновесной термодинамики, которые описывают динамику основных физико-химических процессов. Модель обеспечивает эффективную диагностику и прогнозирование ключевых параметров ЛИА – разрядной ёмкости, напряжения и температуры – в режиме разряда постоянным током. Такие модели позволяют достаточно точно оценить состояние ЛИА, следовательно, прогнозировать предаварийное состояние аккумулятора. Однако точность прогнозирования неисправностей в значительной степени зависит от точности модели, оценки

состояния и точности идентификации параметров.

Методы, основанные на данных, представляют собой альтернатив физическим моделям для выявления более точных признаков неисправностей аккумулятора. Широко применяемым из них является машинное обучение [115], [116]. Вариант схемы алгоритма прогнозирования на основе машинного обучения представлен на рисунке 1.18 [117].

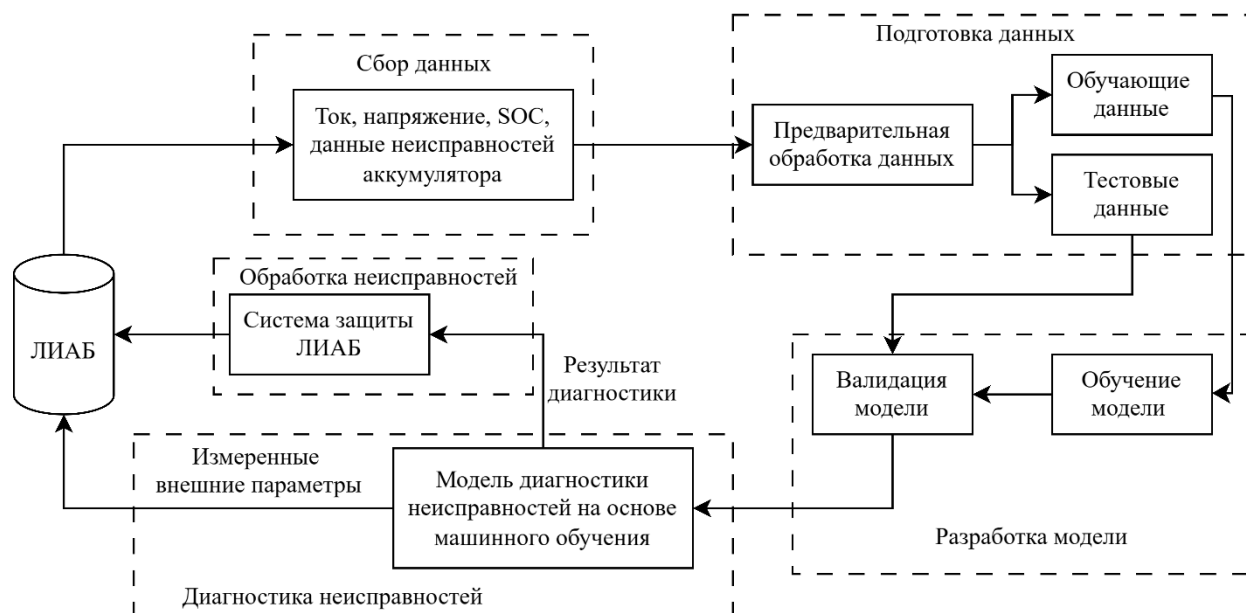


Рисунок 1.18 – Вариант схемы алгоритма прогнозирования предаварийного состояния на основе машинного обучения

Одной из наиболее широко применяемых структур алгоритмов машинного обучения является нейронная сеть (НС). Основная стратегия заключается в формировании нелинейной диагностической модели типа «черного ящика». Такая модель конструируется путем автономного обучения на известных парах входных и выходных данных, в процессе которого НС извлекает неявные закономерности. После этого верификация модели осуществляется путем тестирования на независимой выборке данных, неизвестных моделях в процессе обучения. При условии адекватного обучения модель НС демонстрирует эффективную способность к различию нормальных и аномальных состояний батарейной системы.

В современных исследованиях активно применяются целевые модификации архитектур нейронных сетей, адаптированные под специфику задач диагностики энергетических систем. В работе [118] используют изменяющиеся во времени

измерения тока и напряжения, обрабатываемые рекуррентной нейронной сетью, для оценки степени технической годности батареи. В исследовании [119] применен метод, основанный на рекуррентной нейронной сети с долговременной и краткосрочной памятью, которая прогнозирует напряжение батареи с учётом факторов «погода-транспортное средство-водитель» для оценки безопасности и предупреждения неисправностей. В публикации [120] применяется дискретное вейвлет-преобразование для очистки сигналов напряжения от шума, после чего параметры напряжения, разности напряжений, ковариации и дисперсии подаются на вход общей регрессионной нейронной сети для классификации неисправностей ЛИА. В работе [121] применяется метод, основанный на комбинации архитектуры автоэнкодера и глубоких нейронных сетей, где остаточная разница между исходными и реконструированными данными многомерной матрицы напряжений служит индикатором неисправности, срабатывающим при превышении порогового значения. В статье [122] применяется метод, который преобразует адаптивные частичные кривые заряда в векторы правдоподобия через функции распределения вероятностей напряжения/тока, которые затем используются для обучения многослойного персептрона, что значительно повышает точность диагностики отказов ЛИА в портативных устройствах.

Нейросетевые методы обеспечивают высокую точность прогнозирования неисправностей аккумуляторов и устойчивость к шумам в эксплуатационных данных. Однако их применение ограничено требовательностью к объёму обучающих выборок и высокой вычислительной сложностью, что обуславливает необходимость значительных ресурсов. В связи с этим широкое распространение получают безмодельные подходы, основанные на обработке данных, поскольку они не требуют точных физико-химических моделей аккумуляторов, экспертных знаний о системе, детального понимания механизмов возникновения неисправностей.

Для некоторых данных метод, основанный на обработке сигнала, можно понимать как установку порога, за пределами которого ЛИА будет диагностироваться как неисправный [123].

В публикации [124] применяется метод диагностики множественных

неисправностей аккумуляторов в реальном времени. Вычисляя модифицированную выборочную энтропию последовательностей напряжения в скользящем окне, можно выявить ранние отказы (короткие замыкания, обрывы цепи) и прогнозировать время их возникновения с высокой надёжностью и низкими вычислительными затратами. В исследовании [125] предлагается процедура, реализующая многоуровневый анализ энтропии Шеннона для диагностики неисправностей и оценки рассогласованности элементов в СНЭЭ на базе ЛИАБ. Применяя такую процедуру на уровне аккумулятора – можно обнаружить неисправности через сравнение энтропии соседних аккумуляторов на уровне модулей – количественную оценку неоднородности параметров ЛИАБ. В работе [126] разработан метод прогнозирования теплового разгона ЛИА при перезаряде, основанный на непрерывном мониторинге динамического импеданса. Критическим признаком предаварийного состояния является инверсия наклона импеданса в частотном диапазоне 30–90 Гц. В статье [127] предложен метод диагностики неисправностей, связанных с высокой воздушной стехиометрией, в топливных элементах с протонообменной мембраной на основе анализа энергии коэффициентов вейвлет-разложения сигналов от штатных датчиков системы, обеспечивающий детектирование избыточного содержания воздуха. В публикации [128] применен метод на основе непрерывного мониторинга корреляционных зависимостей вольтажных характеристик аккумуляторов с применением адаптивного скользящего окна, что обеспечивает надежное детектирование межэлементных коротких замыканий независимо от степени деградации ЛИА, с верификацией посредством комплексных испытаний.

Рассмотренные методы обладают различными характеристиками, выбор метода для задачи прогнозирования предаварийного состояния аккумулятора зависит от конкретной задачи и условия применения. В таблице 1.5 представлены достоинства и недостатки рассмотренных методов [129].

Таблица 1.5 – Сравнительная характеристика методов прогнозирования предаварийного состояния аккумулятора

Методы	Достоинства	Недостатки
--------	-------------	------------

Методы, основанные на моделях	– интуитивно понятная информация о характеристиках неисправностей; – простота реализации количественного анализа и изоляции неисправностей.	– требуют высокой точности моделирования; – не подходит для сложных и нелинейных систем.
Методы, основанные на данных	– нет необходимости в моделировании системы; – подходит как для линейных, так и для нелинейных систем.	– требует точную историческую информацию и значительный объем данных.
Методы, основанные на обработке сигналов	– хорошие динамические характеристики; – позволяют количественно и качественно анализировать.	– сложный процесс анализа; – трудно обнаружить мелкие и непредвиденные неисправности.

1.5 Выводы

В данной главе представлен обзор перспектив применения ЛИА в составе батарейных модулей СНЭЭ. Благодаря своим преимуществам – высокой энергоёмкости, длительному сроку службы и эффективности – ЛИА находят широкое применение в различных отраслях техники.

Рассмотрены механизмы возникновения теплового разгона, а также классификация его признаков при эксплуатации ЛИА в различных режимах. Установлено, что такие факторы, как перезаряд, переразряд, перегрев и короткое замыкание, могут стать инициаторами теплового разгона, что, в свою очередь, приводит к аварийным ситуациям, включая разрушение аккумулятора и даже взрыв.

Выделены характерные признаки предаварийного состояния аккумулятора. Проанализированы современные методы оценки его теплового состояния и прогнозирования предаварийных ситуаций. Подчёркивается, что раннее обнаружение таких признаков критически важно для повышения безопасности эксплуатации и увеличения срока службы аккумуляторов.

ГЛАВА 2. МОДЕЛИРОВАНИЕ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ШЕФЕРДА

Прогнозирование предаварийных состояний ЛИА является ключевой задачей для обеспечения их надежности и долговечности. Для достижения данной цели возможно применяются различные математические модели, позволяющие выявить предпосылки к возникновению предаварийного состояния. Среди существующих моделей аккумуляторов значительное распространение получает модель Шеферда, которая относится к классу эмпирических моделей и предназначена для описания вольт-амперных характеристик аккумуляторов.

В данной главе предложены алгоритмы повышения адекватности модели Шеферда. На основе данной модели разработаны модели напряжения как отдельных ЛИА, так и батарей, состоящих из их совокупности, а также модель тока, протекающего через контакты байпасных переключателей в структуре ЛИАБ (рисунок 1.3) при возникновении признаков предаварийного состояния.

2.1 Математическая модель Шеферда и алгоритм повышения адекватности ее характеристик

2.1.1 Эталонная модель литий-ионного аккумулятора и модель Шеферда

В последние годы язык программирования Python зарекомендовал себя как эффективный инструмент для моделирования сложных объектов, как аккумуляторы [130]. В данной работе рассматриваются две модели ЛИА: эталонная модель и модель Шеферда, которые реализованы с использованием библиотеки PyBaMM [131].

Эталонная модель основана на электрохимической модели Дойла-Фуллера-Ньюмана (Doyle-Fuller-Newman – DFN) [132], которая является одной из самых популярных и точных моделей для описания электрохимических процессов внутри аккумулятора. Модель Шеферда, с другой стороны, является наиболее адекватной эмпирической моделью, которая используется для описания зависимости напряжения от состояния заряда аккумулятора.

Математическая модель ЛИА

Модель Шеферда [133-138] описывает напряжение на выходе аккумулятора и выглядит следующим образом:

$$U_{\text{вых}}(t) = E_0 - \frac{K_1 \cdot Q_{\text{max}}}{Q_{\text{max}} + 0.1it} i_{\text{AK}} - \frac{K_2 \cdot Q_{\text{max}}}{Q_{\text{max}} - it} + A \cdot e^{-Bt} - R \cdot i_{\text{AK}}, \quad (2.1)$$

где E_0 – номинальное значение ЭДС аккумулятора, В; R_0 – внутреннее сопротивление, Ом; K_1 – поляризационная составляющая сопротивления, Ом; K_2 – поляризационная составляющая напряжения, В; A – экспоненциальная составляющая, В; B – инверсная экспоненциальная составляющая, $(\text{Ач})^{-1}$; Q_{max} – полная емкость аккумулятора, Ач; i_{AK} – ток разряда аккумулятора, А; интегральная величина $it = \int i_{\text{AK}} dt$, определяется протекающим током в аккумуляторе, Ач.

Краткое описание алгоритма вычислительной программы

Процесс моделирования как эталонной модели и модели Шеферда состоит из нескольких ключевых этапов, которые можно визуализировать с помощью блок-схем.

Алгоритм (рисунок 2.1) построения эталонной модели состоит из следующей последовательности действий:

1) Выбор математической модели ЛИА;

В качестве эталонной модели используется физико-химическая модель Дойла-Фуллера-Ньюмана, реализованная в библиотеке РуВаММ.

2) Задание параметров модели;

Параметры модели установлены по умолчанию, предоставляемые библиотекой РуВаММ, соответствующие типичному ЛИА, которые включают геометрические размеры, свойства материалов, коэффициенты диффузии, проводимости и параметры Бутлера-Фольмера для описания переноса заряда.

3) Построение и численное решение задачи;

На основе выбранной модели и ее параметров создается объект симуляции. Проводится численное интегрирование модели на временном интервале от 0 до 3600 секунд с целью получения динамики разряда аккумулятора.

4) Извлечение ключевых переменных из решения;

По результатам моделирования извлекаются зависимости следующих величин от времени:

– напряжение на выходных клеммах аккумулятора $U(t)$;

– текущее значение разрядной ёмкости $Q(t)$;

– текущее время t .

5) Предобработка данных для анализа.

Полученные данные по напряжению преобразуются во временной ряд для построения динамики изменения заряда аккумулятора, которая подлежит последующему анализу.

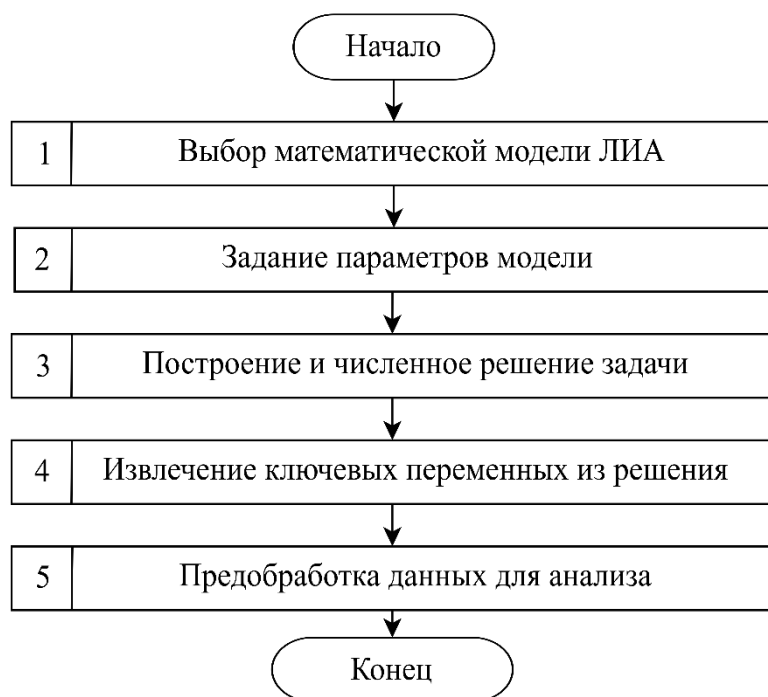


Рисунок 2.1 – Блок-схема алгоритма построения эталонной модели

Алгоритм (рисунок 2.2) построения модели Шеферда объясняется следующим образом:

1) Ввод параметров модели Шеферда;

Устанавливаются параметры модели Шеферда, включающие начальное значение ЭДС E_0 , коэффициенты K , A , B , максимальная емкость Q_{max} , внутреннее сопротивление R_0 , ток разряда i_{AK} .

2) Расчет выходного напряжения;

Используя заданные параметры на каждом временном шаге в течение 9450 с. напряжение в режиме разряда аккумулятора рассчитывается по модели Шеферда (2.1). При этом интегральная величина it вычисляется по формуле:

$$it = \frac{time \cdot i}{3600}, \quad (2.2)$$

где i – ток разряда, А; $time$ – текущее значение времени расчета, с.

3) Расчет выходного зарядного напряжения.

Зарядное напряжение аккумулятора преобразовано с использованием функции $flip()$, предоставляемой языком программирования Python.

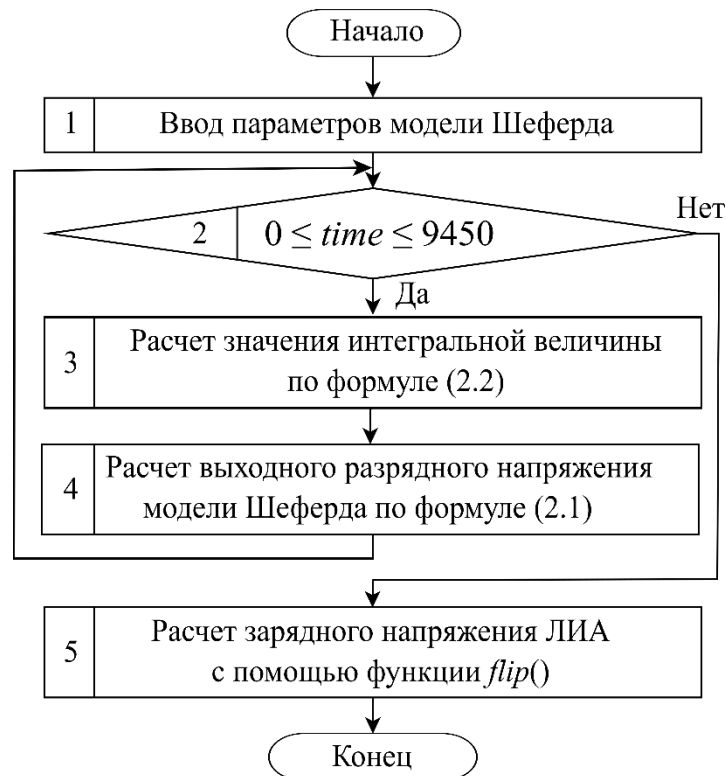


Рисунок 2.2 – Блок-схема алгоритма построения модели Шеферда

Пример построения эталонной модели и модели Шеферда

Рассматривается построение эталонной модели ЛИА на основе электрохимической модели DFN. Модель настроена с использованием стандартных параметров, предоставляемых библиотекой PyBaMM. Дополнительно создана модель Шеферда, основанная на основе экспериментальных данных, полученных в результате исследований, выполненных в публикации [136]. Параметры модели представлены в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Параметры модели Шеферда

Параметр	Значение
A	0,3 В
B	$15 (Aч)^{-1}$

K_1	0,036 Ом
K_2	0,036 В
R_0	0,39 Ом
E_0	3,43 В
i_{AK}	0,8 А

В результате моделирования получено выходное напряжение аккумулятора эталонной модели и модели Шеферда как в режиме заряда, так и в режиме разряда (рисунки 2.3, 2.4).

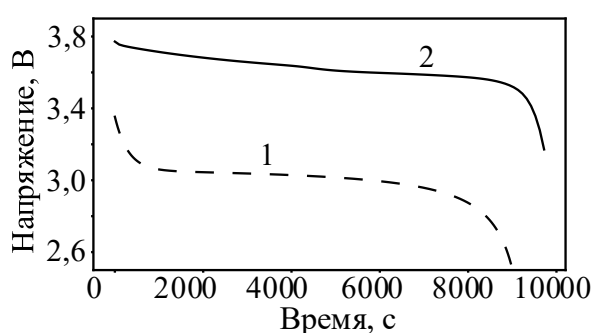


Рисунок 2.3 – Профиль выходного напряжения аккумулятора модели Шеферда (1) и эталонной модели (2) в режиме разряда

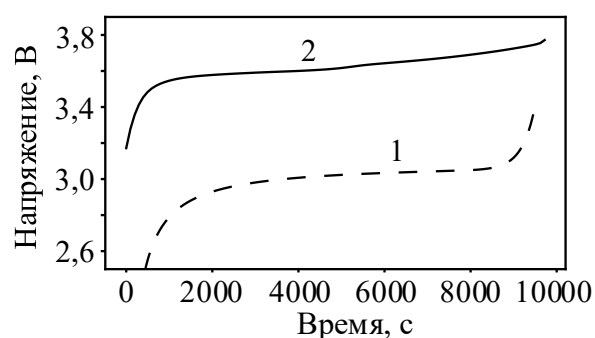


Рисунок 2.4 – Профиль выходного напряжения аккумулятора модели Шеферда (1) и эталонной модели (2) в режиме заряда:

1 – модель Шеферда; 2 – эталонная модель

2.1.2 Алгоритмы повышения адекватности характеристик модели Шеферда

Для решения задачи прогнозирования предаварийного состояния ЛИА может применяться модель Шеферда, позволяющая выявить предпосылки к возникновению предаварийного состояния.

Данная задача реализуется согласно следующему алгоритму:

– этап калибровки и формирования эталона: на основе данных, полученных в штатном режиме работы ЛИА, идентифицируется эталонная математическая модель, адекватно описывающая поведение «здорового» аккумулятора. Для этой модели рассчитывается пороговый уровень ошибки ε_0 – величина устойчивого расхождения между её выходными характеристиками и экспериментальными данными.

– этап оперативного мониторинга и детектирования аномалий: в процессе реальной эксплуатации в режиме реального времени производится сравнение текущих эксплуатационных данных с прогнозом калиброванной эталонной модели. Возникновение и развитие скрытых дефектов приводит к изменению внутренних параметров аккумулятора, что вызывает рост ошибки идентификации $\varepsilon(t)$. Критерием предпосылки предаварийного состояния является статистически значимое и устойчивое увеличение $\varepsilon(t)$ относительно порогового уровня ε_0 .

Таким образом, адекватность и точность эталонной модели являются критически важными для надёжности прогноза. Однако в процессе производства, эксплуатации и расчётных процедур, под воздействием различных факторов, параметры модели, идентифицированные в начальный момент, могут отклоняться от номинальных значений, что приводит к увеличению погрешности моделирования, следовательно проблема точной идентификации параметров модели Шеферда остаётся актуальной.

В данном подразделе представлен алгоритм повышения адекватности модели Шеферда [139, 140]. Алгоритм включает в себя несколько этапов, которые направлены на минимизацию расхождений между значениями модели и экспериментальными данными. Блок-схема алгоритма приведена на рисунке 2.5.

Алгоритм описывается следующим образом:

1) Построение эталонной модели;

Данный шаг подробно рассмотрен в подразделе 2.1.1 диссертации.

2) Построение модели Шеферда с учетом изменения параметров:

2.1 Ввод исходных параметров модели Шеферда в режиме разряда ЛИА;

Вводятся исходные параметры модели Шеферда, включающие начальное значение E_0 , коэффициенты K , A , B , максимальная емкость Q_{max} , внутреннее сопротивление R_0 , ток разряда i_{AK} .

2.2 Формирование диапазонов изменения параметров;

Производится варьирование каждого из пяти параметров в допустимых пределах $\pm 10\%$ от исходных значений:

$$X_i = [0,9X_0 \div 1,1X_0], \text{ где } X_0 \in \{E_0, K_0, A_0, B_0, R_0\}.$$



Рисунок 2.5 – Блок-схема алгоритма повышения адекватности модели Шеферда ЛИА

2.3 Генерация вариаций параметров модели;

Для снижения объёма вычислений, на основе предварительного анализа влияния параметров на выходное напряжение, отбираются только те комбинации, в которых $E = 1,1E_0$ и $R = 0,9R_0$.

2.4 Расчет выходного напряжения для различных наборов параметров модели.

Для каждого набора параметров рассчитывается выходное напряжение $U_{\text{разряд}}(t)$ в разрядном режиме по формуле (2.1). Подробная методика расчёта

представлена в подразделе 2.1.1.

3) Оценка точности модели для различных наборов параметров:

3.1 Вычисление относительной ошибки модели для различных наборов параметров;

Сравнение смоделированных напряжений производится с эталонным рядом экспериментальных данных $U_{\text{экс.}}(t)$. Вычисляется относительная ошибка $\varepsilon(t)$ по формуле:

$$\varepsilon(t) = \frac{(U_{\text{разряд}}(t) - U_{\text{экс.}}(t))}{U_{\text{экс.}}(t)} \cdot 100\%, \quad (2.3)$$

Ошибка рассчитывается для каждого временного шага и каждого набора параметров.

3.2 Определение оптимального набора параметров.

Для определения оптимального набора параметров в качестве критерия оптимальности используется минимальное абсолютное значение относительной ошибки, рассчитанное на фиксированном 50-м временном шаге, который соответствует линейному участку кривой разрядного напряжения.

$$\min_i |\varepsilon_{50}^{(i)}| \rightarrow \text{оптимальный индекс } i, \quad (2.4)$$

где $\varepsilon_{50}^{(i)}$ – относительная ошибка на 50-м шаге для i -го набора параметров.

Результат построения модели Шеферда с учетом изменения параметров

Параметры исходной модели Шеферда приведены в таблице 2.1. На основе указанных данных проведена сравнительная оценка исходной модели Шеферда, модели Шеферда с минимальной погрешностью и эталонной модели (рисунок 2.6). Результаты исследования подтверждают, что предложенный алгоритм значительно улучшает точность модели Шеферда при сравнении с реальными процессами. Как следует из графика (рисунок 2.7), точность модели увеличилась с 8,5% для исходной модели до 1,5%, для модели Шеферда с корректировкой параметров по предложенному алгоритму.

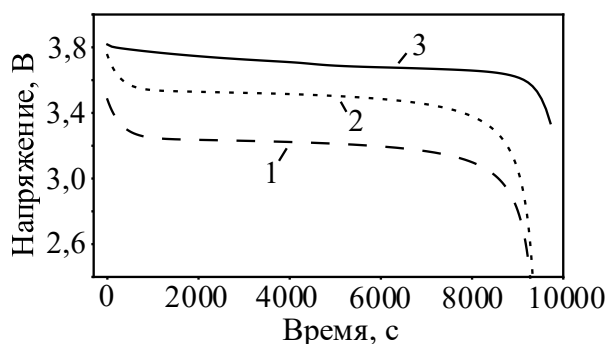


Рисунок 2.6 – График выходного напряжения исходной модели Шеферда (1), модели Шеферда с минимальной погрешностью (2) и эталонной модели (3)

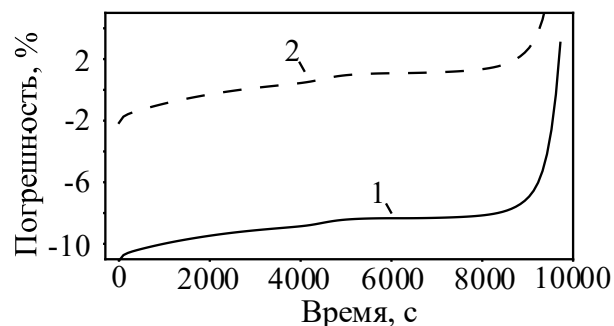


Рисунок 2.7 – График погрешности исходной модели (1) и модели с минимальной погрешностью (2) при сравнении с эталонной моделью

Несмотря на повышение адекватности, предложенный подход обладает существенным недостатком: использование фиксированного диапазона вариаций параметров (в пределах $\pm 10\%$), что не учитывает возможную нелинейность и широкий разброс реальных физических величин идентифицируемых параметров. Для преодоления этого ограничения предложен алгоритм, сочетающий аналитические методы расчёта начальных параметров модели Шеферда по экспериментальной кривой заряда и их последующую оптимизацию алгоритмом Левенберга-Марквардта. Такой подход позволяет избежать проблем локальной минимизации и обеспечивает высокую точность идентификации.

Для определения начальных значений параметров модели Шеферда необходимо воспользоваться данными производителя ЛИА (рисунок 2.8) [141]:

$$A = U_{Full} - U_{Exp}, \quad (2.5)$$

$$B = \frac{3}{Q_{Exp}}, \quad (2.6)$$

$$K = \frac{(U_{Full} - U_{Nom} + A \cdot (e^{-B \cdot Q_{Nom}} - 1)) \cdot (Q_{Max} - Q_{Nom})}{Q_{Nom}}, \quad (2.7)$$

$$R_0 = U_{Nom} \cdot \frac{1 - \eta}{0,2 \cdot Q_{Nom}}, \quad (2.8)$$

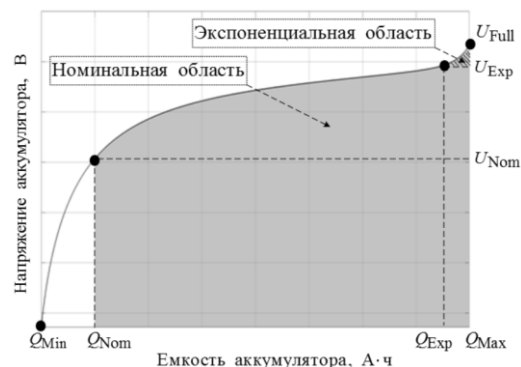


Рисунок 2.8 – График зависимости напряжения аккумулятора от емкости в режиме заряда

$$E_0 = U_{Full} + K - A + R_0 \cdot i_{AK}, \quad (2.9)$$

где U_{Full} – максимально допустимое напряжение аккумулятора, представленное производителем, В; U_{Exp} – экспоненциальное напряжение аккумулятора, В; U_{Nom} – номинальное напряжение аккумулятора, В; Q_{Nom} – номинальная емкость аккумулятора, А·ч; Q_{Min} – минимальная емкость аккумулятора, А·ч; $\eta = \frac{Q_{разряд}}{Q_{заряд}} \cdot 100\%$ – КПД аккумулятора, %; i_{AK} – ток заряда аккумулятора, А.

Алгоритм оптимизации параметров модели Шеферда

Алгоритм оптимизации параметров модели Шеферда ЛИА, представляемый в виде блок-схем на рисунке 2.9, включает следующие шаги:

1. Сбор экспериментальных данных;

Экспериментальные данные о выходном напряжении $U_{AK}(t)$ и силе тока $i_{AK}(t)$ аккумулятора получаются от датчиков.

2. Расчет параметров модели Шеферда;

На основе кривой заряда (рисунок 2.8) определяются ключевые точки характеристики (таблица 2.2):

Таблица 2.2 – Ключевые точки вольт-емкостной характеристики заряда аккумулятора

Обозначение	Физический смысл	Область определения
U_{Full}	Напряжение полного заряда	При SOC = 100%
U_{Nom}	Напряжение номинальной зоны	Точка начала номинальной области
U_{Exp}	Напряжение начала экспоненциальной зоны	Напряжение при Q_{Exp}
Q_{Min}	Минимальная ёмкость	При SOC = 0%
Q_{Nom}	Ёмкость номинальной зоны	Ёмкость при U_{Nom}
Q_{Max}	Максимальная ёмкость	При SOC = 100%
Q_{Exp}	Ёмкость начала экспоненциальной зоны	При SOC \approx 80–90%

На основе экспериментальных данных выходного напряжения $U(t)$ и силы тока $i_{AK}(t)$ рассчитываются два ключевых параметра состояния аккумулятора: текущая (накопленная) электрическая емкость $Q(t)$ и степень ее заряженности

$SOC(t)$.

1. Текущая электрическая емкость $Q(t)$ определяется путем интегрирования мгновенного значения тока $i_{AK}(t)$ за время от начала эксперимента ($t=0$) до текущего момента t :

$$Q(t) = \int_0^t i_{AK}(t) dt, \quad (2.10)$$

где $i_{AK}(t)$ – мгновенное значение тока заряда аккумулятора, А.

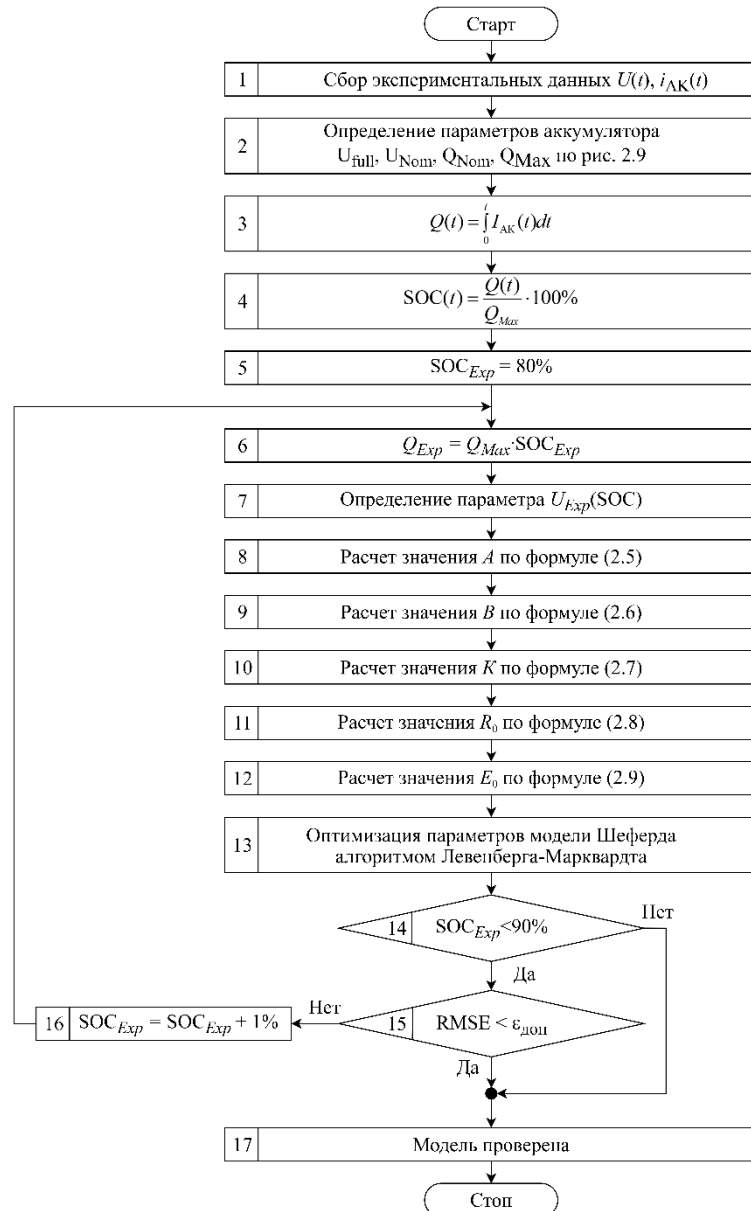


Рисунок 2.9 – Блок-схема алгоритма уточнения параметров модели Шефферда

2. Степень заряженности $SOC(t)$ вычисляется как отношение текущей емкости $Q(t)$ к максимальной емкости аккумулятора Q_{Max} .

$$\text{SOC}(t) = \frac{Q(t)}{Q_{\text{Max}}} \cdot 100\%, \quad (2.11)$$

Для последующего анализа формируется сводная таблица экспериментальных и расчетных данных (таблица 2.3).

Таблица 2.3 – Экспериментальные и расчетные параметры аккумулятора

Время t , с	Напряжение $U(t)$, В	Ток $i_{\text{AK}}(t)$, А	Текущая емкость $Q(t)$, А·ч	Степень заряженности $\text{SOC}(t)$, %
t_1	U_1	i_1	Q_1	SOC_1
t_2	U_2	i_2	Q_2	SOC_2
...
t_n	U_n	i_n	Q_n	SOC_n

3. Расчёт начальных параметров модели Шеферда;

Начальные параметры A , B , K , R_0 , E_0 модели Шеферда рассчитываются по вышеуказанным формулам (2.5)–(2.9).

4. Оптимизация параметров алгоритмом Левенберга-Марквардта.

На этом этапе параметры модели Шеферда оптимизируются ЛМ-алгоритмом [142], который сочетает идеи метода Гаусса–Ньютона и градиентного спуска, используя адаптивно изменяемый параметр λ_k [143]. Параметр λ_k играет ключевую роль, управляя как направлением, так и величиной дискретного интервала $[k, (k+1)]$.

Целевая функция оптимизации представляет собой невязки:

$$r_n(t_i) = U_{\text{outp.}}(t_i, \theta) - U_{\text{ref}}(t_i), \quad (2.12)$$

где $r_n(t_i)$ – вектор невязок из N элементов, $n = 1, 2, \dots, N$; $\theta = [E_0, K, A, B, R_0]$ – вектор оптимизируемых параметров; $U_{\text{outp.}}(t_i, \theta)$ – выходное напряжение по модели Шеферда в момент времени t_i ; $U_{\text{ref}}(t_i)$ – экспериментальные данные в момент времени t_i .

На каждой k -й вычислительной итерации вектор p_k поправки параметров ЛМ-алгоритма находится в результате решения линейной системы уравнений вида:

$$\left(J_k^T(\theta) J_k(\theta) + \lambda_k I \right) p_k = -J_k^T(\theta) r_k, \quad (2.13)$$

где $J_k(\theta)$ – матрица Якоби вектор-функции невязок r_k ; $\lambda_k \geq 0$ – параметр регуляризации решения уравнения (2.13), адаптивно изменяемый в ходе итерационного процесса; I – единичная матрица.

При больших значениях λ_k матрица $(\lambda_k I)$ доминирует в матрице системы. В этом случае уравнение (2.13) аппроксимируется выражением

$$\lambda_k p_k \approx -J_k^T(\theta) r_k, \quad (2.14)$$

что соответствует шагу градиентного спуска. При этом длина шага уменьшается, что обеспечивает устойчивость вдали от решения.

При малых значениях λ_k система (2.13) приближается к

$$J_k^T(\theta) J_k(\theta) p_k \approx -J_k^T(\theta) r_k, \quad (2.15)$$

что соответствует методу Гаусса–Ньютона, обладающему быстрой локальной сходимостью вблизи минимума.

При $\lambda_k \rightarrow 0$ (если $J_k^T(\theta) J_k(\theta)$ обратима) алгоритм переходит в классический метод Гаусса–Ньютона.

Матрица Якоби $J_k(\theta)$, необходимая для итерационной процедуры, формируется на основе аналитических частных производных модели Шеферда. Полный набор этих производных приведен в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – Значение частной производной параметров модели Шеферда

Параметры	Производная
E_0	$\frac{\partial V}{\partial E_0} = 1$
K_1, K_2	$\frac{\partial V}{\partial K} = \frac{-Q_{\max}}{Q_{\max} + 0,1it} \cdot i_{AK} - \frac{Q_{\max}}{Q_{\max} - it}$
A	$\frac{\partial V}{\partial A} = e^{-B \cdot it}$
B	$\frac{\partial V}{\partial B} = -A \cdot it \cdot e^{-B \cdot it}$
R_0	$\frac{\partial V}{\partial R_0} = -i_{AK}$

Каждая строка соответствует одной точке измерения t_i , а каждый столбец – одному параметру.

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_1}{\partial E_0} & \frac{\partial r_1}{\partial K} & \frac{\partial r_1}{\partial A} & \frac{\partial r_1}{\partial B} & \frac{\partial r_1}{\partial R_0} \\ \frac{\partial r_2}{\partial E_0} & \frac{\partial r_2}{\partial K} & \frac{\partial r_2}{\partial A} & \frac{\partial r_2}{\partial B} & \frac{\partial r_2}{\partial R_0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial r_n}{\partial E_0} & \frac{\partial r_n}{\partial K} & \frac{\partial r_n}{\partial A} & \frac{\partial r_n}{\partial B} & \frac{\partial r_n}{\partial R_0} \end{bmatrix}, \quad (2.16)$$

5. Верификация результатов модели.

Для количественной оценки адекватности оптимизированной модели Шеферда с эталонной DFN-моделью используется среднеквадратическая ошибка (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (U_{\text{out.}}(t_i) - U_{\text{ref.}}(t_i))^2}, \quad (2.17)$$

2.2. Алгоритм построения модели литий-ионной аккумуляторной батареи при аварийном отключении аккумуляторов с помощью байпасного переключателя

В процессе эксплуатации ЛИАБ может выходить из строя по различным причинам [144, 145]. При этом аварийный аккумулятор отключается от работы всего модуля с помощью байпасного переключателя. В данном разделе представлен алгоритм построения модели ЛИАБ при аварийном отключении аккумулятора с помощью байпасного переключателя. Разработанная модель учитывает как исправные, так и неисправные аккумуляторы, что позволяет воспроизводить вариативность их технических характеристик [146]. Такой подход расширяет спектр возможных сценариев моделирования и повышает достоверность получаемых результатов, что делает их более применимыми в практических условиях.

Краткое описание алгоритма вычислительной программы

Алгоритм, визуализированный на блок-схеме (рисунок 2.10), состоит из следующих этапов:

- 1) Ввод исходных данных модели Шеферда и количества батарей;

Задаются исходные параметры модели Шеферда, включая начальное значение E_0 , коэффициенты K , A , B , максимальная емкость Q_{max} , внутреннее сопротивление R_0 , ток разряда i_{AK} , а также количество n батарей, подлежащих моделированию.

2) Определение функции для расчета выходного напряжения по модели Шеферда;

Функция, реализованная в языке программирования Python, выполняет

расчёт напряжения аккумулятора по формуле (2.1). Данный шаг подробно рассмотрен в алгоритме построения модели Шеферда в подразделе 2.1.1.

3) Классификация типа аккумуляторов по заданным условиям рабочего состояния;

Для каждого аккумулятора случайным образом варьируются параметры модели в пределах $\pm 10\%$ от исходных значений. Для последующего анализа все аккумуляторы разделяются на две подгруппы на основе их выходных разрядных характеристик:

– первая группа (группа исправных аккумуляторов): включаются только те аккумуляторы, напряжение которых в момент времени 7000 с. (окончание линейного участка разрядной кривой) превышает 3,1 В (минимальное допустимое напряжение аккумулятора). Например, для каждой батареи, состоящей из 12 аккумуляторов, формируется до 11 допустимых аккумуляторов (количество исправных ЛИА в каждой батарее).

– вторая группа (группа аварийных аккумуляторов): например, принимается один аккумулятор (количество аварийного ЛИА в каждой батарее), напряжение которого в момент 1000 с. (начало линейного участка) превышает 3,1 В. После

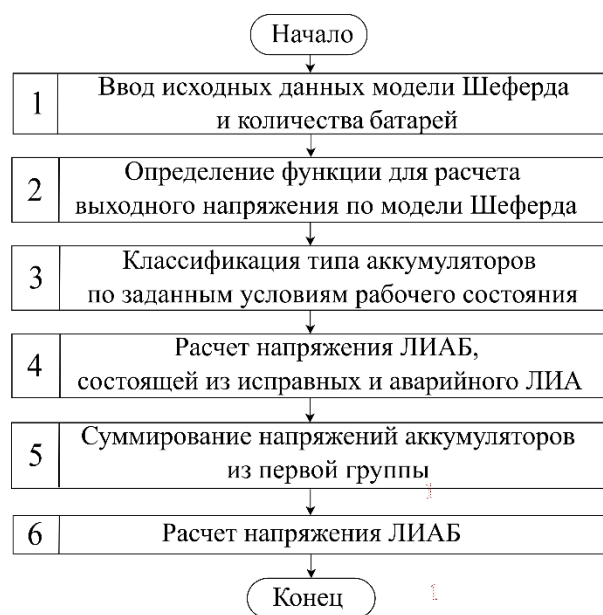


Рисунок 2.10 – Блок-схема алгоритма построения модели ЛИАБ при аварийном отключении аккумулятора с помощью байпасного переключателя

первого перехода через пороговое значение 3,1 В, все последующие значения устанавливаются равными нулю, моделируя «неисправный» аккумулятор.

4) Расчет напряжения ЛИАБ, состоящей из исправных и аварийного ЛИА:

4.1) Суммирование напряжений аккумуляторов из первой группы;

Для каждой батареи осуществляется поэлементное суммирование напряжений всех аккумуляторов из первой группы:

$$U_{\text{сумм.}}(t) = \sum_{j=1}^{11} U_j(t), \quad (2.18)$$

где j – индекс аккумулятора в группе.

Полученные данные напряжения сохраняются в массиве *summed_U_bat1* для следующего расчета.

4.2) Расчет напряжения ЛИАБ.

Напряжение ЛИАБ получено суммированием выходных напряжений исправных и аварийного аккумуляторов.

$$U_{\text{бат.}}(t) = U_{\text{сумм.}}(t) + U_{\text{авар.}}(t), \quad (2.19)$$

Пример разработки модели ЛИАБ при аварийном отключении аккумулятора с помощью байпасного переключателя

Параметры исходной модели Шеферда приведены в таблице 2.1.

В результате моделирования получены массивы данных напряжения для каждой аккумуляторной батареи. В качестве примера на рисунке 2.11 представлен профиль напряжения одной батареи из модуля. Видно, что график сохраняет

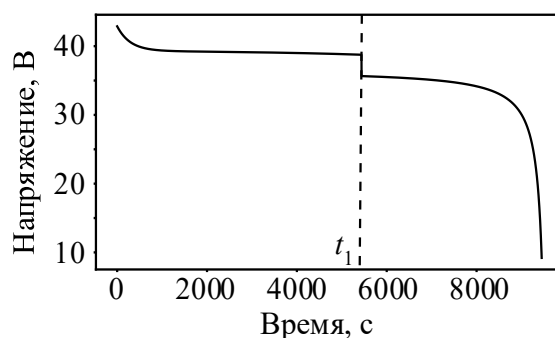


Рисунок 2.11 – Профиль выходного напряжения модели ЛИАБ при аварийном отключении аккумулятора с помощью байпасного переключателя

динамику изменения напряжения аккумулятора по времени, однако в момент t_1 наблюдается падение напряжения батареи, которое отражает отключение аварийного аккумулятора из цепи батареи.

2.3 Алгоритм построения модели тока в батарейном модуле системы накопления электроэнергии

В данном разделе разработан алгоритм моделирования токов в блоке ЛИАБ, включающих ток через блок ЛИАБ и ток через БП, позволяющий рассматривать его характеристики при срабатывании БП в аварийном режиме [147, 148]. Алгоритм представляется блок-схемой (рисунок 2.12):

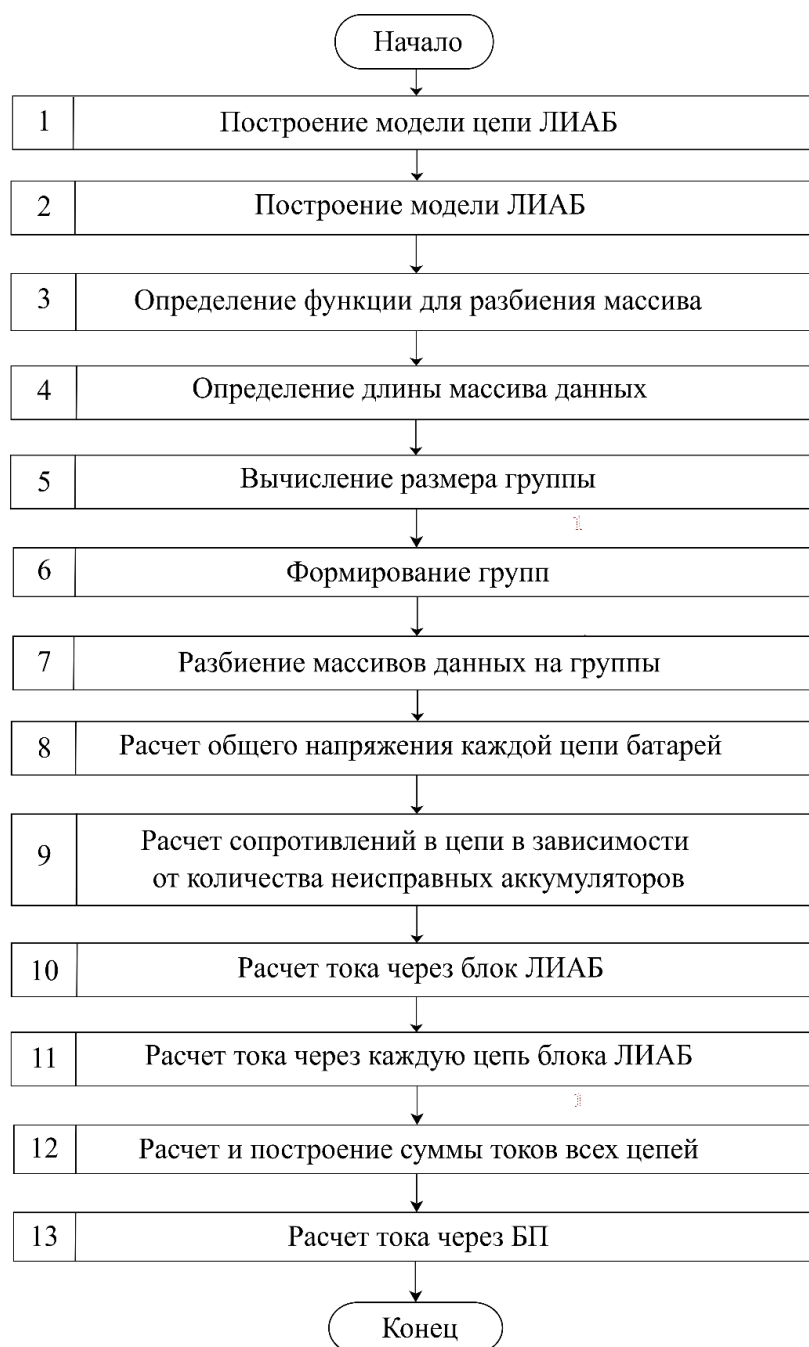


Рисунок 2.12 – Блок-схема алгоритма построения модели тока в батарейном модуле СНЭЭ

- 1) Построение модели цепи ЛИАБ, которое состоит из следующих шагов:
 - 1.1) Построение модели ЛИАБ, рассматривается в разделе 2.2.

Для дальнейшего расчета тока через БП в шаге 3 «классификация типа аккумуляторов по заданным условиям рабочего состояния» после идентификации аккумуляторов второй группы выполняется детальный анализ переходных процессов. Ключевой частью этого расчета является моделирование изменения напряжения аварийного аккумулятора в течение 0,01 с. после момента обнаружения его отказа. Данный временной интервал соответствует периоду одновременного замыкания обоих контактов БП. Для анализа переходного процесса с высоким разрешением расчёт выполняется с шагом 0,001 с. Непрерывная функция напряжения восстанавливается методом кубической сплайн-интерполяции с помощью библиотеки CubicSpline.

Алгоритм реализации данного расчета представляется следующим шагом:

1.1.1 Определение момента времени t_{ind} , соответствующего моменту обнаружения отказа аккумулятора;

Определение момента обнаружения отказа аккумулятора осуществляется путем непрерывного мониторинга напряжения на каждом временном шаге. Критерием обнаружения отказа служит переход напряжения через пороговое значение 3,1 В. Момент времени t_{ind} , соответствующий отказу, фиксируется при выполнении условия $U_t \geq 3,1 \text{ В}$ и $U_{t+1} < 3,1 \text{ В}$.

1.1.2. Формирование массива временных точек с шагом 0,001 с. в интервале $[t_{ind}; t_{ind} + 0,01]$ (с.);

Дискретизация временного интервала производится в окрестности момента отказа. Для детального анализа переходных процессов формируется массив временных точек с шагом 0,001 с. на интервале $[t_{ind}; t_{ind} + 0,01]$.

1.1.3. Построение кубического сплайна по известным значениям напряжения до момента обнаружения отказа;

Построение математической модели переходного процесса основано на методе кубической сплайн-интерполяции. По известным значениям напряжения до момента обнаружения отказа строится гладкая аппроксимирующая функция, обеспечивающая непрерывность первой и второй производных.

1.1.4. Экстраполяция значений напряжения на интервале переходного процесса;

С использованием построенного сплайна проводится экстраполяция значений напряжения на интервале переходного процесса протяжённостью 0,01 с.

1.1.5. Сохранение интерполированных значений для последующего расчета токов через БП.

Сохранение результатов расчета осуществляется в виде сопряженных массивов временных меток и соответствующих значений напряжения.

1.2) Определение функции для разбиения массива:

Для дальнейшего анализа данных определена функция для разбиения массива. Функция позволяет разделять данные на группы, соответствующие количеству цепей в батарейном модуле. Это позволяет удобно анализировать выходное напряжение каждой цепи. Функция определяется следующим образом:

1.2.1) Определение длины массива данных;

На этом этапе вычисляется общее количество элементов в каждом массиве данных.

1.2.2) Вычисление размера группы;

Общее количество элементов делится на количество требуемых групп. В результате получаем размер каждой группы, который будет применяться ко всем группам для равномерного распределения элементов.

1.2.3) Формирование групп.

Группы формируются на основе вычисленного размера.

1.3) Разбиение массивов данных на группы;

Для дальнейшего анализа выполнено разделение массивов данных на группы, соответствующие независимым цепям батарейного модуля. Группа включает:

- напряжения аккумуляторов ($final_U$);
- моменты отказов ($time_failure$);
- переходные характеристики БП ($U_BP, time2$).

Каждая группа соответствует отдельной батарейной цепи. Это разбиение

необходимо для проведения независимого анализа динамики напряжения и времени отказов в каждой цепи батарей.

1.4) Расчет общего напряжения каждой цепи батарей.

Для каждой цепи батарей выполняется суммирование напряжений по временным отсчетам, что обеспечивает получение суммарных значений напряжений для последующего анализа.

2) Расчет сопротивлений в цепи в зависимости от количества неисправных аккумуляторов;

Сопротивление цепи динамически пересчитывается с учетом последовательных отказов аккумуляторов. Моменты отказов предварительно сортируются по возрастанию для корректного учета хронологии выхода аккумуляторов из строя.

Для каждой цепи общее сопротивление R_{sum} на каждом временном шаге t определяется следующим образом. Например, рассмотрим батареи, состоящие из 12 аккумуляторов:

$$R_{sum}(t) = 11R_0 N_{неисправ.} + 12R_0 (N_{bat} - N_{неисправ.}) + R_H, \quad (2.20)$$

где R_0 – внутреннее сопротивление каждого аккумулятора; R_H – активное сопротивление нагрузки потребителей; $N_{неисправ.}$ – количество неисправных аккумуляторов в цепи батарей; N_{bat} – количество батарей в цепи.

3) Расчет тока через модуль ЛИАБ:

3.1) Расчет тока через каждую цепь модуля ЛИАБ;

Ток через каждую цепь вычисляется делением суммированного напряжения на соответствующее сопротивление цепи на каждом временном шаге:

$$I_{circuit}(t) = \frac{U_{summed}(t)}{R_{sum}(t)}, \quad (2.21)$$

3.2) Расчет и построение суммы токов всех цепей.

Для оценки изменения тока через общий батарейный модуль рассчитывается сумма токов по всем цепям, которая производится для каждого момента времени.

4) Расчет тока через БП.

Отдельный расчет тока через БП проводится для анализа его работы при отказе аккумуляторов в цепи. После выхода аккумулятора из строя БП замыкается, снижая общее сопротивление цепи и перераспределяя ток через оставшиеся исправные аккумуляторы. Ток через БП рассчитывался как отношение напряжения байпасного контура к внутреннему сопротивлению аккумулятора:

$$I_{BP}(t) = \frac{U_{BP}(t)}{R_0}, \quad (2.22)$$

Пример разработки модели тока в батарейном модуле СНЭЭ

Данные для расчета рассмотрены в таблице 2.1.

В результате применения модели Шеферда рассчитываются значения тока для каждой цепи ЛИАБ в зависимости от времени разряда (рисунок 2.13).

Таким образом, использование модели Шеферда в комбинации с экспериментальными данными позволяет достоверно описать динамику изменения напряжения батарей при их эксплуатации. Это может служить основой для дальнейшего улучшения методов управления батарейными системами и прогнозирования срока службы.

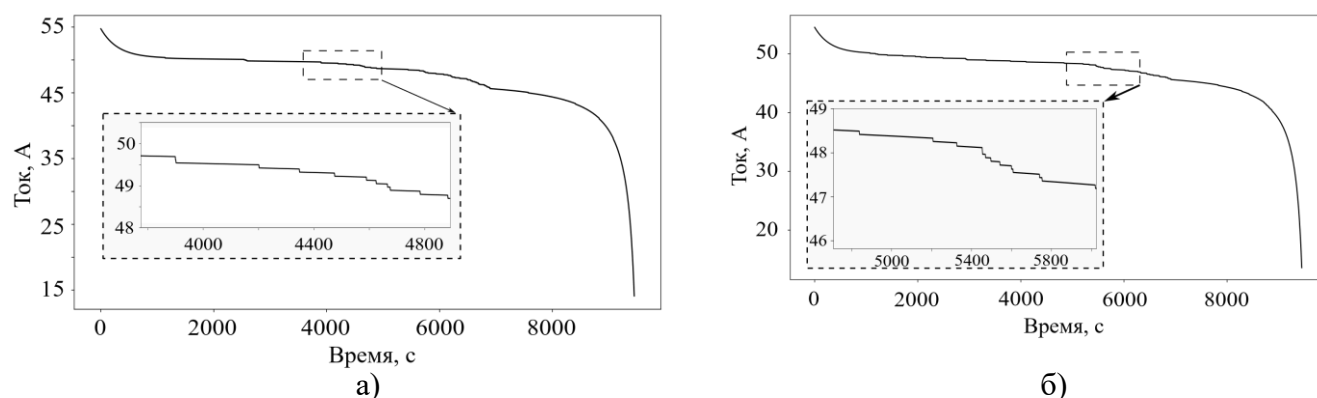


Рисунок 2.13 – График зависимости тока от времени 1-й (а), 2-й (б) цепей ЛИАБ

Дополнительно рассчитывается ток через общий модуль батареи. Данный ток суммирует значения токов по всем цепям и представлен на графике (рисунок 2.14).

На графиках видно, что токи уменьшаются со временем, что связано с постепенным снижением заряда аккумуляторов. Особенно заметное снижение тока наблюдается в моменты, когда аккумулятор выходит из строя.

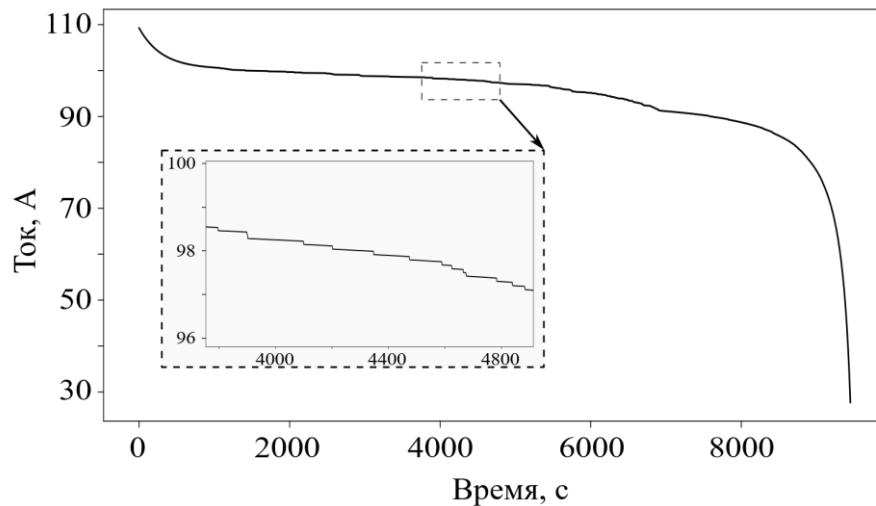


Рисунок 2.14 – График зависимости тока от времени через блок ЛИАБ

Падение тока в случаях выхода аккумулятора из строя подтверждает влияние отказа отдельных элементов на общий ток батарейного модуля. Эти изменения в токе можно наблюдать на графиках, где резкое снижение значений тока указывает на моменты отказов аккумуляторов.

Кроме того, для наглядного представления поведения БП в процессе работы аккумуляторных цепей построены графики зависимости тока от времени. Эти графики (рисунок 2.15) демонстрировали ключевые моменты срабатывания БП, а также изменения тока до и после выхода аккумуляторов из строя.

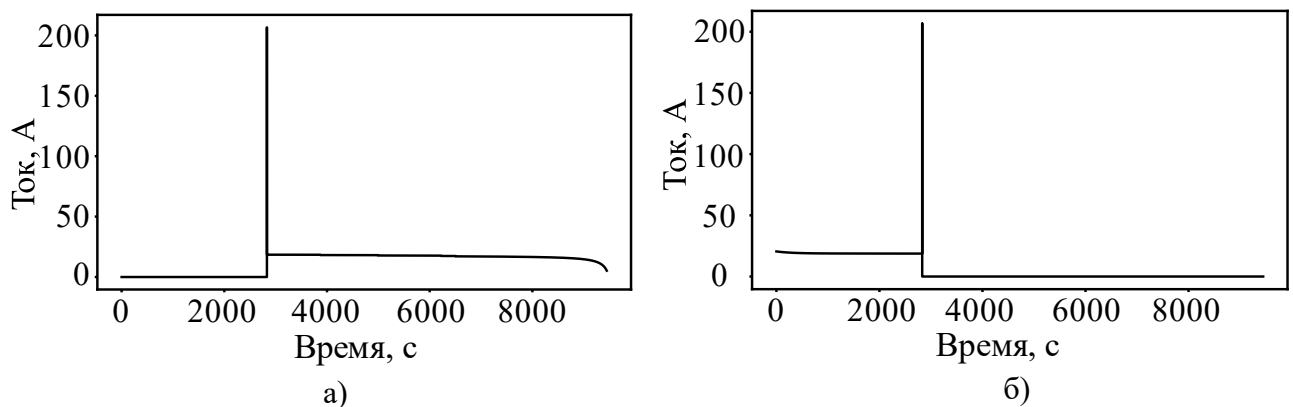


Рисунок 2.15 – График зависимости тока через БП К1 (а) и К2 (б) от времени

2.4 Алгоритм оценки внутреннего сопротивления и ЭДС модели литий-ионного аккумулятора с учетом изменения его характеристик

Ключевой задачей при моделировании адекватного аккумулятора является корректное описание физико-химических процессов, протекающих внутри

аккумулятора. Однако ухудшение эксплуатационных характеристик ЛИА со временем, таких как емкость и эффективность, требует разработки методов, учитывающих эффект деградации. В данном разделе предлагается алгоритм оценки внутреннего сопротивления и ЭДС с учетом деградационных изменений, что повышает точность прогнозирования и увеличивает надежность работы систем, использующих ЛИА. При этом расчетные значения выходного напряжения по модели Шеферда используются в качестве экспериментальных данных, а резистивная модель служит для проверки алгоритма.

Математические модели литий-ионного аккумулятора

1. Резистивная модель. Выходное напряжение $U_{\text{вых}}(t)$ в процессе разряда описывается выражением [149]:

$$U_{\text{вых}}(t) = E_0(t) - R_0(t)i_{\text{АК}}, \quad (2.23)$$

где $E_0(t)$ – ЭДС аккумулятора, В; $i_{\text{АК}}$ – ток разряда аккумулятора, А; $R_0(t)$ – внутреннее сопротивление аккумулятора, Ом.

2. Модель Шеферда. Данная эмпирическая модель описывается подробно в подразделе 2.1.1.

Для анализа динамики изменения внутреннего сопротивления и ЭДС с учетом эффекта деградации аккумулятора предложен следующий пошаговый алгоритм [150] (рисунок 2.16).

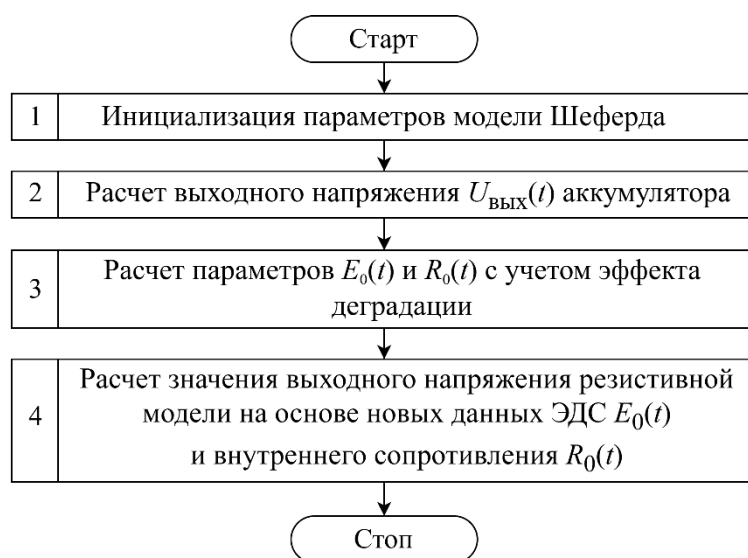


Рисунок 2.16 – Блок-схема алгоритма оценки внутреннего сопротивления и ЭДС модели ЛИА с учетом изменения его характеристик

1. Инициализация параметров модели Шеферда;

На этом этапе задаются начальные параметры модели Шеферда, включая начальное значение ЭДС E_0 , коэффициенты K , A , B , максимальная емкость Q_{max} , внутреннее сопротивление R_0 , ток разряда i_{AK} .

2. Расчет выходного напряжения $U_{\text{ВЫХ}}(t)$ аккумулятора;

На основе модели Шеферда рассчитываются выходные напряжения $U_{\text{ВЫХ}}(t)$ по формуле (2.1).

3. Расчет параметров $E_0(t)$ и $R_0(t)$ с учетом эффекта деградации;

Для оценки деградационных изменений параметров ЛИА, таких как ЭДС и внутреннее сопротивление, использованы результаты исследования [151]. Указанная работа демонстрирует, что снижение ЭДС в процессе разряда возрастает с 2,5% для нового аккумулятора до 6,9% – для аккумулятора, прошедшего эксплуатацию.

На основе результатов проведённого исследования выведены эмпирические зависимости, позволяющие рассчитывать ЭДС и внутреннее сопротивление ЛИА с учётом эффекта деградации:

$$E_0(t) = \frac{E_0 \cdot (T - x \cdot t)}{T}, \quad (2.24)$$

$$R_0(t) = \frac{E_0 - U_{\text{ВЫХ}}(t)}{i_{AK}}, \quad (2.25)$$

где $E_0(t)$ – значение ЭДС в момент времени t с учетом деградации; $R_0(t)$ – значение внутреннего сопротивления в момент времени t с учетом деградации; E_0 – исходное значение ЭДС (при $t = 0$); x – процентное уменьшение ЭДС в момент времени t , зависящее от состояния аккумулятора; T – время полного разряда аккумулятора; t – текущий момент времени в процессе разряда аккумулятора.

4. Расчет значения выходного напряжения резистивной модели на основе новых данных ЭДС $E_0(t)$, внутреннего сопротивления $R_0(t)$;

На основе пересчитанных значений ЭДС $E_0(t)$, внутреннего сопротивления

$R_0(t)$, вычисляются новые значения напряжения $U_{\text{вых}}(t)$ с учетом деградации по формуле (2.23).

Краткое описание алгоритма вычислительной программы

Для оценки внутреннего сопротивления и ЭДС с учётом деградации разработан алгоритм, реализованный на языке *Python* [152]. Благодаря своим широким возможностям для научных вычислений и моделирования, а также наличию множества специализированных библиотек, которые значительно упрощают процесс разработки и визуализации результатов [131], [153], *Python* представляет собой универсальный, эффективный язык для моделирования сложных процессов.

Алгоритм реализации программы состоит из следующих последовательных этапов:

1. Инициализация начальных параметров модели Шеферда;

В программу загружаются начальные параметры модели Шеферда, такие как начальное максимальное значение ЭДС E_0 , коэффициенты K , A , B , максимальная емкость Q_{max} , начальное внутреннее сопротивление R_0 , ток разряда i_{AK} .

2. Расчет выходного напряжения по модели Шеферда и резистивной модели.

На каждом шаге по времени выполняется расчет выходного напряжения по двум моделям: Шеферда и резистивной, в соответствии с формулами (2.1) и (2.23). Полученные значения напряжения записываются в предназначенные для них массивы данных для последующего анализа.

3. Разработка функции для расчета параметров с учетом эффекта деградации:

Данный этап является ключевым в алгоритме, поскольку он учитывает изменения эксплуатационных характеристик аккумулятора, вызванные процессами деградации. Разработанная функция производит вычисления по формулам (2.24) и (2.25), учитывая динамические изменения ЭДС и внутреннего сопротивления по времени. Кроме того, она обеспечивает хранение вычисленных данных, необходимых для дальнейших расчётов и анализа.

Данная функция выполняется следующими этапами:

3.1 Подготовка массивов данных;

На первом этапе создаются три пустых массива $R0_degraded$, $E0_degraded$ и $U_resis_degraded$, предназначенные для записи значений внутреннего сопротивления, ЭДС и выходного напряжения резистивной модели с учетом деградации соответственно.

3.2 Расчет значений резистивной модели с учетом эффекта деградации;

Для каждого момента времени на линейном участке кривой разряда выполняется расчет параметров внутреннего сопротивления $R_0(t)$, ЭДС $E_0(t)$ и выходного напряжения $U_{\text{вых}}(t)$ с учетом эффекта деградации на основе формул (2.23), (2.24) и (2.25). Результаты последовательно заносятся в соответствующие массивы.

3.3 Представление результатов.

Рассчитанные значения параметров резистивной модели выводятся для дальнейшей обработки, включая визуализацию на графиках.

4. Расчет параметров с учетом эффекта деградации и погрешности резистивной модели при сравнении с моделью Шеферда.

На этом этапе с помощью описанной выше функции рассчитываются значения внутреннего сопротивления, ЭДС и выходного напряжения резистивной модели с учетом эффекта деградации в зависимости от состояния аккумулятора. Одновременно вычисляется погрешность резистивной модели относительно эталонной модели Шеферда по формуле:

$$error = \frac{U_{\text{вых_резис.}}(t) - U_{\text{вых}}(t)}{U_{\text{вых}}(t)} \cdot 100\%, \quad (2.26)$$

где $error$ – погрешность между значениями напряжения резистивной модели и модели Шеферда; $U_{\text{вых_резис.}}(t)$ – выходное напряжение резистивной модели по времени; $U_{\text{вых}}(t)$ – выходное напряжение модели Шеферда.

Пример расчета внутреннего сопротивления и ЭДС аккумулятора с учетом эффекта деградации.

В рамках данной работы модель Шеферда применяется в качестве эталонной

для формирования экспериментальных данных, а резистивная модель – для проверки предложенного алгоритма. Параметры модели Шеферда приведены в таблице 2.1.

С учетом полученных данных ЭДС и сопротивления по формуле (2.24), (2.25) выполнено моделирование выходного напряжения резистивной модели для различных состояний аккумулятора. Результаты представлены в виде графиков (рисунок 2.17).

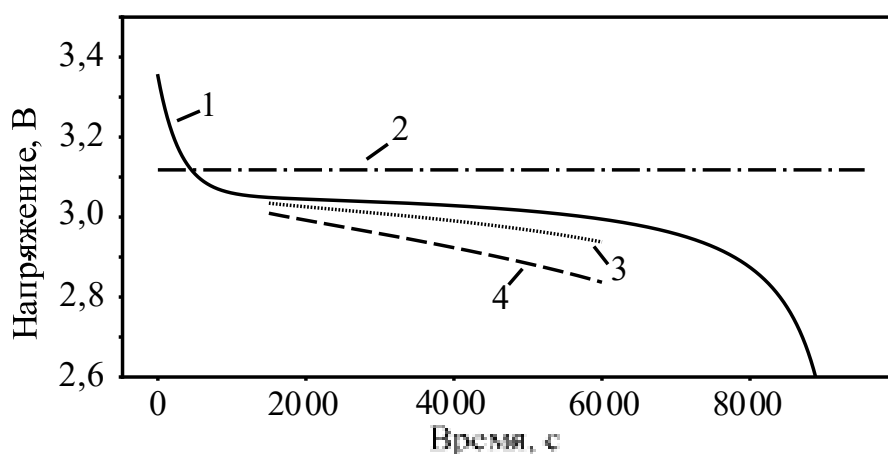


Рисунок 2.17 – Профиль напряжения модели Шеферда и резистивной модели в режиме разряда с учетом эффекта деградации:

- 1 – Модель Шеферда; 2 – Исходная резистивная модель; 3 – Резистивная модель с учетом эффекта деградации нового аккумулятора; 4 – Резистивная модель с учетом эффекта деградации эксплуатируемого аккумулятора

Анализ проведён на рабочем диапазоне эксплуатации аккумулятора, который составляет, примерно, от 1500 до 6000 секунд. В этом диапазоне заметно, что погрешность выходного напряжения резистивной модели по сравнению с моделью Шеферда постепенно увеличивается, достигая максимального значения в 4% на заключительной стадии процесса.

На основе данных исследований проведена оценка погрешности резистивной модели с учетом эффекта деградации при сравнении с моделью Шеферда. Результаты (рисунок 2.18) показывают, что для нового аккумулятора погрешность на линейном участке разряда плавно нарастает, достигая 2,0% к концу разрядного цикла. Для эксплуатируемого аккумулятора аналогичное увеличение погрешности составляет до 5,2%.

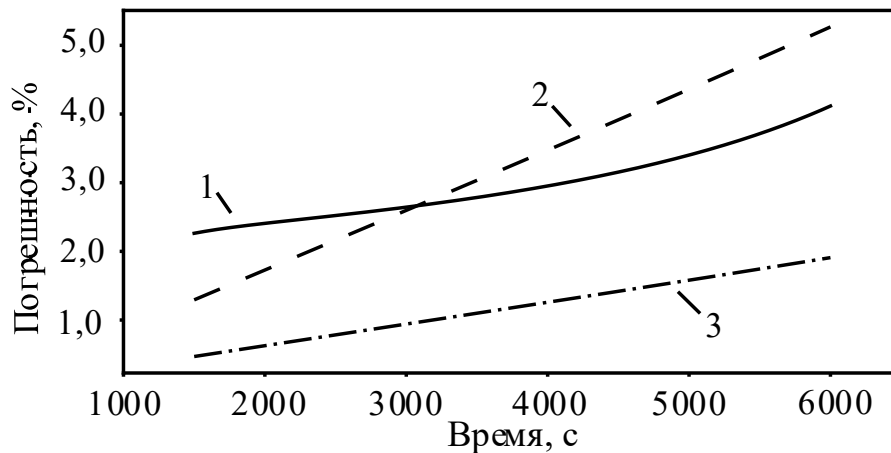


Рисунок 2.18 – График погрешности резистивной модели в случаях без учета и с учетом эффекта деградации при сравнении с моделью Шеферда:

1 – Погрешность исходной резистивной модели; 2 – Погрешность резистивной модели эксплуатируемого аккумулятора с учетом эффекта деградации; 3 – Погрешность резистивной модели нового аккумулятора с учетом эффекта деградации.

2.5 Выводы

В рамках проведенных исследований в данной главе получены следующие основные результаты:

- разработан и верифицирован алгоритм параметризации модели Шеферда. Предложенный алгоритм позволяет существенно повысить адекватность математической модели ЛИА. В результате корректировки параметров удалось снизить ошибку моделирования с 8,5% до 1,5%, что подтверждает высокую эффективность разработанного подхода.
- построена модель ЛИАБ для анализа аварийных режимов, в частности, для случая аварийного отключения неисправного аккумулятора с помощью БП. Модель описывает процесс срабатывания БП при обнаружении системой контроля предаварийного состояния аккумулятора.
- разработан алгоритм построения модели тока в батарейном модуле СНЭЭ. Данный алгоритм позволяет анализировать динамику изменения токов в батарее и батарейном модуле в предаварийном режиме в момент коммутации БП, что критически важно для оценки нагрузок на исправные аккумуляторы.
- предложен алгоритм оперативной оценки внутреннего сопротивления и ЭДС ЛИА, учитывающий эффект деградации электрохимической системы. Использование этого алгоритма повышает точность прогнозирования состояния

аккумулятора и, как следствие, надежность работы систем на его основе. Результаты апробации показали, что погрешность оценки на линейном участке разряда для нового аккумулятора не превышает 2,0%, а для эксплуатируемого – 5,2%.

Таким образом, представленные в главе модели и алгоритмы формируют научно-методический аппарат для повышения точности моделирования и прогнозирования работоспособности ЛИАБ в штатных и аварийных режимах.

ГЛАВА 3. МЕТОДИКА И АЛГОРИТМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПРЕДАВАРИЙНОГО СОСТОЯНИЯ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА

В данной главе представлен алгоритм, направленный на раннее обнаружение признаков предаварийных состояний путём анализа трёх измеряемых переменных аккумулятора, таких как напряжение, ток и температура. Алгоритм позволяет выявлять потенциально аварийные ситуации в работе аккумуляторных систем и принимать меры для их предотвращения.

3.1 Методика обнаружения признаков и прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора

Прогнозирование предаварийного состояния ЛИА играет ключевую роль в обеспечении их безопасной эксплуатации, позволяя предотвратить аварийные ситуации [154, 155]. Для решения данной задачи предлагается алгоритм, который достаточно точно фиксирует аномальное изменение параметров ЛИА путем отслеживания ключевых точек на характеристике сигнала, в которых меняется направление его тенденции. Основу алгоритма составляет экстраполяция временных рядов кубическим сплайном с последующим анализом скорости их изменения и оценкой ошибки прогноза. Для повышения точности прогнозирования в алгоритме предусмотрена корректировка на основе экспериментальных данных с датчиков. При тестировании алгоритма на имитационной модели в качестве входных данных применяются заранее подготовленные значения напряжения, имитирующие показания датчиков.

Алгоритм идентификации изменения направления измеряемого сигнала ЛИА включает следующие этапы [156]:

1) Загрузка и предобработка данных;

На первом этапе производится загрузка экспериментальных данных из CSV-файлов, содержащих временные ряды измеряемого сигнала аккумулятора. Алгоритм использует два основных набора данных:

- *interpolated_data_2.csv* – основной массив данных для анализа;
- *interpolated_data.csv* – эталонные данные для последующей оценки

точности прогноза.

С целью оптимизации вычислений объём обрабатываемого основного массива ограничивается, например, 1000 значениями. При превышении данного порога начальные записи удаляются, а временные метки обновляются для поддержания актуальности данных в итерационном вычислительном процессе.

2) Аппроксимация данных с помощью кубического сплайна;

Для получения гладкой и непрерывной функции, описывающей экспериментальные точки, применяется метод кубической сплайн-интерполяции [157-161]. Процедура построения сплайна включает несколько этапов.

2.1) Математическая основа сплайн-интерполяции;

Аппроксимирующая функция на каждом интервале между узлами данных представляет собой кубический полином вида [162]:

$$S(x) = \begin{cases} S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + \\ \quad + \frac{c_i(x - x_i)^2}{2} + \frac{d_i(x - x_i)^3}{6}, \\ x \in [x_{i-1}, x_i], i = 0, \dots, n \end{cases}, \quad (3.1)$$

где a_i, b_i, c_i, d_i – коэффициенты, подлежащие определению для каждого интервала аргумента $[x_i, x_{i+1}]$ функции $S(x)$. Общее количество неизвестных коэффициентов составляет $4(n - 1)$, где n – количество узлов интерполяции.

2.2) Формирование системы уравнений для определения коэффициентов сплайн-функции;

Система строится с учетом трех групп условий, обеспечивающих точность и гладкость результирующей кривой:

2.2.1) Условия интерполяции узловых точек;

Каждый сегмент сплайна $S_i(x)$, определённый на интервале $[x_i, x_{i+1}]$, должен точно проходить через соответствующие узловые точки. Это приводит к следующей системе условий:

$$S_i(x_i) = y_i, S_i(x_{i+1}) = y_{i+1}, \quad (3.2)$$

где y_i, y_{i+1} – заданное значение функции в узлах x_i, x_{i+1} ; $S_i(x)$ – кубический

полином, аппроксимирующий функцию на соответствующем участке.

2.2.2) Условия гладкости;

Для обеспечения непрерывности первой и второй производных на всей области определения должны выполняться условия в узлах:

– непрерывность первой производной:

$$S'_i(x_{i+1}) = S'_{i+1}(x_{i+1}), i = 1, 2, \dots, n-1, \quad (3.3)$$

– непрерывность второй производной:

$$S''_i(x_{i+1}) = S''_{i+1}(x_{i+1}), i = 1, 2, \dots, n-1, \quad (3.4)$$

Это исключает изломы и резкие изменения кривизны полученной функции.

2.2.3) Граничные условия.

Чтобы система уравнений для нахождения коэффициентов сплайна имела единственное решение, ее необходимо дополнить граничными условиями. Наиболее употребительным является случай так называемых «естественных» граничных условий. Они заключаются в том, что вторая производная сплайн-функции в начальной и конечной точках интервала принимается равной нулю:

$$S''_0(x_0) = 0, S''_{n-1}(x_n) = 0, \quad (3.5)$$

2.3) Построение системы уравнений для определения коэффициентов кубических сплайнов.

Для определения коэффициентов кубических сплайнов необходимо сформировать систему линейных уравнений, основанную на условиях интерполяции, гладкости и граничных требований. Ниже приведены основные соотношения, на основании которых строится данная система.

2.3.1) Условия прохождения через узлы;

Кубический сплайн $S_i(x)$ на интервале $[x_i, x_{i+1}]$ имеет вид:

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + \frac{c_i(x - x_i)^2}{2} + \frac{d_i(x - x_i)^3}{6}, \quad (3.6)$$

Требование прохождения сплайном через заданные точки приводит к уравнениям:

На левом конце отрезка:

$$a_i = y_i, \quad (3.7)$$

На правом конце отрезка:

$$a_i + b_i h_i + \frac{c_i h_i^2}{2} + \frac{d_i h_i^3}{6} = a_{i+1}, \quad (3.8)$$

где $h_i = x_{i+1} - x_i$ – интервал между соседними узлами.

2.3.2) Условия гладкости;

Для обеспечения гладкости аппроксимирующей функции в местах соединения сплайнов должны выполняться условия:

– непрерывность первой производной в точке x_{i+1} :

$$b_i + c_i \cdot h_i + \frac{d_i \cdot h_i^2}{2} = b_{i+1}, \quad (3.9)$$

– непрерывность второй производной в точке x_{i+1} :

$$c_i + d_i \cdot h_i = c_{i+1}, \quad (3.10)$$

2.3.3) Граничные условия.

Для замыкания системы задаются дополнительные условия на концах интервала. В данном случае используются условия естественного сплайна, когда вторые производные на концах равны нулю:

$$c_0 = 0, \quad (3.11)$$

$$c_{n-1} + d_{n-1} h_{n-1} = 0, \quad (3.12)$$

Полученные уравнения (3.7)–(3.12) составляют систему линейных алгебраических уравнений относительно коэффициентов a_i , b_i , c_i , d_i каждого сегмента сплайна $S_i(x)$, $i = 1, 2, \dots, n - 1$. Решение данной системы позволяет получить полную аппроксимацию заданных данных.

2.4) Решение системы уравнений.

На основании (3.10) можно выразить связь между коэффициентами соседних сплайнов. В частности, получаем:

$$d_i = \frac{c_{i+1} - c_i}{h_i}, \quad (3.13)$$

Подставляя (3.7) и (3.13) в (3.8), после преобразований получаем уравнение,

связывающее коэффициенты и значения сплайн-функции:

$$y_{i+1} - y_i = b_i h_i + \frac{c_i h_i^2}{2} + \frac{c_{i+1} - c_i}{6} h_i^2, \quad (3.14)$$

Преобразуем данное уравнение относительно коэффициента b_i , получаем:

$$b_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{h_i} - \left(\frac{c_{i+1} + 2c_i}{6} \right) h_i^2, \quad (3.15)$$

Преобразуем данное уравнение:

$$\frac{y_{i+1} - y_i}{h_i} - \left(\frac{c_{i+1} + 2c_i}{6} \right) h_i^2 + c_i h_i + \frac{(c_{i+1} - c_i) h_i}{2} = \frac{y_{i+2} - y_{i+1}}{h_{i+1}} - \left(\frac{c_{i+2} + 2c_{i+1}}{6} \right) h_{i+1}^2, \quad (3.16)$$

Упрощая выражение, получим:

$$c_{i+2} \frac{h_{i+1}^2}{6} + c_{i+1} \left(\frac{h_{i+1}^2}{3} - \frac{h_i^2}{6} + \frac{h_i}{2} \right) - c_i \left(\frac{h_i^2}{3} - \frac{h_i}{2} \right) = \frac{y_{i+2} - y_{i+1}}{h_{i+1}} - \frac{y_{i+1} - y_i}{h_i}, \quad (3.17)$$

Для упрощения расчётов принимается допущение о равномерном распределении узлов данных, то есть $h_i = h = const$ и обозначим коэффициенты (3.17) следующим образом:

$$\alpha = \frac{h^2}{6}, \beta = \frac{h^2}{6} + \frac{h}{2}, \gamma = \frac{h}{2} - \frac{h^2}{3}, \Delta = \frac{y_{i+2} - 2y_{i+1} + y_i}{h}, \quad (3.18)$$

Тогда (3.18) принимает вид:

$$\alpha c_{i+2} + \beta c_{i+1} + \gamma c_i = \Delta, \quad (3.19)$$

Полученная система линейных уравнений записывается следующим образом:

$$A c_i = \Delta_i, \quad (3.20)$$

где $c_i = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix}$, $\Delta_i = \begin{pmatrix} \Delta_1 \\ \Delta_2 \\ \vdots \\ \Delta_n \end{pmatrix}$, матрица A имеет вид:

$$\begin{pmatrix} \gamma_1 & \beta_1 & \alpha_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \gamma_2 & \beta_2 & \alpha_2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \gamma_3 & \beta_3 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \beta_{n-1} & \alpha_{n-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \gamma_n & \beta_n & \alpha_n \end{pmatrix}.$$

Векторно-матричное уравнение (3.20) с трехдиагональной матрицей может быть эффективно решено с помощью алгоритма прогонки (метод Томаса) [163, 164].

Алгоритм состоит из двух этапов: прямого хода и обратного хода вычислений:

1) Прямой ход вычислений;

На этом этапе матрица A преобразуется к виду, в котором матрица коэффициентов становится верхнетреугольной. Все элементы под главной диагональю последовательно исключаются.

1.1) Модификация диагональных коэффициентов;

Для $i = 2, 3, \dots, n$ выполняется равенство:

$$\tilde{\beta}_i = \beta_i - w_i \gamma_{i-1}, \quad (3.21)$$

где $w_i = \frac{\alpha_i}{\tilde{\beta}_{i-1}}$; α_i – элементы нижней диагонали (с индексами $i - 1$); β_i – элементы главной диагонали (с индексами i); γ_i – элементы верхней диагонали (с индексами $i + 1$).

1.2) Модификация правой части;

$$\tilde{\beta}_i = \delta_i - w_i \tilde{\beta}_{i-1}, \quad (3.22)$$

где δ_i – элементы правой части; $\tilde{\beta}_i$ – обновленные значения правой части.

После выполнения этих операций матрица A преобразуется таким образом:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\beta}_1 & \gamma_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \tilde{\beta}_2 & \gamma_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \tilde{\beta}_3 & \gamma_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \tilde{\beta}_{n-1} & \gamma_{n-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \tilde{\beta}_n & 0 \end{bmatrix}, \quad (3.23)$$

2) Обратный ход вычислений.

На этом этапе осуществляется вычисление коэффициентов c_i , начиная с последнего уравнения.

2.1) Вычисление значения коэффициента c_n :

$$c_n = \frac{\tilde{\delta}_n}{\tilde{\beta}_n}, \quad (3.24)$$

2.2) Последовательное вычисление остальных коэффициентов c_i :

$$c_i = \frac{\tilde{\delta}_i - \gamma_i c_{i+1}}{\tilde{\beta}_i}, i = n-1, n-2, \dots, 1, \quad (3.25)$$

В результате применения метода прогонки получается вектор коэффициентов c_i . Используя данные значения, можно вычислить остальные коэффициенты кубических сплайнов – b_i, d_i из уравнений (3.13) и (3.15), необходимые для построения полиномиальных интерполяционных функций на каждом интервале.

3) Обнаружение признака предаварийного состояния;

Для раннего обнаружения признаков предаварийного состояния ЛИА используется метод, основанный на анализе производной изменения сигнала. Ключевым этапом является расчет производной сигнала $S'(t)$ в реальном времени.

Для сглаживания флуктуации сигнала и выявления устойчивых трендов скорость изменения напряжения вычисляется как центральное скользящее среднее:

$$S'_i(t) \approx \frac{1}{\omega} \sum_{k=-m}^m \frac{S_{i+k+1} - S_{i+k}}{t_{i+k+1} - t_{i+k}}, \quad (3.26)$$

где $S'_i(t)$ – сглаженная скорость изменения напряжения в момент времени t_i ,

В/с; ω – размер окна усреднения (нечетное); $m = \frac{\omega-1}{2}$ – половина размера окна.

Алгоритм обнаружения признаков предаварийного состояния регистрирует начало потенциально критической ситуации при наличии двух последовательных скачков производной анализируемого сигнала напряжения ЛИА, что свидетельствует о резком изменении динамических процессов в аккумуляторе.

4) Визуализация результатов.

Для контроля корректности работы алгоритма выполняется визуализация результатов. График позволяет провести качественный анализ процесса аппроксимации, динамики изменения производной и визуально идентифицировать временные интервалы, соответствующие возникновению предаварийных состояний.

3.2 Идентификация предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его измеряемых сигналов

Измеряемые сигналы аккумулятора с датчиков несут информацию о его состоянии. При этом анализ данных сигналов позволяет обнаруживать предаварийное состояние ЛИА. В данном разделе приведены примеры идентификации предаварийного состояния ЛИА на основе анализа измеряемых сигналов, таких как напряжение, ток и температура аккумулятора.

3.2.1 Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его напряжения

На основе анализа экспериментальных данных, представленных в публикации [66] (рисунок 3), проведены два варианта расчёта модели напряжения ЛИА с использованием различных временных интервалов интерполяции.

В первом варианте шаг интерполяции составляет 1 секунду. Полученные результаты представлены на рисунке 3.1. Анализ построенных зависимостей позволяет выделить четыре характерные стадии процесса: устойчивое состояние, удержание, ускорение и отказ.

На первой стадии процесса заряда от t_0 до t_1 фиксируется плавный рост напряжения, что свидетельствует о стабильной работе аккумулятора. По завершении данного этапа наблюдается ускоренное увеличение напряжения от 3,6 до 4,2 В, указывающее на переход ко второй стадии – удержание. На интервале от t_1 до t_2 напряжение стабилизируется на

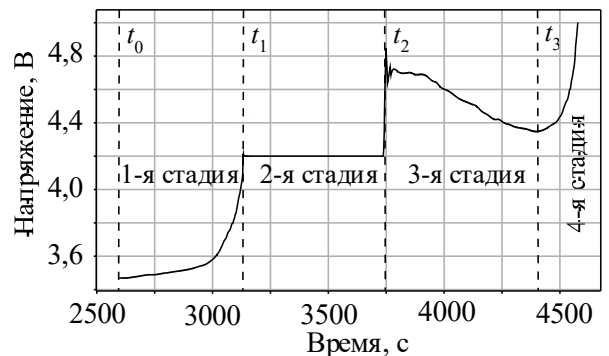


Рисунок 3.1 – График интерполяции экспериментальных данных кубическим сплайном с интервалом 1 с. в режиме заряда ЛИА

уровне 4,2 В и сохраняется неизменным в течение продолжительного времени. Однако при дальнейшем заряде наступает стадия ускорения, для которой характерен резкий скачок напряжения за короткий промежуток времени. Это свидетельствует о начале аномального процесса в аккумуляторе, который в дальнейшем приводит к отказу. Таким образом, признаком предаварийного состояния ЛИА является резкое изменение напряжения в переходный период

между стадиями устойчивого состояния, а также на начальной стадии ускорения, характеризующееся стремительным ростом напряжения.

Анализ экспериментальных данных показал, что наличие двух последовательных скачков напряжения может рассматриваться как признак приближения предаварийного состояния аккумулятора (рисунок 3.2). Оценка точности расчетов представлена на рисунке 3.3.

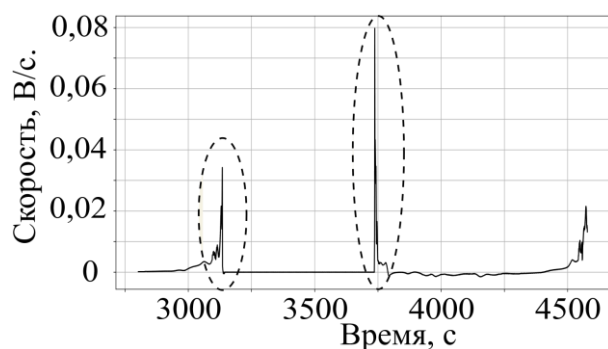


Рисунок 3.2 – График изменения производной напряжения ЛИА

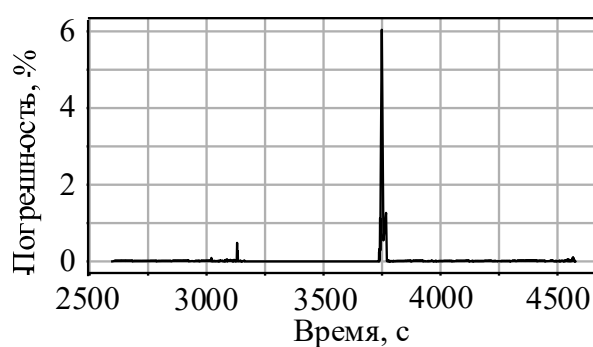


Рисунок 3.3 – Ошибка прогнозирования при интерполяции данных кубическим сплайном с интервалом 1 с.

Проведенный анализ подтверждает, что разработанный алгоритм обеспечивает достаточно высокую достоверность прогнозирования на протяжении всего процесса заряда. Максимальная относительная погрешность не превышает 6% и фиксируется в момент возникновения признака предаварийного состояния. Данный эффект обусловлен резким изменением напряжения за короткий промежуток времени, при котором кубическая интерполяция не успевает своевременно скорректировать направление.

При втором варианте расчета модели напряжения ЛИА используется интервал интерполяции 2 с. Результаты интерполяции и ее погрешность представлены на рисунке 3.4.

Анализ результатов показывает, что при увеличении интервала интерполяции максимальная ошибка может достигать 40%, что указывает на значительное снижение точности прогноза. Данный эффект обусловлен потерей детализации сигнала: чем больше интервал интерполяции, тем сложнее алгоритму корректно зафиксировать момент резкого изменения напряжения. Следовательно, выбор оптимального интервала интерполяции является важным фактором,

влияющим на точность прогнозирования предаварийного состояния аккумулятора.

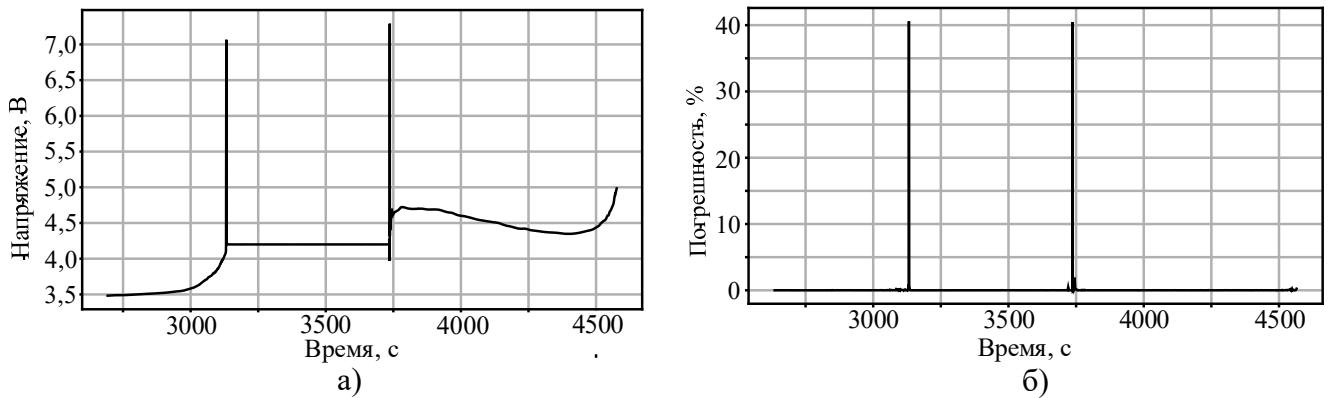


Рисунок 3.4 – Профиль напряжения (а) и ошибки (б) прогнозирования при интерполяции данных кубическим сплайном с интервалом 2 с.

3.2.2 Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его температуры

Для демонстрации работы алгоритма использованы экспериментальные данные, представленные на рисунке 4 из публикации [67].

На основе этих данных проведен анализ с интервалом в 1 секунду, и его результаты отображены на рисунке 3.5.

Изменение температуры можно разделить на четыре ключевых этапа, каждый из которых имеет свои характерные особенности:

- на первом участке, в течение первых 30 секунд от t_0 до t_1 , температура остается стабильной, что указывает на нормальное функционирование аккумулятора;

- на интервале времени от t_1 до t_2 температура линейно увеличивается до 145°C , что может свидетельствовать о постепенном повышении температуры в результате нормальной работы аккумулятора;

- на следующем участке, от t_2 до t_3 , наблюдается anomalous изменение температуры, которое можно разделить на два этапа:

- этап повышения температуры с 145°C до 157°C за 17 секунд, что является

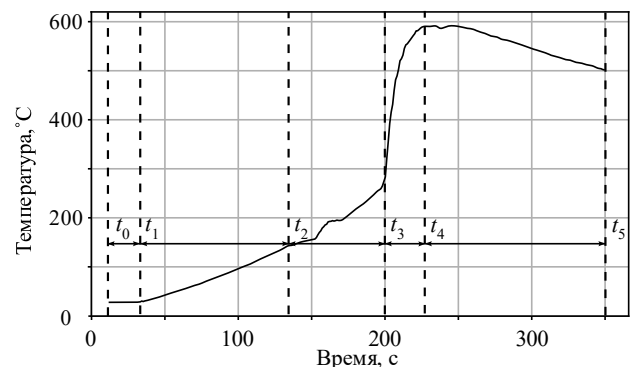


Рисунок 3.5 – График построения температурных данных сплайном с интервалом 1 с.

сигналом о начале ускоренного процесса нагрева в аккумуляторе;

– этап экспоненциального роста температуры с 157°C до 194°C за 18 секунд, что указывает на интенсивное самонагревание аккумулятора, возможное открытие предохранительного вентиля и выброс газов. На последнем участке этого интервала температура продолжает плавно увеличиваться в течение 18 секунд, после чего, в момент $t = 200$ секунд, происходит резкое повышение температуры, что трактуется как тепловой разгон.

Кроме того, для оценки характеристики изменения температуры в режиме перезаряда проведён анализ изменения производной температуры (рисунок 3.6). В большинстве наблюдается плавное изменение производной, что свидетельствует о медленном и стабильном процессе температурных изменений в ЛИА. Однако на интервале времени t от 195 до 220 секунд на графике чётко выделяется резкий пик производной, превышающий $23^{\circ}\text{C}/\text{с}$, за которым последует быстрое снижение.

Особое внимание заслуживает область в окрестности максимального пика, где производная температуры принимает характерное пилообразное поведение – чередование быстрых подъёмов и спадов. Такая форма кривой может указывать на нестабильность теплообменных процессов, что является одним из признаков предаварийного состояния ЛИА.

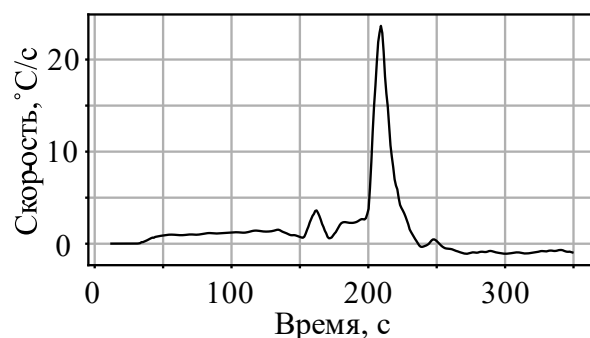


Рисунок 3.6 – Изменения производной температуры ЛИА

На рисунке 3.7 представлен график погрешности интерполяции в зависимости от времени. Как видно из графика, на большей части временного диапазона погрешность остаётся незначительной и колеблется в пределах от 0 до 0,5%. Однако на ряде участков наблюдаются резкие выбросы, свидетельствующие об ухудшении точности интерполяции.

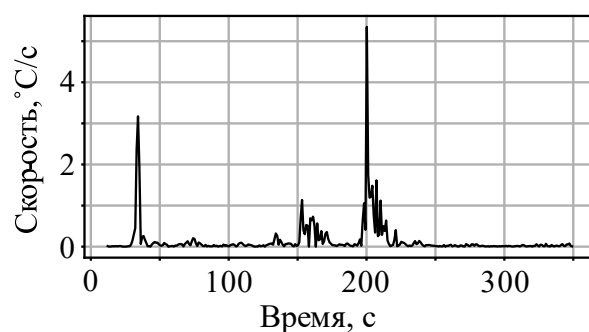


Рисунок 3.7 – Ошибка прогнозирования сплайном с интервалом 1 с.

Первый выраженный пик наблюдается вблизи момента времени $t = 40$ с., где значение погрешности достигает около 3%. Второй – максимальная ошибка расположена около $t = 200$ с., где максимальное отклонение превышает 5%. Дополнительные менее выраженные колебания погрешности наблюдаются в интервале времени от 140 с. до 180 с., что может быть связано с резкими изменениями сигнала.

Такие резкие скачки погрешности указывают на сложность прогнозирования сигнала в моменты его резких изменений, что является естественным явлением при работе с нестабильными процессами. Это требует внимательности при интерпретации данных и возможного применения адаптивных методов в таких случаях.

3.2.3 Пример идентификации предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе анализа его тока

Для верификации алгоритма использованы экспериментальные данные из работы [68], включающие зависимости температуры поверхности аккумулятора, температуры окружающей среды и массы батареи от времени (рисунок 4). На рисунке 3.8 диссертации приведена динамика тока с временным шагом 1 с., которая условно разделена на четыре стадии:

– стадия I (интервал от t_0 до t_1 , $t_0 = 0$ с., $t_1 = 1116$ с.): на протяжении данной стадии ток стабильно удерживается на уровне 5 А, что свидетельствует о нормальном режиме работы аккумулятора.

– стадия II (интервал от t_1 до t_2 , $t_1 = 1116$ с., $t_2 = 1477$ с.): наблюдается плавное снижение тока с 5 А до 4,1 А, что может быть вызвано увеличением внутреннего сопротивления. Такие изменения могут указывать на начальные стадии электрохимической деградации или возможное ухудшение теплового отвода.

– стадия III (интервал от t_2 до t_3 , $t_2 = 1477$ с., $t_3 = 1557$ с.): в течение

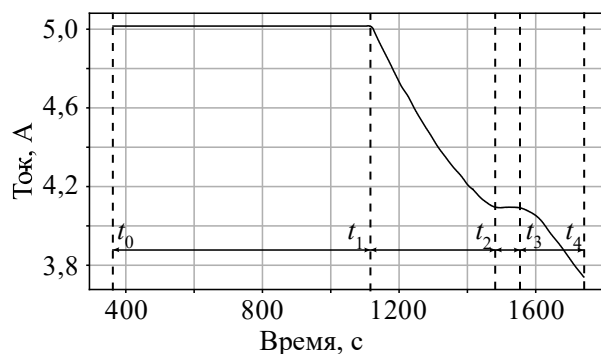


Рисунок 3.8 – График построения протекающего тока по аккумулятору сплайном с интервалом 1 с.

приблизительно 80 секунд ток стабилизируется на уровне около 4,1 А. Это может быть связано с временным восстановлением внутреннего равновесия, например, за счёт перераспределения лития в электродах или переходного выравнивания тепловых и ионных градиентов. Однако такая квазистабильность зачастую является обманчивой, и в данном случае она рассматривается как признак приближения аварийной ситуации, поскольку подобные плато нередко наблюдаются перед необратимыми изменениями в аккумуляторной системе.

– стадия IV (интервал от t_3 до t_4 , $t_3 = 1557$ с., t_4 определяется выходом ЛИА из строя): на заключительной стадии происходит резкое падение тока, что интерпретируется как наступление отказа. Это может быть обусловлено разрывом внутренней цепи, критическим возрастанием сопротивления, переходом в режим теплового пробоя.

График ошибки прогнозирования представлен на рисунке 3.9. Результаты показывают, что погрешность минимальна на стабильном участке сигнала, что подтверждает эффективность алгоритма в условиях плавного изменения тока. Резкое увеличение ошибки (до 0,175%) наблюдается в момент крутого спада тока, когда происходит скачкообразное изменение тока. Это связано с ограниченной способностью сплайна точно аппроксимировать острые изломы кривой. Следовательно, алгоритм демонстрирует наибольшую точность при прогнозировании сигналов без резких изменений направления сигнала.

Для идентификации признака предаварийного состояния ЛИА проведен анализ производной изменения тока, результат которого представлен на рисунке 3.10.

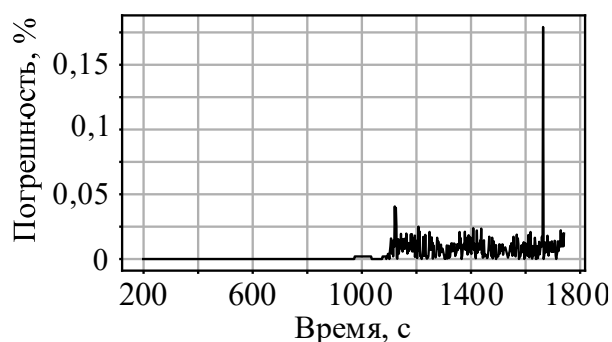


Рисунок 3.9 – Ошибка прогнозирования тока аккумулятору сплайном с интервалом 1 с.

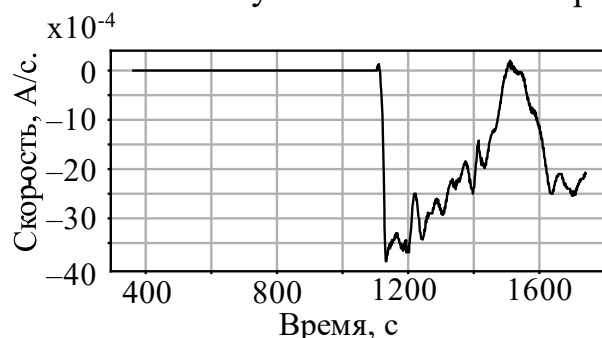


Рисунок 3.10 – Производная изменения тока при прогнозировании сплайном с интервалом 1 с.

На первой стадии ток ЛИА имеет стабильный характер, следовательно, производная тока практически не изменяется.

На второй стадии производная тока по абсолютному значению резко увеличивается. В момент перехода тока от второй стадии к третьей производная быстро уменьшается до нуля, что можно считать признаком предаварийного состояния ЛИА.

3.3 Алгоритм прогнозирования предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора в реальных условиях эксплуатации

3.3.1 Методика построения алгоритма прогнозирования на основе анализа сигналов напряжения в реальных условиях эксплуатации

Для оптимизации вычислительных ресурсов и обеспечения работоспособности в реальном времени в алгоритме реализован комплекс технических решений по управлению данными:

- удаление устаревших данных, не используемых в текущем аналитическом цикле;
- применение алгоритма скользящего окна для ограничения объема одновременно обрабатываемой информации;
- итеративная актуализация прогнозных значений по мере поступления новых измерений.

Структура алгоритма (рисунок 3.11), реализованного на языке *Python*, включает последовательность следующих операций:

1) Первичный сбор данных. На этом этапе осуществляется дискретное измерение значений напряжения с фиксированным интервалом 1 с. Формируется исходная выборка данных (например, 20 последовательных измерений) для последующего анализа;

2) Прогнозирование значений сигнала. Вычисляется будущее значение напряжения с временным интервалом 1 секунда (см. формулы построения кубического сплайна в разделе 3.1);

3) Коррекция прогноза. Измеренное значение напряжения, полученное от датчика в момент времени, соответствующего прогнозу, используется для

корректировки результата прогнозирования. Синхронизация момента измерения и прогнозирования осуществляется программным управлением датчиков;

4) Анализ производной изменения сигнала. Расчёт выполняется по формуле (2.26) для производной на основе дискретного центрального скользящего среднего;

5) Адаптация шага интерполяции. В зависимости от значений производной напряжения осуществляется динамическая регулировка временного шага:

5.1) Если производная сигнала превышает пороговое значение (например 0,001 В/с.), то временной интервал интерполяции уменьшается до 0,1 с.;

5.2) Иначе временной интервал интерполяции сохраняется на уровне 1 с.

6) Управление объемом данных. Для повышения эффективности работы алгоритма реализован механизм управления объёмом данных. В частности, если количество сохранённых измерений превышает определенное значение, например, 1000, то при каждом новом поступлении значения в массив данных сохраняется только последнее (прогнозируемое) значение, тогда как самое раннее автоматически удаляется. Такой подход позволяет ограничить размер массива, предотвращая перегрузку оперативной памяти и одновременно обеспечивая актуальность прогноза.

7) Итерационный процесс. Этапы 2–6 повторяются в цикле обработки данных.

8) Идентификация предаварийного состояния ЛИА. В рассматриваемом примере признаком будет являться наличие двух скачкообразных изменений

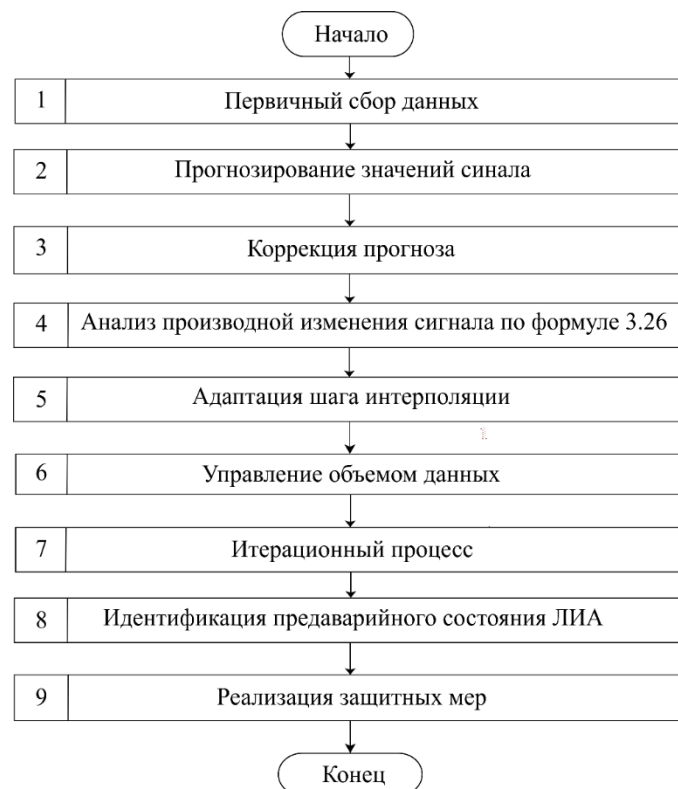


Рисунок 3.11 – Блок-схема алгоритма прогнозирования предаварийного состояния ЛИА на основе интерполяции экспериментальных данных

производной измеряемого сигнала напряжения;

9) Реализация защитных мер. При обнаружении признака предаварийного состояния формируется сигнал для активации байпасного переключателя с целью отключения потенциально опасного аккумулятора. В случае отсутствия признаков алгоритм продолжает работу до момента поступления сигнала о завершении эксплуатации ЛИА.

Отметим, что разработанный алгоритм ориентирован на применение с призматическими литий-ионными фосфатными аккумуляторами номинальной емкостью 40 А·ч и габаритами 46 мм × 116 мм × 180,5 мм (толщина × ширина × высота). Для применения алгоритма к другим типам ЛИА в реальных условиях эксплуатации необходимо определить соответствующие признаки предаварийного состояния, отражающие особенности конкретной аккумуляторной технологии.

3.3.2 Пример прогнозирования признака предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора в реальных условиях эксплуатации

В данном подразделе представлены результаты тестирования алгоритма на экспериментальных данных, полученных с рисунка 3 публикации [66]. Указанный источник рассматривается в качестве аналога данных, поступающих от датчиков.

На рисунке 3.12 представлены результаты исследования. Для повышения наглядности и сокращения вычислительной нагрузки временной ряд визуализирован в виде двух последовательных участков (например, по 1000 отсчётов).

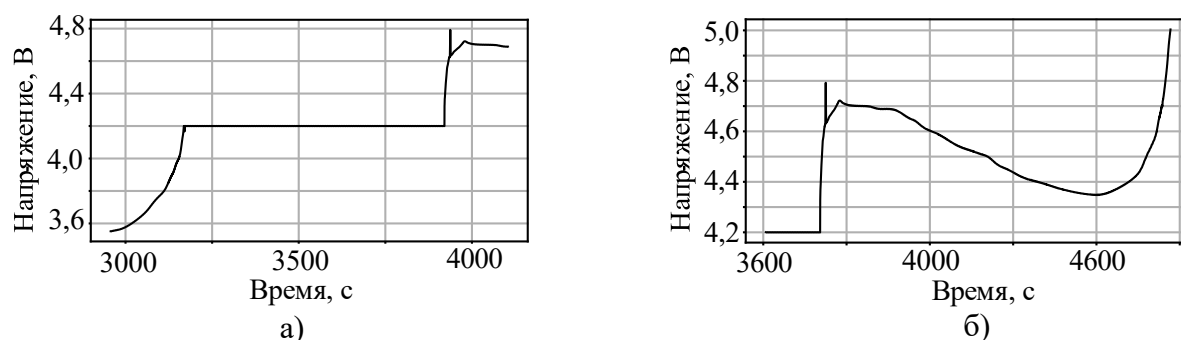


Рисунок 3.12 – Профиль напряжения аккумулятора при интерполяции кубическим сплайном на основе экспериментальных данных с интервалом 1 с.:

- а) Профиль напряжения аккумулятора до удаления начальных значений; б) Профиль напряжения аккумулятора после удаления начальных значений.

Оценка погрешности прогноза (рисунок 3.13) демонстрирует достаточно высокую точность работы алгоритма во всем диапазоне измерений. Максимальная

относительная погрешность не превышает 3,5%, что подтверждает эффективность предложенной методики для практического применения.

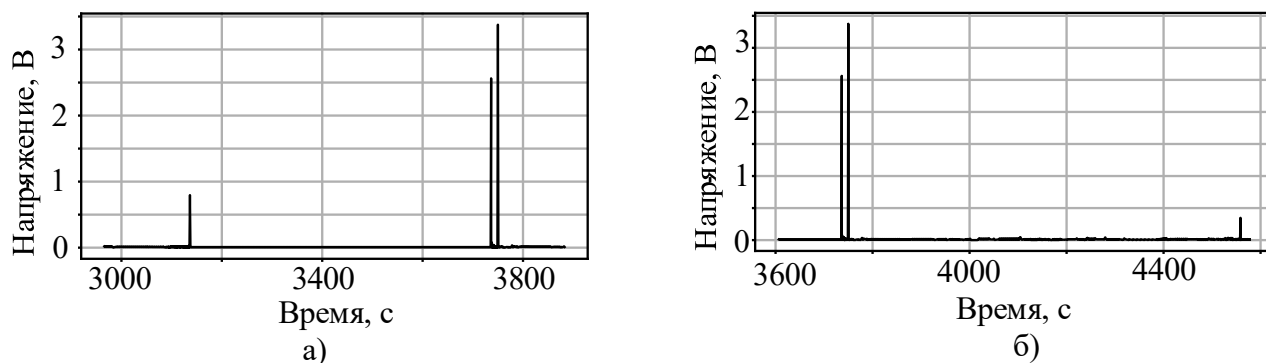


Рисунок 3.13 – Ошибка прогнозирования при интерполяции данных кубическим сплайном на основе экспериментальных данных с интервалом 1 с.: а) Ошибка прогнозирования напряжения аккумулятора до удаления начальных значений; б) Ошибка прогнозирования напряжения аккумулятора после удаления начальных значений.

3.4 Алгоритм оценки температуры электрохимической среды литий-ионного аккумулятора на основе внешних датчиков

При решении задачи прогнозирования важна оценка теплового состояния ЛИА. В рамках данного раздела предлагается алгоритм оценки внутренней температуры аккумулятора на основе показаний трёх поверхностных температурных датчиков и анализа изменения напряжения. Это особенно актуально, когда непосредственное измерение внутренней температуры ЛИА затрудняется из-за конструктивных ограничений или соображений безопасности.

Установлено, что поверхностная температура всегда ниже внутренней вследствие наличия теплового сопротивления между слоями [90], [165]. Для компенсации этого расхождения предложено ввести коэффициент коррекции, зависящий от режима эксплуатации (заряд/разряд) и характера изменения напряжения. Данный подход позволяет оценивать значение внутренней температуры по результатам поверхностных измерений [166].

Расчёт коэффициентов коррекции в различных режимах работы ЛИА

Ключевым этапом алгоритма является расчет коэффициента коррекции. Для конкретного типа ЛИА в ходе этапа экспертной оценки регистрируются экспериментальные данные, включающие значения внутренней и поверхностной температуры, а также напряжения аккумулятора. На основе этих данных

вычисляется коэффициент коррекции, характеризующий связь между температурой на поверхности корпуса и температурой внутри аккумулятора.

Процесс расчёта коэффициента коррекции включает несколько последовательно выполняемых шагов (рисунок 3.14), представленных ниже:

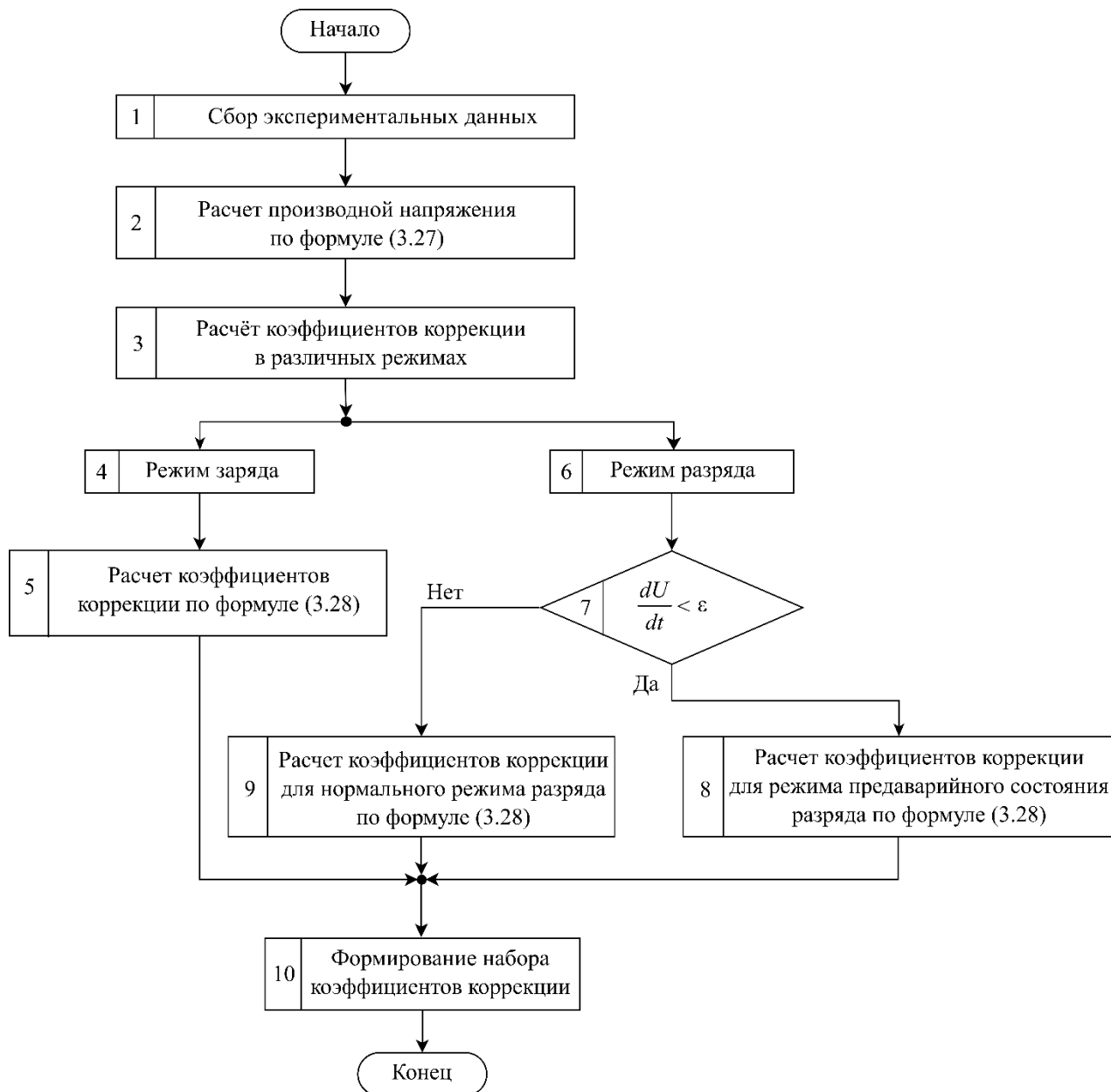


Рисунок 3.14 – Алгоритм расчета коэффициентов коррекции в различных режимах работы

1. Сбор экспериментальных данных;

На начальном этапе для исследуемого ЛИА осуществляется сбор экспериментальных данных в динамическом режиме. Регистрируются следующие параметры:

– внутренней температуры $T_{\text{внут.}}(t)$, °С;

- температуры поверхности корпуса $T_{\text{поверх.}}(t)$, °C;
- напряжения аккумулятора $U(t)$, В.

Данные регистрируются как в ходе заряда, так и в ходе разряда, с равномерными временными интервалами, например, 1 с.

2. Оценка производной напряжения по скользящему линейному приближению;

Для отслеживания динамики состояния аккумулятора, в частности, для выявления перехода в режим теплового разгона, вычисляется производная напряжения по времени $\frac{dU}{dt}$ с использованием метода скользящего линейного приближения.

Метод заключается в последовательной линейной аппроксимации сигнала на скользящем окне фиксированной длины N . На каждом шаге для набора из N последовательных точек (t_i, U_i) строится линейная модель $U(t) = at + b$ методом наименьших квадратов. Угловой коэффициент a интерпретируется как приближённое значение производной напряжения по времени на данном участке. Коэффициент a рассчитывается по формуле линейной регрессии [167]:

$$\frac{dU}{dt} = a = \frac{N \sum t_i U_i - \sum t_i \sum U_i}{N \sum t_i^2 - (\sum t_i)^2}, \quad (3.27)$$

где N – размер окна; t_i – момент времени, в который проводилось измерение напряжения, с.; U_i – значения напряжения, соответствующие моментам времени t_i , В.

Рассчитанные значения производной $\frac{dU}{dt}$ анализируются для обнаружения аномалий. Факт резкого изменения состояния аккумулятора, связанный с началом теплового разгона, фиксируется при превышении модулем производной заданного порогового значения ε : $\frac{dU}{dt} > \varepsilon$. Оптимальные значения ширины окна N и порога ε подбираются эмпирически на основе характеристик конкретного набора данных.

3. Расчёт коэффициента коррекции в различных режимах:

Для учёта особенностей теплового состояния аккумулятора в разных условиях коэффициент коррекции рассчитывается отдельно для режимов заряда и разряда.

3.1 Режим заряда.

В режиме заряда изменение напряжения, как правило, отличается большей предсказуемостью, а температурный градиент между внутренними и поверхностными слоями аккумулятора остается незначительным. Коэффициент коррекции описывается набором параметров a , b , c и d , которые определяются на основе кубической полиномиальной модели:

$$T_{\text{внут.}}(t) = a \cdot T_{\text{поверх.}}^3(t) + b \cdot T_{\text{поверх.}}^2(t) + c \cdot T_{\text{поверх.}}(t) + d, \quad (3.28)$$

где $T_{\text{внут.}}(t)$, $T_{\text{поверх.}}(t)$ – значения внутренней и поверхностной температуры в момент времени t ; a , b , c , d – параметры кубической модели, определяемые методом наименьших квадратов [168].

3.2 Режим разряда.

В режиме разряда тепловые процессы характеризуются выраженной нелинейностью, особенно при резких изменениях напряжения. В связи с этим расчёт коэффициента коррекции осуществляется с учётом характера изменения напряжения во времени. Выделяются два характерных сценария:

– при $\frac{dU}{dt} < \varepsilon$, разница между внутренней и поверхностной температурами

остается незначительной;

– при $\frac{dU}{dt} \geq \varepsilon$, наблюдаются резкие изменения внутренней температуры и

значительное отклонение от поверхностной температуры.

В обоих сценариях используется модель (3.28), однако параметры a , b , c , d определяются для каждого случая отдельно, что обеспечивает более точное описание теплового состояния аккумулятора в изменяющихся условиях эксплуатации.

4. Формирование набора значений коэффициента коррекции.

По результатам анализа формируется база коэффициентов коррекции, который включает:

- набор параметров a , b , c и d для режима заряда;
- отдельные наборы коэффициентов a , b , c и d для каждого сценария в режиме разряда, определённых на основе величины производной изменения напряжения.

Полученные параметры используются в дальнейшем для оценки текущего теплового состояния аккумулятора в реальном времени на основе данных с поверхностных датчиков температуры.

Оценка внутренней температуры с использованием коэффициентов коррекции

После выполнения предварительного расчета значений коэффициентов коррекции для различных режимов эксплуатации обеспечивается возможность реконструкции внутренней температуры аккумулятора в режиме реального времени на основе поверхностных температурных и электрических параметров.

Алгоритм оценки включает следующие этапы (рисунок 3.15):

1. Сбор экспериментальных данных;

В процессе работы системы мониторинга осуществляется непрерывная регистрация параметров:

- значения поверхностной температуры с трех датчиков, расположенных в пространстве по координатным осям: $x(t)$, $y(t)$, $z(t)$ в момент времени t , °C;
- значение напряжения $U(t)$ в те же временные моменты t , В;
- производная напряжения $\frac{dU}{dt}$, при необходимости, $B \cdot c^{-1}$.

Полученный поток данных используется для оперативной оценки текущего теплового состояния.

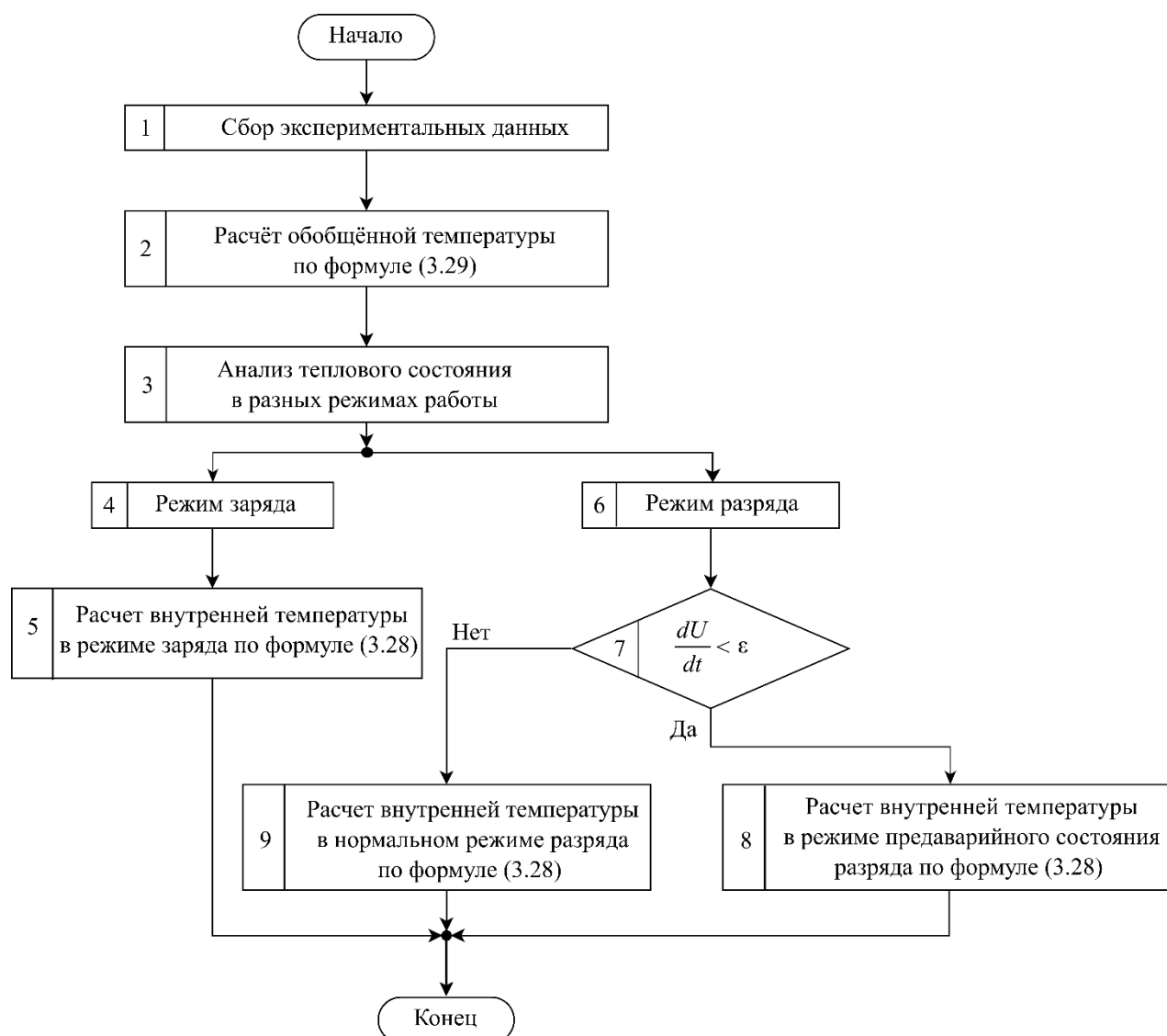


Рисунок 3.15 – Блок-схема алгоритма оценки внутренней температуры с применением коэффициентов коррекции

2. Расчёт обобщённой температуры;

Для предварительной оценки динамики температуры внутри электрохимической среды аккумулятора вводится промежуточный показатель – обобщённая температура $T_{\text{поверх.}}(t)$. Данный параметр интегрирует информацию о состоянии поверхности и косвенно характеризует динамику внутренней температуры:

$$T_{\text{поверх.}}(t) = \frac{\sqrt{x(t)^2 + y(t)^2 + z(t)^2}}{3}, \quad (3.29)$$

3. Анализ теплового состояния в разных режимах работы;

В зависимости от текущего режима работы аккумулятора (заряд/разряд) и

характера изменения напряжения производится выбор соответствующего набора предварительно определённых коэффициентов коррекции a , b , c и d .

Внутренняя температура $T_{\text{внут.}}(t)$ ЛИА в каждый момент времени вычисляется по кубической модели (3.28). Параметры модели a , b , c и d выбираются в соответствии с текущим сценарием теплового поведения аккумулятора, определяемым по величине производной напряжения $\frac{dU}{dt}$.

Пример совместного анализа напряжения и температуры ЛИА

В рамках исследования проведён комплексный анализ взаимосвязи температурных характеристик и характеристик по напряжению ЛИА. Целью анализа являлась оценка коэффициентов коррекции, количественно описывающих разницу между внутренней и поверхностной температурами в различных режимах эксплуатации. Расчёты выполнены на основе экспериментальных данных, приведенных в публикации [169] (рисунки 5c, 5d), для плоского аккумулятора формата CR2032.

Для повышения достоверности результатов данные о температуре были предварительно усреднены, что позволило получить обобщенную характеристику температурного распределения в аккумуляторе на протяжении полного цикла его работы. Визуализированные результаты данного анализа представлены на рисунках 3.16 и 3.17.

Анализ рисунка 3.16 позволяет заключить, что в процессе заряда расхождение между температурой внутренних слоев и поверхности аккумулятора пренебрежимо мало во всем диапазоне рабочих условий. Как показано на рисунке 3.17, на первых этапах разрядного режима это расхождение также минимально, однако по мере роста глубины разряда наблюдается существенное увеличение градиента температур. Таким образом, в штатных условиях эксплуатации поверхностная температура адекватно отражает динамику изменений внутренней температуры. В ситуациях, приближающихся к аварийным (предаварийное состояние), возникает значительная временная задержка в теплопереносе от внутренних слоев к поверхности, что приводит к резкому возрастанию внутренней

температуры при ее относительно медленном изменении на корпусе аккумулятора.

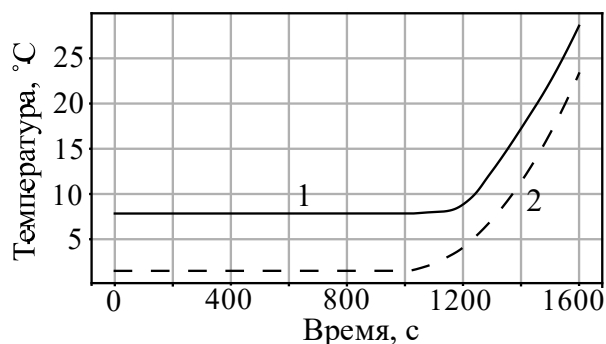


Рисунок 3.16– Динамика внутренней (1) и поверхностной (2) температуры в режиме заряда

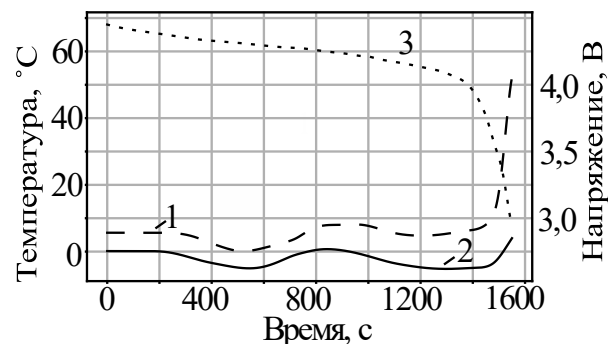


Рисунок 3.17 – Динамика внутренней (1), поверхностной (2) температуры и напряжения (3) в режиме разряда

Для реализации алгоритма оценки внутренней температуры по внешним измерениям критическое значение имеет этап сбора и предварительной обработки данных. Получаемые с датчиков сигналы температуры и напряжения требуют оцифровки с использованием аналогово-цифрового преобразователя (АЦП). Так, для наших задач можно использовать 12-разрядный преобразователь, обеспечивающий следующее разрешение для измеряемых величин:

$$\Delta = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^n - 1}, \quad (3.31)$$

где x_{\max} , x_{\min} – максимальное и минимальное значения температуры диапазона измерения; n – разрядность АЦП.

Для корректной регистрации быстродинамических процессов АЦП должен обеспечивать достаточную частоту дискретизации. Минимальная частота дискретизации для заданной точности Δ_x определяется по выражению:

$$f_{\min} = \frac{\text{Max}\left(\frac{dx}{dt}\right)}{\Delta_x}, \quad (3.32)$$

где $\text{Max}\left(\frac{dx}{dt}\right)$ – максимальная производная сигнала.

В данной работе диапазон измерения температуры составляет от -10°C до $+30^\circ\text{C}$. Согласно формуле (3.31), минимальное разрешение измерения температуры составляет примерно $0,0098^\circ\text{C}$. Для напряжения – диапазон измерения составляет

от 2 В до 5 В, что соответствует минимальному разрешению порядка 0,0007 В. Таким образом, 12-разрядный АЦП позволяет проводить измерение с точностью до 0,01 для напряжения и температуры, что обеспечивает высокую точность оценки внутренней температуры аккумулятора.

Экспериментально установлено, что максимальная скорость изменения температуры не превышает 0,122 °С/с, а для напряжения – не более 0,5 В/с. Согласно формуле (3.32), для сигнала с максимальной скоростью изменения (в данном случае – напряжения), минимальная необходимая частота дискретизации составляет 50 Гц. Согласно теореме Котельникова (Найквиста), частота дискретизации должна быть не менее удвоенной максимальной частоты сигнала:

$$f_s \geq 2f_{\text{макс}}, \quad (3.33)$$

Учитывая, что характерные времена процессов в аккумуляторе составляют единицы секунд, частота дискретизации 100 Гц гарантирует корректное восстановление сигналов. Современные 12-разрядные АЦП, такие как ADS7828, LTC1298, удовлетворяют требованиям:

- минимальное разрешение измерений не менее 0,01 °С и 0,01 В;
- частота дискретизации: до 1 кГц, что обеспечивает значительный запас по сравнению с расчетным минимумом.

Это подтверждает возможность реализации предложенного алгоритма в системах реального времени для мониторинга состояния ЛИА.

Анализ внутренней температуры в режиме заряда

Для оценки внутренней температуры в процессе заряда по данным внешних датчиков рассчитаны коэффициенты коррекции. На рисунке 3.18 представлена абсолютная погрешность между измеренной внутренней и рассчитанной температурами.

Анализ показывает, что в начальный период заряда погрешность стабилизируется на уровне примерно 6,3 °С. По мере развития процесса наблюдается устойчивая тенденция к её снижению, с достижением минимального значения около 4,7 °С.

Для оценки внутренней температуры применен метод наименьших квадратов по формуле (3.28). В результате получен набор параметров кубической модели:

$$a = -0,002; b = 0,072; c = 0,29; d = 7,201$$

Результаты аппроксимации температуры с использованием коэффициентов коррекции представлены на рисунках 3.19 и 3.20.

Как видно, полученные значения хорошо коррелируют с реальной внутренней температурой. Максимальная абсолютная погрешность не превышает $0,85\text{ }^{\circ}\text{C}$, что свидетельствует о достаточной для практического применения эффективности предложенного метода оценки теплового состояния ЛИА в режиме заряда.

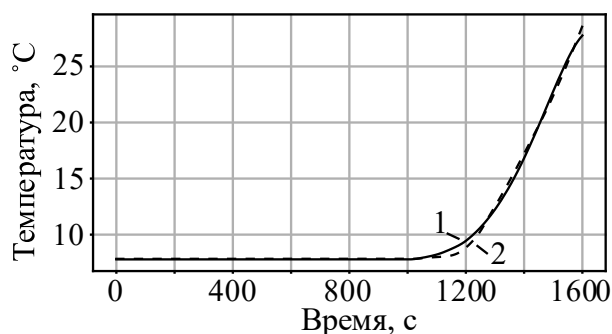


Рисунок 3.19 – Фактическая внутренняя (2) температура и расчетная внутренняя (1) температура с учетом коэффициентов коррекции в режиме заряда

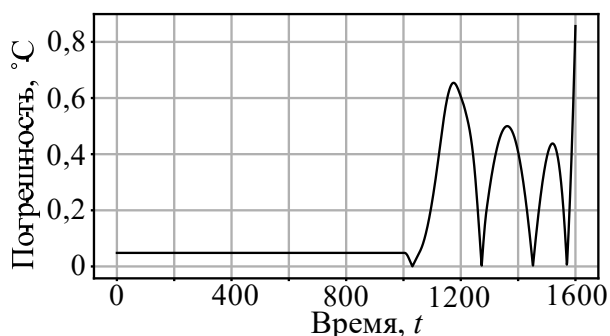


Рисунок 3.20 – Абсолютная погрешность расчета внутренней температуры с учетом коэффициентов коррекции в режиме заряда

Анализ внутренней температуры в режиме разряда

Дальнейшее исследование посвящено оценке температурного режима аккумулятора в процессе разряда. На рисунке 3.21 представлена абсолютная погрешность между внутренней и внешней температурами в данном режиме.

Для анализа используется

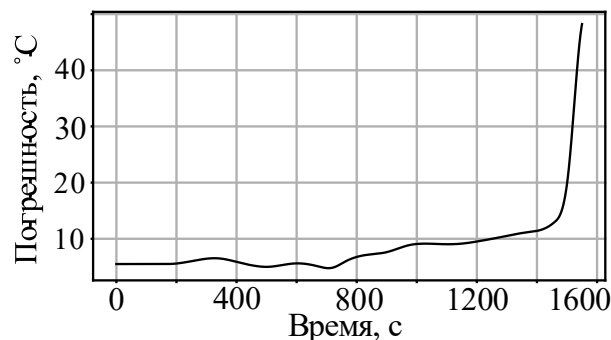


Рисунок 3.21 – Абсолютная погрешность между внутренней и внешней температурами в режиме разряда

производная напряжения, вычисленная как коэффициент наклона a линейной регрессии (см. формулу (3.27)). В данной работе размер скользящего окна N принят равным 5, а пороговое значение производной $\varepsilon = 0,037$ В/с. По величине производной выделены два характерных участка:

1. Нормальный рабочий режим;

На начальном участке разряда низкое значение производной напряжения ($|\frac{dU}{dt}| \leq \varepsilon$) свидетельствует о стабильном рабочем режиме. Разность между внутренней и поверхностной температурами незначительна, средняя погрешность составляет около 5°C . Для оценки внутренней температуры по формуле (3.28) использованы параметры:

$$a = -0,053; b = -0,283; c = 0,587; d = 6,534$$

2. Режим, приближающийся к предаварийному состоянию ЛИА.

На заключительном участке разряда превышение порога производной ($|\frac{dU}{dt}| > \varepsilon$) указывает на переход к критическому режиму. Наблюдается резкий рост температурного градиента между внутренними слоями и поверхностью аккумулятора – максимальная абсолютная погрешность достигает 48°C , что свидетельствует о существенном расхождении между непосредственной и косвенной оценками температуры. Для данного участка параметры модели (3.28) имеют значения:

$$a = -0,041; b = 0,132; c = 6,183; d = 28,949$$

Результаты оценки внутренней температуры и соответствующая погрешность для обоих сценариев представлены на рисунках 3.22, 3.23.

На рисунке 3.22 вертикальной линией отмечен момент, когда производная напряжения превышает заданный порог ε . Результаты демонстрируют высокую точность предложенного метода: в нормальном режиме погрешность не превышает $3,1^\circ\text{C}$, а в предаварийном состоянии – не более 1°C . Максимальная абсолютная погрешность на всем диапазоне составляет около 3°C , что значительно ниже погрешности оценки без коррекции. Это подтверждает целесообразность

применения предложенного метода для мониторинга теплового состояния ЛИА в условиях, приближающихся к аварийным.

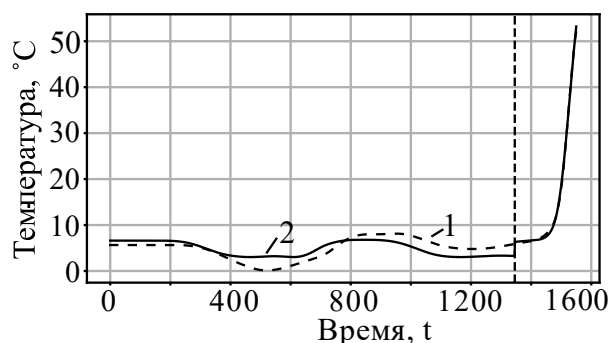


Рисунок 3.22 – Фактическая внутренняя температура (1) и расчётная внутренняя температура (2) с учётом коэффициентов коррекции в режиме разряда

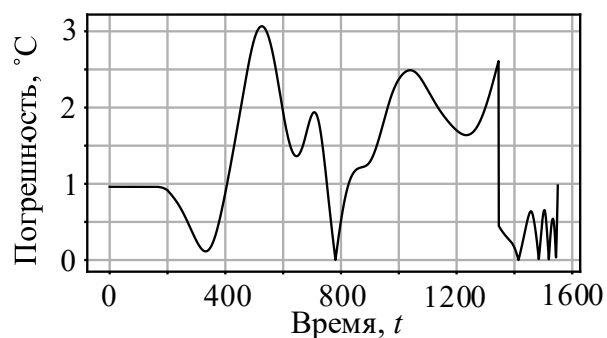


Рисунок 3.23 – Абсолютная погрешность расчета внутренней температуры с учетом коэффициентов коррекции в режиме разряда

3.5 Оценка цифрового дифференцирования сигнала литий-ионного аккумулятора в условиях реальной эксплуатации

Одной из ключевых трудностей, возникающих при реализации операции численного дифференцирования в условиях реальных измерений, является повышенная чувствительность данной процедуры к высокочастотным шумовым составляющим. Поскольку помехи неизбежно присутствуют в каналах сбора данных, их влияние при вычислении производной многократно усиливается, что приводит к существенному искажению результата. В частности, применение традиционных алгоритмов, таких как алгоритм центральных разностей, к зашумлённым реализациям сигналов вызывает возникновение интенсивных ложных флуктуаций в оценке производной. Это маскирует полезные признаки и затрудняет надёжное обнаружение аномалий.

Указанная проблема обуславливает актуальность разработки и исследования робастных алгоритмов цифрового дифференцирования (ЦД), способных минимизировать влияние шумовых компонент без потери чувствительности к значимым динамическим изменениям. В настоящей работе проводится сопоставительный анализ двух подходов к вычислению производной: классического алгоритма центральных разностей и специализированного алгоритма ЦД, предложенного работе [170] (в дальнейшем – АЦД-1). Основной

задачей исследования является оценка применимости указанных алгоритмов для выявления признаков предаварийных состояний ЛИА, проявляющихся в виде резких скачкообразных изменений производной напряжения.

Сравнительная оценка алгоритмов выполняется по двум критериям:

- точности воспроизведения истинного значения производной сигнала;
- способности к достоверной идентификации характерных скачков, соответствующих предаварийным состояниям ЛИА.

В рамках работы проведено тестирование алгоритмов в двух режимах обработки: непосредственно на исходных зашумлённых данных и после предварительного подавления помех с использованием фильтрации. На основе полученных результатов предлагается комплексный алгоритм обработки сигналов, интегрирующий этап фильтрации с последующим дифференцированием по улучшенной схеме. Предложенный подход обеспечивает значительное подавление шумовой составляющей в результирующей производной при одновременном сохранении высокой разрешающей способности по отношению к быстрым переходным процессам.

3.5.1 Математическая постановка задачи цифрового дифференцирования сигнала $\hat{s}(t_i)$ и анализ ее особенностей

Пусть задана дискретная реализация сигнала $\hat{s}(t_i)$, полученная в узлах временной сетки t_i , $i = 1, 2, \dots, N$. Экспериментальные отсчёты искажены аддитивной шумовой компонентой $\varepsilon(t_i)$ согласно модели:

$$\tilde{s}(t_i) = s(t_i) + \varepsilon(t_i), \quad (3.34)$$

где $s(t_i)$ – истинные значения сигнала; $\varepsilon(t_i)$ – равномерно распределенный шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ^2 .

Задача исследования заключается в оценке производной $\tilde{q}(t_i) = \frac{d\tilde{s}(t_i)}{dt_i}$ для всех временных отсчётов t_i .

Модель тестового сигнала

В качестве тестового сигнала служит сигнал $s(t)$ выходного напряжения ЛИА,

полученный из публикации [66] (рисунок 3), подверженный шумом $\varepsilon(t)$. В рамках исследования аддитивная помеха $\varepsilon(t)$ моделируется как последовательность независимых случайных величин, равномерно распределенных на симметричном интервале $[-a, a]$. Плотность вероятности для данной помехи задается выражением:

$$p(\varepsilon) = \frac{1}{2a}, \quad (3.35)$$

Алгоритм генерации реализаций помехи состоит из следующих этапов:

- формируется последовательность $\beta(t)$, состоящая из независимых случайных величин, равномерно распределенных на стандартном интервале $[0, 1]$.
- для получения значений помехи, распределенных на целевом интервале $[-a, a]$, к элементам последовательности $\beta(t)$ применяется линейное преобразование:

$$\varepsilon(t) = 2a \cdot \beta(t) - a, \quad (3.36)$$

- параметр a , задающий амплитуду помехи, рассчитывается на основе заданного уровня относительной ошибки и статистических характеристик полезного сигнала $s(t)$:

$$a = 0,01 \cdot \sqrt{3} \cdot \rho \cdot \bar{s}, \quad (3.37)$$

где ρ – заданный уровень среднеквадратической относительной ошибки, %; \bar{s} – среднеквадратическое значение полезного сигнала $s(t)$; $\sqrt{3}$ – нормировочный множитель, обеспечивающий согласование с заданным уровнем ошибки ρ для равномерного распределения.

3.5.2 Анализируемые алгоритмы дифференцирования

3.5.2.1 Алгоритм центральных разностей

Алгоритм центральных разностей, описанный в работе [171] представляет собой классический подход к численному вычислению производной дискретизированных сигналов. Для дискретного сигнала $\tilde{s}(t_i)$, отсчеты которого получены с постоянным интервалом дискретизации Δt , оценка производной в узле t_i определяется следующим соотношением:

$$\frac{d\tilde{s}(t_i)}{dt} \approx \frac{\tilde{s}(t_{i+\Delta t}) - \tilde{s}(t_{i-\Delta t})}{2\Delta t}, \quad (3.38)$$

3.5.2.2 Алгоритм цифрового дифференцирования на основе скользящей аппроксимации квадратичными полиномами (АЦД-1)

Рассматриваемый алгоритм реализует вычисление производной путём локальной аппроксимации сигнала квадратичным полиномом в подвижном временном окне. Ключевой особенностью алгоритма является применение рекуррентной процедуры Гревилля [172] для эффективного обновления псевдообратной матрицы при смещении окна, что обеспечивает вычислительную экономичность алгоритма.

1. Постановка задачи аппроксимации

Пусть на интервале времени, содержащем m последовательных отсчётов сигнала (например, $m > 3$ отсчета) осуществляется аппроксимация сигнала квадратичным полиномом:

$$\hat{s}(t) \approx c_0 + c_1 t + c_2 t^2, \quad (3.39)$$

где c_0 , c_1 и c_2 – коэффициенты, значения которых подбираются таким образом, чтобы погрешность аппроксимации имела минимальное значение.

2. Формирование системы линейных уравнений

Для текущего момента времени t_i имеем систему уравнений:

$$\tilde{s}_i = c_0 + c_1 t_i + c_2 t_i^2, \quad i = 0, 1, \dots, m, \quad (3.40)$$

В векторно-матричной форме данная система записывается как:

$$\vec{s} = A \vec{c}, \quad (3.41)$$

где $\vec{s} = [\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_m]^T$, $\vec{c} = [c_0, c_1, c_2]^T$, A – матрица размера $m \times 3$:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t_1 & t_1^2 \\ 1 & t_2 & t_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & t_m & t_m^2 \end{bmatrix}, \quad (3.42)$$

3. Решение системы методом псевдообратной матрицы

Поскольку система (3.41) является переопределённой ($m > 3$ отсчета), точное решение, как правило, отсутствует. В этом случае применяется метод наименьших квадратов, минимизирующий квадрат евклидовой нормы вектора невязок:

$$\min_{\vec{c}} \|A\vec{c} - \vec{s}\|^2, \quad (3.43)$$

Оптимальная оценка вектора коэффициентов выражается через псевдообратную матрицу Мура–Пенроуза:

$$\vec{c} = A^+ \vec{s}, \quad (3.44)$$

где A^+ – матрица, псевдообратная к матрице A .

4. Рекуррентное вычисление псевдообратной матрицы по алгоритму Гревилля

Для описания алгоритма Гревилля представим матрицу A размерности $m \times n$ как совокупность векторов-столбцов и введем последовательность матриц A_j , определяемых соотношениями:

$$A_1 = \overset{\downarrow}{a}_1; A_2 = \left(\overset{\downarrow}{a}_1 \mid \overset{\downarrow}{a}_2 \right); A_3 = \left(\overset{\downarrow}{a}_1 \mid \overset{\downarrow}{a}_2 \mid \overset{\downarrow}{a}_3 \right), \quad (3.45)$$

где $\overset{\downarrow}{a}_j$ – j -й столбец матрицы A , $j = \overline{1, 3}$.

Каждая последующая матрица в последовательности строится на основе предыдущей. Общее рекуррентное соотношение для формирования матриц имеет вид:

$$A_j = \left(A_{j-1} \mid \overset{\downarrow}{a}_j \right), \quad j = \overline{2, n}, \quad (3.46)$$

Процедура инициализации алгоритма Гревилля

Реализация алгоритма Гревилля начинается с построения псевдообратной матрицы для начального (первого) столбца исходной матрицы A . На этапе инициализации применяется следующее соотношение:

$$A_1^+ = (\overset{\downarrow}{a}_1)^+ = \frac{(\overset{\downarrow}{a}_1)^T}{(\overset{\downarrow}{a}_1, \overset{\downarrow}{a}_1)}, \quad (3.47)$$

Для каждого последующего столбца выполняется рекуррентный шаг, включающий вычисление вспомогательных векторов. На j -м шаге ($j=2, \dots, n$) алгоритма определяются:

$$\overset{\downarrow}{p}_j = A_{j-1}^+ \cdot \overset{\downarrow}{a}_j; \quad \overset{\downarrow}{q}_j = \overset{\downarrow}{a}_j - A_{j-1} \cdot \overset{\downarrow}{p}_j, \quad (3.48)$$

$$\downarrow b_j = \begin{cases} \frac{(q_j)^T}{(q_j, q_j)}, & \text{если } q_j \neq \downarrow 0_k; \\ \frac{(p_j)^T A_{j-1}^+}{1 + (p_j, p_j)}, & \text{если } q_j = \downarrow 0_k; \end{cases}, \quad (3.49)$$

$$B_j = A_{j-1}^+ - p_j \vec{b}_j; \quad A_j^+ = \begin{pmatrix} B_j \\ \vec{b}_j \end{pmatrix}, \quad (3.50)$$

где $(., .)$ – операция скалярного умножения векторов; $\downarrow 0_k$ – нулевой k – мерный вектор-столбец; \vec{b}_j – вектор – строка размерности k ; A_j^+ – псевдообратная к A_j матрица.

После обработки всех столбцов регрессионной матрицы A формируется итоговая псевдообратная матрица:

$$A^+ = A_3^+, \quad (3.51)$$

Данная матрица далее применяется для вычисления коэффициентов полиномиальной аппроксимации согласно соотношению (3.44).

5. Оценка первой производной сигнала

После определения коэффициентов аппроксимирующего полинома c_0, c_1, c_2 производная в точке t_i оценивается как:

$$\tilde{q}_i = c_1 + 2c_2 t_i, \quad (3.52)$$

3.5.3 Методология фильтрации

Фильтр низких частот Баттерворта 2-порядка

Эффективным способом подавления помех служит частотная селекция, использующая различие спектральных составляющих полезного сигнала и шума. Ключевым элементом такой селекции выступает фильтр нижних частот (ФНЧ). Среди существующих типов аппроксимации (Чебышева, Бесселя, эллиптический) фильтр Баттерворта предпочтителен для измерения постоянных и медленно меняющихся сигналов благодаря уникальной особенности его амплитудно-частотной характеристики – максимальной гладкости в полосе пропускания.

АЧХ фильтра Баттерворта n -го описывается выражением:

$$H(\omega) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}}, \quad (3.53)$$

где ω – круговая частота; ω_c – частота среза; n – порядок фильтра.

Данное свойство минимизирует амплитудные искажения полезного сигнала в полосе пропускания, что критически важно для точной оценки производной при прогнозировании предаварийных состояний.

3.5.4 Критерии оценки эффективности алгоритмов

Для комплексной оценки эффективности рассматриваемых алгоритмов цифрового дифференцирования предлагается система критериев, включающая оценку точности аппроксимации и применимости для решения задач прогнозирования предаварийных состояний.

3.5.4.1 Точность аппроксимации производной

Количественной мерой соответствия расчётной производной истинному значению служит среднеквадратичное отклонение (СКО) σ . Для дискретной реализации сигнала, содержащей N отсчётов, данный критерий вычисляется по формуле:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\tilde{q}_i - q_i)^2}{n}}, \quad (3.54)$$

где \tilde{q}_i – значение производной, полученное i -м алгоритмом дифференцирования; q_i – эталонное значение производной в i -й момент времени.

3.5.4.2 Эффективность обнаружения предаварийных признаков

Данный критерий характеризует способность алгоритма обеспечивать надёжную идентификацию аномалий на фоне шумовых возмущений. Оценка проводится по двум показателям:

- стабильность производной в нормальном режиме: отсутствие высокоамплитудных шумов и ложных выбросов, которые могут маскировать истинные аномалии;

- четкость визуализации признаков предаварийного состояния: на графике

производной должны однозначно идентифицироваться характерные признаки предаварийного состояния (например, скачки производной сигнала).

Для однозначной идентификации вводится формальное описание целевого признака – скачка производной сигнала:

– амплитудный критерий: признак считается обнаруженным, если амплитуда пика производной в точке скачка превышает пороговое значение, которое равно $0,7A_{\text{пик}}$, где $A_{\text{пик}}$ – максимальная амплитуда пика производной в скользящем окне анализа шириной ± 200 с. относительно текущей точки.

– временной критерий: длительность фронта скачка определяется как интервал времени, на котором значение производной сигнала остается выше $0,5A_{\text{пик}}$.

3.5.5 Результаты и обсуждение

3.5.5.1 Сравнительный анализ алгоритмов дифференцирования на зашумлённых реализациях сигнала

В условиях воздействия помех различной интенсивности исследована методика расчета производной с применением алгоритмов цифрового дифференцирования без предварительной фильтрации. Анализ проводится при различных уровнях помех и размерах окна АЦД-1. Сравнению подвергаются два алгоритма: классический алгоритм центральных разностей и специализированный алгоритм АЦД-1. Результаты численного моделирования визуализированы на рисунках 3.24–3.27.

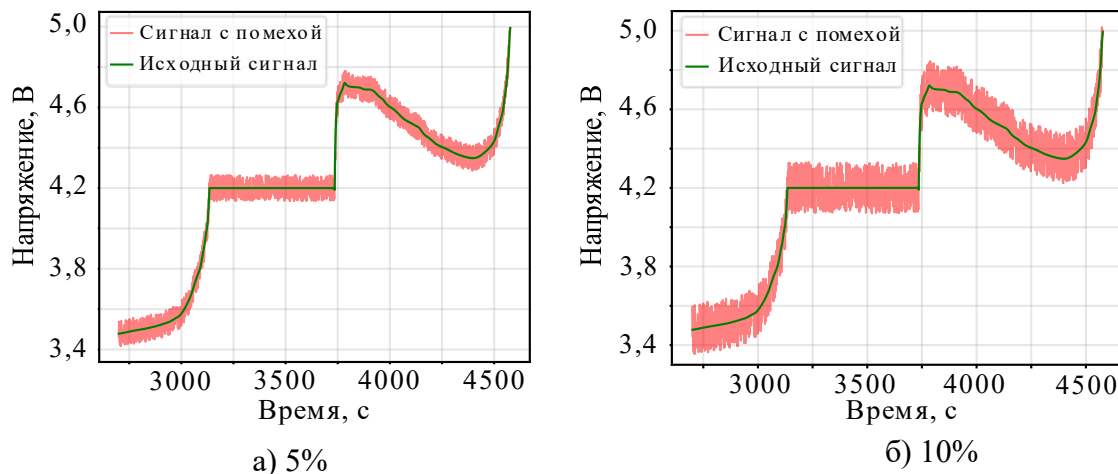
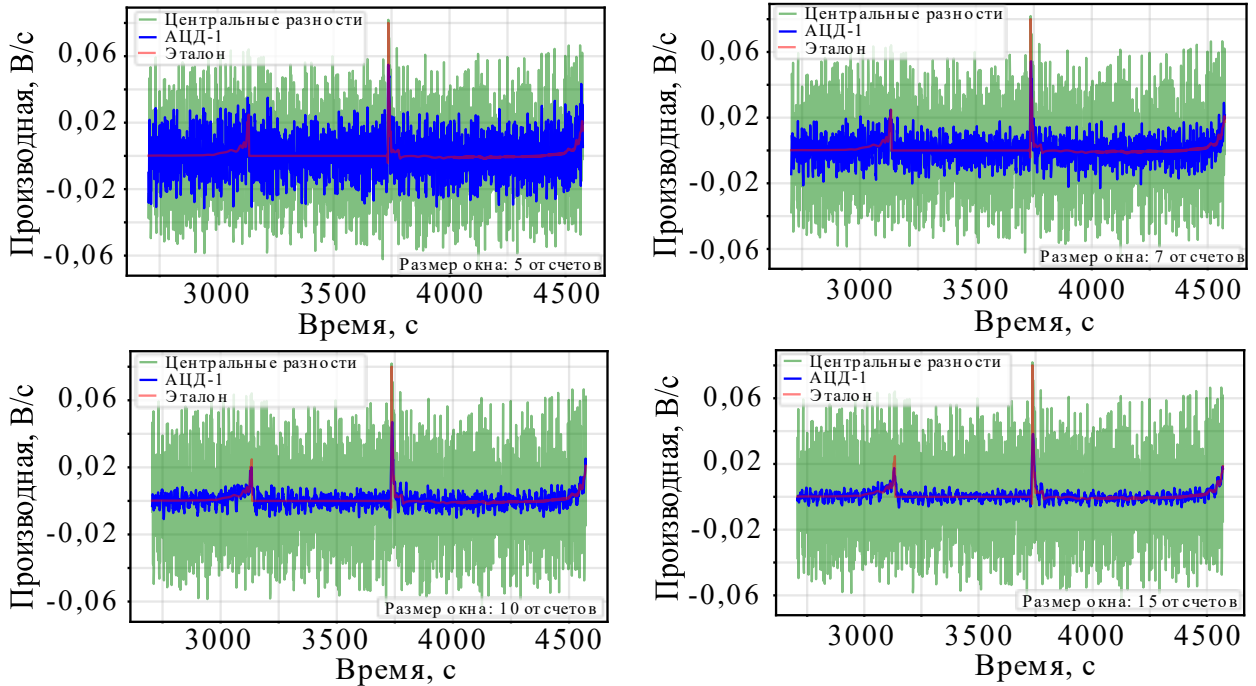


Рисунок 3.24 – Профиль выходного напряжения ЛИА при различных уровнях помех

а) Уровень помех 5 %



б) Уровень помех 10 %

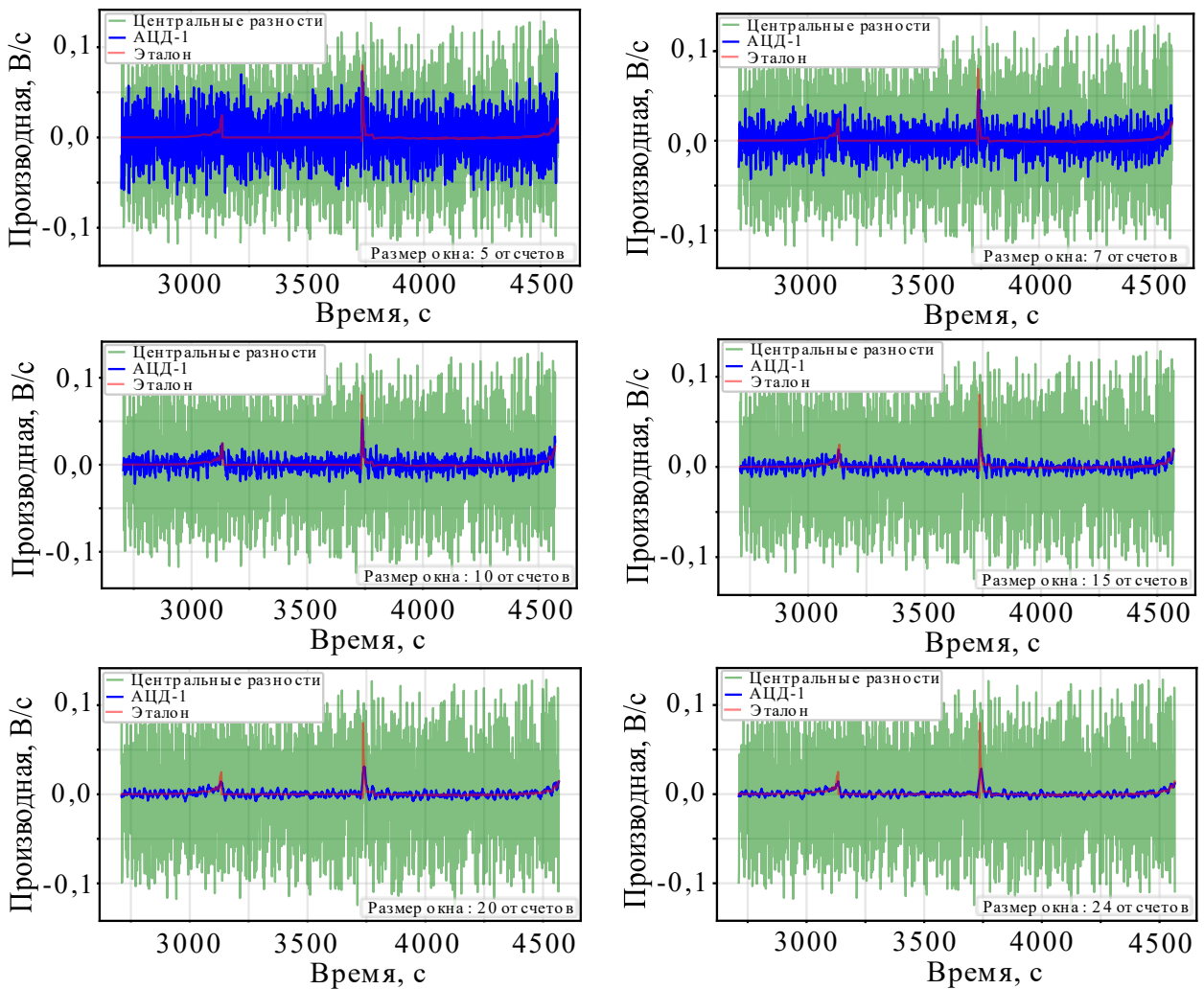
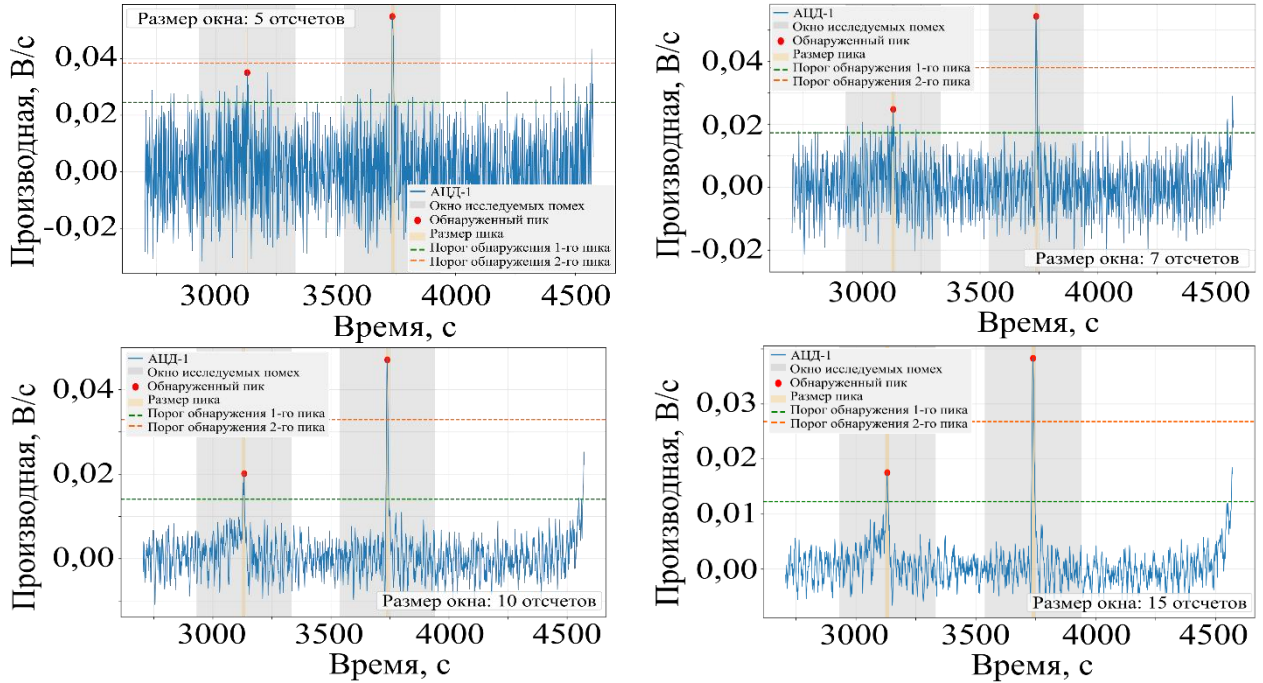


Рисунок 3.25 – Профиль производной выходного напряжения ЛИА двумя алгоритмами ЦД при различных уровнях помех

а) Уровень помех 5 %



б) Уровень помех 10 %

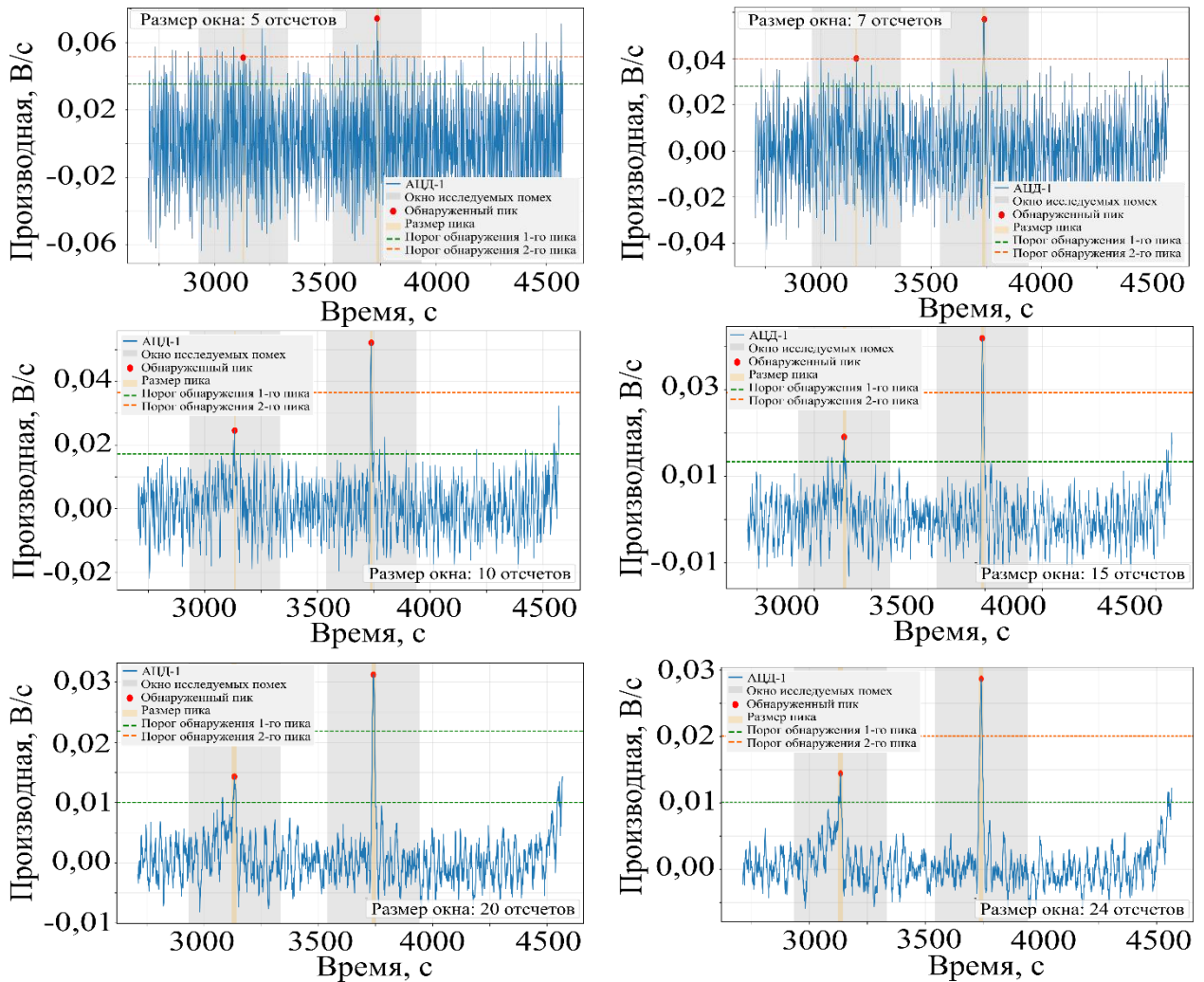


Рисунок 3.26 – Оценка обнаружения признаков предаварийного состояния ЛИА алгоритмом АЦД-1 при различных уровнях помех

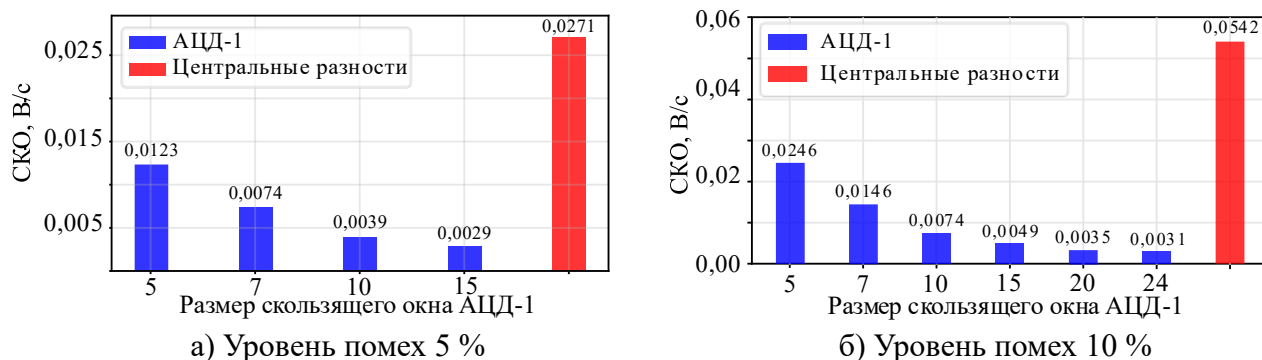


Рисунок 3.27 – SKO рассчитанных значений производной алгоритмом АЦД-1 и алгоритмом центральных разностей при различных уровнях помех

Анализ полученных данных позволяет сделать следующие выводы. При относительном уровне шума 5% алгоритм центральных разностей проявляет высокую чувствительность к помехам: вычисленная производная характеризуется интенсивными ложными флуктуациями, что подтверждается значительной величиной среднеквадратичной ошибки ($\sigma=0,0271$ В/с). Подобный уровень шумовой составляющей полностью маскирует диагностически значимые скачкообразные изменения, делая невозможным надёжную идентификацию предаварийных признаков.

Алгоритм АЦД-1 демонстрирует принципиально иное поведение. При оптимально подобранной ширине окна ($m=10, 15$ или 20 отсчётов) достигается эффективное подавление высокочастотных возмущений при сохранении разрешающей способности по отношению к быстрым переходным процессам. В результате производная содержит чётко выраженные пики, однозначно соответствующие формальным критериям обнаружения, что обеспечивает надёжное выделение обоих характерных признаков.

При увеличении интенсивности шума до 10% наблюдается снижение устойчивости метода АЦД-1. Для узких окон ($m < 24$ отсчета) первый из двух целевых скачков не детектируется из-за недостаточной степени сглаживания. Устойчивое распознавание обоих признаков достигается лишь при расширении окна аппроксимации до $m=24$ отсчётов. Однако подобное увеличение размера окна сопровождается ростом вычислительных затрат, что может представлять ограничение для применения алгоритма в системах прогнозирования,

функционирующих в режиме реального времени и предъявляющих строгие требования к временным характеристикам обработки.

3.5.5.2 Оценка эффективности алгоритмов дифференцирования после предварительной фильтрации зашумлённого сигнала

Для повышения помехоустойчивости процедуры дифференцирования и улучшения достоверности выявления характерных признаков предаварийных состояний реализована двухступенчатая схема обработки: предварительное подавление высокочастотных возмущений с помощью ФНЧ Баттерворта второго порядка с последующим применением алгоритмов численного дифференцирования. Целью эксперимента является оценка влияния фильтрации на метрологические характеристики производной и надёжность распознавания скачкообразных изменений.

Методика исследования включала следующие этапы:

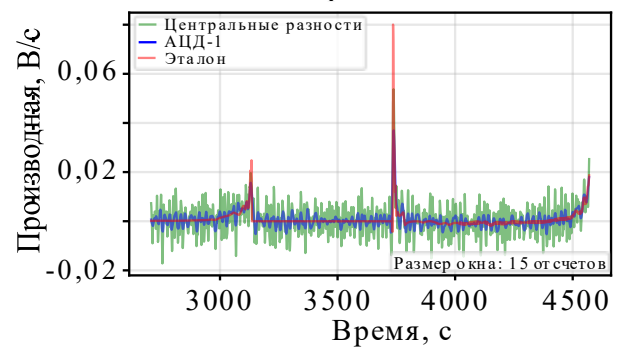
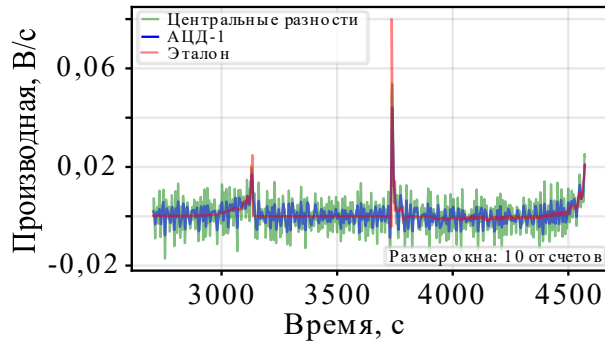
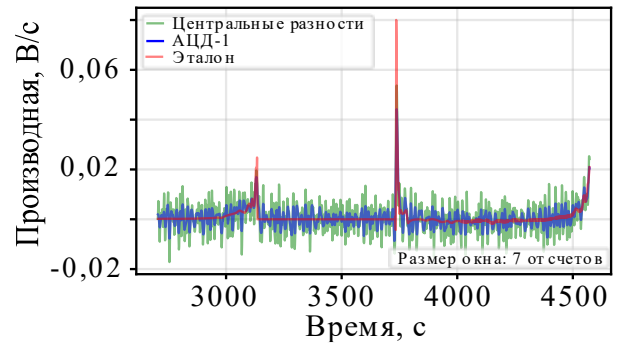
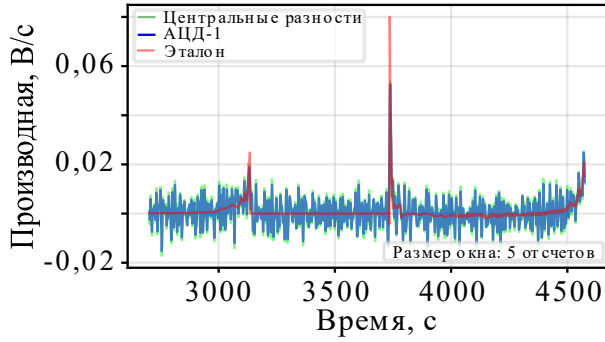
– *фильтрация исходного сигнала*. Зашумлённая реализация напряжения ЛИА подвергается обработке ФНЧ Баттерворта второго порядка. Частота среза фильтра ω_c устанавливается на основе спектрального анализа исходных данных (например, $\omega_c = 20$ Гц), что обеспечивает сохранение информативных низкочастотных компонент, отражающих медленную динамику процесса, и эффективное подавление высокочастотного шума.

– *дифференцирование отфильтрованного сигнала*. Полученная после фильтрации последовательность поступает на вход двух алгоритмов: классического алгоритма центральных разностей и адаптивного алгоритма АЦД-1 с переменной шириной окна аппроксимации.

– *оценка результатов*. Качество работы комбинированной схемы «фильтрация + дифференцирование» оценивается по тем же критериям, что и в предыдущем исследовании: величине СКО от эталонной производной и способности к надёжной идентификации скачков в соответствии с установленными амплитудным и временным критериями.

Результаты исследования, иллюстрирующие поведение производных при различных уровнях шума и параметрах обработки, представлены на рисунках 3.28–3.30.

а) Уровень помех 5 %



б) Уровень помех 10 %

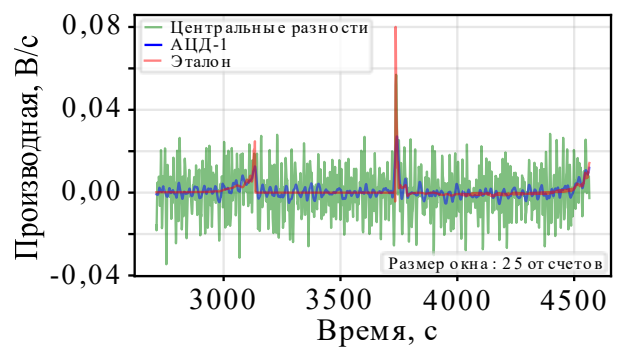
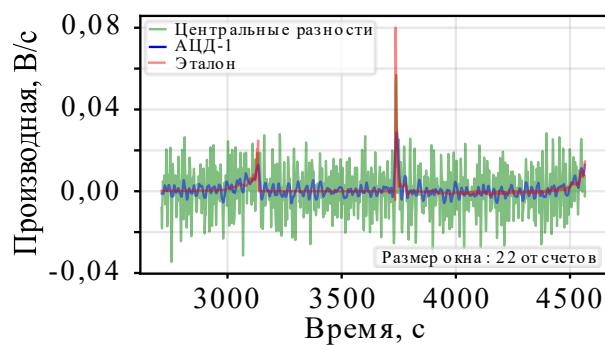
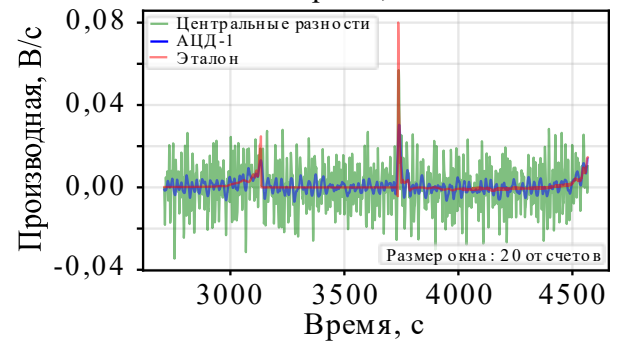
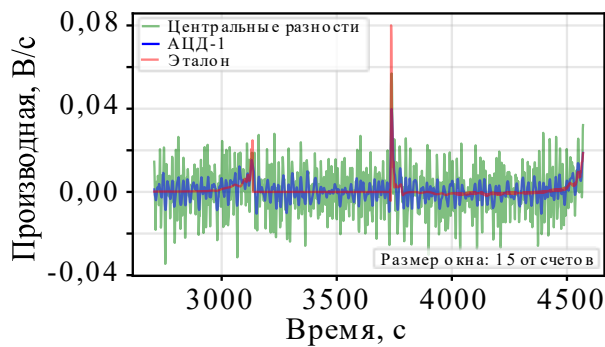
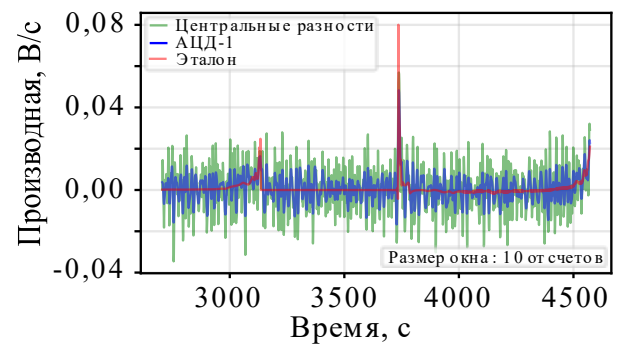
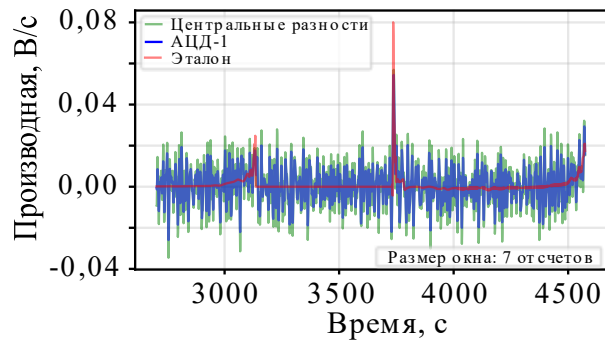
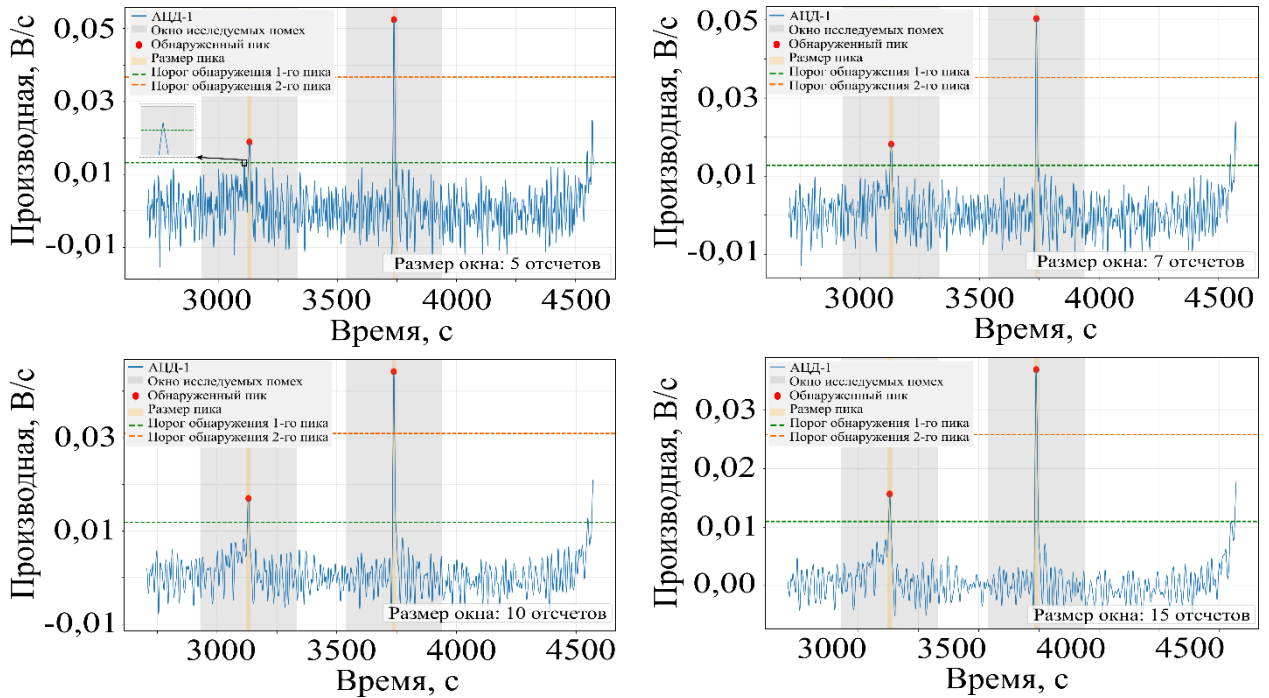


Рисунок 3.28 – Сравнительный профиль производной выходного напряжения ЛИА двумя алгоритмами ЦД при различных уровнях помех

а) Уровень помех 5 %



б) Уровень помех 10 %

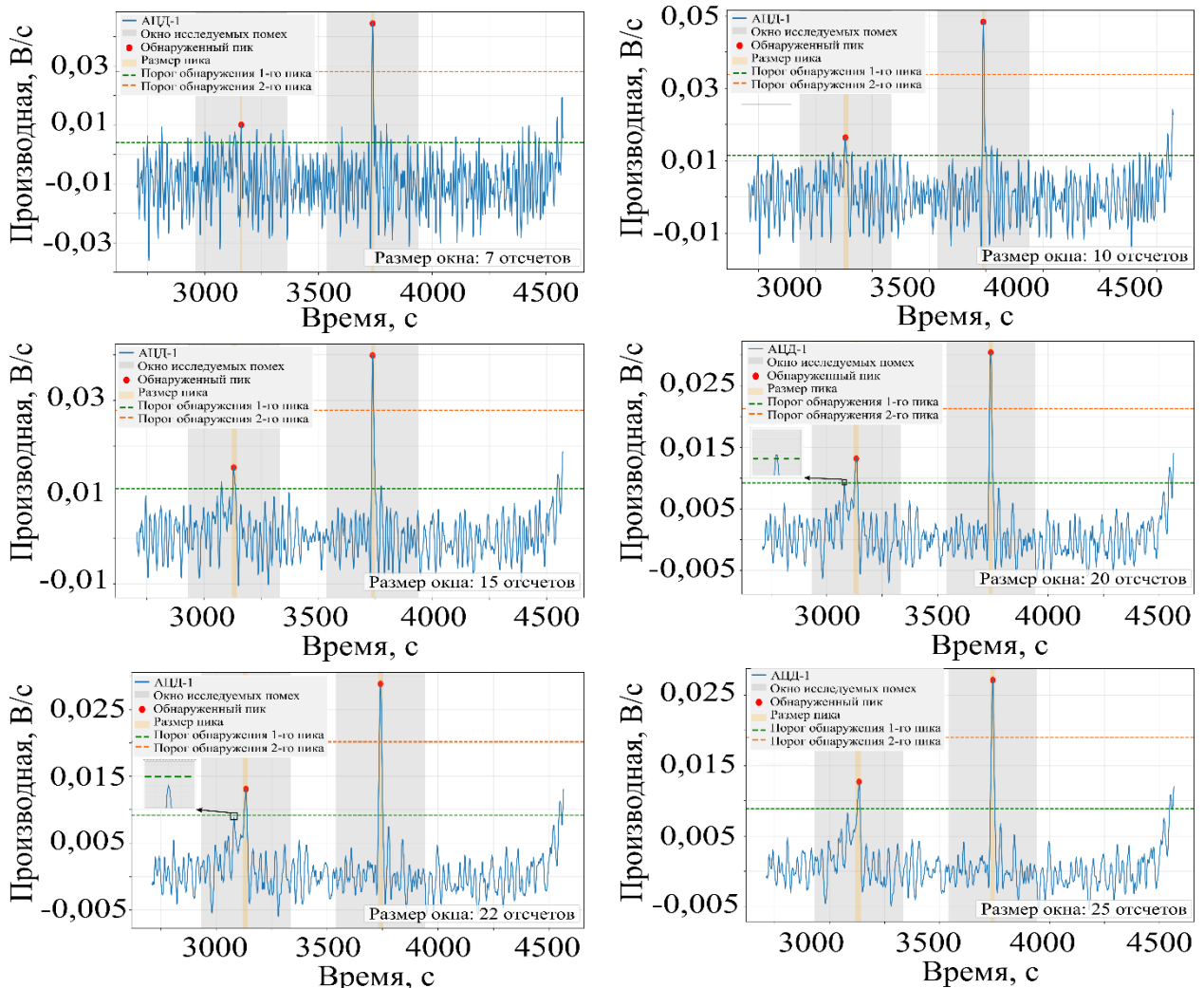


Рисунок 3.29 – Оценка обнаружения признаков предаварийного состояния ЛИА алгоритмом АЦД-1 при различных уровнях помех

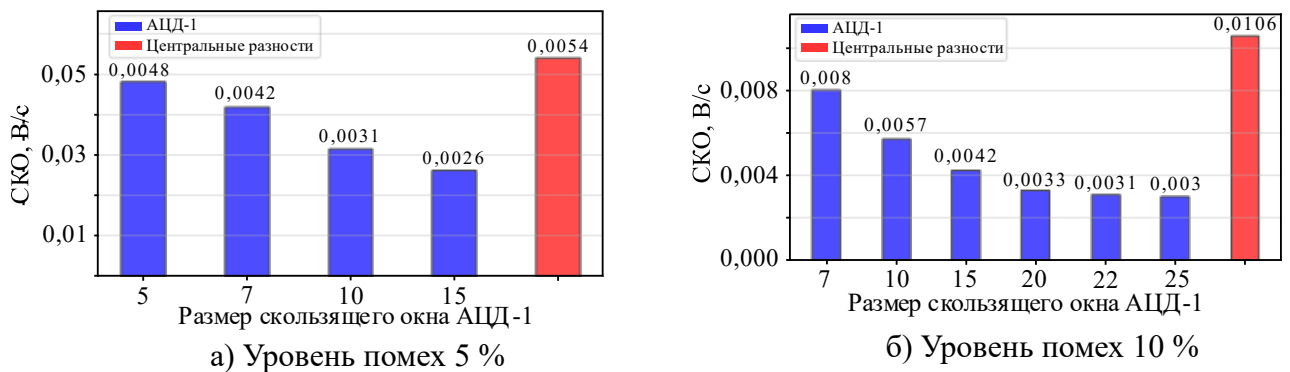


Рисунок 3.30 – SKO рассчитанных значений производной алгоритмом АЦД-1 и алгоритмом центральных разностей при различных уровнях помех

Ключевым фактором, определяющим надёжность выявления предаварийных признаков, является уровень шумовых флуктуаций в оценке производной. Предварительная фильтрация сигнала с помощью фильтра Баттерворта второго порядка снижает интенсивность высокочастотных помех на входе алгоритмов дифференцирования, однако степень улучшения качества производной существенно различается для рассматриваемых алгоритмов.

Алгоритм центральных разностей демонстрирует ограниченную пользу от предварительной фильтрации. Несмотря на снижение SKO относительно случая обработки «сырого» сигнала, вычисленная производная сохраняет выраженные высокочастотные колебания, обусловленные усилением остаточных шумовых компонент. На фоне этих ложных флуктуаций диагностически значимые скачки становятся плохо различимыми – их амплитуда не выделяется на общем шумовом фоне, что делает невозможным надёжную идентификацию предаварийных признаков. Таким образом, даже после предварительной фильтрации классический алгоритм центральной разности не обеспечивает требуемой помехоустойчивости.

Принципиально иной характер проявляет алгоритм АЦД-1. Его эффективность напрямую определяется шириной скользящего окна аппроксимации m , что создаёт возможность управления компромиссом между сглаживанием шума и сохранением динамических особенностей сигнала. При узких окнах ($m=7-20$ отсчетов) глубины сглаживания недостаточно для эффективного подавления помех: амплитуда первого критического скачка лишь незначительно превышает уровень случайных выбросов, что не позволяет выполнить формальный критерий

обнаружения ($>0,7A_{\text{пик}}$). Первый признак в данном случае остаётся нераспознанным.

Надёжная идентификация обоих целевых скачков достигается при увеличении ширины окна до 22 отсчётов. Данное значение обеспечивает достаточную степень подавления шума при сохранении чувствительности к медленной динамике сигнала, характерной для предаварийных состояний ЛИА. Оба признака надёжно идентифицируются в соответствии с установленными амплитудным и временным критериями.

Однако увеличение окна аппроксимации сопровождается ростом вычислительной трудоёмкости, что снижает оперативность обработки. Полученные результаты выявляют объективный компромисс между помехозащищённостью и быстродействием алгоритма. Разработка алгоритмов, способных обеспечивать высокую надёжность обнаружения критических признаков при минимально возможной ширине рабочего окна, представляет собой актуальную задачу для систем прогнозирования, функционирующих в реальном времени.

3.5.5.3 Комплексный алгоритм обработки сигналов ЛИА на основе последовательной фильтрации (FDF-алгоритм)

Для повышения надёжности обнаружения предаварийных признаков, проявляющихся в виде резких скачков производной напряжения, предлагается комплексный алгоритм обработки сигналов, названный FDF-алгоритмом (Filter-Differentiate-Filter). Суть подхода заключается в последовательном применении двух фильтрационных этапов, разделённых операцией дифференцирования, что обеспечивает комплексное подавление помех как на исходном сигнале, так и на его производной.

Процедура алгоритма включает три последовательных преобразования:

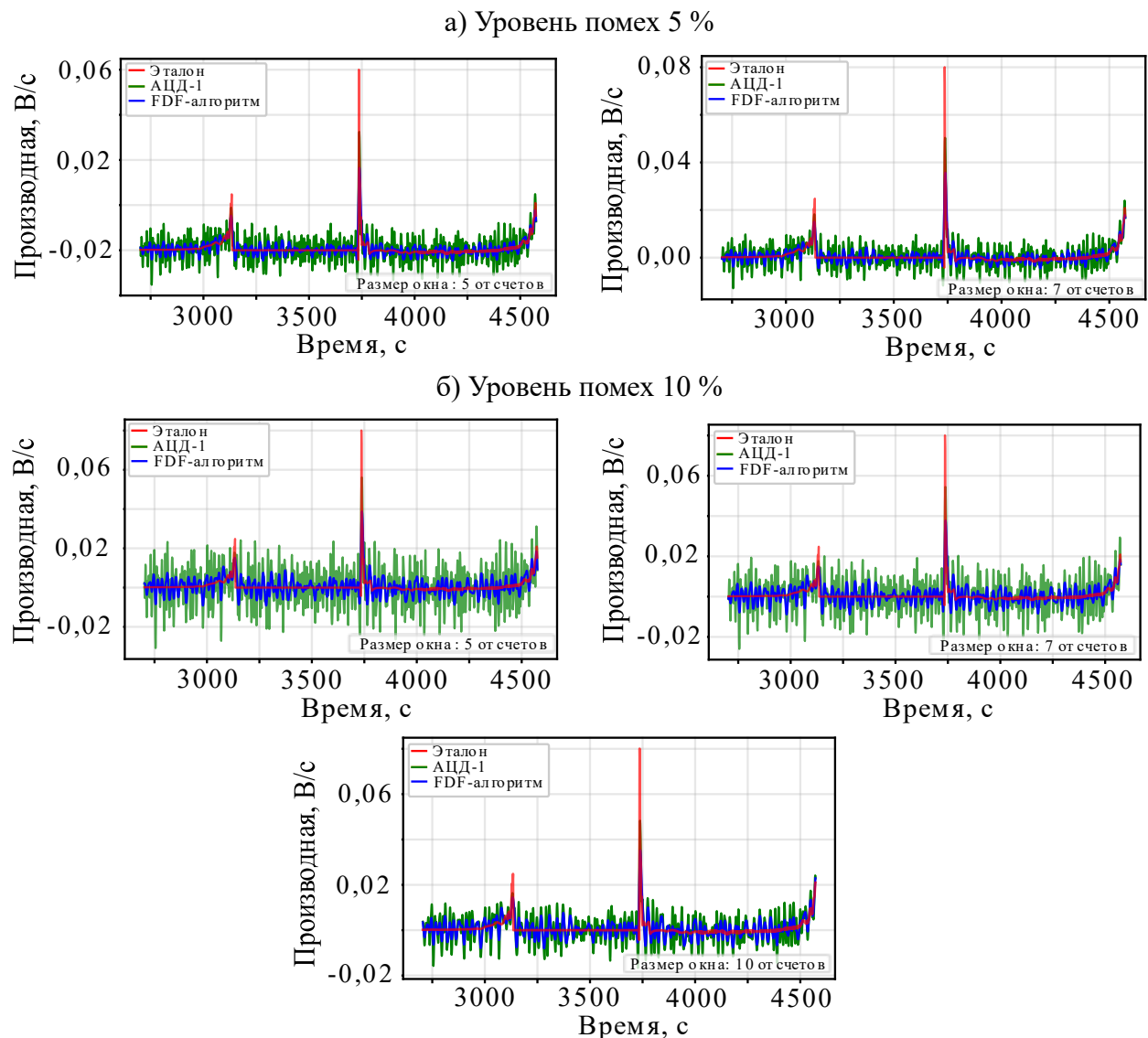
- *предварительная фильтрация*. Зашумлённая реализация напряжения подвергается обработке ФНЧ Баттерворта второго порядка с частотой среза, например, $\omega_{c1} = 20$ Гц.

- *численное дифференцирование*. Отфильтрованный сигнал поступает на

вход алгоритма ЦД. Полученная оценка производной отражает скорость изменения напряжения, которая является ключевым индикатором предаварийного состояния.

– *постфильтрация производной*. Учитывая интенсивное усиление остаточных высокочастотных компонент при дифференцировании, вычисленная производная дополнительно пропускается через ФНЧ Баттерворта второго порядка с пониженной частотой среза $\omega_{c2} = 10$ Гц. Данная мера позволяет получить гладкую и информативную оценку производной, пригодную для надежного детектирования аномалий.

Оценка эффективности алгоритмов проведена при двух уровнях интенсивности шума – 5 % и 10 %. Результаты визуализированы на рисунках 3.31–3.33.



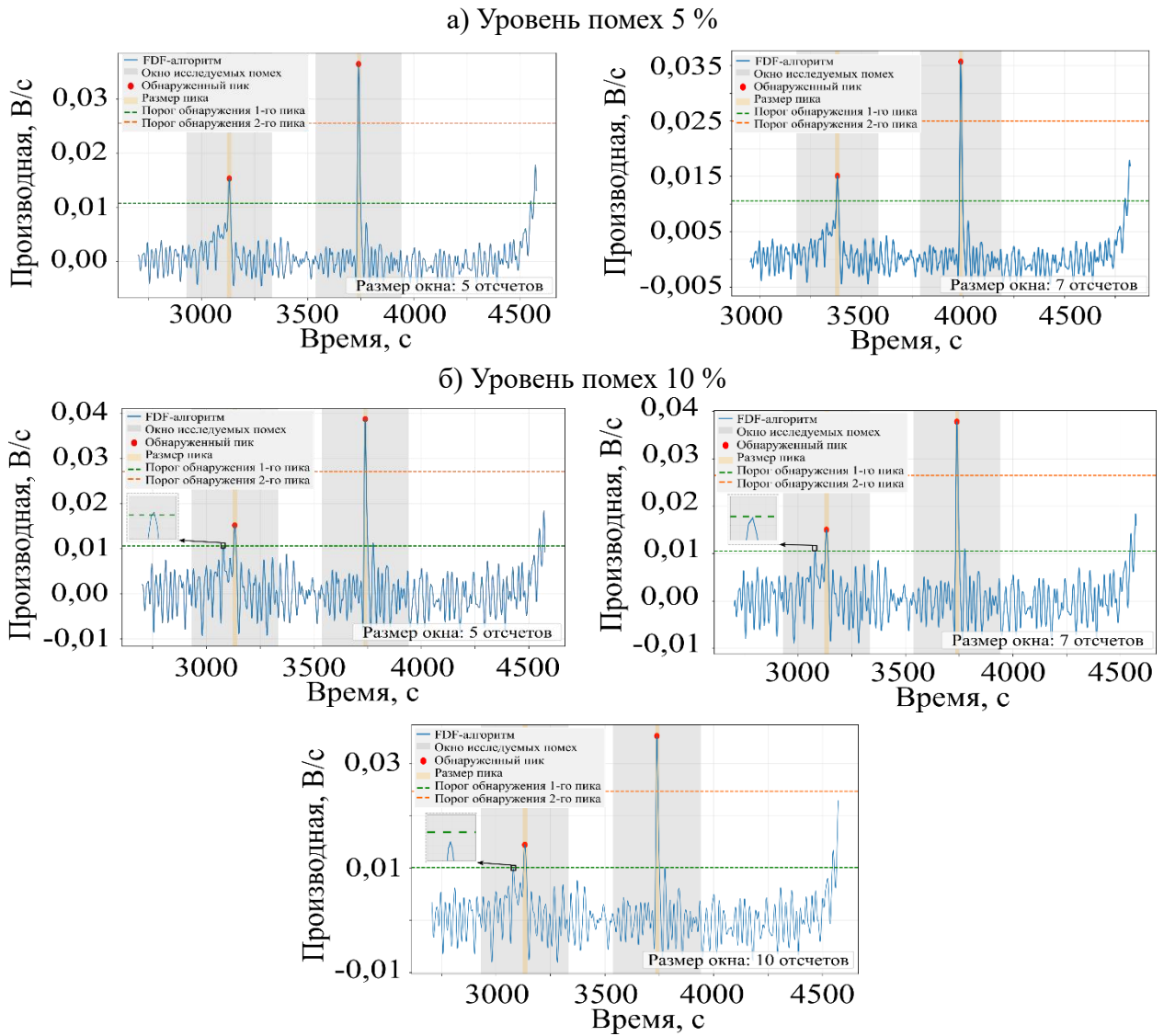


Рисунок 3.32 – Оценка обнаружения признаков предаварийного состояния ЛИА FDF-алгоритмом при различных уровнях помех

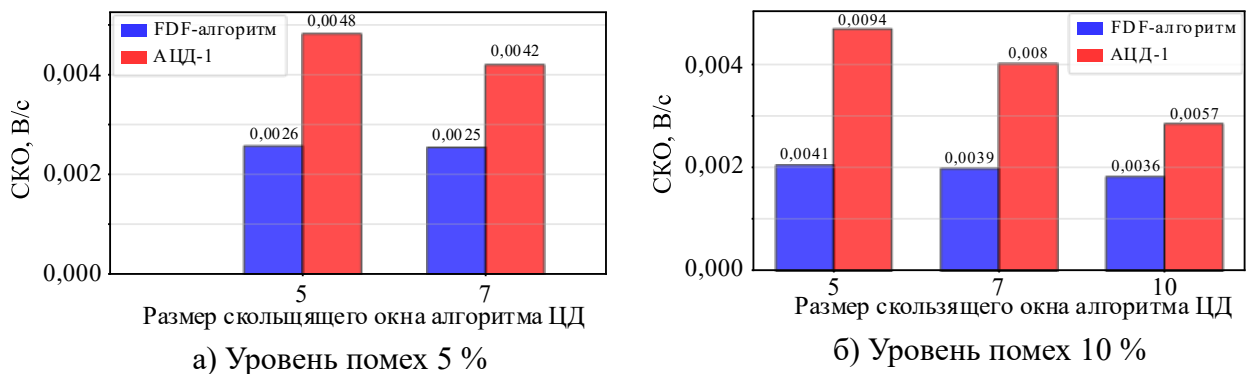


Рисунок 3.33 – SCO рассчитанных значений производной алгоритмом АЦД-1 и FDF-алгоритмом при различных уровнях помех

При умеренном уровне зашумления (5 %) FDF-алгоритм демонстрирует высокую точность воспроизведения производной. Минимальная

среднеквадратичная погрешность оценки производной составляет 0,0026 В/с и достигается уже при минимально допустимой ширине окна ($m = 5$). Оба критических скачка проявляются в виде выраженных пиков, амплитуда которых уверенно превышает порог $0,7A_{\text{пик}}$. Низкое значение параметра m обеспечивает минимальные вычислительные затраты, что критически важно для систем реального времени.

При увеличении интенсивности помех до 10 % преимущества FDF-алгоритма становятся особенно заметны. В отличие от алгоритма АЦД-1, требующего расширения окна до 24 отсчётов, FDF-алгоритм обеспечивает надёжную идентификацию обоих предаварийных признаков при значительно меньших значениях m . Производная, полученная по предложенной методике, демонстрирует чёткое разделение целевых скачков и шумового фона: амплитуда информативных пиков превышает порог обнаружения, в то время как уровень остаточных флуктуаций остаётся незначительным. СКО при этом не превышает 0,0041 В/с.

Полученные результаты подтверждают преимущество предложенного алгоритма: дополнительный этап постобработки производной позволяет существенно снизить требования к ширине окна аппроксимации АЦД-1, что напрямую положительно влияет на быстродействие алгоритма при сохранении высокой помехоустойчивости.

3.6 Выводы

В данной главе представлены алгоритмы прогнозирования признаков предаварийного состояния ЛИА на основе анализа сигналов напряжения, тока и температуры. Проведённые исследования показали высокую точность предлагаемого алгоритма: максимальная погрешность составила не более 6 % при анализе напряжения, около 0,175 % – для тока и менее 5 % – при использовании температуры в качестве признака предаварийного состояния.

Дополнительно предложен алгоритм косвенной оценки внутренней температуры ЛИА на основе внешних измерений с применением корректирующих коэффициентов, обеспечивающий достоверное восстановление теплового состояния объекта.

Важным результатом работы является разработка каскадной схемы обработки (FDF-алгоритм), устраняющей фундаментальный компромисс между помехоустойчивостью и быстродействием при численном дифференцировании. Алгоритм обеспечивает минимальную СКО (0,0026–0,0041 В/с) и надёжное обнаружение скачкообразных изменений производной при минимальной ширине окна аппроксимации ($m = 5$ отсчётов), что критически важно для реализации в режиме реального времени.

Полученные результаты подтверждают эффективность предложенных алгоритмов для раннего выявления признаков предаварийного состояния аккумуляторов и могут быть использованы в системах мониторинга и управления безопасностью СНЭЭ.

ГЛАВА 4. ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ В ПРОГРАММНОЙ СРЕДЕ PYTHON

4.1 Программное моделирование напряжения аккумулятора в предаварийном состоянии

Для эффективной оценки алгоритма прогнозирования предаварийного состояния ЛИА разработана имитационная модель, воспроизводящая поведение аккумулятора в условиях, приближённых к предаварийному состоянию [173]. Модель основывается на экспериментальных данных и позволяет реалистично моделировать переход аккумулятора в предаварийное состояние.

4.1.1 Анализ характера изменений напряжения литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда

На первом этапе решения поставленной задачи проведён анализ поведения напряжения ЛИА в условиях перезаряда. Целью данного анализа является выявление характерных признаков, которые могут свидетельствовать о приближении предаварийного состояния. Полученные качественные и количественные особенности изменения напряжения легли в основу разработки и последующей верификации модели.

Исследования показывают, что переход ЛИА в предаварийное состояние при перезаряде имеет стадийный характер. Ниже рассмотрены ключевые исследования, посвящённые данной проблематике.

В работе [66] исследовалось состояние призматических литий-железо-фосфатных аккумуляторов номинальной ёмкостью 40 А·ч. Выделяются пять основных стадий перезаряда, отображённых на графике (рисунок 4.1) и обозначенных шестью точками. Анализ динамики напряжения показал следующее.

Первая стадия (с точки U_0 до $U_{пл}$) начинается при времени $t \approx 3030$ с. и напряжении 3,65 В, когда фиксируется резкий рост напряжения. Данный процесс продолжается до $t \approx 3126$ с, после чего наступает период стабилизации: напряжение удерживается на уровне 4,2 В на протяжении примерно 602 с.

Затем в течение около 55 с наблюдается стремительный подъём напряжения до 4,71 В – так называемая стадия ускорения. За ней следует постепенное снижение,

продолжающееся до момента времени $t \approx 4389$ с. После этого наблюдается стремительное возрастание напряжения до его максимального значения $U_{\text{макс}} = 5$ В, что указывает на переход аккумулятора в аварийное состояние.

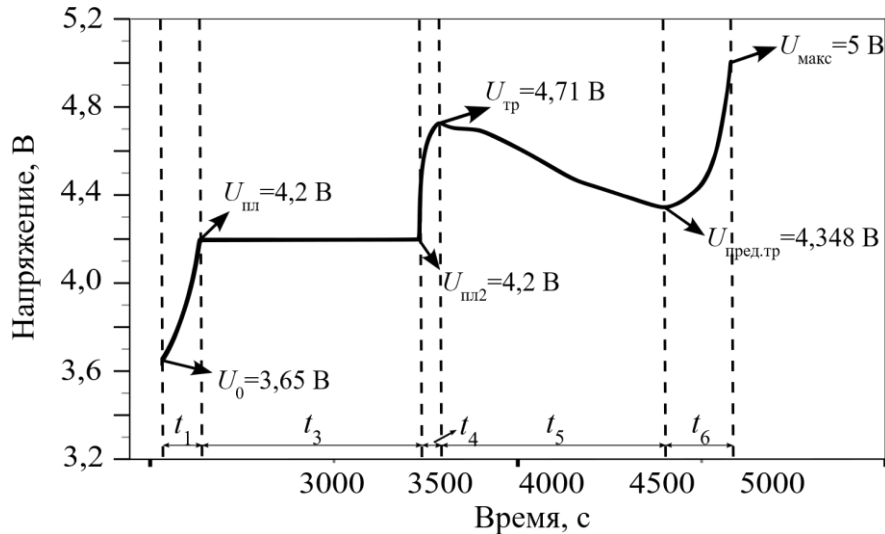


Рисунок 4.1 – Профиль напряжения аккумулятора во время испытания на перезаряд. Воспроизведено из публикации [66].

В исследовании [72] приведены результаты исследований и анализ теплового разгона ЛИА с различными катодными материалами в условиях перезаряда. В данной работе рассмотрены аккумуляторы с катодами на основе LiFePO_4 (LFP) и $\text{Li}[\text{Ni}_{0,6}\text{Co}_{0,2}\text{Mn}_{0,2}]\text{O}_2$ (NCM622).

На рисунке 4.2 определены зависимости напряжения от времени: для всех типов катодных материалов чётко выделяются шесть этапов эволюции напряжения при перезаряде.

Первый этап характеризуется линейным ростом напряжения, что обусловлено наличием остаточной ёмкости как катода, так и анода, позволяющей аккумулятору воспринимать дополнительный заряд без немедленного перехода в опасное состояние. Продолжительность этапа варьируется в зависимости от катодного материала: для LFP и NCM622, и составляет, соответственно, 463 и 1043 с.

Второй этап сопровождается ускоренным возрастанием напряжения вследствие отрицательного сдвига потенциала, вызванного накоплением металлического лития на поверхности анода. Длительность этапа для LFP и

NCM622 составляет, соответственно, 55 и 45 с.

Третий этап начинается при достижении точки «плато» напряжения, за которым следует участок с замедленным ростом напряжения (темп изменения производной напряжения существенно ниже, чем на втором этапе). Для NCM622 продолжительность этапа составляет 35 с., тогда как для LFP данный участок отсутствует.

Четвёртый этап вновь демонстрирует быстрый рост напряжения. Длительность этапа для LFP и NCM622 составляет, соответственно, 112 и 125 с.

Пятый этап характеризуется снижением напряжения. Продолжительность этапа для LFP и NCM622 составляет, соответственно, 175 и 91 с.

Шестой (заключительный) этап представляет собой критическую стадию перезаряда, сопровождающуюся резким скачком напряжения до максимального значения с последующим падением до нуля, что свидетельствует о наступлении теплового разгона.

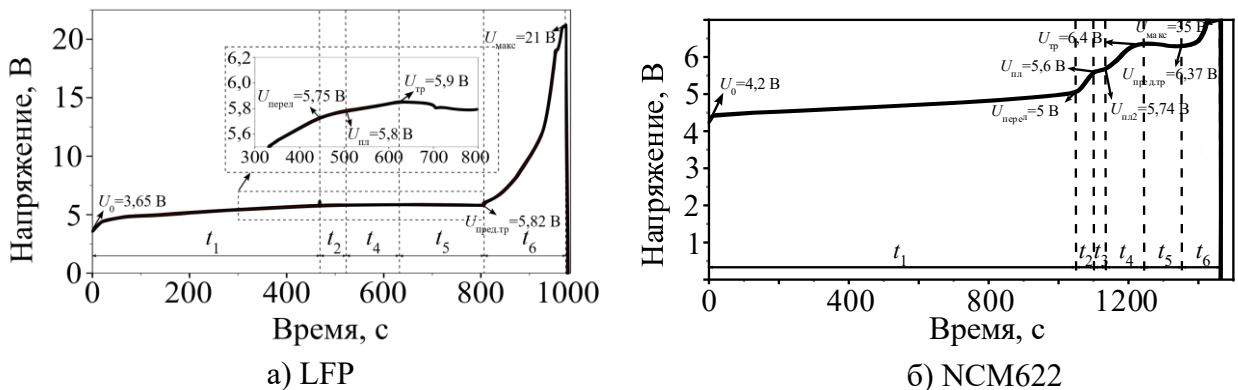


Рисунок 4.2 – Профиль напряжения двух аккумуляторов в условиях перезаряда. Воспроизведено из публикации [72].

В работе [75] исследовались ЛИА с размерами $95 \times 64 \times 5$ мм и массой около 63,5 г. В конструкции аккумулятора использовался катод на основе $\text{Li}[\text{Ni}_{0,6}\text{Co}_{0,2}\text{Mn}_{0,2}]\text{O}_2$ (NCM622), графитовый анод и сепаратор в виде трёхслойной плёнки PP/PE/PP с керамическим покрытием.

Анализ кривой напряжения в условиях динамического перезаряда позволил выделить четыре характерные стадии, представленные на рисунке 4.3.

Первая стадия характеризуется постепенным ростом напряжения от 4,511 до 5,036 В, продолжающимся 2934 с.

Вторая стадия проявляется резким ускорением: за 835 с. напряжение увеличивается до уровня 5,344 В.

Третья стадия соответствует участку «плато», где фиксируется слабое колебание напряжения в диапазоне 5,344–5,3 В на протяжении 580 с.

Четвёртая стадия сопровождается стремительным ростом напряжения до 5,364 В за 262 с.

Пятая стадия отличается снижением напряжения до 5,29 В, после чего аккумулятор переходит в состояние теплового разгона, при котором напряжение достигает критического значения 5,5 В.

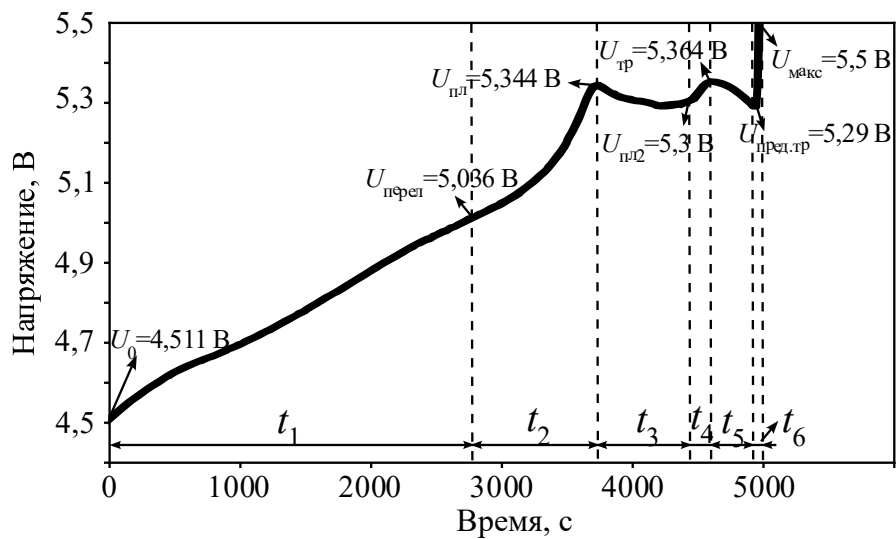


Рисунок 4.3 – Профиль напряжения аккумулятора в условиях перезаряда. Воспроизведено из [75].

В работе [174] проведено исследование влияния условий охлаждения на поведение ЛИА при перезаряде. В эксперименте использовались герметичные прямоугольные ЛИА с номинальной ёмкостью 1,0 А·ч. Размеры аккумулятора составляли: толщина – 6,2 мм, ширина – 35 мм, высота – 53 мм.

Результаты эксперимента отражены на графике (рисунок 4.4), где кривая зависимости напряжения от времени разделена на пять характерных стадий.

Первая стадия начинается после достижения аккумулятором уровня заряда 100 %. На протяжении 790 с. фиксируется плавный рост напряжения от 4,18 до 4,84 В.

Вторая стадия характеризуется быстрым увеличением напряжения, которое достигает уровня 5,34 В.

Третья стадия соответствует переходу к условно стабильному режиму,

удерживающемся около 589 с.

Четвёртая стадия сопровождается новым подъёмом напряжения: в течение 270 с. оно возрастает от 5,21 В до максимального значения 5,5 В, что свидетельствует о вхождении аккумулятора в предаварийное состояние.

Пятая стадия выражается резким падением напряжения до нуля, что указывает на начало теплового разгона и последующее разрушение аккумулятора.

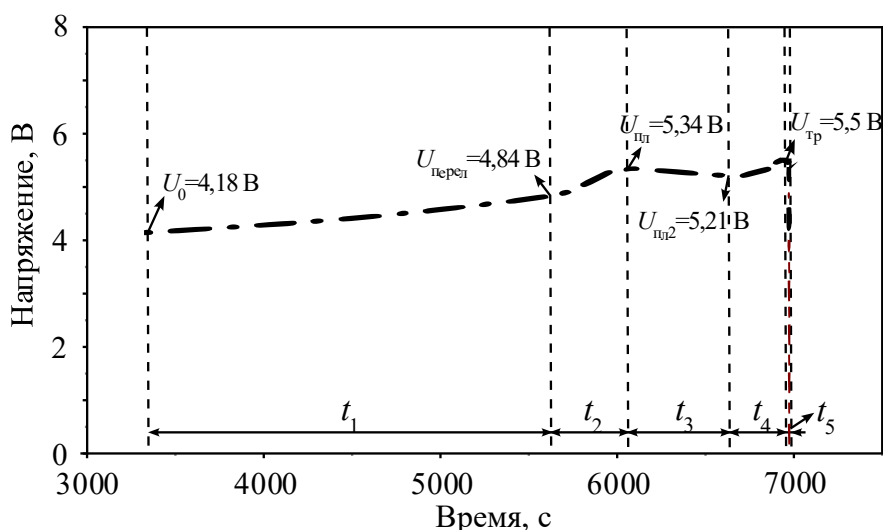


Рисунок 4.4 – Профиль напряжения аккумулятора при испытании на перезаряд. Воспроизведено из [174].

Таким образом, на основании анализа представленных исследований были выделены ключевые характеристики, отражающие предаварийное состояние литий-ионных аккумуляторов. Обобщённые результаты сведены в таблицу 4.1.

К числу наиболее типичных признаков, предшествующих переходу в аварийный режим, относятся:

- 1) начальная устойчивая стадия, характеризующаяся медленным ростом напряжения до переломной точки $U_{перел}$ профиля напряжения аккумулятора;
- 2) стадия ускоренного повышения напряжения до уровня $U_{пл1}$, отражающая начало нестабильных процессов;
- 3) стадия «плато», при которой напряжение остаётся относительно стабильным и демонстрирует незначительное варьирование;
- 4) стадия вторичного резкого возрастания напряжения до уровня $U_{тр}$, указывающая на приближение к критическому состоянию;

5) стадия кратковременного снижения напряжения, наблюдаемая непосредственно перед началом теплового разгона;

6) финальная стадия: скачкообразное возрастание напряжения до критического значения, сопровождающаяся переходом в режим теплового разгона.

Выделенные признаки служат основу разработки обобщённой модели предаварийного состояния, применяемой для имитационного тестирования и оценки эффективности алгоритмов прогнозирования отказов в ЛИА.

Таблица 4.1 – Количественные значения параметров профиля напряжения для предаварийного состояния ЛИА

Ссылка	Количественные значения параметров профиля напряжения для предаварийного состояния ЛИА		
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[66]	$t_1 = 96$ с. $U_0 = 3,65$ В $U_{\text{перел}} = 4,2$ В	Отсутствие	$t_3 = 602$ с. $U_{\text{пл2}} = 4,2$ В
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	$t_4 = 55$ с. $U_{\text{тр}} = 4,71$ В	$t_5 = 606$ с. $U_{\text{пред.тр}} = 4,348$ В	$t_6 = 180$ с. $U_{\text{макс}} = 5$ В
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[72] (ЛИА с катодом LFP)	$t_1 = 463$ с. $U_0 = 3,65$ В $U_{\text{перел}} = 5,75$ В	$t_2 = 55$ с. $U_{\text{пл}} = 5,8$ В	Отсутствие
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	$t_4 = 112$ с. $U_{\text{тр}} = 5,9$ В	$t_5 = 175$ с. $U_{\text{пред.тр}} = 5,82$ В	$t_6 = 173$ с. $U_{\text{макс}} = 21$ В
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[72] (ЛИА с катодом NCM622)	$t_1 = 1043$ с. $U_0 = 4,2$ В $U_{\text{перел}} = 5$ В	$t_2 = 45$ с. $U_{\text{пл}} = 5,6$ В	$t_3 = 35$ с. $U_{\text{пл2}} = 5,74$ В
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	$t_4 = 125$ с. $U_{\text{тр}} = 6,4$ В	$t_5 = 91$ с. $U_{\text{пред.тр}} = 6,37$ В	$t_6 = 118$ с. $U_{\text{макс}} = 35$ В
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[75]	$t_1 = 2943$ с. $U_0 = 4,511$ В $U_{\text{перел}} = 5,036$ В	$t_2 = 835$ с. $U_{\text{пл}} = 5,344$ В	$t_3 = 580$ с. $U_{\text{пл2}} = 5,3$ В
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	$t_4 = 262$ с.	$t_5 = 378$ с.	$t_6 = 47$ с.

	$U_{\text{тр}} = 5,364 \text{ В}$	$U_{\text{пред.тр}} = 5,29 \text{ В}$	$U_{\text{макс}} = 5,5 \text{ В}$
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[174]	$t_1 = 790 \text{ с.}$ $U_0 = 4,18 \text{ В}$ $U_{\text{перел}} = 4,84 \text{ В}$	$t_2 = 436 \text{ с.}$ $U_{\text{пл}} = 5,34 \text{ В}$	$t_3 = 589 \text{ с.}$ $U_{\text{пл}2} = 5,21 \text{ В}$
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	$t_4 = 270 \text{ с.}$ $U_{\text{тр}} = 5,5 \text{ В}$	$t_5 = 62 \text{ с.}$ $U_{\text{пред.тр}} = 0 \text{ В}$	Отсутствие

Принятые обозначения:

$t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6$ – интервалы времени, соответствующие шести стадиям, с.; U_0 – начальное значение напряжения предаварийного состояния ЛИА, В; $U_{\text{перел}}$ – начальное значение напряжения стадии ускоренного повышения напряжения, В; $U_{\text{пл}}$ – начальное значение напряжения стадии «плато», В; $U_{\text{пл}2}$ – окончательное значение напряжения стадии «плато», В; $U_{\text{тр}}$ – максимальное значение напряжения стадии вторичного резкого возрастания напряжения, В; $U_{\text{пред.тр}}$ – минимальное значение напряжения стадии кратковременного снижения напряжения, В; $U_{\text{макс}}$ – максимальное значение напряжения финальной стадии, В.

Для количественной оценки изменений между соседними значениями напряжения можно использовать значение нормированного изменения напряжения:

$$\sigma = \frac{U_2 - U_1}{U_1}, \quad (4.1)$$

где U_1 – значение напряжения в предыдущий момент времени; U_2 – значение напряжения в текущий момент времени. Очевидно, что положительный знак $\sigma > 0$ указывает на возрастание напряжения, отрицательный знак $\sigma < 0$ указывает на снижение напряжения.

В таблице 4.2 приведены рассчитанные значения σ для рассмотренных выше примеров предаварийных состояний ЛИА, что позволяет оценить степень изменения напряжения с течением времени.

Таблица 4.2 – Количественные значения изменения между соседними значениями напряжения ЛИА

Ссылка	Значение σ		
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[66]	0,037	0,109	Отсутствие
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	0,121	-0,077	0,15
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[72] (ЛИА с катодом LFP)	0,575	0,009	Отсутствие
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	0,017	0,014	2,610
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[72] (ЛИА с катодом NCM622)	0,19	0,12	0,025
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	0,115	-0,005	4,495
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[75]	0,116	0,061	-0,008
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	0,012	-0,014	0,04
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
[174]	0,158	0,103	-0,008
	Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
	-0,017	-1	Отсутствие
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3

Положительные значения σ отражают фазы увеличения напряжения (стадии 1, 2, 4, 6), тогда как отрицательные – его снижение (стадия 5). Значение σ характеризует интенсивность изменения напряжения на соответствующем этапе и используется для параметризации величин изменений напряжения в разрабатываемых моделях.

На основе анализа данных из таблиц 4.1 и 4.2, определён диапазон изменения количественных характеристик, результаты которого сведены в таблицу 4.3. Приведённые данные позволяют выявить типичные закономерности изменения напряжения в предаварийном состоянии при перезаряде ЛИА.

Таблица 4.3 – Диапазон изменений параметров профиля напряжения

Диапазон относительного изменения		
Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3
$\Delta t = [46 \div 2934]$ с. $\Delta \sigma = [0,037 \div 0,575]$	$\Delta t = [45 \div 835]$ с. $\Delta \sigma = [0,009 \div 0,12]$	$\Delta t = [0 \div 589]$ с. $\Delta \sigma = [-0,008 \div 0,025]$
Стадия 4	Стадия 5	Стадия 6
$\Delta t = [55 \div 270]$ с. $\Delta \sigma = [-0,017 \div 0,121]$	$\Delta t = [62 \div 606]$ с. $\Delta \sigma = [-1 \div -0,005]$	$\Delta t = [0 \div 180]$ с. $\Delta \sigma = [0 \div 4,495]$

4.1.2 Программная реализация модели напряжения литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда

В рамках данной работы предложены две версии модели напряжения, описывающие развитие предаварийного состояния ЛИА при перезаряде.

Основная идея заключается в следующем: на основе анализа экспериментальных кривых напряжения выявляются характерные признаки предаварийного состояния ЛИА, которые представляют собой перегиб, скачок напряжения. Кривая напряжения разбивается на конечное число локальных отрезков, причём каждый такой отрезок является потенциально информативной областью. Для каждого сегмента вводятся две числовые характеристики: длительность временного интервала и относительная амплитуда изменения напряжения – эти параметры служат количественным описанием предаварийного состояния.

При формировании синтетических профилей применён вероятностный подход: значения длительности и амплитуды для каждого сегмента (на основе которых задаются узловые точки) случайным образом генерируются в пределах интервалов, приведённых в таблице 4.3. Такой приём позволяет получить множество разнообразных форм кривых напряжения, включая средние и наиболее неблагоприятные сценарии, что повышает устойчивость модели.

Далее по полученным опорным точкам строятся аппроксимирующие кривые. В работе использовались два метода интерполяции: линейная интерполяция и кубическая интерполяция Эрмита. Соответственно, разработаны две модели: базовая (грубая) модель с линейной аппроксимацией опорных точек, и уточнённая модель, в основе которой лежит кубический интерполятор Эрмита. Алгоритм построения обеих моделей представлен на рисунке 4.5.



Рисунок 4.5 – Алгоритм построения обеих моделей напряжения в предаварийном состоянии

Алгоритм построения базовой модели

Базовая модель реализует упрощённый подход к моделированию, основанный на линейной интерполяции между узловыми точками. Алгоритм её построения включает следующие этапы:

1) Идентификация характерных точек;

По результатам обработки экспериментальных кривых напряжения определяются ключевые участки кривой напряжения, отражающие существенные изменения в процессе перезаряда аккумулятора (см. таблицу 4.1).

2) Параметризация участков;

Каждому выделенному участку приписываются числовые параметры – продолжительность и относительная амплитуда изменения напряжения – с учётом статистических характеристик из таблицы 4.3. Параметры варьируются случайным образом в заданных пределах, что моделирует естественный разброс характеристик, обусловленный технологическими отклонениями и различиями условий эксплуатации.

Каждый участок параметризуется с использованием статистических

характеристик (см. таблицу 4.3), с учётом случайного варьирования длительности и амплитуды напряжения. Такой стохастический подход отражает разброс характеристик, вызванный технологическими отклонениями и различными условиями эксплуатации.

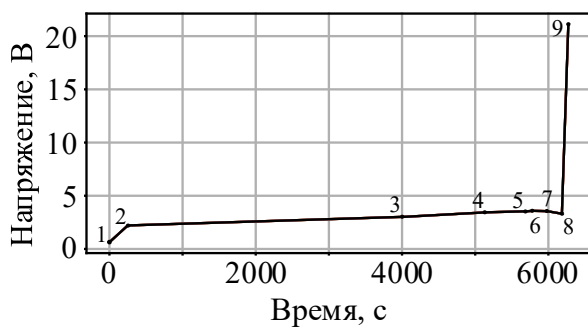
3) Построение линейных сегментов;

Каждый сегмент определяется двумя точками с заданной длительностью и амплитудой изменения напряжения. Линейный сегмент описывает линейное изменение u на отрезке $[t_{start}, t_{start} + t_i]$:

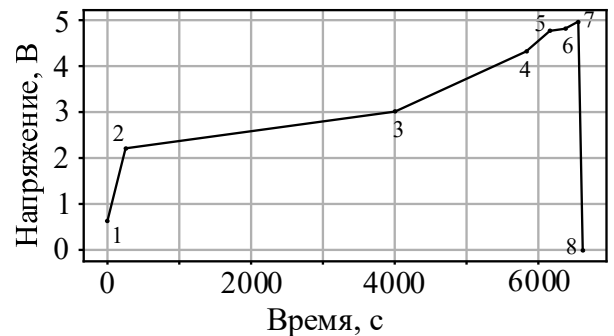
$$U_i(t) = U_{start} + \frac{U_{start} \cdot \sigma}{t_i} (t - t_{start}), \quad (4.2)$$

где σ – значение нормированного изменения напряжения на интервале $[t_{start}, t_{start} + t_i]$; t_i – интервал времени, $i \in 1, \dots, 6$. Это соответствует уравнению прямой линии с угловым коэффициентом $m = \frac{U_{end} - U_{start}}{t_i}$, где $U_{end} = U_{start} \cdot (1 + \sigma)$.

В результате модель представляет собой последовательность линейно аппроксимированных сегментов, последовательно соединённых друг с другом, что даёт приближённый профиль временного изменения напряжения. Иллюстрации полученных результатов приведены на рисунках 4.6 а, б.



а)



б)

Рисунок 4.6 – Примеры результатов работы базовой модели

Предложенный подход позволяет в режиме реального времени формировать типовой профиль напряжения ЛИА при перезаряде и выявлять характерные тенденции, предшествующие возникновению аварийного состояния. Однако данной модели существенный недостаток – опора на линейную аппроксимацию,

которая не обеспечивает достаточной точности при воспроизведении выразенно нелинейных участков кривой напряжения аккумулятора.

Алгоритм построения уточнённой модели

С целью повышения точности моделирования можно использовать уточнённую модель, основанную на применении, например, кубической интерполяции Эрмита (Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial – PCHIP). В отличие от стандартного кубического сплайна, этот метод гарантировано обеспечивает монотонность и подавляет осцилляции, сохраняя реалистичную форму кривой [171, 172].

Алгоритм построения уточнённой модели включает следующие этапы:

1) Идентификация характерных точек. Аналогично при построении базовой модели определяются ключевые узловые точки на временной оси, служащие опорой для интерполяции.

2) Параметризация участков. Аналогично, как при построении базовой модели.

3) Построение кубической интерполяции Эрмита, которое состоит из следующих шагов:

3.1) Определение временных интервалов и первых разностных производных. Для каждого малого интервала $[t_j, t_{j+1}]$ времени вычисляются шаги h_j интерполяции и первые разностные производные δ_j в точке t_j по следующим формулам:

$$h_j = t_{j+1} - t_j, \quad (4.3)$$

$$\delta_j = \frac{U_{j+1} - U_j}{h_j}, \quad (4.4)$$

где U_j, U_{j+1} – значения сплайн-функции в точках t_j, t_{j+1} .

3.2) Расчет коэффициентов наклона PCHIP во внутренних точках сплайна. Для обеспечения монотонности и устранения осцилляций в интерполяционной кривой используются формулы PCHIP. На каждом интервале $[t_j, t_{j+1}]$ наклон

(первая производная) во внутренних точках m_j вычисляется как:

$$m_j = \frac{w_1 + w_2}{\frac{w_1}{\delta_{j-1}} + \frac{w_2}{\delta_j}}, \quad (4.5)$$

где m_j – коэффициенты наклона РСНП в внутренней точке t_j ; $w_1 = 2h_j + h_{j-1}$, $w_2 = h_j + 2h_{j-1}$ – вес, соответствующий точкам t_j, t_{j+1} . Если δ_{j-1} и δ_j имеют разные знаки или хотя бы одно из них равно нулю, m_j полагается равным нулю, чтобы избежать нежелательных осцилляций.

3.3) Определение коэффициентов наклона РСНП на концах сплайна. Для обеспечения гладкого соединения с интерполяционным полиномом внутри в крайних точках t_0, t_{n-1} наклоны РСНП определяются по формуле [177]:

$$m_0 = \begin{cases} 0 & , \text{если } m_0 \delta_0 \leq 0, \\ 3\delta_0 & , \text{если } |m_0| > 3|\delta_0|, \\ \delta_0 \left(1 + \frac{h_0}{h_0 + h_1}\right) - \delta_1 \cdot \frac{h_0}{h_0 + h_1} & , \text{в других случаях.} \end{cases} \quad (4.6)$$

$$m_{n-1} = \begin{cases} 0 & , \text{если } m_{n-1} \delta_{n-1} \leq 0, \\ 3\delta_{n-1} & , \text{если } |m_{n-1}| > 3|\delta_{n-1}|, \\ \delta_{n-1} \left(1 + \frac{h_{n-1}}{h_{n-1} + h_{n-2}}\right) - \delta_{n-2} \cdot \frac{h_{n-1}}{h_{n-1} + h_{n-2}} & , \text{в других случаях.} \end{cases} \quad (4.7)$$

3.4) Формирование интерполяционной функции Эрмита на каждом отрезке $[t_j, t_{j+1}]$. На каждом отрезке $[t_j, t_{j+1}]$ кубическая интерполяция Эрмита позволяет записать $U_j(x)$ в виде [178]:

$$U_j(t) = h_{00}(x)U_j + h_{10}(x)h_j m_j + h_{01}(x)U_{j+1} + h_{11}(x)h_j m_{j+1}, \quad (4.8)$$

где $h_{00}(x), h_{10}(x), h_{01}(x), h_{11}(x)$ – базисные функции Эрмита, определяются как:

$$\begin{aligned} h_{00}(x) &= 2x^3 - 3x^2 + 1; & h_{10}(x) &= x^3 - 2x^2 + x; \\ h_{01}(x) &= -2x^3 + 3x^2; & h_{11}(x) &= x^3 - x^2 \end{aligned} \quad (4.9)$$

$$\text{где } x = \frac{t - t_j}{h_j}.$$

Полученные кривые (рисунок 4.7) демонстрируют более гладкое, монотонное и реалистичное воспроизведение временной эволюции напряжения по сравнению с базовой моделью.

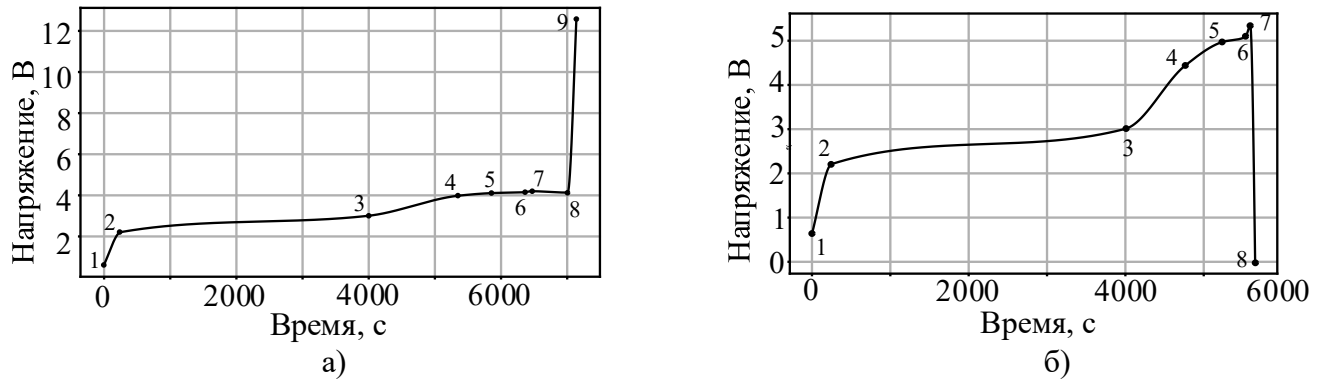


Рисунок 4.7 – Примеры результатов работы уточненной модели

Для оценки точности обеих моделей использовались результаты экспериментальных исследований из публикации [66] (рисунок 3). Данные позволяют оценить адекватность аппроксимации реального сигнала напряжения ЛИА обеими моделями.

Процедура верификации включает следующие этапы:

- 1) Загрузка и нормализация исходных значений временных рядов напряжения;
- 2) Аппроксимация узловых точек методом линейной интерполяции или кубической интерполяции Эрмита;
- 3) Формирование интерполированных кривых напряжения и расчёт количественных метрик отклонения: средняя относительная ошибка (Mean relative error – MRE);
- 4) Сравнительный анализ полученных значений MRE и визуальная оценка степени совпадения интерполированных профилей напряжения с экспериментальными данными.

На графиках 4.8 и 4.9 приведено сопоставление результатов. Видно, что уточненная модель демонстрирует более высокую точность при сравнении с

базовой моделью: максимальная ошибка не превышает примерно 6,5 %, а значение MRE составляет около 0,6 %.

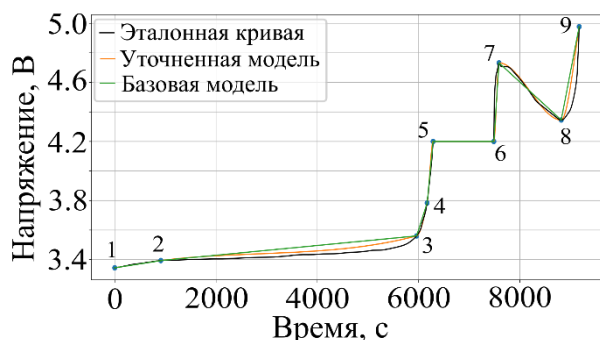


Рисунок 4.8 – Сравнение результатов работы базовой и уточненной моделей

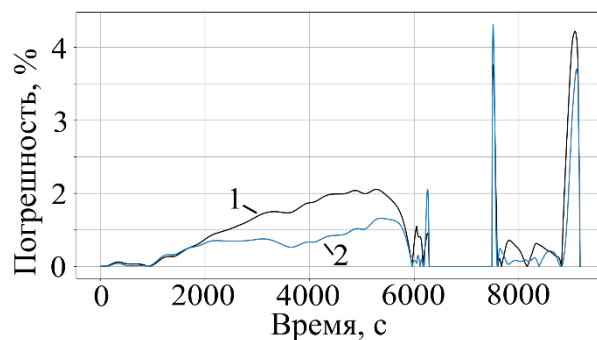


Рисунок 4.9 – Погрешность при сравнении результатов работы моделей с эталонными данными:

1 – базовая модель; 2 – уточненная модель

4.2 Программное моделирование температуры аккумулятора в предаварийном состоянии

В данном разделе представлена модель температуры ЛИА на этапе перехода в предаварийное состояние при перезаряде. Разработанная на основе экспериментальных данных, модель воспроизводит ключевые особенности изменения температурного профиля по мере приближения к аварийному сценарию. Это позволяет адекватно смоделировать динамику переходного процесса и оценить критические параметры работы аккумулятора в режиме, предшествующем отказу.

4.2.1 Анализ характера изменений температуры литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда

Аналогично, как в разделе 4.1, в данном подразделе проведён анализ характерных изменений температуры в режиме перезаряда.

В исследовании [179] использовались призматические герметично запаянные ЛИА типа 633048 с номинальной ёмкостью 650 мА·ч. Габаритные размеры ячеек составляли: толщина – 6,3 мм, ширина – 30 мм, длина – 48 мм.

Анализ термограммы выявил четырёхстадийную динамику изменения температуры в ходе перезаряда, представленные на рисунке 4.10.

На начальной стадии наблюдается плавный прогрев: температура возрастает с 24,9 °С до 28,8 °С, что соответствует нормальному эксплуатационному диапазону.

Далее, на второй стадии в течение примерно 1487 с. происходит заметный и быстрый подъем температуры до $68,0\text{ }^{\circ}\text{C}$. Это, скорее всего, связано с экзотермическими реакциями между деградировавшим катодом и электролитом. В третьей стадии зарегистрирован экспоненциальный подъем температуры до пикового значения $113,2\text{ }^{\circ}\text{C}$ за примерно 638 с., что указывает на переход к тепловому разгону вследствие разрушения катодного материала и активного газовыделения. На конечной стадии наблюдается падение температуры до $57\text{ }^{\circ}\text{C}$ в течение 650 с.

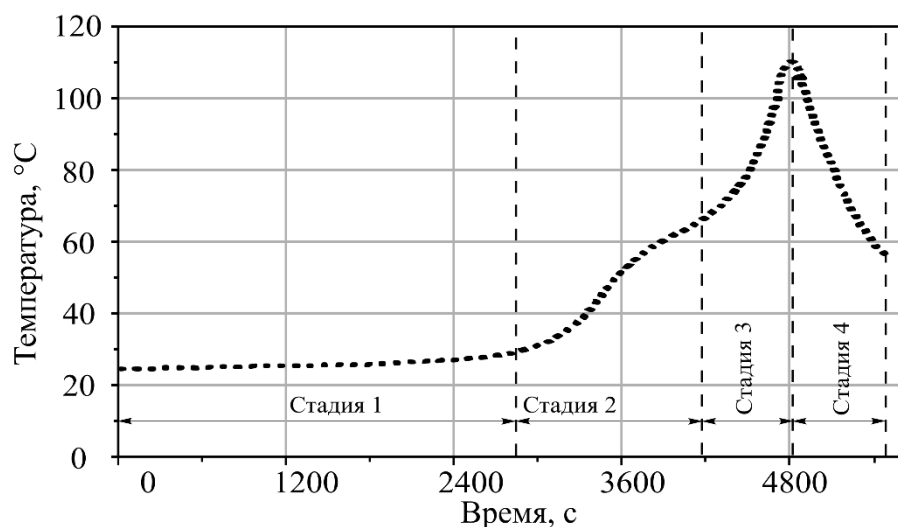


Рисунок 4.10 – Профиль температуры аккумулятора типа 633048 при перезаряде током 1 С. Воспроизведено из публикации [179].

В исследовании [174] рассматривались герметичные прямоугольные литий-ионные аккумуляторы номинальной ёмкостью $1,0\text{ А}\cdot\text{ч}$; геометрические размеры ячеек: толщина $6,2\text{ мм}$, ширина 35 мм , высота 53 мм . Анализ температурной кривой (рисунок 4.11) при перезаряде выявил четыре последовательные стадии термической эволюции.

На первой стадии (примерно $3500\text{ с.} - 5605\text{ с.}$) фиксируется постепенный прогрев: температура повышается примерно с $35,3\text{ }^{\circ}\text{C}$ до $39,0\text{ }^{\circ}\text{C}$, что находится в пределах нормального рабочего диапазона. Вторая стадия характеризуется резкой акселерацией нагрева: в течение примерно 610 с. температура возрастает до $110,0\text{ }^{\circ}\text{C}$, что объясняется лавинообразным разложением электролита и разрушением оксидного катодного материала. На третьей стадии развивается катастрофический тепловой разгон – примерно за 24 с. температура достигает

максимального значения примерно $729,3\text{ }^{\circ}\text{C}$. Такое поведение указывает на воспламенение газообразных продуктов реакций (CO , CH_4 , H_2) и последующее термическое разрушение активных материалов. После достижения максимального значения температура резко падает до $380\text{ }^{\circ}\text{C}$. Это объясняется тем, что основная химическая реакция, вызывающая перегрев (разложение электролита), завершается, и одновременно происходит резкое увеличение объема газа, который эффективно отводит тепло от аккумулятора.

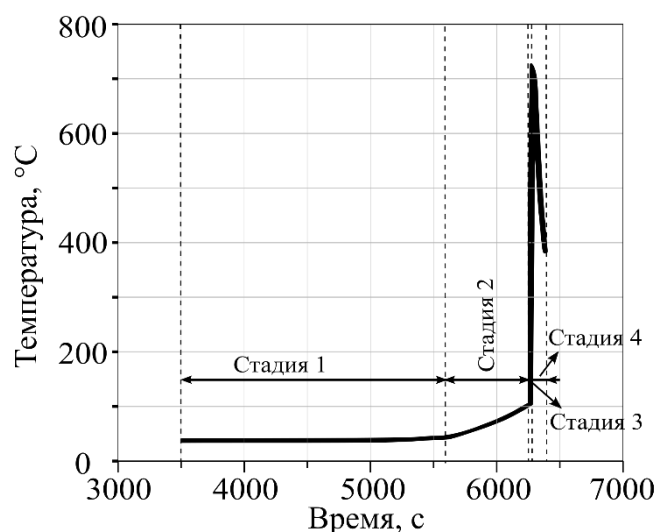


Рисунок 4.11 – Профиль температуры аккумулятора при испытании на перезаряд. Воспроизведено из публикации [174].

В работе [71] рассматривается квадратный литий-железо-фосфатный (LiFePO_4) аккумулятор номинальной ёмкостью $132\text{ А}\cdot\text{ч}$. Анализ температурной кривой позволил выделить четыре стадии развития теплового разгона, представленные на рисунке 4.12.

На первой стадии наблюдается латентный период с незначительным повышением температуры от $13,3$ до $14,9\text{ }^{\circ}\text{C}$ в течение 183 с. , что соответствует начальной фазе накопления тепла. На второй стадии фиксируется экспоненциальный рост температуры до примерно $186,0\text{ }^{\circ}\text{C}$ за 667 с. , одновременно с увеличением напряжения. На третьей стадии развивается катастрофический тепловой разгон: температура стремительно достигает пикового значения $316,2\text{ }^{\circ}\text{C}$ за 17 с. Такой резкий скачок объясняется интенсивными побочными реакциями в батарее, сопровождавшимися выделением большого количества тепла. На конечной стадии наблюдается снижение температуры до $198,8\text{ }^{\circ}\text{C}$ за 1133 с.

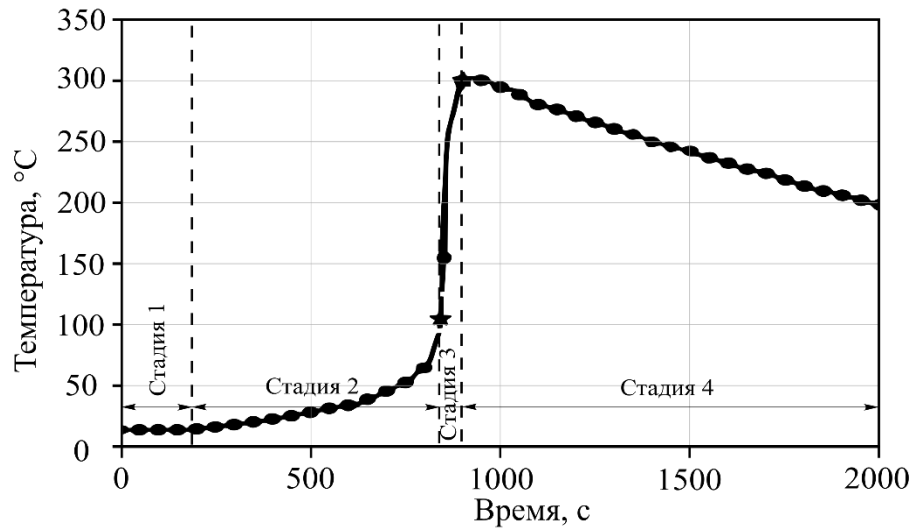


Рисунок 4.12 – Профиль температуры аккумулятора в режиме перегрева.
Воспроизведено из публикации [71].

На основании анализа этих данных выделены ключевые признаки предаварийного состояния ЛИА, обобщённые в таблице 4.4. К основным характеристикам, предшествующим аварийному режиму, относятся:

- 1) *начальная стадия перезаряда*, характеризующаяся незначительным повышением температуры аккумулятора;
- 2) *стадия ускоренного тепловыделения* – наблюдается интенсивное повышение температуры;
- 3) *стадия резкого возрастания температуры*, которая отражает опасную ситуацию, когда аккумулятор переходит к аварии;
- 4) *стадия падения температуры* после выхода из строя аккумулятора.

Выделенные признаки служат основу разработки обобщённой модели предаварийного состояния, применяемой для имитационного тестирования и оценки эффективности алгоритмов прогнозирования отказов в ЛИА.

Таблица 4.4 – Количественные характеристики признаков по температуре предаварийного состояния ЛИА

Ссылка	Количественные характеристики			
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4
[179]	$t_1 = 2700 \text{ с.}$ $T_0 = 24,9^\circ\text{C}$ $T_1 = 28,8^\circ\text{C}$	$t_2 = 1487 \text{ с.}$ $T_2 = 68,0^\circ\text{C}$	$t_3 = 638 \text{ с.}$ $T_3 = 113,2^\circ\text{C}$	$t_4 = 650 \text{ с.}$ $T_4 = 57^\circ\text{C}$
[174]	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4

	$t_1 = 2105 \text{ с.}$ $T_0 = 35,3^\circ\text{C}$ $T_1 = 39,0^\circ\text{C}$	$t_2 = 610 \text{ с.}$ $T_2 = 110,0^\circ\text{C}$	$t_3 = 24 \text{ с}$ $T_3 = 729,3^\circ\text{C}$	$t_4 = 108 \text{ с}$ $T_4 = 380^\circ\text{C}$
	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4
[71]	$t_1 = 183 \text{ с}$ $T_0 = 13,3^\circ\text{C}$ $T_1 = 14,9^\circ\text{C}$	$t_2 = 667 \text{ с}$ $T_2 = 186,0^\circ\text{C}$	$t_3 = 17 \text{ с}$ $T_3 = 316,2^\circ\text{C}$	$t_4 = 1133 \text{ с}$ $T_4 = 198,8^\circ\text{C}$

Для количественной оценки изменения между соседними значениями температуры применяется значение нормированного изменения.

$$\varphi = \frac{T_{t+1} - T_t}{T_t}, \quad (4.10)$$

где T_t – значение температуры в предыдущий момент времени; T_{t+1} – значение температуры в текущий момент времени. Очевидно, что положительный знак $\varphi > 0$ указывает на возрастание температуры, отрицательный знак $\varphi < 0$ указывает на снижение температуры.

Расчётные значения φ приведены в таблице 4.5. Это позволяет оценить степень изменения температуры с течением времени.

Таблица 4.5 – Количественные значения изменения между соседними значениями температуры ЛИА

Ссылка	Значение φ			
[179]	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4
	0,1566	1,3611	0,6647	-0,4965
[174]	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4
	0,1048	1,8205	5,63	-0,4790
[71]	Стадия 1	Стадия 2	Стадия 3	Стадия 4
	0,1203	11,4832	0,7	-0,3713

На основе анализа данных, представленных в таблицах 4.4 и 4.5, установлен диапазон изменения количественных характеристик, результаты которого приведены в таблице 4.6.

Таблица 4.6 – Диапазон изменения количественных характеристик изменения между соседними значениями температуры

Диапазон изменения количественных характеристик	
Стадия 1	Стадия 2
$\Delta t = [183 \div 2700], \text{ с.}$	$\Delta t = [610 \div 1487], \text{ с.}$
$\Delta \varphi = [0,1048 \div 0,1566]$	$\Delta \varphi = [1,3611 \div 11,4832]$
Стадия 3	Стадия 4
$\Delta t = [17 \div 638], \text{ с.}$	$\Delta t = [108 \div 1133], \text{ с.}$
$\Delta \varphi = [0,6647 \div 5,63]$	$\Delta \varphi = [-0,4965 \div -0,3713]$

4.2.2 Программная реализация модели температуры литий-ионного аккумулятора для предаварийного состояния в режиме перезаряда

В рамках настоящего исследования разработаны две модификации модели температуры предаварийного состояния ЛИА при перезаряде.

Основная идея построения алгоритма моделирования температуры аналогично представлена в подразделе 4.1.2.

Приведем пример моделей температуры со случайным набором количественных характеристик (рисунок 4.13).

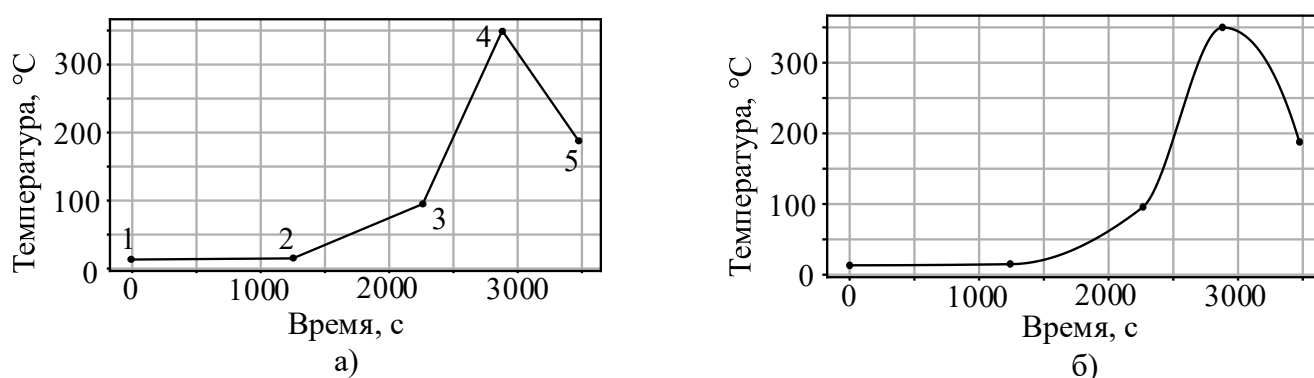


Рисунок 4.13 – Пример результатов работы базовой (а) и уточненной (б) моделей

Для сравнения точности двух предложенных моделей использованы экспериментальные данные профильных кривых температуры, приведённые в работе [179] (рисунок 1). Данные позволяют оценить адекватность аппроксимации реального сигнала обеими моделями.

Алгоритм верификации моделей подробно рассмотрен в подразделе 4.1.2.

Результат сравнения моделей представлен на графиках (рисунки 4.14, 4.15). Видно, что на начальной стадии уточненная модель показывает более высокую точность при сравнении с эталоном. Однако при быстром возрастании температуры

обе модели демонстрируют невысокую точность. Средняя относительная погрешность уточненной модели составляет 4%, а базовой модели – 4,49%.

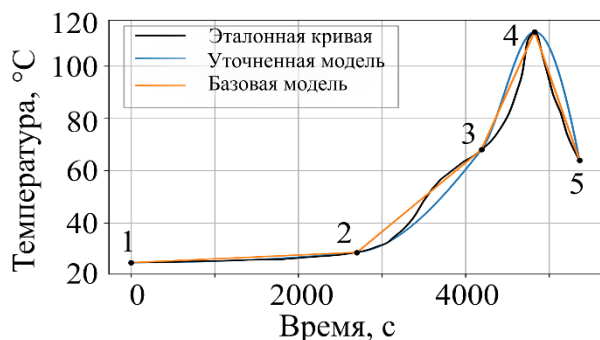


Рисунок 4.14 – Сравнение результатов работы базовой и уточненной моделей:
1 – базовая модель; 2 – уточненная модель

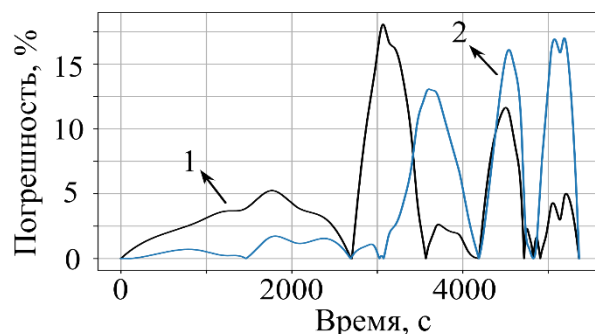


Рисунок 4.15 – Погрешность при сравнении результатов работы моделей с эталонными данными:
1 – базовая модель; 2 – уточненная модель

4.3 Верификация алгоритмов прогнозирования предаварийного состояния

В данном разделе проводится верификация разработанного алгоритма прогнозирования предаварийного состояния с использованием программных моделей, имитирующих поведение аккумулятора. Такие модели позволяют воспроизвести типовые сценарии развития аварийных процессов, что обеспечивает объективную проверку корректности и эффективности алгоритма прогнозирования. В рамках данной верификации реализованы два тестовых сценария: на моделях напряжения и температуры ЛИА.

4.3.1 Тестирование алгоритмов прогнозирования предаварийных состояний на модели напряжения

В рамках исследования проведено тестирование алгоритмов прогнозирования на модели напряжения, разработанной для имитации характерных изменений напряжения в предаварийном режиме. Цель тестирования заключается в оценке точности и устойчивости прогнозирования наступления критического состояния.

Для обеспечения оптимального баланса между вычислительной эффективностью и точностью прогнозирующая модель работает с данными, интерполированными с шагом 10 с. Это решение позволяет значительно сократить

нагрузку на вычислительные ресурсы и объем используемой памяти, не жертвуя при этом информативностью данных. В качестве тестового примера использовалась одна из реализаций, сгенерированных ранее в ходе исследования, полученных в подразделе 4.1.2. Данная модель, демонстрирующая типичный сценарий изменения напряжения, включающий все ключевые фазы, наблюдаемые в реальных предаварийных режимах.

Анализ результатов работы алгоритма (рисунки 4.16, 4.17) подтверждает его достаточно высокую точность. В большей части диапазона погрешность расчета остается незначительной. Однако ошибка возрастает в точках резкого изменения динамики сигнала напряжения, таких как скачки и изгибы. Максимальная погрешность, составляющая 4,68%, зафиксирована в момент резкого возрастания напряжения, соответствующего переходу в режим теплового разгона.

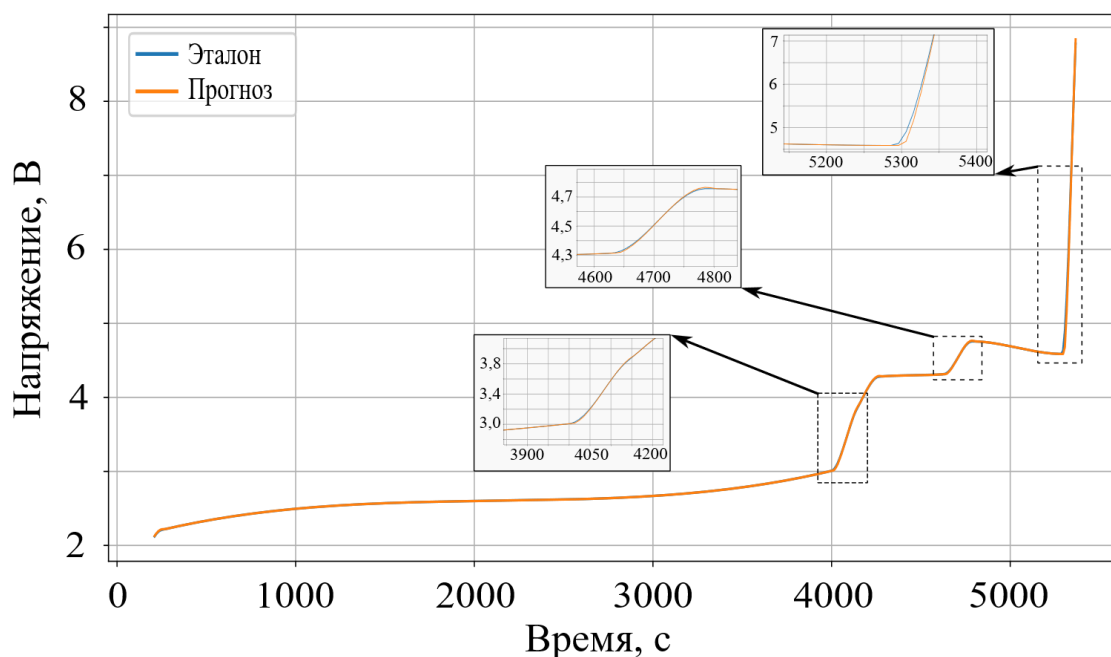


Рисунок 4.16 – Результат прогнозирования предвестников предаварийного состояния напряжения

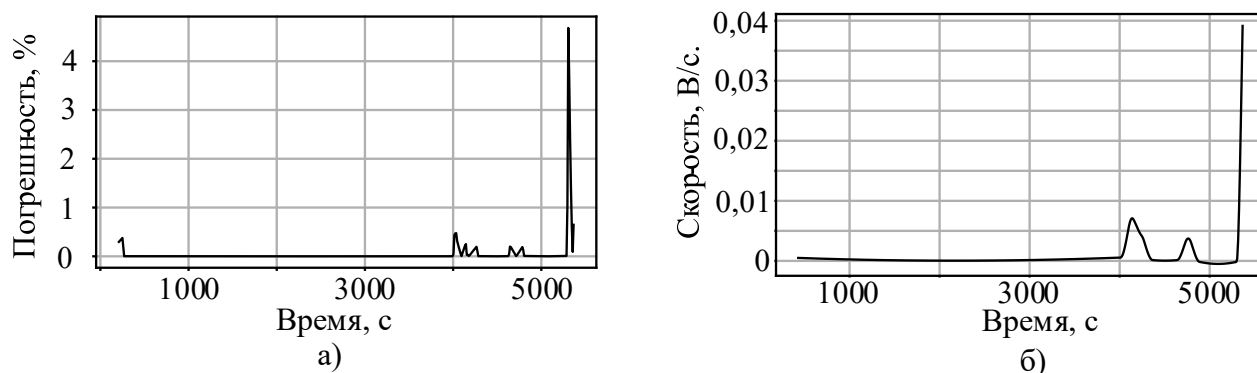


Рисунок 4.17 – Погрешность (а) прогнозирования и скорость (б) изменения напряжения

На рисунке 4.17б четко видны два выраженных скачка в моменты $t = 4020$ с. и $t = 4650$ с. Данные события напрямую связаны с превышением критических порогов скорости возрастания напряжения: $0,007$ В/с. и $0,0035$ В/с. соответственно. Фиксация именно двух последовательных скачков является характерным диагностическим признаком, уникальным для предаварийного состояния ЛИА в режиме перезаряда.

4.3.2 Тестирование алгоритмов прогнозирования предаварийных состояний на модели температуры

Тестирование эффективности алгоритма прогнозирования предаварийных состояний на модели температуры проведено аналогично алгоритму тестирования по напряжению (подраздел 4.3.1).

В качестве эталона используется уточненная температурная модель, которая разработана ранее и достоверно воспроизводит реальную динамику тепловых процессов в ЛИА в режиме перезаряда. Модель охватывает четыре ключевые фазы: начальная стадия перезаряда, стадия ускоренного тепловыделения, стадия резкого возрастания температуры, стадия падения температуры.

Результаты прогнозирования, представленные на рисунках 4.18, 4.19 демонстрируют, что алгоритм успешно справляется с задачей и отслеживает все ключевые переходы между фазами.

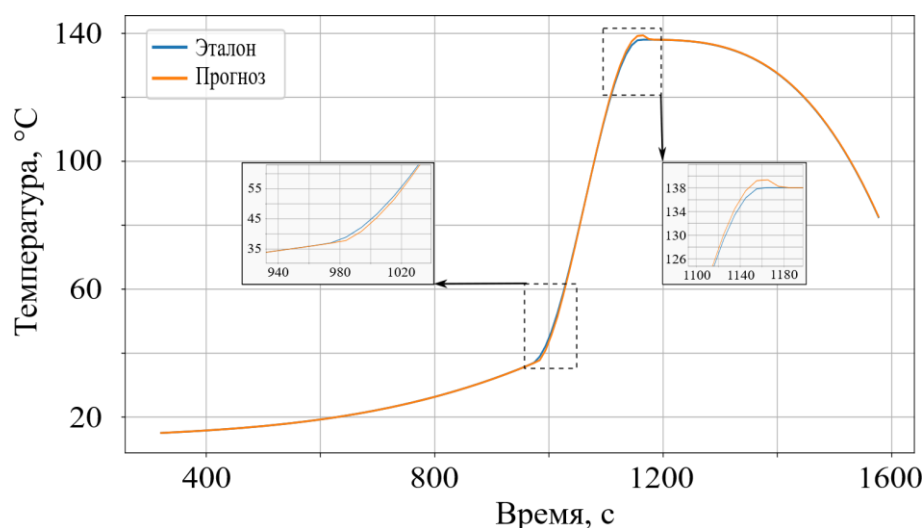


Рисунок 4.18 – Результат прогнозирования температуры на основе тестовой модели

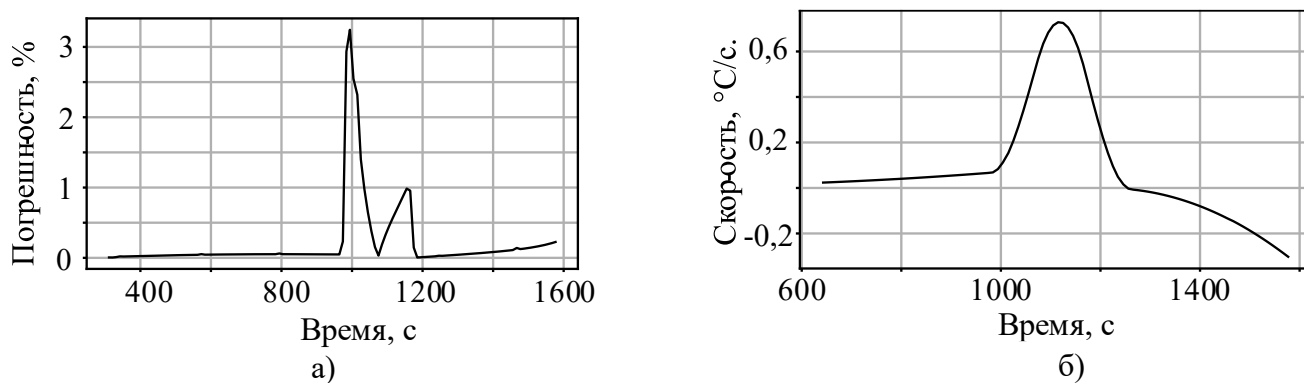


Рисунок 4.19 – Погрешность (а) прогнозирования и скорость (б) изменения температуры

Анализ графика подтверждает высокую точность алгоритма. На всем диапазоне измерений погрешность остается незначительной, достигая максимума – 3,24% при резком скачке температуры.

Как показано на рисунке 4.19б, примерно в момент времени $t = 1000$ с. наблюдается резкое увеличение скорости изменения температуры. Согласно критерию, применяемому в системе, превышение скоростью порога $0,6$ °C/с, зафиксированное в этот момент, является диагностическим признаком предаварийного состояния ЛИА в режиме перезаряда.

4.4 Выводы

В рамках главы разработаны базовая и уточненная модели напряжения и температуры ЛИА в предаварийном состоянии. Сравнительный анализ моделей показал их высокую точность:

– для модели напряжения максимальная погрешность уточненной модели не

превышает 6,5%, а средняя относительная ошибка составляет около 0,6%.

– для модели температуры средняя относительная погрешность уточненной модели составила 4%, а базовой модели – 4,49%.

Комплексная верификация алгоритма прогнозирования, проведенная на данных моделях, подтвердила его высокую эффективность и практическую пригодность:

– на модели напряжения: алгоритм продемонстрировал высокую точность (погрешность не превысила 4,68 %) и ключевую диагностическую способность – уверенную идентификацию двух последовательных скачков скорости роста напряжения, что является характерным признаком перехода в предаварийное состояние.

– на модели температуры: алгоритм уверенно прогнозировал тепловое состояние, точно отследив все ключевые фазы, включая момент резкого скачка скорости изменения температуры, что является критически важным диагностическим критерием. Максимальная погрешность прогноза составляет 3,24 %, что свидетельствует о стабильно высокой точности.

Однако необходимо отметить недостаток данного алгоритма прогнозирования, который сильно подвержен влиянию помех и шумов сигнала. Это приводит к обнаружению ложного признака и снижает эффективность работы системы. Для устранения этого недостатка необходимо применять различные фильтры для обработки входных сигналов для повышения точности работы алгоритма.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации выполнена разработка моделей аккумулятора и алгоритмов для решения задачи прогнозирования предаварийных состояний ЛИА. В результате проведенного исследования получены следующие результаты:

1. выполнен анализ перспектив применения ЛИА в батарейных модулях СНЭЭ, выявлены их ключевые преимущества и ограничения;

2. выполнен анализ механизмов появления теплового разгона в ЛИА и классификации его признаков для различных режимов эксплуатации и установлены определяющие факторы возникновения аварийных ситуаций;

3. выполнен анализ методов оценки теплового состояния и прогнозирования предаварийных режимов ЛИА. Выявлены их достоинства и недостатки, что определяет выбор метода в зависимости от конкретных задач и условий эксплуатации;

4. разработан алгоритм параметризации модели Шеферда, что позволяет повысить ее адекватность и снизить ошибку моделирования до 1,5%;

5. построена модель ЛИАБ для анализа аварийных режимов, в частности, для случая аварийного отключения неисправного аккумулятора с помощью БП;

6. разработан алгоритм, позволяющий получить модель токов в батарейном модуле СНЭЭ и выполнить анализ их динамики в предаварийном режиме в момент коммутации БП;

7. предложена модель ЛИА на основе резистивной электрической схемы замещения, в которой эмпирические зависимости используются для описания динамики внутреннего сопротивления и ЭДС аккумулятора;

8. разработан комплекс алгоритмов прогнозирования предаварийных состояний. Его особенность – анализ сигналов напряжения, тока и температуры для выделения характерных признаков и использование кубического сплайна для экстраполяции данных с последующей коррекцией по экспериментальным измерениям;

9. разработан алгоритм оценки температуры электрохимической среды ЛИА с использованием внешних датчиков и коэффициентов коррекции;

10. разработано программное моделирование напряжения и температуры ЛИА в критических режимах, основанное на сегментарном анализе экспериментальных данных с аппроксимацией узловых точек линейной интерполяцией и кубической интерполяцией Эрмита;

11. проведена комплексная верификация разработанных алгоритмов на созданных моделях подтверждает их эффективность и точность.

ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

АК – аккумулятор

АЦП – аналого-цифровой преобразователь

БП – байпасный переключатель

ВИЭ – возобновляемый источник энергии

ВКЗ – внешнее короткое замыкание

ЗБП – замыкание байпасного переключателя

К – контакт

КПД – коэффициент полезного действия

ЛИА – литий-ионный аккумулятор

ЛИАБ – литий-ионная аккумуляторная батарея

НС – нейронная сеть

СНЭЭ – система накопления электроэнергии

ЭДС – электродвижущая сила

DFN – Doyle-Fuller-Newman

MRE – mean relative error

PCHP – piecewise cubic Hermite interpolating polynomial

PyBaMM – python battery mathematical modelling

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. World Energy Outlook 2023 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>, свободный (дата обращения: 26.01.2024).
2. Организация объединенных наций киотский протокол от 11 декабря 1997 года к рамочной конвенции организации объединенных наций об изменении климата. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.un.org/ru/documents/decl_conv/conventions/kyoto.shtml, свободный (дата обращения: 26.01.2024).
3. Парижское соглашение [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://unfccc.int/files/essential_background/convention/application/pdf/english_paris_agreement.pdf, свободный (дата обращения: 26.01.2024).
4. Глобальный взгляд на проблему достижения углеродной нейтральности [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://eepir.ru/new/globalnyyu-vzglyad-na-problemu-dostigheniya-uglerodnoy-neutralynosti/>, свободный (дата обращения: 26.01.2024).
5. Григораш О. В. Возобновляемые источники электроэнергии / О. В. Григораш, Ю. П. Степура, Р. А. Сулейманов, Е. А. Власенко, А. Г. Власов. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет, 2012. – 272 с.
6. Соколов Ю. И. Проблемы и риски возобновляемых источников энергии / Ю. И. Соколов // Проблемы анализа риска. – 2021. – Т. 18, № 4. – С. 28–47. – DOI: <https://doi.org/10.32686/1812-5220-2021-18-4-28-47>.
7. Lawder M. T. Battery energy storage system (BESS) and battery management system (BMS) for grid-scale applications / M. T. Lawder, B. Suthar, P. W. C. Northrop, S. De, C. M. Hoff, O. Leiternann, M. L. Crow, S. Santhanagopalan, V. R. Subramanian // Proceedings of the IEEE. – 2014. – Vol. 102. – No. 6. – P. 1014–1030.
8. Кулова Т. Л. Современные электрохимические системы аккумулирования энергии / Т. Л. Кулова, И. И. Николаев, В. Н. Фатеев, А. Ш. Алиев // Kimya Problemleri. – 2018. – № 1. – С. 9–34.
9. Horiba T. Lithium-ion battery systems / T. Horiba // Proceedings of the IEEE. – 2014. – Vol. 102. – No. 6. – P. 939–950.

10. Duan X. A multiphysics understanding of internal short circuit mechanisms in lithium-ion batteries upon mechanical stress abuse / X. Duan, H. Wang, Y. Jia, L. Wang, B. Liu, J. Xu // *Energy Storage Materials*. – 2022. – Vol. 45. – P. 667–679.
11. Yun F. Investigation on step overcharge to self-heating behavior and mechanism analysis of lithium ion batteries / F. Yun, S. Liu, M. Gao, X. Bi, W. Zhao, Z. Chang [et al.] // *Journal of energy chemistry*. – 2023. – Vol. 79. – P. 301–311.
12. Chao W. Fault mechanism study on Li-ion battery at over-discharge and its diagnosis approach / W. Chao, Z. Chunbo, S. Jinlei, J. Jianhu // *IET electrical systems in transportation*. – 2017. – Vol. 7. – No. 1. – P. 48–54.
13. Yang T. Thermal performance analysis of a prismatic lithium-ion battery module under overheating conditions / T. Yang, J. Li, Q. Xin, H. Zhang, J. Zeng, K. Agbossou, C. Du, J. Xiao // *Batteries*. – 2024. – Vol. 10. – No. 3. DOI: <https://doi.org/10.3390/batteries10030086>.
14. Zhao J. Review of lithium-ion battery fault features, diagnosis methods, and diagnosis procedures / J. Zhao, M. Liu, B. Zhang, X. Wang, D. Liu, J. Wang, P. Bai, C. Liu, Y. Sun, Y. Zhu // *IEEE internet of things journal*. – 2023. – Vol. 11. – No. 11. – P. 18936–18950.
15. Россихин Д. А. Системы накопления электроэнергии: перспективы и потенциал развития / Д. А. Россихин, Т. В. Выприцка, А. В. Сидорова // *Электрооборудование: эксплуатация и ремонт*. – 2021. – № 9. – С. 4–9.
16. Глобальная установленная мощность накопителей энергии вырастет в 122 раза к 2040 г [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://renewen.ru/global-installed-capacity-of-energy-storage-will-increase-122-times-by-2040/>, свободный (дата обращения: 02.02.2024).
17. Мухаметова Л. Р. Инновации в области хранения энергии / Л. Р. Мухаметова, И. Г. Ахметова, В. Стриелковски // *Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики*. – 2019. – Т. 21, № 4. – С. 33–40.
18. Козлов С. В. Анализ эффективности систем накопления энергии / С. В. Козлов, А. Н. Киндряшов, Е. В. Соломин // *Альтернативная энергетика и экология*. – 2015. – № 2 (166). – С. 29–34.

19. Калимуллин Л. В. Приоритетные направления, ключевые технологии и сценарии развития систем накопления энергии / Л. В. Калимуллин, Д. К. Левченко, Ю. Б. Смирнова, Е. С. Тузикова // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. – 2019. – № 1. – С. 42–54.

20. Кравченко Е. В. Обзор современных технологий накопления энергии / Е. В. Кравченко // Компетентность. – 2023. – № 1. – С. 33–38.

21. Новые перспективы для развития накопителей энергии // Электроэнергия. Передача и распределение. – 2022. – № 3 (72). – С. 164–168.

22. Mann M. Energy storage grand challenge: Energy storage market report (No. NREL/TP-5400-78461) / M. Mann, S. Babinec, V. Putsche // National renewable energy laboratory (NREL) – Golden, CO (United States). – 2020. DOI: <https://doi.org/10.2172/1908714>.

23. Statistics [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://gesdb.sandia.gov/statistics.html>, свободный (дата обращения: 02.02.2024).

24. Пат. 2612725 Российская Федерация, МПК Н 02 S 10/30. Гибридная кровельная солнечная панель / Стребков Д. С., Кирсанов А. И., Панченко В. А. № 2016111201; завл. 28.03.2016; опубл. 13.03.2017, Бюл. № 8.

25. Пат. 2557272 Российская Федерация, МПК Е 04 D 13/18. Кровельная солнечная панель / Стребков Д. С., Кирсанов А. И., Иродионов А. Е., Панченко В. А., Майоров В. А. № 2014123409/03; завл. 09.06.2014; опубл. 20.07.2015, Бюл. № 20.

26. Пат. 186778 Российская Федерация, МПК F 03 D 1/02, F 03 D 7/02. Ветрогенератор / Шопинский С. Н., Вендин С. В. № 2018123409; заявл. 27.06.2018; опубл. 01.02.2019, Бюл. № 4.

27. Пат. 156003 Российская Федерация, МПК G 05 F 1/00. Импульсный стабилизатор тока / Ловчиков С. П. № 2014142769/08; заявл. 23.10.2014; опубл. 27.10.2015, Бюл. № 30.

28. Пат. 154069 Российская Федерация, МПК G 05 F 1/56. Импульсный стабилизатор напряжения / Бондарь С. Н., Жаворонкова М. С. № 2015106663/08; заявл. 26.02.2015; опубл. 10.08.2015, Бюл. № 22.

29. Пат. 2732070 Российская Федерация, МПК Н 01 М 10/0525, Н 01 М 2/20.

Модуль литий-ионной аккумуляторной батареи / Логинов А. С., Высотин Д. В. № 2020112687; заявл. 28.03.2020; опубл. 11.09.2020, Бюл. № 26.

30. Пат. 202414 Российская Федерация, МПК Н 01 М 10/0525. Модуль литий-ионной аккумуляторной батареи / Рябышев М. Д., Романюк О. Е. № 2020138988; заявл. 27.11.2020; опубл. 17.02.2021, Бюл. № 5.

31. Пат. 92278 Российская Федерация, МПК Н 04 L 29/10. Коммутатор / Буланов М. В., Обухов И. В., Слепухин А. Ф., Шихов Ю. А., Шмаков Е. В. № 2009144164/22; заявл. 30.11.2009; опубл. 10.03.2010, Бюл. № 7.

32. Пат. 2426216 Российская Федерация, МПК Н 02 М 7/53. Трехфазный инвертор / Григораш О. В., Сепура Ю. П., Власенко Е. А., Усков А. Е., Шиян Ю. В. № 2010105573/07; заявл. 16.02.2010; опубл. 10.08.2011, Бюл. № 22.

33. Проценко Н. А. Байпасное устройство литий-ионной аккумуляторной батареи / Н. А. Проценко // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. – 2013. – Т. 12, № 4. – С. 240–247.

34. Пат. 2415489 Российская Федерация, МПК Н 01 Н 37/00. Байпасный переключатель / Галкин В. В., Шевченко Ю. М., Бледнова Ж. М., Проценко Н. А. № 2009101701/07; заявл. 20.01.2009; опубл. 27.07.2010, Бюл. № 21.

35. Пат. 2675431 Российская Федерация, МПК В 64 G 1/42, Н 01 Н 37/76, Н 01 Н 13/26, Н 01 М 10/0525. Байпасный переключатель литий-ионной аккумуляторной батареи для космического аппарата / Таранов П. И., Проценко Н. А., Шевченко Ю. М. № 2017147168; заявл. 29.12.2017; опубл. 19.12.2018, Бюл. № 35.

36. Пат. 162152 Российская Федерация, МПК Н 01 Н 37/00, В 64 G 1/42. Байпасное устройство / Брянцев А. А., Проценко Н. А., Шевченко Ю. М. № 2015117311/04; заявл. 06.05.2015; опубл. 27.05.2016, Бюл. № 15.

37. Пат. 2559841 Российская Федерация, МПК Н 01 Н 37/00. Устройство для защиты литий-ионной аккумуляторной батареи / Величко Е. В., Базилевский А. Б. № 2014113012/07; заявл. 03.04.2014; опубл. 10.08.2015, Бюл. № 22.

38. Харламенков А. С. Пожарная опасность применения литий-ионных аккумуляторов в России / А. С. Харламенков // Пожаровзрывобезопасность. – 2022. – Т. 31, № 3. – С. 96–102.

39. Орлов О. И. Пожарная опасность литий-ионных аккумуляторов / О. И. Орлов, В. А. Комельков // Современные проблемы гражданской защиты. – 2023. – № 4 (49). – С. 177–189.
40. Wu S. A Review of Multiscale Mechanical Failures in Lithium-Ion Batteries: Implications for Performance, Lifetime and Safety / S. Wu, Y. Chen, W. Luan, H. Chen, L. Huo, M. Wang, S. T. Tu // Electrochemical energy reviews. – 2024. – Vol. 7. – No. 1. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s41918-024-00233-w>.
41. Luo H. Mechanical damage in a lithium-ion pouch cell under indentation loads / H. Luo, Y. Xia, Q. Zhou // Journal of Power Sources. – 2017. – Vol. 357. – P. 61–70.
42. Liu J. Slight overcharging cycling failure of commercial lithium-ion battery induced by the jelly roll destruction / J. Liu, Q. Duan, W. Peng, L. Feng [et al.] // Process safety and environmental protection. – 2022. – Vol. 160. P. 695–703.
43. Zhou H. State-of-electrode (SOE) analytics of lithium-ion cells under overdischarge extremes / H. Zhou, C. Fear, J. A. Jeevarajan, P. P. Mukherjee // Energy storage materials. – 2023. – Vol. 54. – P. 60–74.
44. An Z. Experimental research on thermal-electrical behavior and mechanism during external short circuit for LiFePO₄ Li-ion battery / Z. An, Y. Zhao, X. Du, T. Shi, D. Zhang // Applied energy. – 2023. – Vol. 332. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120519>.
45. Liu P. Thermal runaway and fire behaviors of lithium iron phosphate battery induced by over heating / P. Liu, C. Liu, K. Yang, M. Zhang, F. Gao, B. Mao, H. Li, Q. Duan, Q. Wang // Journal of energy storage. – 2020. Vol. 31. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101714>.
46. Wang H. Over-heating triggered thermal runaway behavior for lithium-ion battery with high nickel content in positive electrode / H. Wang, W. Shi, F. Hu, Y. Wang, X. Hu, H. Li // Energy. – 2021. – Vol. 224. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120072>.
47. Liu L. Internal short circuit evaluation and corresponding failure mode analysis for lithium-ion batteries / L. Liu, X. Feng, C. Rahe, W. Li, L. Lu, X. He, D. U. Sauer, M. Ouyang // Journal of energy chemistry. – 2021. – Vol. 61. – P. 269–280.

48. Zhu X. Internal short circuit and failure mechanisms of lithium-ion pouch cells under mechanical indentation abuse conditions: An experimental study / X. Zhu, H. Wang, X. Wang, Y. Gao, S. Allu, E. Cakmak, Z. Wang // *Journal of power sources*. – 2020. – Vol. 455. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.227939>.

49. Huang L. A review of the internal short circuit mechanism in lithium-ion batteries: Inducement, detection and prevention / L Huang, L Liu, L Lu, X Feng, X Han, W Li, M Zhang, D Li, X Liu, DU Sauer, M Ouyang // *International journal of energy research*. – 2021. – Vol. 45. – No. 11. – P. 15797–15831.

50. Wang Q. A review of lithium ion battery failure mechanisms and fire prevention strategies / Q. Wang, B. Mao, S. I. Stoliarov, J. Sun // *Progress in energy and combustion science*. – 2019. – Vol. 73. – P. 95–131.

51. Jiaqiang E. A comprehensive review on thermal runaway model of a lithium-ion battery: Mechanism, thermal, mechanical, propagation, gas venting and combustion / E. Jiaqiang, H. Xiao, S. Tian, Y. Huang // *Renewable energy*. – 2024. Vol. 229. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2024.120762>.

52. He D. Research advances on thermal runaway mechanism of lithium-ion batteries and safety improvement / D. He, J. Wang, Y. Peng, B. Li, C. Feng, L. Shen, S. Ma // *Sustainable materials and technologies*. – 2024. – Vol. 41. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.susmat.2024.e01017>.

53. Semenov N. N. Some problems in chemical kinetics and reactivity / N. N. Semenov // *Physics today*. – 1959. – Vol. 12. – No. 5. – DOI: <https://doi.org/10.1063/1.3060811>.

54. Frank-Kamenetskii D. A. Diffusion and heat exchange in chemical kinetics / D. A. Frank-Kamenetskii – New Jersey: Princeton University Press, 1955 – 369 p.

55. Thomas P. H. On the thermal conduction equation for self-heating materials with surface cooling / P. H. Thomas // *Transactions of the Faraday Society*. – 1958. – Vol. 54. – P. 60–65.

56. Huang P. Non-dimensional analysis of the criticality of Li-ion battery thermal runaway behavior / P. Huang, H. Chen, A. Verma, Q. Wang, P. Mukherjee, J. Sun // *Journal of hazardous materials*. – 2019. – Vol. 369. – P. 268–278.

57. Зайнидинов Х. Н. Построение кубического сплайна для сигналов измеренных в неравных интервалах / Х. Н. Зайнидинов, Б. Р. Азимов // Автоматика и программная инженерия. – 2020. – № 1 (31). – С. 70–76.

58. Yu D. Failure mechanism and predictive model of lithium-ion batteries under extremely high transient impact / D. Yu, D. Ren, K. Dai, H. Zhang, J. Zhang, B. Yang, S. Ma, X. Wang, Z. You // Journal of Energy Storage. – 2021. – Vol. 43. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103191>.

59. Zhu J. Deformation and failure mechanisms of 18650 battery cells under axial compression / J. Zhu, X. Zhang, E. Sahraei, T. Wierzbicki // Journal of Power Sources. – 2016. – Vol. 336. – P. 332–340.

60. Chung S. H. Failure in lithium-ion batteries under transverse indentation loading / S. H. Chung, T. Tancogne-Dejean, J. Zhu, H. Luo, T. Wierzbicki // Journal of Power Sources. – 2018. – Vol. 389. – P. 148–159.

61. Jiang L. Overcharge behavior and early warning analysis of LiNi_{0.5}Co_{0.2}Mn_{0.3}O₂/C lithium-ion battery with high capacity / L. Jiang, Z. Luo, T. Wu, L. Shao, J. Sun, C. Liu, G. Li, K. Cao, Q. Wang // Journal of The Electrochemical Society. – 2019. – Vol. 166, No. 6. – DOI: <https://doi.org/10.1149/2.0661906jes>.

62. Shu J. A comparative study of overdischarge behaviors of cathode materials for lithium-ion batteries / J. Shu, M. Shui, D. Xu, D. Wang, Y. Ren, S. Gao // Journal of solid state electrochemistry. – 2012. – Vol. 16. – P. 819–824.

63. Ren D. Overcharge behaviors and failure mechanism of lithium-ion batteries under different test conditions / D. Ren, X. Feng, L. Lu, X. He, M. Ouyang // Applied Energy. – 2019. – Vol. 250. – P. 323–332.

64. Ji H. Study of lithium-ion battery module's external short circuit under different temperatures / H. Ji, Y. H. Chung, X. H. Pan, M. Hua, C. M. Shu, L. J. Zhang // Journal of Thermal Analysis and Calorimetry. – 2021. – Vol. 144. – С. 1065–1072.

65. Lai X. Mechanism, modeling, detection, and prevention of the internal short circuit in lithium-ion batteries: Recent advances and perspectives / X. Lai, C. Jin, W. Yi, X. Han, X. Feng, Y. Zheng, M. Ouyang // Energy Storage Materials. – 2021. – Vol. 35. – P. 470–499.

66. Wu C. Research on overcharge and overdischarge effect on lithium-ion batteries / C. Wu, J. Sun, C. Zhu, Y. Ge, Y. Zhao // 2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC). – 2015. – P. 1–6.

67. Ouyang D. An experimental study on the thermal failure propagation in lithium-ion battery pack / D. Ouyang, J. Liu, M. Chen, J. Weng, J. Wang // Journal of The Electrochemical Society. – 2018. – Vol. 165, No. 10. – DOI: <https://doi.org/10.1149/2.0721810jes>.

68. Ouyang D. Investigation of a commercial lithium-ion battery under overcharge/over-discharge failure conditions / D. Ouyang, M. Chen, J. Liu, R. Wei, J. Weng, J. Wang // RSC advances. – 2018. – Vol. 8. – No. 58. – P. 33414–33424.

69. Belov D. Failure mechanism of Li-ion battery at overcharge conditions / D. Belov, M. H. Yang // Journal of Solid State Electrochemistry. – 2008. – Vol. 12. – P. 885–894.

70. Zhu X. Thermal runaway in commercial lithium-ion cells under overheating condition and the safety assessment method: Effects of SoCs, cathode materials and packaging forms / X. Zhu, Z. Sun, Z. Wang, H. Wang, N. Lin, C. Shan // Journal of Energy Storage. – 2023. – Vol. 68. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107768>.

71. Qi C. Study on the thermal runaway characteristics and debris of lithium-ion batteries under overheating, overcharge, and extrusion / C. Qi, Z. Liu, C. Lin, Y. Hu, T. Yan, Y. Zhou, B. Chen // Journal of Energy Storage. – 2023. – Vol. 72. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.108821>.

72. Wang Z. Overcharge-to-thermal-runaway behavior and safety assessment of commercial lithium-ion cells with different cathode materials: A comparison study / Z. Wang, J. Yuan, X. Zhu, H. Wang, L. Huang, Y. Wang, S. Xu // Journal of Energy Chemistry. – 2021. – Vol. 55. – P. 484–498.

73. Golubkov A. W. Thermal runaway of commercial 18650 Li-ion batteries with LFP and NCA cathodes–impact of state of charge and overcharge / A. W. Golubkov, S. Scheikl, R. Planteu, G. Voitic [et al.] // Rsc Advances. – 2015. – Vol. 5. – No. 70. – P. 57171–57186.

74. Yan W. H. Research on overcharge mitigations and thermal runaway risk of

18650 lithium-ion batteries / W. H. Yan, W. X. Huang, Y. Yang, Z. W. Wei, H. S. Zhen, Y. Lin // *Journal of Energy Storage*. – 2025. – Vol. 120. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2025.116372>.

75. Zhang G. Revealing the failure mechanisms of lithium-ion batteries during dynamic overcharge / G. Zhang, X. Wei, J. Zhu, S. Chen, G. Han, H. Dai // *Journal of Power Sources*. – 2022. – Vol. 543. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2022.231867>.

76. Bryden T. S. Methodology to determine the heat capacity of lithium-ion cells / T. S. Bryden, B. Dimitrov, G. Hilton, C. P. de León, P. Bugryniec, S. Brown, D. Cumming, A. Cruden // *Journal of Power Sources*. – 2018. – Vol. 395. – P. 369–378.

77. Mutyala M. S. K. In-situ temperature measurement in lithium ion battery by transferable flexible thin film thermocouples / M. S. K. Mutyala, J. Zhao, J. Li, H. Pan, C. Yuan, X. Li // *Journal of Power Sources*. – 2014. – Vol. 260. – P. 43–49.

78. Liu J. Influences of multi factors on thermal runaway induced by overcharging of lithium-ion battery/ J. Liu, Z. Wang, J. Bai // *Journal of Energy Chemistry*. – 2022. – Vol. 70. – P. 531–541.

79. Vincent T. A. Development of an in-vehicle power line communication network with in-situ instrumented smart cells/ T. A. Vincent, B. Gulsoy, J. E. H. Sansom, J. Marco // *Transportation Engineering*. – 2021. – Vol. 6. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.treng.2021.100098>.

80. Fleming J. The design and impact of in-situ and operando thermal sensing for smart energy storage / J. Fleming, T. Amietszajew, J. Charmet, A. J. Roberts, D. Greenwood, R. Bhagat // *Journal of Energy Storage*. – 2019. – Vol. 22. – P. 36–43.

81. Knobloch A. Novel thin temperature and expansion sensors for li-ion battery monitoring / A. Knobloch, J. Karp, Y. Plotnikov, C. Kapusta, J. Siegel, N. Samad, A. Stefanopoulou // *2017 IEEE SENSORS*. – 2017. – P. 1–3. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2017.8234066>.

82. Zhu S. A novel embedded method for in-situ measuring internal multi-point temperatures of lithium ion batteries/ S. Zhu, J. Han, H. Y. An, T. S. Pan, Y. M. Wei, W. L. Song, H. S. Chen, D. Fang // *Journal of power sources*. – 2020. – Vol. 456. – DOI:

<https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.227981>.

83. Yu Y. Distributed thermal monitoring of lithium ion batteries with optical fibre sensors / Y. Yu, E. Vergori, D. Worwood, Y. Tripathy, Y. Guo, A. Somá, D. Greenwood, J. Marco // *Journal of Energy Storage*. – 2021. – Vol. 39. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102560>.

84. Novais S. Internal and external temperature monitoring of a Li-ion battery with fiber Bragg grating sensors / S. Novais, M. Nascimento, L. Grande [et al.] // *Sensors*. – 2016. – Vol. 16. – No. 9. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s16091394>.

85. Youssef R. Investigation of thermal behavior of large lithium-ion prismatic cell in natural air convection / R. Youssef, J. He, M. Akbarzadeh, J. Jaguemont, L. D. Sutter, M. Berecibar, J. V. Mierlo // *2020 9th International Conference on Renewable Energy Research and Application (ICRERA)*. – 2020. – P. 43–47.

86. Клименко Г. К. Исследование теплового состояния аккумулятора в рабочем цикле / Г. К. Клименко, А. А. Ляпин, М. К. Марахтанов // *Инженерный журнал: наука и инновации*. – 2013. – № 10 (22). – С. 1–11.

87. Gulsoy B. In-situ temperature monitoring of a lithium-ion battery using an embedded thermocouple for smart battery applications / B. Gulsoy, T. A. Vincent, J. E. H. Sansom, J. Marco // *Journal of Energy Storage*. – 2022. – Vol. 54. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.105260>.

88. Zhang G. In situ measurement of radial temperature distributions in cylindrical Li-ion cells / G. Zhang, L. Cao, S. Ge, C. Y. Wang, C. E. Shaffer, C. D. Rahn // *Journal of the electrochemical society*. – 2014. – Vol. 161. – No. 10. – DOI: <https://doi.org/10.1149/2.0051410jes>.

89. Xu C. Internal temperature detection of thermal runaway in lithium-ion cells tested by extended-volume accelerating rate calorimetry / C. Xu, X. Feng, W. Huang, Y. Duan, T. Chen, S. Gao, L. Lu, F. Jiang, M. Ouyang // *Journal of Energy Storage*. – 2020. – Vol. 31. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101670>.

90. Raijmakers L. H. J. Sensorless battery temperature measurements based on electrochemical impedance spectroscopy / L. H. J. Raijmakers, D. L. Danilov, J. P. M. V. Lammeren, M. J. G. Lammers, P. H. L. Notten // *Journal of Power Sources*. – 2014. – Vol.

247. – P. 539–544.

91. Punt E. A. Analysis of tasks of forming thermal imaging of electrical devices / E. A. Punt, S. P. Khalyutin, A. O. Davidov // 2020 1st International Conference Problems of Informatics, Electronics, and Radio Engineering (PIERE). – 2020. – P. 104–107.

92. Soltani M. Three dimensional thermal model development and validation for lithium-ion capacitor module including air-cooling system / M. Soltani, G. Berckmans, J. Jaguemont, J. Ronsmans, S. Kakihara, O. Hegazy, J. V. Mierlo, N. Omar // Applied Thermal Engineering. – 2019. – Vol. 153. – P. 264–274.

93. Feng X. A 3D thermal runaway propagation model for a large format lithium ion battery module / X. Feng, L. Lu, M. Ouyang, J. Li, X. He // Energy. – 2016. – Vol. 115. – P. 194–208.

94. Guo G. Three-dimensional thermal finite element modeling of lithium-ion battery in thermal abuse application / G. Guo, B. Long, B. Cheng, S. Zhou, P. Xu, B. Cao // Journal of power sources. – 2010. – Vol. 195. – No. 8. – P. 2393–2398.

95. Ye Y. Electro-thermal modeling and experimental validation for lithium ion battery / Y. Ye, Y. Shi, N. Cai, J. Lee, X. He // Journal of Power Sources. – 2012. – Vol. 199. – P. 227–238.

96. Dong G. Model-based thermal anomaly detection for lithium-ion batteries using multiple-model residual generation / G Dong, M Lin // Journal of Energy Storage. – 2021. – Vol. 40. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102740>.

97. Wang Z. Finite element thermal model and simulation for a cylindrical Li-ion battery / Z Wang, J Ma, L Zhang // IEEE Access. – 2017 – Vol. 5. – P. 15372–15379.

98. An Z. Numerical modeling and analysis of thermal behavior and Li⁺ transport characteristic in lithium-ion battery / Z. An, L. Jia, L. Wei, C. Yang // International Journal of Heat and Mass Transfer. – 2018. – Vol. 127. – P. 1351–1366.

99. Punt E. A. Formation of thermal portraits of electrical devices based on the finite element method / E. A. Punt, S. P. Khalyutin // 2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). – 2021. – P. 310–314.

100. Ле Жа Х. Х. Ш. Анализ методов прогнозирования предаварийного

состояния литий-ионного аккумулятора / Х. Х. Ш. Ле Жа // Всероссийский научно-образовательный форум «ТРАНСИБВУЗ-2025». – 2025. – С. 76–81.

101. Старостин, И. Г. Научные основы оценивания работоспособности перспективных авиационных химических источников электрической энергии для поддержания летной годности воздушных судов : Дис. ... д-ра техн. наук : 05.22.14 / Старостин Игорь Евгеньевич. – М., 2022. – 328 с.

102. Singh A. Fault diagnosis of Li-Ion batteries using multiple-model adaptive estimation / A. Singh, A. Izadian, S. Anwar // IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. – 2013. – P. 3524–3529.

103. Yang R. On-board diagnosis of soft short circuit fault in lithium-ion battery packs for electric vehicles using an extended Kalman filter / R. Yang, R. Xiong, W. Shen // CSEE journal of power and energy systems. – 2020. – Vol. 8. – No. 1. – P. 258–270.

104. Блинников А. В. Применение и использование фильтра Баттерворта в обработке архивных изображений трезвеннической тематики / А. В. Блинников // Молодой учёный. – 2023. – Vol. 3. – С. 31–35.

105. Rahman M. A. Electrochemical model based fault diagnosis of a lithium ion battery using multiple model adaptive estimation approach / M. A. Rahman, S. Anwar, A. Izadian // 2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). – 2015. – P. 210–217. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICIT.2015.7125101>.

106. Chen Z. Electro-thermal coupling model of lithium-ion batteries under external short circuit / Z. Chen, B. Zhang, R. Xiong, W. Shen, Q. Yu // Applied Energy. – 2021. – Vol. 293. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116910>.

107. Tang Y. Study of the thermal properties during the cyclic process of lithium ion power batteries using the electrochemical-thermal coupling model / Y. Tang, L. Wu, W. Wei, D. Wen, Q. Guo, W. Liang, L. Xiao // Applied Thermal Engineering. – 2018. – Vol. 137. – P. 11–22.

108. Dey S. Model-based battery thermal fault diagnostics: Algorithms, analysis, and experiments / S. Dey, H. E. Perez, S. J. Moura // IEEE Trans Control Syst Technol. – 2017. – Vol. 27. – No. 2. – P. 576–587.

109. Kong S. Estimation and Fault Diagnosis of Lithium-Ion Batteries: A

Fractional-Order System Approach / S. Kong, M. Saif, G. Cui // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2018. – Vol. 2018. – No. 1. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/8705363>.

110. Dey S. Model-based real-time thermal fault diagnosis of Lithium-ion batteries / S. Dey, Z. A. Biron, S. Tatipamula, N. Das, S. Mohon, B. Ayalew, P. Pisu // *Control Engineering Practice*. – 2016. – Vol. 56. – P. 37–48.

111. Wang Y. Model based insulation fault diagnosis for lithium-ion battery pack in electric vehicles / Y. Wang, J. Tian, Z. Chen, X. Liu // *Measurement*. – 2019. – Vol. 131. – P. 443–451.

112. Li W. Unlocking electrochemical model-based online power prediction for lithium-ion batteries via Gaussian process regression / W. Li, Y. Fan, F. Ringbeck, D. Jöst, D. U. Sauer // *Applied Energy*. – 2022. – Vol. 306. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118114>.

113. Xiong R. Online fault diagnosis of external short circuit for lithium-ion battery pack / R. Xiong, R. Yang, Z. Chen, W. Shen, F. Sun // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2019. – Vol. 67. – No. 2. – P. 1081–1091.

114. Starostin I. E. Obtaining a model for the voltage and temperature of the us18650vtc6 series lithium-ion battery in constant current discharge mode from the analysis of physical and chemical processes in the accumulator / I. E. Starostin, S. P. Khalyutin, A. O. Davidov, E. A. Punt, V. I. Pavlova // *2021 XVIII Technical Scientific Conference on Aviation Dedicated to the Memory of NE Zhukovsky (TSCZh)*. – 2021. – P. 109–117.

115. Varshney A. Automated classification of mental arithmetic tasks using recurrent neural network and entropy features obtained from multi-channel EEG signals / A. Varshney, S. K. Ghosh, S. Padhy, R. K. Tripathy, U. R. Acharya // *Electronics*. – 2021. – Vol. 10. – No. 9. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10091079>.

116. Lain J. K. An ANN-based adaptive predistorter for LED nonlinearity in indoor visible light communications / J. K. Lain, Y. H. Chen // *Electronics*. – 2021. – Vol. 10. – No. 8. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10080948>.

117. Samanta A. Machine learning-based data-driven fault detection/diagnosis of

lithium-ion battery: A critical review / A. Samanta, S. Chowdhuri, S. S. Williamson // *Electronics*. – 2021. – Vol. 10. – No. 11. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10111309>.

118. You G. W. Diagnosis of electric vehicle batteries using recurrent neural networks / G. W. You, S. Park, D. Oh // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2017. – Vol. 64. – No. 6. – P. 4885–4893.

119. Hong J. Fault prognosis of battery system based on accurate voltage abnormality prognosis using long short-term memory neural networks / J. Hong, Z. Wang, Y. Yao // *Applied Energy*. – 2019. – Vol. 251. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113381>.

120. Yao L. A novel intelligent method for fault diagnosis of electric vehicle battery system based on wavelet neural network / L. Yao, Y. Xiao, X. Gong, J. Hou, X. Chen // *Journal of Power Sources*. – 2020. – Vol. 453. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.227870>.

121. Zhao H. A deep neural network for multi-fault diagnosis of battery packs based on an incremental voltage measurement topology / H. Zhao, C. Zhang, L. Xu, C. Liao, L. Wang, L. Wang // *Energy*. – 2025. – Vol. 316. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.134590>.

122. Lee S. Diagnosing various failures of lithium-ion batteries using artificial neural network enhanced by likelihood mapping / S. Lee, S. Han, K. H. Han, Y. Kim, S. Agarwal, K. S. Hariharan, B. Oh, J. Yoon // *Journal of Energy Storage*. – 2021. – Vol. 40. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102768>.

123. Jiang J. A hybrid signal-based fault diagnosis method for lithium-ion batteries in electric vehicles / J. Jiang, X. Cong, S. Li, C. Zhang, W. Zhang, Y. Jiang // *IEEE Access*. – 2021. – Vol. 9. P. 19175–19186.

124. Shang Y. A multi-fault diagnosis method based on modified Sample Entropy for lithium-ion battery strings / Y. Shang, G. Lu, Y. Kang, Z. Zhou, B. Duan, C. Zhang // *Journal of Power Sources*. – 2020. – Vol. 446. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2019.227275>.

125. Qiu Y. A novel entropy-based fault diagnosis and inconsistency evaluation

approach for lithium-ion battery energy storage systems / Y. Qiu, W. Cao, P. Peng, F. Jiang // *Journal of Energy Storage*. – 2021. – Vol. 41. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102852>.

126. Lyu N. Real-time overcharge warning and early thermal runaway prediction of Li-ion battery by online impedance measurement / N. Lyu, Y. Jin, R. Xiong, S. Miao, J. Gao // *IEEE transactions on industrial electronics*. – 2021. – Vol. 69. – No. 2. – P. 1929–1936.

127. Pahon E. A signal-based method for fast PEMFC diagnosis / E. Pahon, N. Y. Steiner, S. Jemei, D. Hissel, P. Moçoteguy // *Applied Energy*. – 2016. – Vol. 165. – P. 748–758.

128. Xia B. A correlation based fault detection method for short circuits in battery packs / B. Xia, Y. Shang, T. Nguyen, C. Mi // *Journal of Power Sources*. – 2017. – Vol. 337. – P. 1–10.

129. Liu X. Review of abnormality detection and fault diagnosis methods for lithium-ion batteries / X. Liu, M. Wang, R. Cao, M. Lyu, C. Zhang [et al.] // *Automotive Innovation*. – 2023. – Vol. 6. – No. 2. – P. 256–267.

130. Li S. Python-based Equivalent Circuit Network (PyECN) Modelling Framework for Lithium-ion Batteries: Next generation open-source battery modelling framework for Lithium-ion batteries / S. Li, S. K. Rawat, T. Zhu, G. J. Offer, M. Marinescu // *Engineering Archive*. – 2023. – DOI: <https://doi.org/10.31224/2972>.

131. Sulzer V. Python battery mathematical modelling (PyBaMM) / V. Sulzer, S. G. Marquis, R. Timms, M. Robinson, S. J. Chapman // *Journal of Open Research Software*. – 2021. – Vol. 9. – No. 1. – DOI: [10.5334/JORS.309](https://doi.org/10.5334/JORS.309).

132. Doyle M. Modeling of galvanostatic charge and discharge of the lithium/polymer/insertion cell / M. Doyle, T. F. Fuller, J. Newman // *Journal of the Electrochemical society*. – 1993. – Vol. 140. – No. 6 – P. 1526–1993.

133. Shepherd C. M. Design of primary and secondary cells: II. An equation describing battery discharge / C. M. Shepherd // *Journal of the electrochemical society*. – 1965. – Vol. 112. – No. 7. – P. 657–664.

134. Tremblay O. Experimental validation of a battery dynamic model for EV

applications / O. Tremblay, L. A. Dessaint // World electric vehicle journal. – 2009. – Vol. 3. – No. 2. – P. 289–298.

135. Li R. Dynamic parameter identification of mathematical model of lithium-ion battery based on least square method / R. Li, Z. Wang, J. Yu, Y. Lei, Y. Zhang, J. He // 2018 IEEE International Power Electronics and Application Conference and Exposition (PEAC). – 2018. – P. 1–5).

136. Возмилов А. Г. Исследование и математическое моделирование литий-ионного аккумулятора / А. Г. Возмилов, С. А. Панишев, А. А. Лисов // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Энергетика. – 2022. – Т. 22, № 2. – С. 30–36.

137. Обухов С. Г. Математическая модель аккумуляторной батареи с учетом физических ограничений на доступную мощность / С. Г. Обухов, Д. Ю. Давыдов // Электрохимическая энергетика. – 2023. – Т. 23, № 3. – С. 121–133.

138. Ле Жа Х. Х. Ш. Анализ свойств математических моделей аккумуляторов литий-ионных батарей систем накопления электроэнергии / Х. Х. Ш. Ле Жа, Д. З. Нгуен, Ф. Н. Хоанг // «Цифровизация, декарбонизация и децентрализация современной электроэнергетики», Всероссийская школа молодых ученых (ВШМУ-2024). – 2024. – С. 18–28.

139. Ле Жа Х. Х. Ш. Алгоритм повышения адекватности характеристик модели Шеферда литий-ионного аккумулятора / Тезисы докладов XXIX Байкальской Всероссийской конференции с международным участием «Информационные и математические технологии в науке и управлении» (ИМТ-2024), Иркутск, Байкал. – 2024. – С. 53–54.

140. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2024617272. Оценка выходного напряжения литий-ионного аккумулятора на основе модели Шеферда / В. Г. Букреев, Х. Х. Ш. Ле Жа // заявл. 22.03.2024, опубл. 01.04.2024.

141. Baker K. Modeling stationary lithium-ion batteries for optimization and predictive control / K. Baker, Y. Shi, D. Christensen // IEEE Power and Energy Conference Champaign. – 2017. – P. 1–7.

142. Измаилов А. Ф. Метод Левенберга-Марквардта для задач безусловной оптимизации / А. Ф. Измаилов, А. С. Куренной, П. И. Стецюк // Вестник российских университетов. Математика. – 2019. – Т. 24, № 125. – С. 60–74.

143. Dridi T. Comparative Study of two Classical optimization algorithms solving economic dispatch problem / T. Dridi, H. Jouini, E. Dafaoui, A. El. Mhamedi, A. Mami // 13ème Conference Internationale De Modelisation, Optimisation Et Simulation (MOSIM2020), 12-14 Nov 2020, AGADIR, Maroc. – HAL ID: hal-03192735.

144. Wu C. A review on fault mechanism and diagnosis approach for li-ion batteries / C. Wu, C. Zhu, Y. Ge, Y. Zhao // Journal of Nanomaterials. – 2015. – Vol. 2015. – No. 1. – DOI: <https://doi.org/10.1155/2015/631263>.

145. Tran M. K. A review of lithium-ion battery fault diagnostic algorithms: Current progress and future challenges / M. K. Tran, M. Fowler // Algorithms. – 2020. – Vol. 13. – No. 3. – DOI: <https://doi.org/10.3390/a13030062>.

146. Ле Жа Х. Х. Ш. Алгоритм построения модели Шеферда литий-ионного аккумулятора с учетом случайных изменений параметров / Х. Х. Ш. Ле Жа // Тезисы докладов V Всероссийская с международным участием молодежная конференция «Бутаковские Чтения», Томск. – 2025. – С. 251–254.

147. Ле Жа Х. Х. Ш. Алгоритм расчёта тока в цепи литий-ионной аккумуляторной батареи на основе модели Шеферда / Х. Х. Ш. Ле Жа, В. Г. Букреев // Тезисы докладов XXIX Байкальской Всероссийской конференции с международным участием «Информационные и математические технологии в науке и управлении» (ИМТ-2025), Иркутск, Байкал. – 2025. – С. 47–48.

148. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2024683075. Расчет параметров и характеристик модели литий-ионной аккумуляторной батареи системы накопления электроэнергии / В. Г. Букреев, Х. Х. Ш. Ле Жа // заявл. 19.09.2024, опубл. 04.10.2024.

149. Брянцев А. А. Методика определения параметров динамической модели литий-ионного аккумулятора / А. А. Брянцев, В. Г. Букреев, А. А. Шилин // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2019. Т. 22, № 4. – С. 96–101.

150. Букреев В. Г. Оценка внутреннего сопротивления и ЭДС модели литий-ионного аккумулятора с учетом изменения его характеристик / В. Г. Букреев, Х. Х. Ш. Ле Жа // Известия высших учебных заведений. Электромеханика. – 2025. – Т. 68, № 1. – С. 15–19.

151. Добрего К. В. Моделирование аккумуляторных батарей и их сборок с учетом деградации параметров / К. В. Добрего, Ю. В. Бладыко // Энергетика. Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ. – 2021. Т. 64, № 1. – С. 27–39.

152. Li S. Python-based Equivalent Circuit Network (PyECN) Modelling Framework for Lithium-ion Batteries / S. Li, S. Rawat, T. Zhu, G. J. Offer, M. Marinescu. DOI: <https://doi.org/10.31224/2972>.

153. Ari N. Matplotlib in python / N. Ari, M. Ustazhanov // 2014 11th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). – 2014. – P. 1–6.

154. Chombo P. V. Prediction of the onset of thermal run-away and its thermal hazards in 18650 lithium-ion battery abused by external heating / P. V. Chombo, Y. Laoonual // Fire safety journal. – 2022. – Vol. 129. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2022.103560>.

155. Li B. Overdischarge detection and prevention with temperature monitoring of Li-ion batteries and linear regression-based machine learning / B. Li, C. M. Jones, V. Tomar // Journal of electrochemical energy conversion and storage. – 2021. – Vol. 18. – No. 4. – DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4051296>.

156. Букреев В. Г. Прогнозирование предаварийного состояния литий-ионного аккумулятора на основе кубической сплайн-интерполяции / В. Г. Букреев, Л. Ж. Х. Х. Шон // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2025. – Т. 28, № 2. – С. 175–180.

157. Зайнидинов Х. Н. Построение кубического сплайна для сигналов измеренных в неравных интервалах / Х. Н. Зайнидинов, Б. Р. Азимов // Автоматика и программная инженерия. – 2020. – Т. 1, № 31. – С. 70–76.

158. Hong S. H. An improved approach to the cubic-spline interpolation / S. H.

Hong, L. Wang, T. K. Truong // 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). – 2018. – P. 1468–1472. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICIP.2018.8451362>.

159. Marsden M. Cubic spline interpolation of continuous functions / M. Marsden // *Journal of Approximation Theory*. – 1974. – Vol. 10. – No. 2. – P. 103–111.

160. Wolberg G. Cubic spline interpolation: A review / G. Wolberg. – New York: Columbia University, 1988.

161. Hall C. A. Optimal error bounds for cubic spline interpolation / C. A. Hall, W. W. Meyer // *Journal of Approximation Theory*. – 1976. – Vol. 16. – No. 2. – P. 105–122.

162. Гавришина О. Н. Методы вычислений: учеб.-метод. пособие / О. Н. Гавришина, М. Р. Екимова, Л. Н. Фомина. – Кемерово: КемГУ, 2004. – 63 с.

163. Абрамов А. А. О применении метода прогонки к нахождению периодических решений дифференциальных и разностных уравнений / А. А. Абрамов, В. Б. Андреев // *Журнал вычислительной математики и математической физики*. – 1963. – Т. 3, № 2. – С. 377–381.

164. Воеводин А. Ф. Метод прогонки для разностных уравнений, определенных на комплексе / А. Ф. Воеводин // *Журнал вычислительной математики и математической физики*. – 1973. – Т. 13, № 2. – С. 494–497.

165. Du X. Sensorless temperature estimation of lithium-ion battery based on broadband impedance measurements / X. Du, J. Meng, J. Peng, Y. Zhang, T. Liu, R. Teodorescu // *IEEE Transactions on Power Electronics*. – 2022. – Vol. 37. – No. 9. – P. 10101–10105.

166. Bukreev V. G. Estimation of lithium-ion battery electrochemical core temperature based on external sensors / V. G. Bukreev, L. G. H. H. Son // *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University Geo Assets Engineering*. – 2025. – Vol. 336. – No. 8. – P. 130–140.

167. Hansen P. C. Least squares data fitting with applications / P. C. Hansen, V. Pereyra, G. Scherer – Baltimore: JHU Press, 2013. – 328 с.

168. Зоркальцев В. И. Метод наименьших квадратов / В. И. Зоркальцев. –

Новосибирск: ВО «Наука», 1995. – 220 с.

169. Wang P. Real-time monitoring of internal temperature evolution of the lithium-ion coin cell battery during the charge and discharge process / P. Wang, X. Zhang, L. Yang, X. Zhang, M. Yang, H. Chen, D. Fang // *Extreme Mechanics Letters*. – 2016. – Vol. 9. – P. 459–466.

170. Maystrenko A. V. Application of numerical signal differentiation methods to determine stationarity of A process / A. V. Maystrenko, A. A. Svetlakov, T. V. Gandzha, V. M. Dmitriev, N. V. Aksenova // *Petroleum and Coal*. – 2018. – Vol. 59. – No. 2. – P. 311–318.

171. Romao E. C. Central difference method of $O(\Delta x^6)$ in solution of the CDR equation with variable coefficients and robin condition / E. C. Romao, J. C. Z. Aguilar, M. D. de Campos, L. F. M. de Moura // *International Journal of Applied Mathematics*. – 2012. – Vol. 25. – No. 1. – P. 139–153.

172. Greville T. N. E. The pseudoinverse of a rectangular or singular matrix and its application to the solution of systems of linear equations / T. N. E. Greville // *SIAM Review*. – 1959. – Vol. 1. – No. 1. – P. 38–43.

173. Bukreev V. G. Lithium-ion battery voltage modeling for pre-failure state prediction / V. G. Bukreev, L. G. H. H. Son // *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University Geo Assets Engineering*. – 2025. – Vol. 336. – No. 10. – P. 88–98.

174. Mao N. Overcharge cycling effect on the thermal behavior, structure, and material of lithium-ion batteries / N Mao, ZR Wang, YH Chung, CM Shu // *Applied Thermal Engineering*. – 2019. – Vol. 163. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.114147>.

175. Moler C. B. Numerical computing with MATLAB. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2004.

176. Fritsch F. N. Monotone piecewise cubic interpolation / F. N. Fritsch, R. E. Carlson // *SIAM Journal on Numerical Analysis*. – 1980. – Vol. 17. – No. 2. – P. 238–246.

177. Ромаданова М. М. Алгоритмы построения монотонного весового кубического сплайна / ММ Ромаданова // *Известия Тульского государственного*

университета. Технические науки. – 2018. – No. 9. – С. 180–192.

178. Квасов Б. И. Монотонная и выпуклая интерполяция весовыми кубическими сплайнами / Б. И. Квасов // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2013. – Т. 53, № 10. – С. 1610–1621.

179. Ohsaki T. Overcharge reaction of lithium-ion batteries / T. Ohsaki, T. Kishi, T. Kuboki, N. Takami, N. Shimura, Y. Sato, M. Sekino, A. Satoh // Journal of power sources. – 2005. – Vol. 146. – No. 1–2. – P. 97–100.

ПРИЛОЖЕНИЕ А. СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024617272

Оценка выходного напряжения литий-ионного аккумулятора на основе модели Шефферда

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (RU)*

Авторы: *Букреев Виктор Григорьевич (RU), Ле Жа Хоанг Хай Шон (VN)*

Заявка № 2024616340

Дата поступления 01 апреля 2024 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 01 апреля 2024 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 42966a09734c7364b496683b73b4aa7
Владимир **Зубов** Юрий Сергеевич
Действителен с 18.08.2021 по 02.08.2024

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024683075

Расчет параметров и характеристик модели литий-ионной аккумуляторной батареи системы накопления электроэнергии

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (RU)*

Авторы: *Букреев Виктор Григорьевич (RU), Ле Жа Хоанг Хай Шон (VN)*

Заявка № **2024682811**

Дата поступления **04 октября 2024 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **04 октября 2024 г.**



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат: 0672a7816e20005b42b108570bca2026
Владелец: **Юрий Сергеевич**
Действителен с 10.10.2024 по 03.10.2025

Ю.С. Зубов

ПРИЛОЖЕНИЕ В. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ И ИСПОЛЬЗОВАНИЯ



УТВЕРЖДАЮ

Директор Инженерной школы энергетики, к.т.н., доцент

А.С. Матвеев
А.С. Матвеев

АКТ

использования результатов диссертационной работы
Ле Жа Хоанг Хай Шона в учебном процессе Инженерной школы энергетики
Национального исследовательского Томского политехнического
университета

Подтверждаем, что результаты диссертационных исследований Ле Жа Х.Х.Ш., аспиранта ИШЭ НИ ТПУ, использовались в учебном процессе подготовки студентов отделения электроэнергетики и электротехники (ОЭЭ) Инженерной школы энергетики НИ ТПУ в 2025/2026 уч. году.

В процессе выполнения диссертационной работы созданы оригинальные решения: алгоритм прогнозирования предаварийных состояний литий-ионного аккумулятора на основе кубического сплайна и анализа первой производной сигналов напряжения, тока и температуры; алгоритм оценки электрохимической среды литий-ионного аккумулятора на основе поверхностных датчиков; программное моделирование напряжения и температуры предаварийного состояния аккумулятора в режиме перезаряда.

Материалы диссертации использовались в лекционных материалах по курсу «Комплексная автоматизация технологических процессов», группа 5AM55, прием 2025 года, при подготовке студентов по направлению 13.04.02 Электроэнергетика и электротехника, образовательная программа Электротехнические комплексы и системы, специализация Электропривод и автоматизация технологических комплексов.

И.о. руководителя ОЭЭ ИШЭ, к.т.н., доцент

А.С. Сайгаш
Сайгаш А.С.

Профессор ОЭЭ ИШЭ, д.т.н., профессор

В.Г. Букреев
Букреев В.Г.

УТВЕРЖДАЮ

Директор ООО «Мехатроника-Томск», к.т.н.

Гусев Н.В.



АКТ

**о внедрении результатов диссертационной работы аспиранта Национального
исследовательского Томского политехнического университета**

Ле Жа Хоанг Хай Шона

Научно-техническая комиссия в составе: технического директора ООО «Мехатроника-Томск» Однокопылова И.Г.; руководителя группы разработки ПО ООО «Мехатроника-Томск» Ланграфа С.В. составила настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы аспиранта Национального исследовательского Томского политехнического университета Ле Жа Хоанг Хай Шона использовались в качестве справочно-методических рекомендаций при анализе режимов работы эксплуатируемой системы резервного электропитания, реализованной на суперконденсаторах в электроприводе трубопроводной арматуры. Определена необходимость в корректировке параметров и функционального обеспечения системы управления процессами заряда и разряда суперконденсаторов.


Комиссия считает целесообразным включить в состав алгоритмического и программного обеспечения разрабатываемых систем резервного электропитания на базе суперконденсаторов или литий-ионных аккумуляторов следующие алгоритмы: оценивание температуры электролита, предполагающее определенные изменения в конструкции модуля накопителя электроэнергии, и прогнозирование признаков предаварийного состояния суперконденсаторов или аккумулятора при заряде.

Для детального изучения характера возможных изменений в структуре системы накопления электроэнергии алгоритмы оценивания температуры и прогнозирования признаков предаварийного состояния и, реализующие их программы, разработанные профессором Букреевым В.Г. и аспирантом Ле Жа Хоанг Хай Шоном для литий-ионных аккумуляторов, передаются ООО «Мехатроника-Томск» без ограничения срока использования.

Технический директор, к.т.н.

 И.Г. Однокопылов

Руководитель группы разработки ПО, к.т.н.

 С.В. Ланграф