

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева
Сибирского отделения Российской академии наук

На правах рукописи



Бояркин Денис Александрович

**МЕТОДИКА ОЦЕНКИ БАЛАНСОВОЙ НАДЁЖНОСТИ
ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ, ОСНОВАННАЯ НА МЕТОДЕ
МОНТЕ-КАРЛО С ПРИМЕНЕНИЕМ КВАЗИСЛУЧАЙНЫХ
ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ ЧИСЕЛ И МЕТОДОВ МАШИННОГО
ОБУЧЕНИЯ**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

Диссертация

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
кандидат технических наук
Крупенёв Дмитрий Сергеевич

Иркутск – 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

Оглавление	2
Введение.....	6
Глава 1. Анализ состояния вопроса оценки балансовой надёжности ЭЭС ..	15
1.1. Балансовая надёжность ЭЭС	15
1.1.1. Поддержание баланса.....	16
1.1.2. Оценка балансовой надёжности ЭЭС	17
1.1.3. Скорость и точность оценки балансовой надёжности.....	21
1.2. Методы оценки балансовой надёжности ЭЭС.....	22
1.3. Метод Монте-Карло.....	26
1.3.1. Введение в метод Монте-Карло	26
1.3.2. Имитационное моделирование методом Монте-Карло.....	27
1.3.3. Преимущества и недостатки метода Монте-Карло.....	29
1.3.4. Использование случайных чисел, их виды	30
1.3.5. Оценка балансовой надёжности методом Монте-Карло	33
1.3.6. Основные проблемы при использовании метода	33
1.3.7. Заключение по разделу.....	35
1.4. Обзор программных продуктов для оценки балансовой надёжности	35
1.4.1. Программные средства, используемые за рубежом.....	35
1.4.2. Программные средства, используемые в СССР и РФ.....	38
1.5. Обзор генераторов случайных чисел при использовании метода статистических испытаний.....	40
1.5.1. Генераторы псевдослучайных чисел (ГПСЧ)	41

1.5.2. Генераторы квазислучайных чисел.....	45
1.6. Обзор методов машинного обучения.....	50
1.6.1. Типы задач в методах машинного обучения.....	51
1.6.2. Оценка эффективности методов машинного обучения.....	54
1.6.3. Описание некоторых методов машинного обучения.....	57
Заключение главы	60
Глава 2. Повышение вычислительной эффективности методики оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанной на методе Монте-Карло	62
2.1. Имитационное моделирование работы ЭЭС с точки зрения балансовой надёжности	62
2.1.1. Представление генерирующих мощностей.....	63
2.1.2. Представление нагрузки.	64
2.1.3. Представление электрической сети.	65
2.1.4. Моделирование работы системы.	66
2.2. Модель оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло	66
2.3. Скорость и точность работы метода Монте-Карло.....	74
2.4. Скорость и точность в оценке балансовой надёжности электроэнергетических систем	76
2.5. Анализ и выбор генератора случайных чисел	78
2.5.1. Анализ применимости отдельных псевдослучайных последовательностей чисел при формировании расчетных состояний при оценке балансовой надёжности ЭЭС	79

2.5.2. Анализ применимости отдельных квазислучайных последовательностей чисел при формировании расчетных состояний при оценке балансовой надёжности ЭЭС	81
2.5.3. Статистический анализ генераторов случайных последовательностей.....	81
2.6. Модернизированная методика оценки балансовой надёжности с использованием методов машинного обучения.....	84
2.6.1. Общий подход	84
2.6.2. Использование классификации для определения дефицитности расчётных состояний ЭЭС	88
2.6.3. Использование регрессии для определения дефицита	90
2.6.4. Многозадачная регрессия для расчёта режима	92
2.6.5. Заключение по разделу.....	94
2.7. Анализ и выбор алгоритма машинного обучения	94
2.7.1. Характеристики методов машинного обучения	95
2.7.2. Анализ применимости методов машинного обучения	96
2.7.3. Заключение по разделу.....	99
Заключение главы	100
Глава 3. Практическое применение усовершенствованной методики оценки балансовой надёжности	102
3.1. Разработка программного комплекса для оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло.....	102
3.1.1. Принципы реализации имитационной модели работы ЭЭС....	103
3.1.2. Реализация программного комплекса.....	109
3.2. Характеристика тестовых и реальных схем ЭЭС для расчёта надёжности	116

3.3. Тестовые схемы, использованные в данной работе	117
3.4. Экспериментальные исследования	120
3.4.1. Условия выполнения экспериментальных расчётов	120
3.4.2. Оценка генераторов случайных последовательностей	122
3.4.3. Применение методов машинного обучения.....	127
Заключение главы	144
Заключение	146
Список использованных источников	148
Приложение А. Характеристики тестовых схем	160
Приложение Б. Свидетельства о регистрации программ эвм	162
Приложение В. Акт о внедрении.....	167

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы

Современная электроэнергетика характеризуется повышением требований к надёжности электроэнергетических систем (ЭЭС). Это связано со следующими основными причинами:

- развитие экономики и расширение областей применения электрической энергии приводит к росту общего уровня потребления электроэнергии и дефицитам, несмотря на сопутствующие развитие технологий по энергосбережению. Тем не менее в отечественной энергетике наблюдается обратная ситуация – Единая энергетическая система (ЕЭС) России характеризуется избыточной генерирующей мощностью;

- широкое применение точной электроники в производстве и в быту, а также рост числа критических инфраструктур, зависимых от поставок электроэнергии, приводит к повышению требований к качеству и бесперебойности её обеспечения, нарушение которых приводит к значительному экономическому ущербу и нарушению привычного образа жизни людей;

- увеличение доли возобновляемых источников электроэнергии (ВИЭ), характеризующихся зависимостью генерации электроэнергии от стохастических факторов природного характера, приводит к усложнению управления энергетическими системами и планирования их развития.

Новые вызовы, в совокупности с традиционными задачами, диктуют требования к повышению адекватности получаемых при оценке надёжности показателей как для решения задач планирования работы, так и при перспективном планировании развития ЭЭС. Стоит отметить, что в работе рассматривается балансовая надёжность ЭЭС. Эти задачи сводятся к проведению мероприятий по повышению уровня балансовой надёжности ЭЭС, при этом выполняется решение задачи синтеза балансовой надёжности, где требуется многократное выполнение процедуры оценки в процессе поиска решения с соблюдением критериев надёжности. Решение задачи синтеза балансовой надёжности может быть

времязатратным и зависит от размера и структуры ЭЭС, вероятности возникновения дефицита мощности, полноты учета случайных факторов, влияющих на надёжность электроснабжения. Это обстоятельство зачастую мешает эффективному использованию результатов при синтезе надёжности.

Одним из основных методов решения сложных задач, к которым относится оценка балансовой надёжности ЭЭС, является имитационное моделирование методом Монте-Карло. Применение этого метода обусловлено тем, что использование аналитических методов невозможно из-за большой размерности задачи. Метод Монте-Карло заключается в создании вероятностной модели изучаемого процесса и многократном получении реализаций случайной величины, его характеризующей. Математическое ожидание этих реализаций является искомым значением. Для достижения высокой точности результата необходимо значительное количество таких реализаций, что приводит к большим временным затратам на получение решения. Во многих задачах, решаемых данным методом, это может привести к затруднению использования результатов расчёта. Частая необходимость в быстром получении решения задач большой размерности приводит к необходимости разработки таких методов и подходов к модификации метода Монте-Карло, которые бы позволили сократить время его работы и, соответственно, время решения задач, для которых он применяется.

Применение более эффективных методов и подходов позволяет значительно повысить скорость расчёта и эффективность применения показателей надёжности в реальных технических задачах. Поэтому для повышения вычислительной эффективности оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло необходима проработка вопроса его модернизации и совершенствование методики оценки балансовой надёжности ЭЭС на его основе.

В диссертационной работе предлагается усовершенствование метода Монте-Карло, применительно к задаче оценки балансовой надёжности ЭЭС за счёт применения квазислучайных последовательностей и методов машинного обучения; разработка алгоритмической модели оценки балансовой надёжности

ЭЭС с применением разработанных численных методов; применение полученных результатов в программном комплексе «Надёжность».

Степень разработанности проблемы

Исследованию проблем оценки балансовой надёжности ЭЭС уделяется большое внимание, начиная с момента появления крупных энергообъединений. Наиболее существенный вклад в развитие данной области внесли: В.В. Могирев, М.Н. Розанов, Ю.Н. Руденко, И.А. Ушаков, В.Г. Китушин, Г.Ф. Ковалёв, Ю.Н. Кучеров, Ю.Я. Чукреев, Н.А. Манов, Г.А. Волков, В.П. Непомнящий, В. А. Обоскалов, М.Б. Чельцов, Р. Алан (R. Allan), Р. Биллингтон (R. Billington), В. Ли (W. Li) и др.

Среди исследователей, занимавшихся методами повышения вычислительной эффективности метода Монте-Карло, можно выделить следующих: И.М. Соболев, С.М. Ермаков, Н.К. Метрополис, Р.Э. Кафлиш, Г.С. Фишман и др. в том числе с применением квазислучайных чисел И.М. Соболев, Г. Нидеррайтер (H. Niederreiter), Д. Холтон (J. Halton), Й. Ван дер Корпут (J. G. van der Corput) и др.

Применение методов машинного обучения в методе Монте-Карло освещено несколько хуже, как правило, авторы, наоборот, применяют методы Монте-Карло в методах машинного обучения или решают прикладные задачи. Вопросами применения методов машинного обучения для улучшения метода Монте-Карло занимались такие исследователи как Н. Гётц (N. Götz), С. Форман (S. Foreman) Д. Саррут (D. Sarrut) и др.

Цель работы

Целью работы является разработка эффективной методики оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанной на методе Монте-Карло с применением квазислучайных последовательностей и методов машинного обучения.

Задачи работы

1. Разработать алгоритмическую модель оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанную на методе Монте-Карло;

2. Модернизировать процедуру формирования случайных состояний электроэнергетических систем при применении метода Монте-Карло за счет использования LDS-последовательностей.

3. Разработать методику оценки балансовой надёжности ЭЭС, основанную на методе Монте-Карло с применением методов машинного обучения для:

- классификации дефицитных и бездефицитных состояний;
- определения системных дефицитов мощности;
- определения узловых дефицитов мощности.

4. Разработать программный комплекс для оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем методом Монте-Карло с применением эффективных генераторов случайных чисел и усовершенствованной методикой на основании методов машинного обучения.

5. Провести серию расчетов для апробации разработанных модели, методов и программного комплекса на тестовых и реальных схемах электроэнергетических систем разной размерности.

Объект исследования

Электроэнергетические системы большой размерности со сложной структурой, представленные в виде математических моделей, обеспечивающих возможность их исследования с точки зрения балансовой надёжности.

Предмет исследования

Предметом данной работы является методика оценки балансовой надёжности сложных систем ЭЭС методом Монте-Карло, при использовании которой возникает проблема повышенных временных затрат.

Научная новизна

Научная новизна заключается в повышении вычислительной эффективности методики оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем методом Монте-Карло, которое основано на следующих новых результатах:

- Разработана алгоритмическая модель оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, предназначенной для повышения вычислительной эффективности соответствующей методики, основанной на методе Монте-Карло. С её помощью возможна апробация различных способов модернизации методики;
- Проведена модернизация процедуры формирования случайных состояний электроэнергетических систем при применении метода Монте-Карло за счет использования квазислучайных последовательностей чисел, которая позволила снизить число анализируемых случайных состояний системы при соблюдении критерия точности, по сравнению с уже используемыми для решения этой задачи генераторами случайных чисел;
- Разработана методика оценки балансовой надёжности ЭЭС, основанная на методе Монте-Карло с применением методов машинного обучения для: классификации дефицитных и бездефицитных состояний, определения системных дефицитов мощности и определения узловых дефицитов мощности, что позволило повысить вычислительную эффективность процесса оценки балансовой надёжности;
- Разработан программный комплекс, предназначенный для математического моделирования ЭЭС, оценки балансовой надёжности ЭЭС за различные периоды расчёта;
- Разработаны детальные математические модели тестовых и реальных электроэнергетических систем для выполнения оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло. Модели учитывают процессы и внешние возмущения, происходящие при работе реальных систем.

Вычислительная эффективность подтверждается сокращением длительности расчёта показателей балансовой надёжности ЭЭС при использовании результатов настоящей работы.

Теоретическая значимость работы

Теоретическая значимость работы заключается в повышении вычислительной эффективности метода Монте-Карло. Модернизированный метод

Монте-Карло может быть использован в различных практических задачах связанных с моделированием сложных систем, так как он позволяет сократить время их решения за счёт:

- 1) Сокращения числа необходимых генерируемых случайных состояний моделируемой системы до достижения требуемой точности результата;
- 2) Сокращения времени выполнения расчёта за счет применения более эффективных методов машинного обучения и LDS-последовательностей.

Практическая значимость работы

Разработанные подходы и алгоритмы применены при разработке программного комплекса «Надёжность», предназначенного для моделирования работы ЭЭС и решения задач оценки балансовой надёжности. Программный комплекс «Надёжность» зарегистрирован в государственном реестре программ для ЭВМ [1,2]. С его помощью выполнены различные расчёты для схем реальных ЭЭС, в том числе при выполнении научно-исследовательской работы «Разработка порядка определения величины нормативного резерва генерирующих мощностей в Единой энергетической системе России и изолированных энергосистемах» по договору № 2018/16 от 20 марта 2018 года между ИСЭМ СО РАН и Ассоциацией «НП Совет рынка», а также при выполнении базового проекта ИСЭМ СО РАН (FWEU-2021-0003) «Методические основы и модельно-инструментальные средства исследования проблем энергетической безопасности при формировании вариантов развития ТЭК».

Соответствие диссертации паспорту специальности

Задачи и результаты исследований диссертации соответствуют паспорту специальности 05.13.18 – математическое моделирование, численные методы и комплексы программ по следующим пунктам:

П.3. Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий.

П.4. Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента.

П.5. Комплексные исследования научных и технических проблем с применением современной технологии математического моделирования и вычислительного эксперимента.

П.7. Разработка новых математических методов и алгоритмов интерпретации натурального эксперимента на основе его математической модели.

Методы и средства исследования

Метод Монте-Карло, метод квази-Монте-Карло, численные методы, алгоритмы генерации псевдослучайных последовательностей чисел, алгоритмы генерации квазислучайных (LDS) последовательностей чисел, методы машинного обучения, математический анализ, теория математического и компьютерного моделирования, технологии объектно-ориентированного программирования и др.

Положения, выносимые на защиту

1. Алгоритмическая модель оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем.

2. Модификация процедуры формирования случайных состояний электроэнергетических систем при применении метода квази-Монте-Карло вместо традиционных методов Монте-Карло и анализ генераторов случайных последовательностей.

3. Модификация метода Монте-Карло с помощью применения методов машинного обучения и его апробация для решения задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС.

4. Программный комплекс для оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем методом Монте-Карло с применением эффективных генераторов случайных чисел и усовершенствованной методикой на основании методов машинного обучения.

5. Результаты расчетов, выполненные с помощью разработанных модели, методов и программного комплекса на тестовых и реальных схемах электроэнергетических систем разной размерности.

Личный вклад

Результаты, приведенные в положениях, выносимых на защиту, а также их программная реализация получены лично автором. Формулировки задач и направлений исследований, интерпретация их результатов, а также теоретические обобщения методов оценки балансовой надёжности выполнялись совместно с руководителем.

Достоверность

Достоверность научных исследований подтверждается воспроизводимостью результатов, практическими расчётами реальных электроэнергетических систем, обсуждением на различных международных и всероссийских конференциях.

Апробация результатов исследования

Основные положения работы докладывались и обсуждались на следующих семинарах и конференциях:

1. 88е заседание международного научного семинара «Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики», Сыктывкар, Россия, 2016;
2. 2017 International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON), Novosibirsk, Russia, 2017;
3. XLVIII конференция-конкурс научной молодёжи «Системные исследования в энергетике», г. Иркутск, Россия, 2018;
4. XXIII Байкальская всероссийская конференция «Информационные и математические технологии в науке и управлении», п. Курма, Россия, 2018;
5. 2019 International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON), Tomsk, Russia, 2019;
6. 92е заседание международного научного семинара «Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики», Казань, Россия, 2020;
7. 93е заседание международного научного семинара «Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики», Волжский, Россия, 2021;

8. ISSE 2021 - 7th IEEE International Symposium on Systems Engineering, Vienna, Austria, 2021.

Предполагаемые формы внедрения ожидаемых результатов

Использование программно-вычислительного комплекса для оценки надёжности электроэнергетических систем при расчёте реальных систем.

Публикации

По результатам исследования научно-квалификационной работы опубликованы 22 статьи [3-14,18-27], в том числе 2 в ведущих рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК [22,27], 15 в журналах, индексируемых Web of Science, Scopus [3,5,6,9-14,18,19,21,22,25], получено 5 свидетельств о регистрации программы для ЭВМ и базы данных [1,2,15-17].

Объем и структура работы

Диссертационная работа содержит введение, 3 главы, заключение и 3 приложения. Текст научно-квалификационной работы изложен на 167 страницах, содержит 42 рисунка и 17 таблиц. Список использованных литературных источников включает 115 наименований.

Благодарность

Отдельная благодарность выражается д.ф.-м.н., профессору РАН Сидорову Денису Николаевичу за содействие и помощь в успешном окончании аспирантуры.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА ОЦЕНКИ БАЛАНСОВОЙ НАДЁЖНОСТИ ЭЭС

1.1. Балансовая надёжность ЭЭС

В современное время ЭЭС, как сложная производственно-техническая система, представляет собой неразрывную совокупность функционально связанных источников электроэнергии, преобразующих, передающих, распределительных и регулирующих устройств, предназначенных для обеспечения электроэнергией множества потребителей электроэнергией требуемого качества и в требуемом количестве [28].

Как и любая производственная система, ЭЭС включает в себя производство и распределение продукции между потребителями, однако существуют несколько принципиальных различий из области логистики, выделяющих централизованную ЭЭС перед производствами других отраслей:

1) Единственным способом передачи электроэнергии между производителями и потребителями является подключение тех и других в единую систему. Единство технологического процесса и неразрывной связи всех её элементов, требует единого управления процессом ее работы.

2) Как следствие из первого пункта, невозможно определить, какая именно электростанция произвела единицу мощности электроэнергии, полученную потребителем. Это усложняет экономические расчёты и управление ЭЭС.

3) Не существует в современное время технически эффективных способов сохранения электроэнергии в экономически значимых промышленных объемах [29]. Этот фактор исключает такое понятие как «складирование» из области логистики предприятий – количество произведенной электроэнергии должно максимально совпадать с потреблением в единый момент времени (баланс электрической энергии и мощности).

Вышеперечисленные особенности функционирования ЭЭС приводят к необходимости создания особых органов её управления. В России таким органом управления технологическими режимами работы ЭЭС является Акционерное общество «Системный оператор Единой энергетической системы» (АО «СО ЭЭС»). Аналогичные организации существуют и за рубежом. Основная цель деятельности Системного оператора – обеспечение надёжного энергоснабжения и качества электроэнергии, соответствующих требованиям технических регламентов и иных нормативных актов путем непрерывного управления производством, передачей и распределением электроэнергии [30]. Возможность ЭЭС обеспечить бесперебойное удовлетворение запросов потребителей с учётом отказов оборудования и его ремонтов и является ключевым вопросом балансовой надёжности.

1.1.1. Поддержание баланса

Зависимость современной экономики и качества жизни общества от электроэнергии высока как никогда – растёт общее потребление энергии [31], увеличивается доля производств, использующих электричество как основной энергоресурс [32]; растёт число новых видов использования электричества, такие как электротранспорт, интернет вещей [33]; расширяется спектр товаров, использующих электронику. Таким образом, всё больше и больше критических инфраструктур зависят от бесперебойности электроснабжения и качества поставляемой электроэнергии, повышая требования к этим характеристикам ЭЭС. Невозможность обеспечить требуемый уровень обеспечения электроэнергией приводит не только к экономическим ущербам, но и нарушению привычного образа жизни людей. Для поддержания работы ЭЭС на заданном уровне необходимо качественное оперативное управление системой, что невозможно без заранее предусмотренных и проведенных мероприятий по повышению балансовой надёжности системы.

Основными средством достижения этих целей является регулирование величины резерва генерирующих мощностей, их качества, а также резерва пропускных способностей линий. То есть, общий уровень генерации должен в любой момент времени оптимальным образом превышать нагрузку (с учётом работы горячих резервов), а также быть готовым к потенциальным её изменениям, как в большую, так и в меньшую сторону. Величина резервов является отдельным научным вопросом. Существует множество способов определения оптимальной величины – по обеспечению определенного значения вероятности бездефицитной работы, по значению недоотпуска и другим показателям. Определение целевого показателя бездефицитной работы может быть рассчитано исходя из экономических показателей – стоимость ущерба от недопоставки не должна превышать стоимость обслуживания резервных мощностей. Так или иначе, для того, чтобы принимаемые меры к повышению балансовой надёжности были эффективны, необходима оценка балансовой надёжности ЭЭС.

1.1.2. Оценка балансовой надёжности ЭЭС

Поддержание баланса мощности в режиме реального времени и на предстоящие периоды является трудоемкой задачей, в масштабах ЕЭС России – это одновременно сотни электростанций, тысячи линий электропередачи и миллионы потребителей, каждый, при этом, имеет свои особенности функционирования, которые могут привести к возникновению проблем и сложностей в вопросе обеспечения надёжности ЭЭС. Для эффективного поддержания баланса необходимо определять текущее состояние ЭЭС и её перспективных состояний с учётом этих особенностей. Для этого выполняется решение задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС. Она состоит в получении показателей – количественных характеристик системы ЭЭС и её частей, по которым можно оценить её балансовую надёжность и другие связанные параметры функционирования. При необходимости в ЭЭС можно выделить отдельные части для анализа с точки зрения надёжности и получения показателей, такие части

называются зонами надёжности. В зависимости от целей и задач, зона надёжности может представлять собой как обширный регион, так и отдельную единицу оборудования.

Так как ЭЭС характеризуются стохастической природой, возникновением случайных отказов и колебаний нагрузки, показатели балансовой надёжности определяются как математические ожидания случайных величин. В основе определения показателей надёжности лежит определение дефицитов мощности D_i^n (МВт) для зон надёжности и системы в целом

$$D_i^n = y_i^n - \bar{y}_i, n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I, \quad (1.1)$$

где y_i^n – величина покрываемой нагрузки в зоне надёжности i случайного состояния n ; \bar{y}_i – нагрузка в зоне надёжности i , I – общее число зон надёжности в рассматриваемой системе, N – общее число рассматриваемых состояний системы в пределах заданной наработки (определенный период).

1. Математическое ожидание дефицита мощности (МВт) зоны надёжности определяется формулой

$$M(D_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N D_i^n, i = 1, \dots, I, \quad (1.2)$$

где M – математическое ожидание, N – число рассматриваемых случайных состояний ЭЭС, i – рассматриваемый узел (зона надёжности), I – общее число узлов (зон надёжности) в рассматриваемой ЭЭС.

2. Математическое ожидание недоотпуска электроэнергии – оцененная величина количества электроэнергии, которую потребитель недополучает за заданный период времени, МВт*час.

Этот показатель дает количественную оценку недостаточности поставки электроэнергии для удовлетворения потребности. Его использование позволяет определить такую экономическую характеристику как ущерб у потребителей от недостаточной надёжности электроснабжения.

В зарубежной практике аналогичный показатель – Expected Unserved Energy [34] (EUE – ожидаемая величина недопоставленной энергии) измеряется также в МВт*часах, где математическое ожидание вычисляется по всем сценариям

стохастического моделирования. Результаты, как правило, выражаются в виде средней величины EUE в МВт*час за 10 лет.

Данный показатель, как правило, используется в качестве слагаемого критерия оптимизации в вероятностных моделях анализа балансовой надежности.

Математическое ожидание недоотпуска электроэнергии в узле (зоне надежности) для расчетного периода определяется по формуле

$$M(E_i) = \sum_{t=1}^T M(D_{ti}), \quad i = 1, \dots, I, \quad (1.3)$$

где D_{ti} – величина дефицита мощности в МВт, t – час расчетного периода, T – общее число часов расчетного периода, i – рассматриваемый узел (зона надёжности), I – общее число узлов (зон надёжности) в рассматриваемой ЭЭС.

3. Вероятность бездефицитной работы – вероятность того, что в пределах заданной наработки дефицит в системе или зоне надежности не возникнет (или, что время работы ЭЭС до возникновения дефицита будет не меньше заданного времени).

В международной практике используется несколько показателей, по смыслу близких к вероятности бездефицитной работы, в том числе Loss of Load Probability (LOLP – вероятность возникновения дефицита мощности); Loss of Load Expectation (LOLE – среднее число дней дефицита мощности в год); Loss of Load Hours (LOLH – среднее число часов дефицита мощности в год) [34].

Вероятность бездефицитной работы для узлов (зон надежности) определяется в зависимости от возникновения дефицитов мощности в них. Если в состоянии n в зоне надежности образовался дефицит мощности, то данной зоне надежности присваивается 0, если нет – 1:

$$q_{\text{вбri}}^n = \begin{cases} 1, & \text{если } D_i^n = 0 \\ 0, & \text{если } D_i^n > 0 \end{cases} \quad n = 1, \dots, N; \quad i = 1, \dots, I, \quad (1.4)$$

где D_i^n – величина дефицита мощности в МВт, N – число рассматриваемых случайных состояний ЭЭС.

Вероятность бездефицитной работы за расчетный период определяется как отношение суммы полученных единиц к общему числу состояний в рассматриваемой ЭЭС. В соответствии с законом больших чисел, при увеличении числа состояний частота будет сходиться к «истинному» значению вероятности возникновения дефицита:

$$P_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N q_{\text{вбпр}i}^n, \quad n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I. \quad (1.5)$$

Вероятность дефицитной работы Q_i для зон надежности определяется:

$$Q_i = 1 - P_i, \quad i = 1, \dots, I. \quad (1.6)$$

4. Для анализа достаточности генерирующих мощностей в зонах надежности и для пропускных способностей связей используются двойственные оценки. Двойственные оценки определяются аналогично вероятности бездефицитной работы. Если в расчетном состоянии n генерирующая мощность в зоне надежности загрузилась до максимального значения, то оценке по генерации $q_{г,i}^n$ присваивается 1, если нет – 0:

$$q_{гi}^n = \begin{cases} 1, & \text{если } x_i^n = \bar{x}_i \\ 0, & \text{если } x_i^n > \bar{x}_i \end{cases}, \quad n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I, \quad (1.7)$$

где x_i^n – используемая мощность в зоне надёжности i , МВт; \bar{x}_i – располагаемая мощность в зоне надёжности i , МВт.

Если в расчетном состоянии n переток по межзональной связи равен максимальному значению пропускной способности связи, то данной оценке по связи $q_{с,i,j}^n$ присваивается 1, если нет – 0:

$$q_{с,i,j}^n = \begin{cases} 1, & \text{если } z_{i,j}^n = \bar{z}_{i,j} \text{ или } z_{j,i}^n = \bar{z}_{j,i} \\ 0, & \text{если } z_{i,j}^n > \bar{z}_{i,j} \text{ или } z_{j,i}^n > \bar{z}_{j,i} \end{cases}, \quad n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, \quad (1.8)$$

где $z_{i,j}^n$ – величина перетока мощности из зоны i в зону j , МВт; $\bar{z}_{i,j}$ – максимальная величина перетока мощности из зоны i в зону j , $i \neq j$.

После формирования всех расчетных состояний за расчетный период двойственные оценки генерирующей мощности $d_{г,i}$ в зонах надежности определяются как отношение суммы полученных 1 к общему числу состояний.

Двойственные оценки межзонных связей $d_{c,i,j}$ определяются как отношение суммы полученных 1 к общему числу состояний:

$$d_{r,i} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N q_{ri}^n, \quad n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I, \quad (1.9)$$

$$d_{c,i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N q_{c,i,j}^n, \quad n = 1, \dots, N; i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, i \neq j. \quad (1.10)$$

где N – число рассматриваемых случайных состояний ЭЭС.

Как правило, один или несколько показателей, представленных выше, используются в качестве нормативных характеристик балансовой надёжности ЭЭС, отраженных в стандартах регулирующих органов, причем в разных странах используются как разные основные показатели ЭЭС, так и разные целевые значения этих показателей.

1.1.3. Скорость и точность оценки балансовой надёжности

При оценке балансовой надёжности возникает необходимость многократного расчёта показателей ЭЭС, вызванного стохастической природой отказов, для их последующего статистического анализа и получения математических ожиданий показателей балансовой надёжности. Изменяющиеся внешние и внутренние факторы работы ЭЭС, такие как сезонность и процесс развития самой ЭЭС требуют не только расчётов оперативного баланса электроэнергии ЭЭС, но и возможности его обеспечения за некий период, как правило, не меньший чем один год. Обобщая вышесказанное, можно сказать, что для адекватной и полноценной оценки способности ЭЭС обеспечивать баланс мощности с учётом вышперечисленных факторов функционирования, необходимо выполнить многократный расчёт показателей балансовой надёжности для каждого момента времени (устойчивого состояния ЭЭС, например, для каждого часа) за рассматриваемый расчётный период для их последующего статистического анализа. Сложность данной задачи и высокие временные затраты

на её решение препятствуют внедрению расчётов на практике из-за их длительности, особенно для применения при оперативном (режимном) управлении.

1.2. Методы оценки балансовой надёжности ЭЭС

В 60-е – 70-е годы формируется так называемый период классической теории надёжности, появляется космическая техника. В этот период разрабатывается теория диагностики сложных систем, появляются стандарты по надёжности. На многих предприятиях СССР формируются службы по надёжности. Теория надёжности как научное направление начинает проникать и в другие области, появляются новые научные журналы или появляются разделы в уже существующих. В этот же период времени происходит и бурное развитие электроэнергетики, увеличивается объем производимой и потребляемой мощности, строятся новые станции, подстанции и линии электропередачи (ЛЭП). Объединяясь в сети, они образуют сложные электроэнергетические системы (ЭЭС). Усложнение таких связей приводит к вопросу надёжности ЭЭС. Одной из основополагающих работ в сфере теории надёжности ЭЭС стала монография «Надёжность систем энергетики» [35] за авторством Ю.Н. Руденко и И.А. Ушакова.

Специфика и уникальность ЭЭС в большинстве случаев не позволяют непосредственно воспользоваться математическими моделями и алгоритмами вычисления показателей надёжности, предлагаемыми в общей теории надёжности (ОТН). В этих моделях не могут быть в достаточно полной мере отображены технологические особенности систем электроэнергетики, их многофункциональное и многоцелевое назначение, множественность вероятных состояний и доминирующая роль частичных отказов. Именно поэтому для оценки надёжности объектов ЭЭС разрабатываются специальные математические модели, но основанные на методах из ОТН [35-37] (таблица 1.1).

Таблица 1.1. Методы для оценки надёжности ЭЭС

Группы	Классы	Виды	Области применения
А. Методы экспериментальной оценки надёжности	I. Испытания на надёжность реального объекта	1. Длительные испытания 2. Ускоренные испытания	Проверка надёжности оборудования
Б. Методы расчётной оценки надёжности	II. Методы на требующие поэлементного моделирования	1. Ретроспективные методы 2. Методы экстраполяции 3. Экспертные методы	Краткосрочное, перспективное и долгосрочное планирование развития ЭЭС и их объектов.
	III. Методы на основе поэлементного моделирования	1. Детерминистические методы (методы физического моделирования, критерий n-i, метод наихудшего случая, нормирование); 2. Вероятностные методы (аналитические методы и статистические методы).	На всех территориальных уровнях и временных этапах управления развитием и эксплуатацией ЭЭС.

Для разработанных способов и моделей исследования надёжности характерно применение большого числа различных методов.

При решении любой задачи, в том числе и оценки надёжности ЭЭС, предпочтение какому-либо методу должно определяться содержанием решаемой задачи. При этом в каждом случае преследуется цель получения достаточно быстросействующей и удобной вычислительной программы, дающей удовлетворительные результаты. Задача оценки надёжности ЭЭС формулируется и решается в зависимости от цели исследования:

1. Временной заблаговременности (на долгосрочную или краткосрочную перспективу, при оперативном управлении);
2. Принятой расчётной схемы (глубины эквивалентирования);
3. Достоверности и форм представления исходной информации;
4. Номенклатуры вычисляемых показателей надёжности;
5. Требований к точности получаемых результатов;
6. Используемого математического аппарата.

При оценке балансовой надёжности ЭЭС выполняется расчёт, как правило, на долгосрочную перспективу, учитывающий работу, характеристики и отказы включенных в систему элементов. В данном случае используются вероятностные методы III, где выполняется моделирование вероятностных процессов в системе и вероятностных характеристик отказов элементов. Считается, что вероятностные подходы дают более разносторонние и точные характеристики надёжности объекта по сравнению с детерминистическими, однако они являются более сложными и трудоёмкими. Вероятностные методы, в свою очередь делятся на два класса – аналитические и статистические. Оценка балансовой надёжности представляет собой тот случай, где число элементов и сложность взаимосвязей системы напрямую препятствуют использованию аналитических методов, для большинства ЭЭС использование аналитических методов просто невозможно из-за размерности получаемой задачи.

III.2.2. Статистические методы – методы расчета надёжности, основанные на использовании статистического моделирования, где основные процессы функционирования объекта, включая стохастические, представляются многократно испытываемой вероятностной моделью [28]. В них относительно просто учитываются факторы, определяющие надёжность ЭЭС, и не накладываются ограничения на вид законов распределений рассматриваемых событий. Необходимая точность получаемых результатов иногда достигается ценой значительного увеличения числа реализаций, что снижает достоинство этих методов. Тем не менее, для комплексных задач, таких как оценка балансовой надёжности, данный метод становится практически единственным способом получения результата с приемлемой точностью, где другие методы оказываются просто несостоятельными.

Отметим, что приведенная в таблице 1.1 классификация методов в определенном смысле является формально-абстрактной. На практике в одной и той же модели можно встретить сочетание различных методов, каждый из которых используется для решения частных подзадач.

Основной метод при оценке балансовой надёжности ЭЭС

Рассматривая основные свойства и характеристики работы ЭЭС с точки зрения балансовой надёжности, описанные в предыдущем разделе, можно заключить, что природа работы ЭЭС имеет стохастический характер. Поэтому многие явления в ней с достаточной точностью для решаемых задач могут быть описаны на уровне случайных событий. К этим событиям относятся отказы оборудования и колебания нагрузки. Отсюда можно сделать заключение, что методы (аналитические и статистические), которые базируются на представлении вероятностных явлений в виде случайных событий, будут наилучшим образом подходить для расчёта показателей балансовой надёжности.

Тем не менее, в моделях надёжности используются, в том числе, методы, базирующиеся на представлении реальных стохастических явлений случайными процессами. Так, аналитические методы, например, используют комбинаторные подходы, аппарат марковских и полумарковских цепей, а статистические методы опираются на статистическое моделирование случайных процессов. Методы, основанные на анализе случайных процессов в сочетании со статистическим моделированием на быстродействующих вычислительных машинах, позволяют получить более полную, а иногда и более точную информацию о надёжности исследуемого объекта, что необходимо для постоянного развития и усложнения ЭЭС.

Основными же способами решения задачи оценки балансовой надёжности из представленного в таблице 1.1 списка будут являться статистические методы, где расчёт происходит с помощью многократно испытываемой вероятностной имитационной модели ЭЭС. К статистическим методам, как правило, относятся численные методы Монте-Карло [38,39]. Основным преимуществом статистического моделирования по сравнению с аналитическим является возможность решения более сложных задач. Сами имитационные модели позволяют достаточно просто учитывать такие факторы, как наличие дискретных и непрерывных элементов, нелинейные характеристики элементов системы, многочисленные случайные воздействия, которые часто создают трудности при

аналитических исследованиях. Данными проявлениями и характеризуются электроэнергетические системы при рассмотрении их с позиции балансовой надёжности.

1.3. Метод Монте-Карло

1.3.1. Введение в метод Монте-Карло

Методы Монте-Карло – это численные методы решения математических задач при помощи моделирования случайных величин [38,39]. Название этой группы методов произошло от города Монте-Карло известного своими игорными заведениями. Официальной датой рождения методов считается 1949 год, когда появилась статья под названием «метод Монте-Карло» [40]. Однако, стоит заметить, что теоретические основы метода Монте-Карло были известны и применялись для расчётов значительно ранее этой даты. Главным же толчком в их развитии стало появление электронных вычислительных машин (ЭВМ), которые позволили значительно расширить области их применения, в первую очередь, за счёт удобного и быстрого моделирования случайных величин, а во вторую, за счёт простоты и удобства постановки задач и их последующего программирования.

Метод Монте-Карло позволяет моделировать любой процесс, на протекание которого влияют случайные факторы. При этом для многих математических задач, не связанных с какими-либо случайностями, можно искусственно придумать вероятностную модель (и даже не одну), позволяющую решать эти задачи. Следовательно, метод Монте-Карло является универсальным методом решения исследовательских и управленческих задач математического характера. Однако стоит понимать, что он является вероятностным методом и получаемые решения находятся в определенном доверительном интервале.

Основой построения метода Монте-Карло служит сведение искомой задачи к расчёту математических ожиданий. Для того чтобы вычислить некоторую скалярную величину α , необходимо использовать такую случайную величину ξ ,

что её математическое ожидание будет равно α , тогда вычислив N независимых значений $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ величины ξ можно считать, что

$$\alpha \approx \frac{1}{N} \cdot (\xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_N). \quad (1.11)$$

1.3.2. Имитационное моделирование методом Монте-Карло

Применение статистического моделирования широко распространено в задачах анализа и проектирования автоматизированных систем, информационно-вычислительных сетей и других сложных организационно-технических объектов. Статистическое моделирование – это метод решения вероятностных и детерминированных задач, основанный на эффективном использовании случайных чисел и законов теории вероятностей. Статистическое моделирование эксплуатирует способность современных компьютеров порождать и обрабатывать за короткие промежутки времени огромное количество случайных чисел. Подавая последовательность случайных чисел на вход исследуемой функции или модели, на её выходе получают преобразованную последовательность случайных величин – выборку. При правильной организации подобного статистического эксперимента выборка содержит ценную информацию об исследуемой функции или модели, которую трудно или практически невозможно получить другими способами. Информация извлекается из выборки методами математической статистики (раздел теории вероятностей). Метод статистического моделирования (синоним этого названия – метод Монте-Карло) позволяет, таким образом, опираясь на законы теории вероятностей, свести широкий класс сложных задач к относительно простым арифметико-логическим преобразованиям выборок. Поэтому такой метод получил весьма широкое распространение. В частности, он почти всегда используется при имитационном моделировании реальных сложных систем.

Дискретно-событийное моделирование используется для построения модели, отражающей развитие системы во времени, когда состояния переменных меняются мгновенно в конкретные моменты времени. (Говоря математическим языком,

система может меняться только в исчислимое количество моментов времени.) В такие моменты времени происходят события, при этом событие определяется как мгновенное возникновение, которое может изменить состояние системы. Хотя теоретически дискретно-событийное моделирование можно осуществлять с помощью вычислений вручную, количество данных, которые должны сохраняться и обрабатываться при моделировании большинства реальных систем, диктует необходимость применения вычислительных машин.

Процесс включает следующие этапы:

1. Определение модели или алгоритма, которые наиболее точно описывают поведение исследуемой системы.

2. Многократное применение модели с использованием генератора случайных чисел для получения выходных данных модели (моделирование системы). При необходимости моделируют воздействие неопределенности. Модель записывают в форме системы уравнений, выражающих соотношение между входными и выходными параметрами. Значения, отобранные в качестве входных данных, получают исходя из соответствующих распределений вероятностей, характеризующих неопределенности данных.

3. С помощью компьютерного моделирования многократно используют модель с различными входными данными и получают выходные данные. Они могут быть обработаны с помощью статистических методов для получения оценок среднего, стандартного отклонения, доверительных интервалов.

Выходными данными могут быть значения характеристик, как показано в вышеприведенном примере, или распределение вероятности или частоты отказа, или выходом может быть идентификация основных функций модели, которые оказывают основное влияние на выходные данные.

Метод Монте-Карло обычно используют для оценки распределения входных или выходных результатов или характеристик распределения, в том числе для оценки:

- вероятности установленных состояний;

- значений выходных величин, для которых установлены границы, соответствующие некоторому уровню доверия, которые не должны быть нарушены.

Анализ взаимосвязи входных и выходных величин может выявить относительное значение факторов работы системы и идентифицировать способы снижения неопределенности выходных величин.

1.3.3. Преимущества и недостатки метода Монте-Карло

К преимуществам алгоритмов численного статистического моделирования относятся [41]:

- возможность решения многомерных (в том числе бесконечномерных) задач численного интегрирования со сложными (в том числе негладкими) начальными данными;
- возможность решения задач со случайными параметрами на основе принципа рандомизации;
- возможность учета специальных свойств начальных данных;
- универсальная (хотя и невысокая) скорость сходимости (порядка $\frac{1}{\sqrt{n}}$ по числу выборочных значений ζ_i $i = 1, \dots, n$);
- корректная теория оптимизации метода;
- возможность параллелизации основной схемы метода.

Главным недостатком методов Монте-Карло следует назвать некоторую неэкономичность вычислений, которая, в свою очередь, связана с:

- относительно медленной сходимостью метода (порядка $\frac{1}{\sqrt{n}}$);
- трудоемким получением каждого выборочного значения ζ_i для «серьезных» прикладных задач.

1.3.4. Использование случайных чисел, их виды

В основе имитационного моделирования методом Монте-Карло лежит реализация стохастического процесса, моделирующего вероятностные характеристики некоторой системы, то есть случайная величина ξ , а именно её выбор и нахождение независимых реализаций $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ (моделирование поведения отдельных элементарных частей этой системы) является основным вопросом при применении метода. От успешности этого выбора напрямую зависит точность и скорость схождения её математического ожидания к истинному значению. Для этого требуется источник последовательности случайных чисел. Качество таких генераторов напрямую влияет на число случайных состояний объекта, необходимых для получения результата расчетов необходимой точности [42]. Существует несколько способов их получения и все они связаны с компьютерной реализацией – получение последовательности аппаратных чисел, а также псевдослучайных и квазислучайных последовательностей. Рассмотрим их подробнее.

Аппаратные генераторы случайных чисел.

При получении случайных чисел данным способом используются специальные устройства, которые генерируют последовательности чисел на основе измерения хаотически изменяющихся параметров некоторого протекающего физического процесса. В качестве таких процессов используется широкий спектр источников энтропии, таких как тепловые шумы, дробовые шумы, квантовые явления и другие. Однако такой подход имеет ряд недостатков. Во-первых, это сама необходимость использования дополнительных устройств/датчиков, которые, как правило, не встроены в стандартную сборку компьютера. Во-вторых, числа, получаемые с помощью таких устройств, требуют тестов, анализа их распределения и свойств, проверки их соответствия требованиям решаемой задачи. Более того такие проверки должны проводиться регулярно, то есть носить характер поверки. В-третьих, нередко скорость получения таких чисел остается невысокой, что затрудняет их использование в методах Монте-Карло.

Современные процессоры, производимые компанией Intel начиная с версий микроархитектуры Ivy Bridge, имеют встроенную инструкцию RdRand [43] для получения последовательностей случайных чисел. Многие ошибочно полагают, что она представляет собой аппаратный генератор случайных чисел, однако, на самом деле, это вшитая в процессор реализация криптографически стойкого генератора псевдослучайных чисел, зерно которого задается при помощи встроенного в процессор источника аппаратной энтропии. Иначе говоря, RdRand относится к классу генераторов псевдослучайных чисел.

Генераторы псевдослучайных чисел (ГПСЧ)

Последовательности случайных чисел, необходимые при решении задач методом Монте-Карло должны обладать свойствами случайности, соответствовать необходимому закону распределения, иными словами, выполнять набор возложенных на них требований. Отсюда следует, что совершенно неважно каким образом эти числа получены, главное, чтобы они удовлетворяли принятой системе ограничений [39]. Числа $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$, полученные по какой-либо формуле, и имитирующие значения случайной величины ξ при решении некоторых задач называются псевдослучайными числами. Под имитацией здесь подразумевается, что эти числа удовлетворяют системе принятых требований к случайности, повторяемости, соответствию закону распределения и другим [44]. В современное время подавляющее большинство расчётов методом Монте-Карло выполняется с помощью псевдослучайных чисел.

Преимуществами псевдослучайных чисел является высокая скорость их получения, отсутствие необходимости в дополнительных устройствах энтропии. Но есть и некоторые недостатки (с точки зрения использования с методом Монте-Карло) – это повторяемость (по прошествии определенного периода числа начнут повторяться) и недостаточная равномерность распределения. Генераторы псевдослучайных чисел очень разнятся, поэтому те или иные недостатки, как и скорость получения чисел может значительно отличаться от алгоритма к алгоритму.

Генераторы псевдослучайных чисел прошли длительную историю развития и разрабатываются по сей день. В этом процессе улучшались их скорость, характеристики случайности и криптостойкости (эта характеристика не является важной при использовании в методах Монте-Карло), что определяется с помощью различных наборов статистических тестов, таких как NIST [45], TEST-U01 [46], DIEHARD [47] и других. Современные алгоритмы обладают наилучшими свойствами и применимостью в различных задачах, к наиболее используемым ГСПЧ относятся Mersenne Twister [48], Xorshift [49], PCG [50] и их производные.

Генераторы квазислучайных чисел

Существуют также алгоритмы, генерирующие неслучайные последовательности в угоду более хорошим свойствам равномерной распределённости [51]. Такие последовательности называются квазислучайными, а метод статистических испытаний на их основе – Квази-Монте-Карло. В последнее время существует тенденция называть последовательности таких чисел не квазислучайными, а последовательностями с низким расхождением (low-discrepancy sequence - LDS). Такие последовательности гарантируют сходимость алгоритмов Монте-Карло, причем во многих задачах ещё и позволяют это сделать быстрее и точнее, чем при классической реализации со случайными или псевдослучайными числами. В основе этих алгоритмов лежат последовательности точек, распределенные в многомерном гиперкубе или гиперсфере.

На сегодняшний день существует множество алгоритмов генерации квазислучайных последовательностей – это последовательности Холтона [52], Нидеррайтера [51] и ЛП_τ-последовательности Соболя [53] (в иностранной литературе называются просто последовательности Соболя). В некоторых источниках [39] утверждается, что последовательности Соболя являются асимптотически наилучшими среди всех известных равномерно распределенных последовательностей и лучшими на гиперкубе. Эффективным генератором квазислучайных чисел Соболя является генератор И.А. Антонова и В.М. Салеева предложенный в 1979 году [54]. Несмотря на солидный возраст этих статей, предложенные в них алгоритмы по-прежнему являются актуальными.

Более подробно все вышеперечисленные алгоритмы и особенности их использования в методах Монте-Карло будут рассмотрены в дальнейшем.

1.3.5. Оценка балансовой надёжности методом Монте-Карло

Вероятность бездефицитной работы для каждой зоны надёжности i определяется с помощью решения задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС $F_i(\xi, x)$ с заданным с помощью коэффициентов работы ξ составом генерации x . Решение данной задачи выполняется с помощью метода Монте-Карло и стандартно состоит из двух вычислительных этапов [28,55,56]:

1. Итеративный этап. Многократное формирование расчётных состояний ЭЭС и расчёт их режима (определение дефицитов мощности) используя модели [57, 58] и методы оптимизации;

2. Статистический этап. Расчёт показателей балансовой надёжности с помощью статистического анализа результатов, полученных на предыдущем этапе.

При формировании расчётных состояний учитываются плановые и неплановые ремонты энергетического оборудования, случайные отклонения нагрузки и другие факторы, влияющие на работу ЭЭС.

1.3.6. Основные проблемы при использовании метода

Достижение определенной точности ответа во многих задачах, решаемых с помощью метода Монте-Карло, требует анализа большого объема случайных состояний моделируемой системы. Анализ таких состояний является отдельной математической задачей, которая характеризуется своей вычислительной сложностью, поэтому сложность методики в целом может быть очень высокой. Например, для моделей комплексных систем, объектов, процессов может потребоваться анализ миллиардов состояний, что на практике может перерасти к недопустимо длительным расчётам на персональном компьютере (даже с учётом многоядерных вычислений). Ускорение процесса расчёта позволило бы сэкономить время, вычислительные ресурсы, быстрее получить необходимые

результаты. Все эти факторы напрямую влияют на экономическую сторону вопроса решения задачи – как в плане экономии ресурсов при расчётах, так и в вопросах возможных ущербов в прикладной области, возникающих при несвоевременно полученных результатах.

В задаче оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло число анализируемых случайных состояний системы также может достигать десятков и сотен миллиардов. Для каждого из них рассчитывается дефицит мощности с помощью методов оптимизации. Как было сказано и для общего случая выше, расчёт показателей балансовой надёжности такой энергосистемы может длиться от нескольких часов до нескольких дней в зависимости от её сложности. Не смотря на незначительные числа, при решении смежных задач, таких как синтез надёжности, это является критичным. Показатели балансовой надёжности используются для планирования мероприятий по её повышению путём ввода резервов генерации и линий передачи электроэнергии, определения их месторасположения, формирования расписания ремонтных кампаний и др.

Трудность при решении сложных задач методом Монте-Карло также представляет большая размерность, растущая с увеличением размерности и сложности рассматриваемых ЭЭС. Например, при рассмотрении не крупной ЭЭС, состоящей из 50 элементов генерирующего и сетевого оборудования количество случайных состояний при полном переборе всех возможных вариантов отказов оборудования будет составлять около 10^{15} , т.е. данная задача является NP-сложной. Количество линий и узлов также влияют на число переменных при минимизации дефицита мощности, определяемом на втором этапе оценки балансовой надёжности. Тем самым на решение задачи оптимизации для каждого состояния системы из множества всех сгенерированных состояний может тратиться необоснованно длительное время, что препятствует решению практических задач.

1.3.7. Заключение по разделу

Класс задач, решаемых методом Монте-Карло достаточно широк, можно сказать, что метод универсален. Во-первых, метод Монте-Карло позволяет моделировать любой процесс, на протекание которого влияют случайные факторы. В число таких процессов, например, входит и задача оценки балансовой надёжности ЭЭС. Во-вторых, для многих других математических задач, не связанных с какими-либо случайностями, можно искусственно придумать вероятностную модель.

При моделировании сложных систем методом Монте-Карло для достижения результата с заданной точностью обычно требуется расчёт большого количества случайных состояний, что серьезно влияет на время проведения расчётов, которые могут недопустимо долго длиться. Низкая скорость расчёта может неблагоприятно сказаться на применимости этого метода, особенно это важно в задачах оперативного расчёта. Поэтому усовершенствование процедур, реализованных в рамках метода Монте-Карло, позволяющих повысить его вычислительную эффективность в решении задач моделирования, является важной проблемой, требующей решения.

1.4. Обзор программных продуктов для оценки балансовой надёжности

Метод Монте-Карло в оценке балансовой нашёл широкое применение во многих программных моделях для решения данной задачи, как российских, так и зарубежных. Как правило, реализация данных моделей выполняется в виде программных комплексов.

1.4.1. Программные средства, используемые за рубежом.

Подавляющее большинство системных операторов при анализе балансовой надёжности используют программные комплексы, основанные на вероятностном моделировании энергосистем. Вместе с тем, выбор таких программных средств

весьма ограничен. Большинство системных операторов в США пользуются комплексом GE MARS [59] (системный оператор (СО) Среднего Запада, СО Нью-Йорка, СО Новой Англии и Онтарио), СО Юго-Западного пула использует комплексом GridView; СО Нью-Йорка также в ряде случаев пользуется GridView, две системы полагаются на свои собственные программные ресурсы, разрабатываемые внутри компании (PJM использует PRISM, а Новая Зеландия применяет GEM). В прошлом СО Среднего Запада и СО Техаса (ERCOT) использовали программный комплекс MARELI. Австралия пользуется как собственным набором программ, так и полагается на привлечение консультантов, по Европе информация отсутствует. Комиссия по регулированию энергетики штата Калифорния использует собственную модель SAM (Supply Adequacy Model). В литературе присутствует упоминание об использовании Системным оператором Калифорнии программных комплексов NARP и PLEXOS [60] для расчетов балансовой надежности.

GE MARS является наиболее широко используемым комплексом, используется для оценки балансовой надёжности ЭЭС и для получения других показателей. Основываясь на последовательном методе Монте-Карло, MARS выполняет ежечасное хронологическое моделирование системы, сравнивая почасовую потребность в нагрузке в каждой области с общей доступной генерацией в этой области с учетом плановых ремонтов и случайных вынужденных отключений. К сожалению, компания-разработчик GE MARS не предоставляет подробные алгоритмы расчёта и другие данные, например, принципы формирования расчётных состояний в их системе.

MARELI не предлагает хронологическую методологию моделирования по методу Монте-Карло и имеет значительные ограничения по конфигурациям систем электропередачи, которые он может моделировать. Согласно информации, полученной от аналитика СО Среднего Запада, занимающегося анализом балансовой надежности, GE MARS превосходит MARELI во всех аспектах, за исключением скорости вычислений.

NARP имеет интересные алгоритмические возможности, которые превосходят те, которыми обладает GE MARS, но, с другой стороны, мало, что известно о практическом применении этого программного обеспечения.

PLEXOS, как и GE MARS, широко используемый программный комплекс для моделирования режимов ЭЭС. Возможность расчета балансовой надежности по методу Монте-Карло была добавлена недавно, информация о практическом использовании комплекса для расчетов балансовой надежности крайне ограничена.

TRELSS (EPRI) [61] - это пакет программного обеспечения с пятью программами, который использует перечень непредвиденных обстоятельств генерации и передачи для оценки надежности электросети. Данный комплекс разрабатывался в начале нулевых годов, текущий статус приложения неизвестен, обновления информации о нем отсутствуют на официальном сайте разработчика.

PSS(Siemens) [62]. Инструмент моделирования и анализа энергосистемы для операций и планирования передачи электроэнергии. PSS позволяет выполнять широкий спектр функций анализа, в том числе: поток мощности, динамику, короткое замыкание, анализ непредвиденных обстоятельств, оптимальный поток мощности, стабильность напряжения, моделирование устойчивости при переходных процессах и многое другое. Информация о работе программы, алгоритмах и методах, используемых в системе, не предоставляется разработчиком.

ETAP [63]. Программный инструмент для моделирования и моделирования электрических сетей, используемый для создания «цифрового двойника» и анализа динамики энергосистем, переходных процессов и защиты. Модель энергосистемы, включает в себя связи, топологию, характеристики электрических устройств, ретроспективную информацию и возможность добавления операционных данных в режиме реального времени. Анализ ЭЭС включает в себя так же расчёты надёжности (устойчивости).

Существуют и множество других программ, моделей и библиотек, реализованных на различных языках программирования, как в открытом, так и в платном доступе. Большинство из них разрабатываются исследователями в области

надёжности или отраслевыми компаниями, поэтому заточены под ограниченный круг задач, в которые надёжность системной энергетики не всегда входит или входит в неполном объёме. В число таких программ входят такие решения как PandaPower для Python, Simulink для MatLab и др.

1.4.2. Программные средства, используемые в СССР и РФ.

В 70-х годах прошлого столетия в СССР появились, а некоторые развиваются и в настоящее время, программные модели оценки балансовой надёжности, где рассматривается не концентрированный узел, а многозонная система. Понятно, что на надёжность влияет не только генерирующее оборудование, но и сетевая составляющая, и это нашло отражение в моделях. Такие модели были созданы в ведущих отечественных научных энергетических организациях, таких как Сибирский энергетический институт (СЭИ) «Поток», Энергетический институт им. Г.М. Кржижановского (ЭНИН), Киргизский научно-исследовательский отдел энергетики (КирНИОЭ) и др.

В России продолжается разработка новых и развитие имеющихся программ для оценки балансовой надёжности ЭЭС. Приведём некоторые из них.

Модель «ОРИОН-М» (Коми научный центр) [64]. В этой модели используются и аналитические методы, и метод статистического моделирования. Подпрограмма расчёта минимизации дефицитов мощности учитывает только первый закон Кирхгофа, и для оценки отдельного состояния используется двойственный симплекс метод, в котором за начальное приближение для каждого следующего состояния принимается результат расчёта предыдущего состояния, который является основой для определения исходного плана в двойственной постановке. Страница продукта [64] давно не обновлялась, неизвестно состояние проекта в настоящее время.

Модель «ПОТОК-3» (ИСЭМ СО РАН), являясь развитием модели ПОТОК, базируется на методе последовательных статистических испытаний. Достоинством модели является использование хронологического принципа моделирования,

который позволяет учитывать возможности влияния предшествующего состояния на последующее. В программе расчёта дефицита мощности учитывается первый закон Кирхгофа. Для оценки минимального дефицита мощности в системе используются две подмодели. Первая – использует балансовые уравнения и основана на потоковых алгоритмах, а проблема неоднозначности при этом решается с помощью специальной задачи. Вторая подмодель основана на уравнениях сети в идеализации по постоянному току и для ее решения применяется оптимизационный метод внутренних точек в совокупности с методом релаксации.

Модель «ЯНТАРЬ» (ИСЭМ СО РАН) [65] предназначена для оценки надежности в смысле безотказности и ремонтпригодности (восстанавливаемости) больших сложных ЭЭС, представляемых любой (радиальной, кольцевой) многозонной расчётной схемой с ограниченными пропускными способностями связей между узлами. Задача решается в условиях управления развитием и долгосрочного планирования функционирования на уровнях Единой, объединённых и районных ЭЭС. Формирование расчётных состояний осуществляется методом статистических испытаний на основе аналитически полученных функций распределения состояния генерирующей мощности, линий электропередачи по связям и нагрузок с учётом их случайных колебаний в узлах, для этого используется генератор псевдослучайных чисел. В качестве генератора псевдослучайных чисел используется линейно-конгруэнтный генератор, который обладает низким качеством выдаваемых последовательностей. Ряды распределения состояния оборудования системы и характерные суточные графики нагрузок являются исходной информацией для формирования расчётных состояний системы. Минимизация дефицита мощности проводится с учетом потерь в сетях методом внутренних точек в квадратичной постановке.

Другие модели. Информация о других разрабатываемых моделях крайне ограничена, многие из них разрабатывались в советское время, в последствии работы по ним были свернуты или отложены (например, модель АМОН/Д разрабатывалась в Киргизии в КирНИОЭ, правопреемник института ИВПиГЭ отказался от дальнейшего развития проекта). В научных публикациях и интернете

существуют ограниченные упоминания о них, но недостаточные для полноценной оценки и рассмотрения.

На текущий момент ни одна из вышеперечисленных моделей не стала основной при расчёте балансовой надёжности в ЕЭС России. Основной регулятор – АО «Системный оператор ЕЭС», обладает моделью для расчёта режимов и их прогнозирования, однако, более подробная информация о ней недоступна.

Рассматривая вышеперечисленные программные комплексы и модели можно отметить тот факт, что преобладающим способом расчёта балансовой надёжности является метод Монте-Карло. Это доказывает, что общепризнанно он является основным способом анализа ЭЭС с точки зрения надёжности. Информация о зарубежных программных продуктах ограничена, так как они являются коммерческими продуктами с закрытым исходным кодом и не предоставляют исследовательских или иных данных об используемых технологиях. В российско-советских программных комплексах используются старые генераторы псевдослучайных чисел, которые не обладают достаточным качеством получаемых с их помощью последовательностей. Прежде всего это связано с отставанием или отсутствием разработок в современное время.

1.5. Обзор генераторов случайных чисел при использовании метода статистических испытаний

В задачах, решаемых методом Монте-Карло, очень большое значение имеет качество используемых случайных последовательностей. Отличие распределения случайной величины от требуемой, так и коррелированность (взаимозависимость) соседних значений искажают результаты моделирования, причем не всегда очевидным образом. Поэтому для оценки качества получаемых случайных последовательностей чисел существуют различные наборы статистических тестов, разработанных специально для оценки алгоритмов генерации. Случайные последовательности, подходящие для метода Монте-Карло, должны удовлетворять следующим требованиям:

- максимально точное воспроизведение заданного случайного распределения (в частности, равномерного распределения);
- отсутствие корреляций во взаимном расположении членов последовательности;
- достаточно большой период повторения (защикливания) последовательности (или отсутствие такого периода, как у «генераторов энтропии»);
- необратимость последовательности.

Требования, представленные выше, обычно ниже общих требований к случайным последовательностям. Например, во многих задачах требуется соответствие требованиям криптостойкости, но в задачах Монте-Карло в этом нет необходимости. Кстати говоря, именно более слабые требования к генераторам при использовании Монте-Карло и привели к созданию алгоритмов получения квазислучайных чисел. Также данные числа называются числами с низким расхождением (LDS).

Аппаратные генераторы случайных чисел, как правило, редко используются в реальных задачах из-за сложности их получения. При моделировании методом Монте-Карло наибольшее распространение получили псевдослучайные и квазислучайные числа из-за высокой скорости их получения. Существует множество алгоритмов получения случайных чисел на компьютере, все они отличаются разным соответствием требованиям, указанным в списке выше, таким образом выбор наиболее оптимального современного генератора является важной задачей при использовании метода Монте-Карло.

1.5.1. Генераторы псевдослучайных чисел (ГПСЧ)

Генераторы псевдослучайных чисел получили широкое распространение во всех компьютерных областях, где возникает необходимость в воспроизведении случайных событий. Рассмотрим наиболее распространённые и современные генераторы псевдослучайных чисел.

Вихрь Мерсенна (*Mersenne Twister*)

Вихрь Мерсенна (МТ) – генератор псевдослучайных чисел, основанный на свойствах простых чисел Мерсенна [48], разработан в 1997 году и на текущий момент является одним из самых популярных ГПСЧ.

Числа Мерсенна – это числа вида:

$$w_i = 2^i - 1, i \in \mathbb{N}. \quad (1.12)$$

Вихрь Мерсенна является витковым регистром сдвига с обобщённой отдачей [66]. «Вихрь» – это преобразование, которое обеспечивает равномерное распределение генерируемых псевдослучайных чисел в 624 измерениях. Поэтому функция корреляции между двумя последовательностями выборок в выходной последовательности вихря Мерсенна пренебрежимо мала.

Псевдослучайная последовательность, порождаемая вихрем Мерсенна, имеет очень большой период, равный числу Мерсенна.

Вихрь Мерсенна алгоритмически реализуется двумя основными частями: рекурсивной и закалки. Рекурсивная часть представляет собой регистр сдвига с линейной обратной связью, показанный на рисунке 1.1:

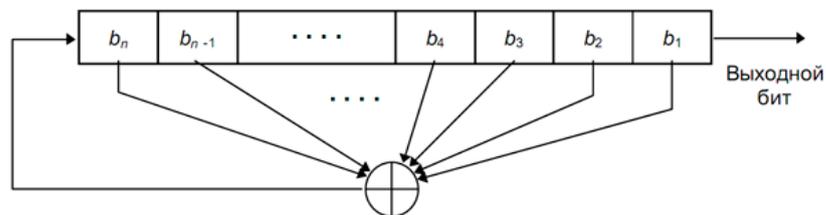


Рисунок 1.1 – Регистр сдвига с линейной обратной связью.

В его состав входит регистр битового слова (числа), состоящий из b_n ячеек с линейной обратной связью. \oplus – операция сложения по модулю 2. Закалка заключается в том, что каждое сгенерированное рекурсивной частью слово умножается справа на специальную обратимую матрицу T .

Целесообразно использовать SIMD-вариант алгоритма, использующий SIMD-принцип организации вычислений, позволяющий увеличить скорость работы оригинального алгоритма [67].

Дальнейшее развитие Вихря Мерсенна – Well

К моменту написания данной работы оригинальному алгоритму Вихрь Мерсенна уже исполнилось 14 лет, за это время были разработаны новые алгоритмы и модификации генераторов случайных чисел. В результате многие исследователи поднимали вопрос о необходимости замены Вихря Мерсенна [68] в стандартных средствах в популярных языках программирования.

В 2006 году была представлена статья, описывающая новый алгоритм WELL [69] (Well Equidistributed Long-period Linear). Структура похожа на Mersenne Twister, большое состояние, состоящее из предыдущих выходных слов (32 бита каждое), из которых новое выходное слово генерируется с использованием линейных повторений по модулю 2 над конечным двоичным полем F_2 . Однако более сложное повторение дает более плотный порождающий полином, что дает лучшие статистические свойства.

Каждый шаг генератора считывает пять слов состояния: самые старые 32 бита (которые могут перекрывать границу слова, если размер состояния не кратен 32), самые новые 32 бита и три других слова между ними.

Затем серия из восьми преобразований одного слова (в основном в форме $x = x \oplus (x \gg k)$) и шести операций исключающего ИЛИ объединяет их в два слова, которые становятся двумя новейшими словами состояния, одно из которых будет выходом.

Дальнейшее развитие Вихря Мерсенна – Melg

Melg-64 (The 64-bit Maximally Equidistributed F^2 -Linear Generators with Mersenne Prime Period) является значительно более новым алгоритмом генерации псевдослучайных чисел, впервые он был представлен авторами в публикации в 2018 году [70].

MELG19937-64 имеет следующие свойства:

- Большой период $2^{19937}-1 \approx 10^{6000}$;
- Полностью оптимизирована однородность больших размеров;
- Быстрая генерация, конкурентоспособная с MT19937-64;

– Объем памяти, требующий всего 312 слов (аналогично МТ19937-64).

Семейство алгоритмов Xorshift

Класс генераторов псевдослучайных чисел, разработанных Джорджем Марсальей [49]. Генераторы такого типа представляют собой подмножество регистров сдвига с линейной обратной связью (LFSR), аналогично МТ что позволяет эффективно реализовать их без чрезмерного использования разреженных многочленов. Генерация следующего числа в последовательности происходит путём многократного вычисления исключающее «ИЛИ» текущего числа и его битового сдвига, что делает xorshift чрезвычайно быстрыми. Как и все LFSR, xorshift требуют тщательного подбора начальных параметров, для получения более длинных периодических последовательностей.

Генераторы Xorshift являются одними из самых быстрых криптографически нестойких генераторов случайных чисел. Хотя «в сыром виде» они не проходят все статистические тесты случайности, этот недочёт хорошо известен и легко исправляется путём добавления в их структуру нелинейной функции, однако, в зависимости от задачи, это не всегда необходимо.

Дальнейшее развитие – Xoroshiro

Xoroshiro128+ (названный в честь используемых операций: XOR, rotate, shift, rotate) [71] – это генератор псевдослучайных чисел, созданный как преемник xorshift+. Вместо использования алгоритма Марсальи в качестве базовой операции, как это делается в xorshift [49], xoroshiro128+ использует линейное преобразование на основе сдвига / поворота, разработанное Себастьяно Винья в сотрудничестве с Дэвидом Блэкманом. Результатом является значительное повышение скорости и значительное улучшение качества получаемых последовательностей.

Конгруэнтный генератор с перестановками (PCG)

PCG – это алгоритм генерирования псевдослучайных чисел, разработанный в 2014 году [50], который применяет выходную функцию перестановки для улучшения статистических свойств линейного конгруэнтного генератора по

модулю 2. Он обеспечивает отличную статистическую производительность при небольшом и быстром коде и небольшом размере состояния.

1.5.2. Генераторы квазислучайных чисел

Квазислучайные последовательности (последовательности с низким расхождением [51]) получили своё название из-за их общего использования в качестве замены равномерно распределенных случайных чисел. Модификатор «квази» используется для более четкого обозначения того, что значения последовательности с низким расхождением не являются ни случайными, ни псевдослучайными, но такие последовательности обладают некоторыми свойствами случайных величин, а в приложениях, таких как метод квази-Монте-Карло, их меньшее расхождение – это важное преимущество.

Последовательность с низким расхождением – это последовательность, обладающая тем свойством, что для всех значений N ее подпоследовательность x_1, \dots, x_N имеет низкую невязку, которая стремится к нулю. Грубо говоря, несоответствие последовательности является низким, если доля точек в последовательности, попадающей в произвольное множество A близка к пропорциональна степени из A , так как будет происходить в среднем (но не для конкретных образцов) в случае равномерных последовательностей. Конкретные определения несоответствия различаются в зависимости от выбора A (гиперсферы, гиперкубы и т. д.) и того, как вычисляется (обычно нормализуется) и комбинируется несоответствие для каждого V (обычно с использованием наихудшего значения). Ниже представлены основные способы генерации квазислучайных последовательностей.

Последовательности Соболя

ЛП_τ-последовательности имеют строгое геометрическое определение. Назовем двоичными отрезками все отрезки, которые могут быть получены при делении отрезка $0 \leq h \leq 1$ на 2^m равных частей, $m = 0, 1, 2, \dots$ При этом сумма всех двоичных отрезков длины $\frac{1}{2^m}$ составляет отрезок $[0, 1]$. Точки, принадлежащие

отрезку $[0, 1]$, называют сеткой. Параллелепипед Π_k называется двоичным, если все определяющие его отрезки являются двоичными. Любой такой двоичный параллелепипед является единичным n -мерным кубом K_n [53].

Сетка, состоящая из $N = 2^v$ точек куба K_n , называется Π_τ -сеткой, если каждому двоичному параллелепипеду Π_k с объемом $V_{\Pi_k} = 2^\tau / N$ принадлежат 2^τ точек сетки. При этом всегда $v > \tau$.

Π_τ -сетки существуют в K_n при любых n , но значения τ с ростом n приходится увеличивать. Проекции точек, образующих Π_τ -сетку в K_n , на любую m -мерную грань куба K_n образуют m -мерную Π_τ -сетку.

Рассмотрим произвольную последовательность точек $P_0, P_1, P_2, \dots, P_i$ принадлежащих K_n . Назовем двоичным участком этой последовательности множество членов P_i с номерами i , удовлетворяющими неравенству $k2^s \leq i \leq (k+1)2^s$, где $k = 0, 1, 2, \dots$; $s = 1, 2, \dots$ (Например такие участки, как $0 \leq i < 8$; $8 \leq i < 16$; $16 \leq i < 24$; ...).

Последовательность точек $P_0, P_1, P_2, \dots, P_i$ куба K_n называется LP_τ -последовательностью ($ЛП_\tau$), если любой ее двоичный участок, содержащий не менее, чем $2^{\tau+1}$ точек, представляет собой Π_τ -сетку.

Способ вычисления точек равномерных $ЛП_\tau$ -последовательностей может быть применен для любого языка программирования и предполагает наличие таблиц направляющих числителей $V^{(1)}, V^{(2)}, \dots, V^{(s)}$ [38]. Вычисление координат таких точек происходит следующим образом.

Для точек $Q_i(q_{i,1}, q_{i,2}, \dots, q_{i,n})$, порядковый номер точки в двоичной системе счисления записывается как: $i = e_m e_{m-1} e_2 e_1$, где e – значение разряда; m – порядковый номер разряда.

Координаты $(q_{i,1}, q_{i,2}, \dots, q_{i,n})$ точки Q_i при этом рассчитываются по формуле

$$q_{ij} = e_1 V_j^{(1)} \oplus e_2 V_j^{(2)} \oplus \dots \oplus e_m V_j^{(m)}, 1 \leq j \leq n, \quad (1.13)$$

где \oplus - операция сложения по модулю 2 (XOR).

Так как все $V_j^{(s)}$ – двоично-рациональные числа вида $V_j^{(s)} = r_j^{(s)} 2^{-s}$, то удобнее хранить таблицу числителей $r_j^{(s)}$. В настоящее время такие таблицы составлены для $1 \leq s \leq 20, 1 \leq j \leq 51$ и позволяют построить точки Q_i размерности $n \leq 51$ в количестве $N < 2^{21}$ [53].

Более быстрый алгоритм вычисления точек ЛП $_{\tau}$ -последовательностей, предложенный в статье [54] выглядит следующим образом:

Пусть Q_0, Q_1, \dots – произвольная n -мерная ЛП $_{\tau}$ -последовательность. Из тех же точек составим новую последовательность Q'_0, Q'_1, \dots , полагая, что

$$Q'_i = Q_{\Gamma(i)}, \quad (1.14)$$

где $\Gamma(i)$ – код Грея, соответствующий номеру i : $\Gamma(i) = i \oplus (i \text{ div } 2)$. Операция \oplus означает сложение по модулю 2 (XOR). Операция div означает целочисленное деление.

Числа Грея интересны тем, что двоичные изображения двух соседних чисел $\Gamma(i-1)$ и $\Gamma(i)$ отличаются только в одном разряде, номер которого l вычисляется по следующей формуле:

$$l = 1 + \log_2(\Gamma(i-1) \oplus \Gamma(i)). \quad (1.15)$$

Из формул следует, что

$$Q_{\Gamma(i-1)} \oplus Q_{\Gamma(i)} = V^{(l)}, \quad (1.16)$$

где $V^{(l)}$ – направляющий вектор.

Отсюда для вычисления координат точки $Q'_i(q'_{i,1}, \dots, q'_{i,n})$ получается простая рекуррентная формула:

$$q'_{i,j} = q'_{i-1,j} \oplus V_j^{(l)}, j \in [1, n], \quad (1.17)$$

где $i = 1, 2, \dots$ при $i = 0$ все $q'_{0,1} = \dots = q'_{0,n} = 0$.

Последовательность Ван дер Корпута

Последовательность Ван дер Корпута [72] является примером простейшей одномерной последовательности с низким расхождением на единичном интервале. Впервые алгоритм был описан в 1935г. голландским математиком Ван дер

Корпутом. Он строится путем обращения представления последовательности натуральных чисел $(1, 2, 3, \dots)$.

b -ичное представление положительного целого числа $n \geq 1$:

$$n = \sum_{k=1}^{L-1} d_k(n)b^k, \quad (1.18)$$

где b – основание, в котором представлено число n и $0 \leq d_k(n) \leq b$, то есть k -я цифра в b -ричном разложении числа n , L – число цифр в числе. Число g_b в последовательности Ван дер Корпута под номером n есть:

$$g_b(n) = \sum_{k=1}^{L-1} d_k(n)b^{-k-1}. \quad (1.19)$$

Последовательности Холтона (развитие метода Ван дер Корпута)

Последовательности Холтона [38,73] впервые были введены в 1960 году и представляют собой пример квазислучайной последовательности чисел. Они обобщают одномерные последовательности Ван дер Корпута.

Последовательность Холтона построена в соответствии с детерминированным методом, использующим в качестве основы взаимно простые числа. Последовательностью Холтона называется последовательность точек в кубе K^n с декартовыми координатами:

$$(Q_1^i, Q_2^i, \dots, Q_j^i, \dots, Q_n^i) \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (1.20)$$

Каждому измерению единичного куба K^n ставится в соответствие целое число r_j , причем все r_j взаимно простые и $r_j \geq 2$, где j – номер измерения. Для получения j -й компоненты i -й случайной точки Q_j^i число i представляется в r_j -ичной системе:

$$i = e_m e_{m-1} \dots e_2 e_1, \quad (1.21)$$

после чего получаем опять в r_j -ичной системе нужную величину:

$$Q_j^i = 0, e_1 e_2 \dots e_m. \quad (1.22)$$

Здесь все e_s – целые r_j -ичные цифры. В десятичной системе данные формулы выглядят следующим образом:

$$i = \sum_{s=1}^m e_s r^{s-1}, \quad (1.23)$$

$$Q_j^i = \sum_{s=1}^m e_s r^{-s}. \quad (1.24)$$

Набор Хаммерсли

Пусть b_1, \dots, b_{s-1} взаимно простые целые положительные числа больше 1. При заданных s и N s -мерный набор Хаммерсли размера N определяется [74], как

$$x(n) = \left(g_{b_1}(n), \dots, g_{b_{s-1}}(n), \frac{n}{N} \right), n = 1, \dots, N \quad (1.25)$$

Затем

$$D_N^*(x(1), \dots, x(N)) \leq C \frac{(\log N)^{s-1}}{N}, \quad (1.26)$$

где C - постоянная, зависящая только от b_1, \dots, b_{s-1} , D_N^* - последовательность чисел Хаммерсли. Как видно из формул, множество Хаммерсли на самом деле является последовательностью Холтона, однако добавляется еще одно измерение за счёт линейной прогонки.

Последовательности Нидеррайтера

Генератор Нидеррайтера [75] представляет собой 32-битный генератор квазислучайных чисел на основе кода Грея. Алгоритм генерации:

$$x_n = x_{n-1} \oplus v_c, \quad (1.27)$$

$$u_n = \frac{x_n}{2^{32}}. \quad (1.28)$$

Значение c – это самый правый нулевой бит в $n - 1$; x_n – это s -мерный вектор 32-битных значений. S -мерные векторы (вычисляются при инициализации генерации) $v_i, i = 1, \dots, 32$ называются номерами направлений. Вектор u_n - выходной сигнал генератора, нормированный на единичный гиперкуб $(0,1)^s$.

Все вышперечисленные алгоритмы обладают разными свойствами, влияющими на расчёт и получаемые результаты имитационного моделирования методом Монте-Карло. К сожалению, не всегда тесты случайных

последовательностей отражают полную картину, поэтому в данной работе алгоритмы будут рассматриваться и анализироваться экспериментально.

1.6. Обзор методов машинного обучения

В настоящее время методы машинного обучения используются все шире в разных областях. В первую очередь исследователей и инженеров привлекают широта его применения в эпоху больших данных. Машинное обучение находит себе применение практически в любой сфере нашей жизни – от филологии до космических исследований. Число публикаций с тематикой искусственного интеллекта растёт ежегодно, как и широта затрагиваемых областей [76]. Машинное обучение – это обширный подраздел искусственного интеллекта, отличительной особенностью которого является отсутствие заранее написанного алгоритма, то есть метод машинного обучения, в некотором роде, сам учится решению поставленной перед ним задачи. Оговорка здесь не случайна – работа с методами машинного обучения требует соответствующих знаний, алгоритмы не гарантируют получение точных результатов, высокой скорости обучения или предсказания. То, насколько эффективно и качественно будет решаться поставленная задача, зависит от выбора метода машинного обучения, его настройки, от полноты входных данных, их подготовки, при этом из-за несовершенства методологии многие эти вопросы решаются только эмпирическим путём.

С точки зрения раздела математики машинное обучение находится на стыке математической статистики, методов оптимизации и классических математических дисциплин, но имеет также и собственную специфику, связанную с проблемами вычислительной эффективности и переобучения. Многие методы индуктивного обучения разрабатывались как альтернатива классическим статистическим подходам.

1.6.1. Типы задач в методах машинного обучения

Различают два типа обучения. Обучение по прецедентам основано на выявлении общих закономерностей по частным эмпирическим данным. Дедуктивное обучение основано на формализации знаний экспертов. Так как дедуктивное обучение обычно относится к области экспертных систем, машинное обучение и обучение по прецедентам часто считают синонимами. При обучении по прецедентам дано конечное множество прецедентов, по каждому из которых получены некоторые данные (описание). Это множество называется обучающей выборкой. На её основании необходимо выявить такие общие зависимости, которые присущи не только этой выборке, а описываемому процессу в целом. В работах [77] этот процесс был назван восстановлением зависимостей по эмпирическим данным.

Наиболее распространённым способом описания прецедентов является признаковое описание. Фиксируется совокупность n показателей, измеряемых у всех прецедентов. Если все n показателей числовые, то признаки описания представляют собой числовые векторы размерности n . Возможны и более сложные случаи, когда прецеденты описываются временными рядами или сигналами, изображениями, видеорядами, текстами и т. д.

Для решения задачи обучения по прецедентам в первую очередь фиксируется модель восстанавливаемой зависимости. Затем вводится функционал качества, значение которого показывает, насколько хорошо модель описывает наблюдаемые данные. Алгоритм обучения ищет такой набор параметров модели, при котором функционал качества на заданной обучающей выборке принимает оптимальное значение. Процесс настройки модели по выборке данных в большинстве случаев сводится к применению численных методов оптимизации.

Обучение по прецедентам в свою очередь также является структурным объектом и делится на множество классов, основополагающими из которых являются обучение с учителем и обучение без учителя. Первый случай наиболее распространённый и нашёл применение в нашей задаче. В нём каждый прецедент

представляет собой пару «объект (данные о претенденте, описание), ответ». Требуется найти функциональную зависимость ответов от описаний объектов и построить алгоритм, принимающий на входе описание объекта и выдающий на выходе ответ. Рассмотрим основные типы задач обучения с учителем, которые будут применены в данной работе – задачу классификации и задачу регрессии, а также многозадачную регрессию. В зависимости от типа задачи выбирается метод машинного обучения способный её решить.

Задача классификации

В задачах классификации ответ представляет собой некий класс. Задано конечное множество объектов, для которых известно к каким классам они относятся, это множество формирует обучающую выборку. Классовая принадлежность остальных объектов не известна. Требуется построить алгоритм, способный классифицировать произвольный объект из исходного множества. Под классификацией понимается указать номер или имя класса, к которому относится данный объект.

Более формально задача классификации заключается в построении алгоритма, аппроксимирующего целевую зависимость $X_A \rightarrow L$ между множеством объектов X_A и множеством всех ответов L по объектам обучающей выборки S . X_A является множеством описаний всех объектов, а L - конечное множество всех классов.

При признаковом описании каждый объект данных $\bar{x}_a \in X_A$, $a = 1, \dots, A$, представляет собой вектор характеристик в d -мерном пространстве, где d – количество признаков объекта.

Частный случай задачи классификации, когда множество всех классов состоит из двух элементов, называется двухклассовой классификацией. Это наиболее простой в техническом отношении случай, который служит основой для решения более сложных многоклассовых задач, где создаётся множество двухклассовых моделей (по количеству классов), работающих по принципу «свой-остальные».

Задача регрессионного анализа

В статистическом моделировании регрессионный анализ представляет собой набор статистических процессов для оценки взаимосвязей между переменными. Он включает в себя множество методов моделирования и анализа нескольких переменных, когда основное внимание уделяется взаимосвязи между зависимой переменной (переменной отклика) и одной или несколькими независимыми переменными (или «предикторами»). В задачах регрессионного анализа ответ представляет собой некоторое значение, зависимое от описания объекта. Как было уже сказано в пункте 1.6.1 описание объекта представляет собой вектор признаков – неких переменных (причем не обязательно числовых). Отсюда следует, что при регрессионном анализе методами машинного обучения необходимо найти зависимость между переменными описания и зависимой переменной ответа.

Результатом регрессионного анализа будет функция описывающая связь между математическим ожиданием случайной величины, характеризующей ответ, и независимыми переменными (описаниями объектов), которые, строго говоря, тоже являются случайными величинами. В некотором роде данная задача напоминает задачи аппроксимации функции, заданной таблично, необходимо минимизировать ошибку приближения. Таким образом, результат, получаемый с помощью восстановленной зависимости, называемой функцией регрессии, может быть приближенным.

Многозадачная регрессия

Многоцелевая (многозадачная) регрессия [78] – постановка задачи из области многозадачного обучения (multi-task learning). Направлена на одновременное прогнозирование нескольких непрерывных целевых переменных на основе одного и того же набора входных переменных. Набор взаимосвязанных или схожих задач обучения решается одновременно, с помощью различных алгоритмов обучения, имеющих схожее внутренне представление. Информация о сходстве задач между собой позволяет более эффективно совершенствовать алгоритм обучения (выполнять настройку гиперпараметров) и повышать качество решения основной

задачи. Здесь используется принцип, аналогичный многоклассовой классификации [79]. Как правило, в качестве методов решения таких задач используются обычные функции регрессии, построенные в количестве, соответствующем количеству ответов. Отсюда следует и тот факт, что все методы, с помощью которых решаются задачи регрессии подходят к многозадачной регрессии.

1.6.2. Оценка эффективности методов машинного обучения

Методы машинного обучения не гарантируют получение точного результата или высокой скорости работы, к этим показателям можно лишь максимально приблизиться. Существует множество способов оценки методов машинного обучения с точки зрения их эффективности применительно к ставящейся перед ними задаче. Нельзя сказать, что эффективность определенного метода всегда выше другого, её всегда необходимо рассматривать относительно решаемой задачи, невозможно оценить применимость того или иного метода в теории, не проводя эксперимента с его использованием. Важно так же отметить, что и само понятие эффективности будет зависеть от целей, ставящихся перед алгоритмом машинного обучения. Для одних задач критичным будет время обучения, для других точность предсказания, для третьих независимость от качества обучающей выборки или комбинация различных факторов.

Скорость обучения и предсказания являются интуитивно понятными факторами, очевидно, чем меньше времени будет затрачено на создание модели или на получение ответа от неё, тем более она эффективна с этой точки зрения. Вопросы же точности получаемых ответов, независимость качества модели от качества входных данных требуют более детального рассмотрения.

Для оценки точности получаемого прогноза используются параметры, называемые метриками [80]. Существует достаточно большое количество как самих метрик, так и подходов к их использованию.

Для контроля качества работы алгоритма обычно используется тестовая (контрольная) выборка – набор данных с заранее известным ответом. Чаще всего в

качестве тестовой выборки используется часть обучающей выборки, которая из неё исключается и не участвует в обучении модели, то есть является независимой. На тестовой выборке в последствии проверяется качество получаемых от неё ответов с помощью любой выбранной метрики. Более сложная вариация такого способа называется кросс-валидацией (методом скользящего контроля) [81,82]. Здесь фиксируется уже некоторое множество разбиений исходной выборки на две подвыборки: обучающую и тестовую. Для каждого разбиения выполняется настройка алгоритма по обучающей подвыборке, затем оценивается его средняя ошибка на объектах контрольной подвыборки. Оценкой скользящего контроля называется средняя по всем разбиениям величина ошибки на контрольных подвыборках.

Метрики в задачах классификации

В основе всех метрик, применяемых в задачах классификации, лежит понятие матрицы ошибок (таблица 1.2).

Таблица 1.2. Матрица ошибок в задаче бинарной классификации

	Истинное значение = 1	Истинное значение = 0
Ответ алгоритма = 1	True positive (TP) Верное положительное	False positive (FP) Ошибочное положительное
Ответ алгоритма = 0	False negative (FN) Ошибочное отрицательное	True negative (TN) Верное отрицательное

Для оценки качества работы алгоритма на каждом из классов по отдельности используются метрики *precision* (точность) и *recall* (полнота).

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (1.29)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (1.30)$$

Точность (*precision*) можно интерпретировать как долю объектов, названных классификатором положительными и при этом действительно являющимися положительными, а полнота (*recall*) показывает, какую долю объектов положительного класса из всех объектов положительного класса нашел алгоритм. *Recall* демонстрирует способность алгоритма обнаруживать данный класс вообще, а *precision* – способность отличать этот класс от других классов.

Существует способ объединения данных двух метрик в одну, который широко используется на практике – это нахождение среднего гармонического *recall* и *precision*. Данная метрика называется F-мера [83]:

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \frac{\textit{precision} \cdot \textit{recall}}{(\beta^2 \cdot \textit{precision}) + \textit{recall}} \quad (1.31)$$

В формуле (1.31) параметр β определяет вес точности (*precision*) в метрике. При использовании одинакового веса для обеих метрик используется $\beta = 1$. Такая метрика называется F_1 -мера.

При конвертации вещественного ответа алгоритма (как правило, вероятности принадлежности к классу) в бинарную метку, необходимо выбрать некоторый порог, при котором 0 становится 1. Как правило, это значение равно 0.5, но не всегда оно оказывается оптимальным, например, при отсутствии баланса классов.

Одним из способов оценить модель в целом, не привязываясь к конкретному порогу, является AUC-ROC метрика [84] – площадь под кривой ошибок. Данная кривая представляет из себя линию от (0, 0) до (1, 1) в координатах True Positive Rate (TPR) и False Positive Rate (FPR):

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (1.32)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}. \quad (1.33)$$

TPR аналогично полноте, FPR показывает, какую долю объектов класса 0 алгоритм предсказал неверно. В идеальном случае, когда классификатор не делает ошибочных предсказаний ($FPR = 0$, $TPR = 1$) будет получена площадь под кривой, равная единице, в противном случае, когда классификатор случайно выдает вероятности классов, AUC-ROC будет стремиться к 0.5, так как классификатор будет выдавать одинаковое количество TP и FP.

1.6.3. Описание некоторых методов машинного обучения

Метод опорных векторов (машина опорных векторов)

Метод машинного обучения с учителем, использующийся для задач классификации и регрессии. Основная идея метода – построение оптимальной разделяющей гиперплоскости в пространстве признаков высокой размерности [77]. Оптимальность понимается в смысле минимизации верхних оценок вероятности ошибки обобщения. Алгоритм работы при двухклассовой классификации выглядит следующим образом:

Каждый объект данных \bar{x}_i обучающей выборки S представляется как вектор (точка) в d -мерном пространстве (упорядоченный набор d чисел), где d – количество признаков, характеризующих состояние объекта. Каждая из этих точек принадлежит только одному из двух классов.

Гиперплоскость, разделяющая пространство признаков, имеет вид:

$$(\bar{w} \cdot \bar{x}) - c = 0, \quad (1.34)$$

где \bar{w} – ортогональный вектор к разделяющей гиперплоскости, $c/\|\bar{w}\|$ – смещение гиперплоскости относительно начала координат вдоль нормали \bar{w} .

Выборка S называется линейно разделяемой с помощью гиперплоскости, если существует вектор \bar{w} единичной длины и число c такие, что:

$$\begin{cases} (\bar{w} \cdot \bar{x}_u) - c > 0 \text{ если } l_u = 1, \\ (\bar{w} \cdot \bar{x}_u) - c < 0 \text{ если } l_u = -1. \end{cases} \quad (1.35)$$

, где l_u – класс объекта данных \bar{x}_u .

Если обучающая выборка линейно делима, то мы можем выбрать параллельные гиперплоскости $(\bar{w} \cdot \bar{x}) - c = 1$ и $(\bar{w} \cdot \bar{x}) - c = -1$ таким образом, чтобы между ними не лежала ни одна точка обучающей выборки и затем максимизировать расстояние между этими гиперплоскостями, оно будет равно $2/\|\bar{w}\|$, таким образом для увеличения зазора необходимо минимизировать $\|\bar{w}\|$.

Проблема построения оптимальной разделяющей гиперплоскости сводится к минимизации $\|w\|$, при условии:

$$l_u((\bar{w} \cdot \bar{x}_u) - c) \geq 1, \quad (1.36)$$

где $u = 1, \dots, U$ – число элементов в обучающей выборке.

Это задача квадратичной оптимизации, имеющая вид:

$$\begin{cases} \|\bar{w}\|^2 \rightarrow \min \\ l_u((\bar{w} \cdot \bar{x}_u) - c) \geq 1, \end{cases} \quad (1.37)$$

где $u = 1, \dots, U$ – число элементов в обучающей выборке.

Существует два алгоритма решения этой задачи: для случая линейной разделимости, представленного выше, и для случая линейной неразделимости. На практике гарантировать линейную разделимость точек не представляется возможным, поэтому для построения машины опорных векторов используют второй алгоритм [85]. Этот вариант называют алгоритмом с мягким зазором. Он позволяет допускать ошибки на обучающей выборке.

Деревья решений

Деревья решений – это способ представления правил в иерархической, последовательной структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение. Под правилом понимается логическая конструкция, представленная в виде иерархии вопросов [86].

В задачах машинного обучения дерево T используется для распознавания объектов, описываемых набором признаков $x_1 \dots x_d$. Как и при использовании метода опорных векторов, признаки характеризуют состояние ЭЭС. Каждой вершине v дерева T ставится в соответствие предикат, касающийся значения одного из признаков. Выбор одного из выходящих из вершины v рёбер производится в зависимости от значения предиката. Процесс распознавания заканчивается при достижении конечной вершины (листа). Объект относится классу согласно метке, поставленной в соответствие данному листу (к дефицитному или бездефицитному состоянию).

На сегодняшний день существует значительное число алгоритмов, реализующих деревья решений CART [87], C4.5 [88], NewId, ITrule, CHAID, CN2 и т.д.

Случайные леса

Данный алгоритм [89,90] машинного обучения, заключается в использовании ансамбля деревьев решений. Алгоритм сочетает в себе метод бэггинга [91] и метод случайных подпространств [92]. Случайный лес – это ансамбль деревьев решений, каждое из которых строится на основе случайной выборки из исходной обучающей выборки, причем для расщепления вершин используется только доля случайно отбираемых признаков. Деревья строятся полными, без усечений. Классификация деревьев в ансамбле осуществляется большинством голосов.

Оптимальное число деревьев подбирается таким образом, чтобы минимизировать ошибку классификатора на тестовой выборке. В случае её отсутствия, минимизируется оценка ошибки out-of-bag (OOB) [93].

Градиентный бустинг

Бустинг – это техника построения ансамблей, в которой предсказатели построены не независимо, а последовательно. Используется идея о том, что следующая модель будет учиться на ошибках предыдущей. Они имеют неравную вероятность появления в последующих моделях, и чаще появятся те, что дают наибольшую ошибку. Предсказатели могут быть выбраны из широкого ассортимента моделей, например, деревья решений, регрессия, классификаторы и т.д. Из-за того, что предсказатели обучаются на ошибках, совершенных предыдущими, требуется меньше времени для того, чтобы добраться до реального ответа.

Градиентный бустинг [94] – это пример бустинга для задач классификации и регрессии, которая строит модель предсказания в форме ансамбля слабых предсказывающих моделей, обычно деревьев решений.

Рассмотрим принцип работы градиентного бустинга. В качестве функции потерь будет использована среднеквадратичная ошибка (MSE)

$$MSE = \sum_{i=1}^I (y_i - y_i^p)^2, \quad (1.38)$$

где y_i – истинное значение, y_i^p – предсказанное значение, I – число испытаний.

Выполняется построение алгоритма таким образом, чтобы MSE была минимальна. Для этого используется градиентный спуск и, при обновлении предсказаний, основанных на скорости обучения, выполняется поиск значений, на которых MSE минимальна

$$y_i = y_i^p + \alpha \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - y_i^p)^2}{y_i^p}, i = 1, \dots, I, \quad (1.39)$$

где α – скорость обучения.

Итак, обновление предсказаний происходит таким образом, чтобы сумма отклонений стремилась к нулю и предсказанные значения были близки к реальным.

Заключение главы

В первой главе был выполнен обзор литературных источников и выявление проблем, возникающих при решении задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС. В результате было выяснено, что в связи с особенностями данной задачи и возникающими сложностями при моделировании ЭЭС, единственно доступным методом для выполнения комплексной оценки балансовой надёжности является метод Монте-Карло.

При этом сам метод Монте-Карло имеет, в свою очередь, недостаток – зависимость скорости и точности решения от размерности задачи, которую он решает. Так, при имитационном моделировании сложных ЭЭС возникает проблема необходимости генерации и расчёта большого количества случайных состояний системы, число которых прямо пропорционально количеству моделируемых объектов. Дополнительной сложностью является необходимость решения оптимизационной задачи для каждого такого состояния ЭЭС, где существует аналогичная зависимость от числа переменных. Таким образом, создание методик и подходов к уменьшению числа таких состояний и упрощению сложности расчёта для каждого из них без ущерба к точности результата, является необходимой и актуальной задачей.

Для решения этой проблемы предлагается выполнить два изменения в алгоритме решения оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло. Первое – изменить генерацию случайных состояний. При решении задач имитационного моделирования одним из ключевых вопросов является выбор генератора случайных чисел. Для компьютерной реализации это генераторы псевдослучайных и квазислучайных последовательностей. При применении последних, метод Монте-Карло также называют квази-Монте-Карло. Такие последовательности наиболее оптимально подходят в задачах имитационного моделирования методом Монте-Карло.

Вторая часть – это решение оптимизационной задачи. Алгоритм оценки балансовой надёжности многократно воспроизводит случайные состояния рассматриваемой ЭЭС и выполняет для них расчёт режима, то есть решает оптимизационную задачу. Это наиболее времязатратный процесс в алгоритме. Во второй главе предлагается способ повышения эффективности расчёта режима с помощью введения методов машинного обучения, задача которых получать те же значения, что и оптимизационные методы, только значительно быстрее. В этой главе выполнен обзор методов машинного обучения, которые будут использованы в предлагаемой методике.

ГЛАВА 2. ПОВЫШЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДИКИ ОЦЕНКИ БАЛАНСОВОЙ НАДЁЖНОСТИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ, ОСНОВАННОЙ НА МЕТОДЕ МОНТЕ-КАРЛО

2.1. Имитационное моделирование работы ЭЭС с точки зрения балансовой надёжности

При разработке имитационной модели одним из ключевых вопросов является определение необходимых характеристик рассматриваемой ЭЭС. Необходимо определить, какие данные, описывающие систему, и процессы в ней должны быть учтены и внесены в имитационную модель. Здесь необходимо придерживаться принципа достаточности. С одной стороны, необходимо учесть все факторы, влияющие на работу системы с позиции балансовой надёжности для получения наиболее точной и комплексной оценки. С другой стороны, помнить про ограничения, связанные с пределами вычислительных мощностей компьютерной техники, рост числа переменных в задаче влечет к замедлению времени расчёта. Компромиссным решением в данном случае будет являться выбор таких факторов работы системы, которые бы позволяли получить наиболее точный результат за приемлемое время с учетом неустранимых погрешностей в исходных данных.

Первым этапом построения имитационной модели с точки зрения системного подхода является формулировка проблемы и постановка цели [95]. В рассматриваемом случае разработка имитационной модели ЭЭС связана с изучением её балансовой надёжности и выражением этой оценки через получение показателей балансовой надёжности.

Определение термина балансовая надёжность [96] подразумевает, что баланс системы обеспечивается в условиях эксплуатационных ограничений, связанных с особенностями работы отдельных элементов ЭЭС и всей системы в целом, а также воздействию внешних возмущений. Поэтому следующим важным этапом системного анализа является определение набора характеристик и свойств каждого

элемента ЭЭС, которые могут быть как статичными, так и динамическими, зависящими от времени или внешних возмущений. На значения показателей балансовой надёжности наибольшее влияние оказывают:

1. Плановые и неплановые (аварийные) ремонты генерирующих агрегатов и электрических сетей;
2. Регулярные и нерегулярные отклонения нагрузки потребителей;
3. Потери мощности при её передаче;
4. Минимальный и максимальный уровни загрузки генерирующих агрегатов и сетей;
5. Особенности работы различных генерирующих установок, включая ВИЭ.

Исходя из этого списка можно сделать несколько выводов, влияющих на формирование модели:

- Модель должна учитывать влияние плановых ремонтов связей и элементов генерации, сезонных колебаний нагрузки потребителей и ограничений генерации отдельных блоков за заданный оператором период работы имитируемой ЭЭС.
- Модель должна имитировать стохастические нерегулярные колебания нагрузки и отказы генерирующего оборудования.

Как и в любой сложной моделируемой системе, невозможно достаточным образом учесть абсолютно все факторы, как правило, это связано с ограниченностью вычислительных мощностей и требованиям к скорости и точности расчёта. Поэтому при моделировании необходимо делать некоторые упрощения и допущения, выполнять декомпозицию элементов системы.

2.1.1. Представление генерирующих мощностей.

Генерирующие мощности в ЭЭС представлены генерирующими агрегатами. Для каждого агрегата указывается зона надёжности его подключения. Реальной характеристикой агрегата, отражающей его способность выдавать электроэнергию

в сеть, является располагаемая (полезная) мощность. Располагаемая мощность отличается от установленной на величину мощности сезонных ограничений, потерь мощности из-за низкого качества топлива. Для целей анализа балансовой надежности предполагается, что располагаемая мощность агрегата считается известной для каждого года горизонта планирования и в отсутствие специально запланированных мероприятий остается неизменной во времени в течение года.

В отличие от величины располагаемой мощности, располагаемая сезонная мощность нетто зависит от внешних условий и подвержена во времени значительным случайным колебаниям. Для тепловых и гидравлических агрегатов, например, такая зависимость может носить сезонный характер, когда располагаемая мощность нетто зависит от температуры окружающей среды, влажности и т.д. Для переменных возобновляемых источников генерации зависимость может носить случайный характер, при котором располагаемая сезонная мощность нетто подвержена значительным случайным колебаниям, происходящим в реальном времени. Всё это учитывается в работе модели и задаётся в виде графиков генерации или графиков сезонных изменений условий, влияющих на работу станции и отдельных блоков.

Блоки генерации также характеризуются особенностями их обслуживания – при их работе возникает необходимость в плановых ремонтах, регламентированных производителем и типом агрегата. Введение или выведение блока из работы задается ремонтными коэффициентами или ремонтным графиком.

2.1.2. Представление нагрузки.

Для каждой зоны надежности прогнозируются нагрузки по годам и на каждый год прогноз задается в виде почасового графика. Для каждого года и для каждой зоны определяется максимум нагрузки. Определяется также совмещённый максимум нагрузки для системы в целом. В прогноз нагрузки следует включать расход электроэнергии на собственные нужды станций и подстанций, а также потери в сетях внутри зоны надежности. Периоды прохождения максимума для

различных зон и для системы могут не совпадать (для зон рассматриваются не совмещенные максимумы нагрузки). Для учета нерегулярных колебаний нагрузки для каждой зоны надежности вычисляется коэффициент нерегулярных колебаний нагрузки, который определяется ретроспективно. Для учета регулярных колебаний нагрузки вводятся коэффициенты, определяющие степень отклонения в зависимости от сезона, дня недели, времени суток, производственного дня и других факторов.

2.1.3. Представление электрической сети.

При анализе балансовой надежности особое внимание следует уделять учету влияния ограничений пропускной способности электрической сети на балансовую надежность, поскольку рассмотрение системы как единой зоны без учета сетевых ограничений приводит к завышенным показателям надежности системы в целом и, тем более, отдельных ее частей.

Рассматриваемая электрическая сеть энергосистемы должна включать в себя основную электрическую сеть системы, состоящую из высоковольтных линий электропередачи (220 кВ и выше), но, как правило, без учета распределительных сетей. Представленная в модели анализа надежности конфигурация сети выбирается так, чтобы в ней можно было отразить все основные сечения, ограничивающие передачу электроэнергии и мощности в системе.

Подход представления электрической сети при оценке балансовой надежности основан на моделировании потокораспределения в сети на основе транспортной модели. Электрическая сеть при этом представляется в виде связей между зонами надежности ЭЭС. Максимальные величины потоков между зонами определяются на основе анализа электрических режимов и устойчивости работы энергосистемы.

Ремонтные работы на электрических сетях (плановые ремонты) задаются в модели с помощью коэффициентов ремонта или хронологических графиков аналогично блокам генерации.

2.1.4. Моделирование работы системы.

Необходимость учёта особенностей работы ЭЭС требует выполнять расчёт за некий промежуток времени для учёта сезонных изменений в нагрузке и генерации. Как правило сезонные изменения характеризуются годовым циклом, поэтому наиболее распространённый срок для выполнения расчётов – это один год. Модельное представление событий, протекающих в ЭЭС, строится по хронологическому принципу. Хронологию задает почасовой график нагрузки в зонах надёжности ЭЭС и возможные сезонные изменения технических и надёжностных параметров элементов ЭЭС. Последовательность моделируемых событий соответствует календарному времени для заданного расчетного периода (года) горизонта планирования. Случайные события в системе считаются независимыми и моделируются для всех ее элементов (например, состояния отдельных генерирующих агрегатов, уровни потребности в электроэнергии, состояния элементов сети).

В качестве минимального шага расчета, на протяжении которого моделируются изменения состояний элементов системы, принимается один час (расчетный час). Расчетный день состоит из 24-х расчетных часов. Расчетный день привязан к календарю: для каждого расчетного дня определяются год, время года, месяц, число, день недели, а также приходится ли на расчетный день один из общегосударственных праздников. Для расчетных часов внутри каждого расчетного дня устанавливается внутренняя нумерация от 0 до 23: нулю соответствует 00 часов 00 минут расчетного дня по расчетному времени, а 23-м соответствует 23 часа 00 минут того же расчетного дня.

2.2. Модель оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло

Принимая во внимание вышеперечисленные факторы работы ЭЭС и их учёт, рассмотрим алгоритм выполнения оценки балансовой надёжности ЭЭС для

минимальной единицы моделирования – одного часа, которому соответствует один расчётный режим ЭЭС. Одни сутки являются минимальным временным интервалом, с помощью которого можно показать принцип работы алгоритма, основанный на подходе из 1.3.5.

А. Формирование режима для регулярных событий. Формируется состояние ЭЭС для соответствующего часа расчётного периода.

Для этого определяется, первое, уровень нагрузки для каждой из зон надёжности для данного часа путем перемножения максимума нагрузки для каждой зоны на все коэффициенты нагрузки – от месячных до часовых. Коэффициенты нагрузки так же учитывают тип дня – рабочий или выходной (праздник):

$$\bar{y}_i^h = y_{i,h(y)}^{max} * d_{i,h(m)} * d_{i,h(d)} * d_{i,h(h)} * d_{i,h(t)},$$

$$i = 1, \dots, I, h = 1, \dots, H,$$
(2.1)

где \bar{y}_i^h – нагрузка в зоне надёжности i для заданного часа и даты h , МВт; h – заданная дата и время; I – число узлов (зон надёжности) в рассматриваемой системе; H – количество часов в расчётном периоде; $h(y)$ – номер года; $h(m)$ – номер месяца; $h(d)$ – номер дня; $h(h)$ – номер часа; $h(t)$ – тип дня; $d_{i,h}$ – соответствующие средние коэффициенты нагрузки для часа, дня, типа дня и месяца; $y_{i,h(y)}^{max}$ – максимальная величина нагрузки в зоне надёжности i для заданного года $h(y)$, МВт.

Второе определяется уровень располагаемой мощности генераторов для каждой из зон надёжности для заданного часа с учётом ограничений мощности природного сезонного характера (уровень воды для ГЭС или уровень ветра и солнечной радиации для ВЭС, технологические особенностями работы ТЭС) и плановыми ремонтами.

Моделирование природных ограничений для ТЭС и ГЭС происходит достаточно простым образом – для каждой станции статистически определяется максимальный уровень генерирующей мощности для соответствующих дат в течение года. При моделировании ГЭС так же доступен выбор уровней годовой

водности. При моделировании ВЭС и СЭС для каждой станции статистически определяется изменение уровня солнечной радиации и силы ветра за год. Максимальный же уровень генерирующей мощности станций определяется как зависимость от солнечной радиации и силы ветра в соответствии с паспортами установленного оборудования. Далее максимумы генерации по датам используются как ограничения:

$$\bar{x}_{s,h}^{max} = \begin{cases} \bar{x}_s^{maxt}, & \text{если } \bar{x}_s^{maxt} \leq \bar{x}_{s,h}^{maxs} \\ \bar{x}_{s,h}^{maxs}, & \text{если } \bar{x}_{s,h}^{maxs} \leq \bar{x}_s^{maxt} \end{cases}, \quad s = 1, \dots, S, h = 1, \dots, H, \quad (2.2)$$

где $\bar{x}_{s,h}^{max}$ – располагаемая мощность генерации для станции s для заданной даты и времени h , МВт; h – заданная дата и время; S – число станций в рассматриваемой системе; H – количество часов в расчётном периоде; \bar{x}_s^{maxt} – располагаемая техническая мощность генерации для станции s , МВт; $\bar{x}_{s,h}^{maxs}$ – располагаемая мощность генерации для станции s с учётом природных ограничений генерации для заданной даты и времени h , МВт.

Таким образом ограничение генерации в зоне надёжности для заданного часа определяется следующей суммой:

$$\bar{x}_i^h = \sum_{s=1}^{S_i} \bar{x}_{s,h}^{max}, \quad i = 1, \dots, I, h = 1, \dots, H, \quad (2.3)$$

где S_i – число станций в рассматриваемой зоне надёжности i .

Плановые ремонты генерирующего оборудования моделируются путём заполнения сезонных провалов графика нагрузки при моделировании работы ЭЭС. Для этого определяется объем недополученной в результате ремонтов мощности за годовой интервал работы для каждой зоны надёжности, МВт*ч:

$$V_i^{рем} = \sum_{a=1}^{A_i} x_a * m_{x_a} * 24, \quad i = 1, \dots, I, \quad (2.4)$$

где x_a – мощность генерирующего агрегата, МВт; m_{x_a} – объем плановых ремонтов за год в сутках для агрегата x_a ; A_i – общее число генерирующих агрегатов в узле (зоне надёжности). Далее рассчитывается суммарный объем недополученной в результате ремонтов мощности за годовой интервал работы для всей ЭЭС, МВт*ч:

$$V^{\text{рем}} = \sum_{i=1}^I V_i^{\text{рем}}, \quad (2.5)$$

Затем объем недополученной мощности распределяется в провал графика нагрузки для всей ЭЭС (рисунок 2.1).

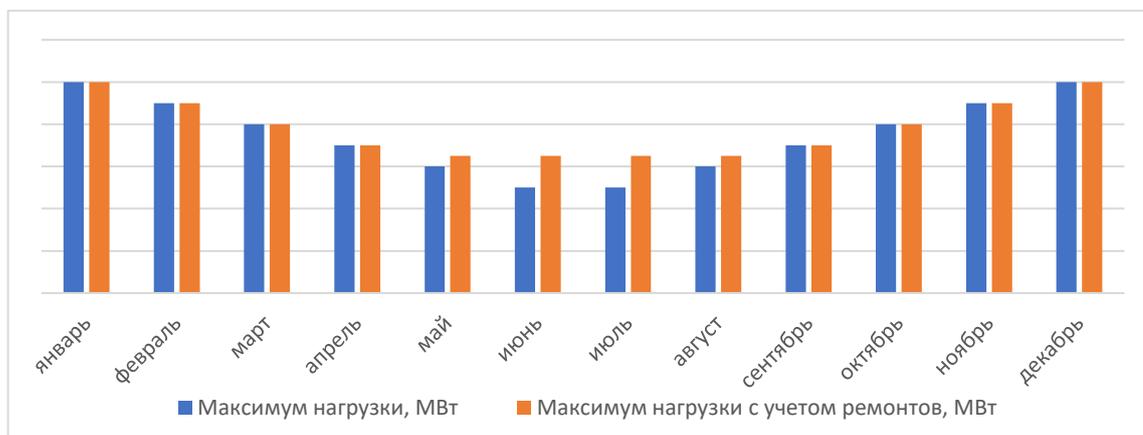


Рисунок 2.1 – График нагрузки ЭЭС с учётом моделирования плановых ремонтов.

Таким образом определяется процентное соотношение распределения мощности для каждого месяца. Непосредственно распределение ремонтной мощности происходит в соответствии этим соотношением и расположением агрегатов в зонах надёжности. В результате для каждого часа $h = 1, \dots, H$ определяется значение величины ремонтной нагрузки $V_i^{\text{рем},h}$ для каждой зоны надёжности i .

Третье, определяется работоспособность ЛЭП и их пропускная способность, которая так же зависима от выполнения плановых ремонтов. Моделирование ремонтов ЛЭП выполняется только при ретроспективных расчётах.

Таким образом на данном этапе определяется потребность в мощности, максимально доступная мощность, максимально доступный переток мощности и состав оборудования.

В. Формирование состояний для нерегулярных (вероятностных) событий.

Формирование расчётных состояний для вероятностных событий выполняется на основе режима, полученного на предыдущем этапе, причем выполняется многократно в соответствии с методом Монте-Карло.

На данном шаге формируется расчётное состояние ЭЭС, которое характеризуется набором событий, моделируемых случайным образом. К таким событиям, относятся отказы генерирующих агрегатов и линий электропередачи (ЛЭП), нерегулярные колебания нагрузки потребителей и др. Математически моделирование одного случайного события $K_n, n = 1, \dots, N$, вероятность которого равна $p_n, n = 1, \dots, N$, происходит при получении случайного числа $r_n, n = 1, \dots, N$, из равномерно распределенного множества на интервале $[0,1]$.

Если моделируемое событие бинарное, например, определяется работоспособность оборудования, то разыгрывание выполняется следующим образом. Если случайное число r_n , находится в интервале $[0, p_n]$, то считается, что событие наступило, в противном случае, что не наступило, т.е.

$$K_n = \begin{cases} 1, & \text{если } r_n \in [0, p_n] \\ 0, & \text{если } r_n \in (p_n, 1] \end{cases} \quad n = 1, \dots, N. \quad (2.6)$$

Определение величины колебаний нагрузки выполняется по следующей формуле:

$$\bar{y}_i^{h,n} = \bar{y}_i^h + p_y^h * (0,5 - r_n) * \bar{y}_i^h, \quad i = 1, \dots, I, h = 1, \dots, H, \quad (2.7)$$

где \bar{y}_i^h – нагрузка в узле (зоне надёжности) i для заданного часа и даты h , МВт; h – заданная дата и время; I – число узлов (зон надёжности) в рассматриваемой системе; p_y^h – величина случайного отклонения нагрузки для заданного узла (зоны надёжности) i для заданного месяца, полученного из даты h , %; H – количество расчётных часов.

Распределенное множество представляет собой последовательность случайных чисел, сгенерированных с помощью генераторов псевдослучайных (ГПСЧ) [44] или квазислучайных чисел [51].

Результатом выполнения данного шага является состояние ЭЭС, в котором с помощью вышеописанного алгоритма определена работоспособность оборудования и величина нагрузки.

С. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

Расчёт минимизации дефицита мощности (МДМ) для состояния ЭЭС является отдельной задачей из раздела энергетики. Существует множество различных моделей для её решения [28,57,58,97], история развития некоторых берет начало еще с 70-х годов прошлого века, в основе этих подходов лежит построение оптимизационной модели.

Её содержательная постановка формулируется следующим образом: для известных значений работоспособных генераторных мощностей, требуемых уровней нагрузок потребителей, пропускных способностей связей ЭЭС и коэффициентов потерь мощности в связях ЭЭС необходимо определить оптимальную уровень загрузки блоков генерации и сетевых объектов в ЭЭС [28]. Результаты расчёта потоков мощности должны соответствовать реальным режимам ЭЭС. Постановка задачи может быть как линейной, так и нелинейной, поэтому выбор алгоритма решения зависит от используемой модели. Рассмотрим метод потокораспределения с квадратичными потерями [59,98]:

При оценке дефицита мощности для каждого часа $h = 1, \dots, H$ расчётного периода требуется выполнить расчёт $n = 1, \dots, N$ состояний ЭЭС, полученных в результате выполнения шагов *A* и *B* настоящего алгоритма. Требуется найти:

$$\sum_{i=1}^I y_i^{h,n} \rightarrow \max, \quad (2.8)$$

учитывая балансовые ограничения

$$x_i^{h,n} - y_i^{h,n} + \sum_{j=1}^I (1 - a_{ji} z_{ji}^{h,n}) z_{ji}^{h,n} - \sum_{j=1}^I z_{ij}^{h,n} = 0 \quad (2.9)$$

и линейные ограничения-неравенства на переменные

$$\begin{aligned} 0 &\leq y_i^{h,n} \leq \bar{y}_i^{h,n} + V_i^{\text{рем},h}, \\ \tilde{x}_i^h &\leq x_i^{h,n} \leq \bar{x}_i^h, \\ 0 &\leq z_{ij}^{h,n} \leq \bar{z}_{ij}^h, \\ 0 &\leq z_{ji}^{h,n} \leq \bar{z}_{ij}^h, \\ z_{ij}^{h,n} * z_{ji}^{h,n} &= 0, \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$h = 1, \dots, H, n = 1, \dots, N, i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, I, i \neq j,$$

где H – количество расчётных часов; N – количество состояний для каждого расчётного часа; $x_i^{h,n}$ – используемая мощность в зоне надёжности I , МВт; \bar{x}_i^h – располагаемая генерирующая мощность в зоне надёжности i , определяется по формуле (2.3), МВт; \tilde{x}_i^h – минимальная техническая располагаемая генерирующая мощность в зоне надёжности i , МВт; $y_i^{h,n}$ – величина покрытия нагрузки в зоне надёжности i , МВт; $\bar{y}_i^{h,n}$ – нагрузка в зоне надёжности i , определяется по формуле (2.7), МВт; $V_i^{\text{рем},h}$ – объем ремонтов в зоне надёжности i , МВт; $z_{ij}^{h,n}$ – поток мощности из зоны надёжности i в зону надёжности j , МВт; $z_{ji}^{h,n}$ – поток мощности из зоны надёжности j в зону надёжности i , МВт; \bar{z}_{ij}^h – пропускная способность ЛЭП между зонами надёжности i и j , МВт; a_{ji} – заданные коэффициенты удельных потерь мощности при её передаче из зоны надёжности j в зону надёжности i .

В результате минимизации дефицита мощности для каждого расчётного состояния ЭЭС определяется дефицит мощности в системе и для каждого из узлов (или приравненных к ним зонах надёжности), значения перетоков мощности в каждой ЛЭП и контролируемых сечениях, загрузка генерирующих агрегатов. Число таких состояний определяется таким образом, чтобы на статистическом этапе расчёта (раздел 1.3.5) значения показателей балансовой надёжности отвечали требованиям по точности. Для этого определяется критерий останова.

Качество результатов, в том числе скорость и точность расчета, зависят от следующих факторов:

- Вида математических моделей. Задача модели – симитировать работу реальной системы для получения дефицита мощности. Точность такой имитации влияет на сложность задачи и выбор соответствующего ей метода оптимизации. Например, введение нелинейных ограничений на переменные в задаче потокораспределения с квадратичными потерями мощности требует использования нелинейных методов оптимизации, которые в разы сложнее и медленнее линейных. При использовании некоторых моделей может потребоваться

применение двухэтапной оптимизации, что также значительно повышает время расчёта [97].

– Используемых методов оптимизации. Существует множество различных методов решения оптимизационных задач. Их выбор исходит из типа поставленной оптимизационной задачи, но даже в рамках одного класса методов их различия значительны. При решении конкретной поставленной задачи, в первую очередь, необходимо выполнить подбор метода таким образом, чтобы он смог найти решение поставленной задачи и найти оптимальное решение. Выбор такого метода оптимизации для решения задачи минимизации дефицитов мощности при оценке балансовой надёжности методом Монте-Карло не является частью данной работы.

– Размера решаемой задачи. Развитие ЭЭС сопровождается ростом числа варьируемых переменных, а именно уровня загрузки каждого объекта генерации и связи с учетом ограничений этих переменных – максимального уровня генерации и перетока, потерь мощности.

В конечном итоге, даже минимальные затруднения или задержки в вычислениях приводят к увеличению времени, затрачиваемого на решение всей задачи. Таким образом, необходимо стремиться к минимальному времени решения задачи минимизации дефицита мощности ЭЭС при сохранении точности результата или же при допустимом его снижении, так как всё это влияет на применимость оценки балансовой надёжности на практике. Это достигается за счёт разработки и применения максимально точных моделей оптимизации, выбора метода для их решения. Также выбор альтернативных методов, таких как машинное обучение, которые бы позволили подменить оптимизационные методы на части рассматриваемых режимов, может позволить увеличить скорость оценки балансовой надёжности в целом.

D. Этап статистического анализа

На данном этапе выполняется статистический анализ совокупности данных, полученных на этапе расчёта режимов *C*. В результате анализа определяется

значение показателей, характеризующих балансовую надёжность ЭЭС. Расчёт данных показателей рассматривался в разделе 1.1:

- Математическое ожидание дефицита мощности в системе и каждой из ЗН;
- Вероятность бездефицитной работы (ВБР) для системы и каждой ЗН;
- Математическое ожидание недоотпуска электроэнергии;
- Двойственные оценки для генерации и ЛЭП;
- Другие показатели.

2.3. Скорость и точность работы метода Монте-Карло

При решении задач методом Монте-Карло точность вычислений Δ определяется с помощью формулы [39]:

$$\Delta = \sqrt{D\zeta/N}, \quad (2.11)$$

где ζ – моделируемая методом Монте-Карло случайная величина, $D\zeta$ – дисперсия случайной величины ζ , N – число испытаний.

По формуле видно, что точность результата квадратично зависима от числа состояний и их равномерности. Максимальная же точность достигается при полном переборе всех возможных состояний, что для подавляющего большинства реальных систем просто невозможно, так как число элементов, рассматриваемых систем велико. Без преувеличения, в данном случае можно сказать, что при использовании метода Монте-Карло существует обратная зависимость между точностью результата и скоростью расчёта. При последующих расчётах и оценке предлагаемых в настоящей работе методов формула 2.11 будет основополагающей.

Скорость сходимости и точность работы метода Монте-Карло на практике зависит от нескольких факторов в соответствии с формулой 2.11:

1) Качества последовательностей используемых случайных чисел. Если генератор выдает числа неравномерно, так, что они смещены в какую-то часть интервала (рисунок 2.2), то результат решения задачи, решаемой статистическим методом, может оказаться неверным или скорость сходимости метода Монте-Карло будет замедленной. Поэтому проблема использования хорошего генератора

случайных чисел, отвечающих списку требований, представленных в разделе 1.5, стоит очень остро.

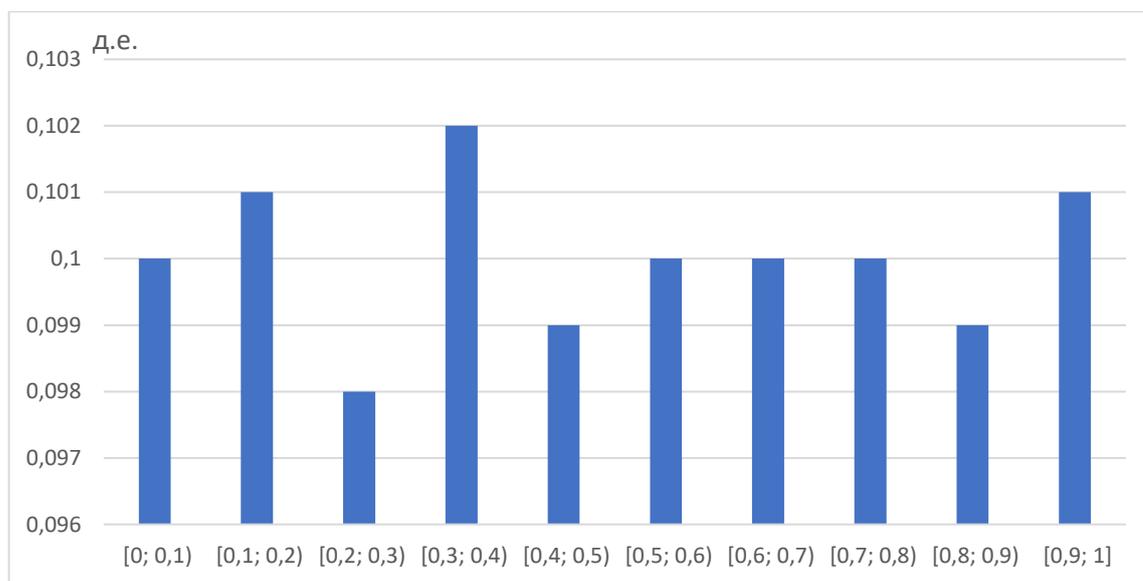


Рисунок 2.2 – Частотная диаграмма выпадения случайных чисел, порождаемых реальным генератором

Не менее важной является и скорость получения самих чисел. В этом отношении каждый алгоритм генерации случайных чисел отличен. Учитывая необходимость генерации множества состояний моделируемой системы равное числу испытаний и возможную сложность самих таких состояний, выбор генератора может значительно повлиять на время отыскания общего решения задачи.

2) Скорость получения реализации искомой случайной величины. С помощью метода Монте-Карло решаются задачи разной сложности, поэтому в зависимости от используемой модели скорость получения реализации искомой случайной величины может отличаться. Алгоритм Монте-Карло требует расчёта множества случайных состояний, поэтому общая скорость работы алгоритма обратно пропорциональна детальности используемой в нём модели процесса. На данном этапе возникает противоречие – более детальная модель точнее имитирует изучаемый процесс, но замедляет выполнение расчёта.

3) Заданная точность результата, которую требуется достичь в задаче. Рассмотрим этот вопрос подробнее в разделе 2.4.

2.4. Скорость и точность в оценке балансовой надёжности электроэнергетических систем

При оценке балансовой надёжности, как и при любой другой процедуре, где используется математическое моделирование физического процесса, стремятся максимально точно представить поведение рассматриваемой системы и максимально отразить все влияющие факторы. В случае оценки балансовой надёжности – это отказы энергетического оборудования, случайные колебания потребления мощности, неравномерность поставки первичного энергоресурса на электрические станции и другие факторы. Всё перечисленное формирует высокую размерность решаемой задачи и неопределённость во времени её решения. Для современных ЭЭС проблема ещё более актуализируется, так как в ЭЭС интегрируются значительные объёмы распределённой генерации, возобновляемых источников энергии, что вносит дополнительную неопределённость в обеспечение надёжности энергосистемы и диктует требования по учету перечисленных технологий при оценке балансовой надёжности.

Оценка балансовой надёжности ЭЭС является основополагающей процедурой при решении ряда важных практических задач. Здесь, прежде всего, имеются такие задачи, как [56]:

- обоснование уровня резервирования генерирующей мощности в ЭЭС [98];
- обоснование структуры и пропускных способностей электрических сетей;
- обоснование интеграции в энергосистему различного вида электростанций, в том числе и возобновляемых источников энергии;
- обоснование очередности вывода из работы энергетического оборудования для модернизации и плановых ремонтов.

В процессе решения всех перечисленных задач проводится многократная оценка балансовой надёжности рассматриваемой ЭЭС. Причем, из-за дискретного характера решаемых задач и множества влияющих факторов на надёжность ЭЭС,

замена всей методики оценки на упрощенные методы проблематична и в итоге может привести к искажению результата. Поэтому при решении перечисленных задач необходимо соблюдать точность оценки показателей балансовой надёжности в соответствии с требованиями.

Требования к точности определяются в том числе с учетом погрешности, на которую влияют следующие факторы:

1. Приближенность физической модели и ее математического описания, в частности, неточность исходных данных задачи (как правило, вследствие неточности измерений). Во-первых, величины известны лишь приближенно (с той точностью, с какой их удалось измерить). Во-вторых, в прикладных исследованиях решение математической задачи дает лишь приближенную информацию об изучаемом объекте. Это следствие тех упрощений (а иногда и гипотетических предположений), которые принимаются на стадии имитации физического процесса и его математического описания.

2. Использование для решения задачи метода Монте-Карло, который характеризуется приближенным вычислением из-за невозможности использования точного аналитического подхода.

3. При вводе данных в вычислительное устройство, при выполнении арифметических операций и при выводе данных производятся округления. В любом вычислительном устройстве числа представляются в виде конечных десятичных (двоичных) дробей и при отбрасывании бесконечного «хвоста» дроби вносится некоторая погрешность.

Погрешности, соответствующие этим причинам, называют:

- 1) неустранимой погрешностью,
- 2) погрешностью метода,
- 3) погрешностью вычислений.

Очевидно, что нет никакого смысла применять метод решения задачи с погрешностью существенно меньшей, чем величина неустранимой погрешности. Также требования к точности расчёта определяются решаемой задачей, её целями и дальнейшим использованием получаемого результата. Таким образом

определение допустимой ошибки вычисления согласно формуле 2.11 для решения задачи оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло следует считать исходя из учёта данных факторов.

2.5. Анализ и выбор генератора случайных чисел

Формула 2.11, характеризующая порядок ошибки вычислений при использовании метода Монте-Карло, показывает зависимость порядка ошибки от величин $D\zeta$ и N . С одной стороны, для повышения точности необходимо увеличивать N , что влечет за собой увеличение времени расчёта. В некоторых же задачах требуемой точности будут соответствовать настолько большие значения N , что добиться её будет невозможно. С другой стороны, одну и ту же задачу можно решать различными вариантами метода Монте-Карло, которым отвечают различные значения $D\zeta$. Во многих задачах удается значительно увеличить точность, выбрав способ расчета, которому соответствует значительно меньшее значение $D\zeta$.

Рассмотрим формализованный подход к решению задачи методом Монте-Карло. Допустим, что требуется вычислить некоторую неизвестную величину m . Для этого необходимо выбрать такую случайную величину ξ , математическое ожидание которой равно m . Пусть при этом $D\xi = b^2$, где b – среднеквадратическое отклонение случайной величины ξ .

Рассмотрим N независимых случайных величин ξ^1, ξ^2, ξ^3 (реализаций), распределения которых совпадают с распределением ξ . При больших N согласно центральной предельной теореме, распределение суммы $\rho N = \sum_i \xi_i$ будет приблизительно нормальным с параметрами $M\rho N = Nm, D\rho N = Nb^2$, где M означает математическое ожидание, а D – дисперсию.

По предельной теореме Муавра-Лапласа определяется соотношение

$$P\left(\left|\frac{\rho N}{N} - m\right| \leq k \frac{b}{\sqrt{N}}\right) = P\left(\left|\frac{1}{N} \sum_i \xi_i - m\right| \leq k \frac{b}{\sqrt{N}}\right) \rightarrow 2\Phi(k) - 1, \quad (2.12)$$

где $\Phi(x)$ – функция нормального распределения.

Из указанного соотношения видно, что среднее арифметическое реализаций случайной величины будет приближенно равно m . С вероятностью близкой к $2\Phi(k) - 1$ ошибка такого приближения не будет превосходить величины $k \frac{b}{\sqrt{N}}$. Как видно из приведенных выше соотношений, точность вычислений зависит от параметра N и величины b – среднеквадратичного отклонения случайной величины ξ .

На основании вышеперечисленных выражений можно сделать вывод, что точность и скорость сходимости метода Монте-Карло зависит от числа реализаций – чем их больше, тем ниже ошибка приближения, и от среднеквадратичного отклонения выбранной случайной величины, математическое ожидание которой равно искомому значению m [39]. На получение реализаций прямым образом влияет используемый генератор случайных чисел – в данном случае требуется равномерность выдаваемых случайных чисел. Высокие значения N требуют использования таких генераторов, период которых больше или много больше этого значения. Это вытекает из условия независимости случайных величин, используемых при моделировании. На общую скорость работы метода и решения задачи влияет и получение самих случайных чисел – для комплексных задач моделирования требуется быстроедействие на всех этапах работы метода, включая затраты на генерацию последовательностей случайных чисел. Таким образом теоретический анализ алгоритмов генерации случайных чисел будут рассмотрен с точки зрения скорости их получения и качества статистических свойств.

2.5.1. Анализ применимости отдельных псевдослучайных последовательностей чисел при формировании расчетных состояний при оценке балансовой надёжности ЭЭС

Выбор метода генерации случайных чисел, которые используются при формировании случайных состояний ЭЭС, напрямую влияет на скорость расчёта и качество получаемого результата. Генераторы псевдослучайных чисел (ГСПЧ) представляют собой широкий класс универсальных источников чисел с

различными характеристиками. Рассмотрим наиболее применяемые (по числу цитирований оригинальных статей) и современные (дата публикаций не старше 1995) ГСПЧ с точки зрения применения в имитационном моделировании методом Монте-Карло.

Семейство Вихрь Мерсенна. Стандартный алгоритм получения случайной последовательности обладает хорошими свойствами случайности и высокой скоростью получения чисел, особенно при использовании SFMT реализации алгоритма. Последующие методы, которые являлись развитием Вихря Мерсенна, такие как Well [69] и Melg [70] улучшали статистические свойства своего прародителя, в частности увеличивая его период. Однако, это повлекло за собой небольшие проблемы в скорости генерации. С одной стороны, хорошие статистические характеристики позволяют сократить число необходимых расчётных состояний, с другой стороны, более высокая скорость генерации позволяет сократить время общего расчёта. Для определения более предпочтительных алгоритмов необходим экспериментальный расчёт.

Семейство Xorshift. Генераторы Xorshift считаются одними из самых быстрых алгоритмов для генерации неслучайных последовательностей. Однако, без настройки алгоритма они могут плохо проходить некоторые статистические тесты. По заявлениям разработчиков дальнейшее развитие алгоритма Xoroshiro обладает улучшенным быстродействием и лучшими показателями случайности. Метод Монте-Карло отличается более лояльными требованиями к случайным последовательностям, поэтому скорость работы здесь может сыграть ключевую роль, это необходимо проверить с помощью практических расчётов.

Конгруэнтный генератор с перестановками (PGC). Как и указанные выше алгоритмы PGC теоретически характеризуется быстродействием и хорошими статистическими характеристиками. Эффективность работы алгоритма будет оценена при практических расчётах.

2.5.2. Анализ применимости отдельных квазислучайных последовательностей чисел при формировании расчетных состояний при оценке балансовой надёжности ЭЭС

В имитационном моделировании методом Монте-Карло помимо псевдослучайных чисел наибольшее распространение получили квазислучайные последовательности чисел, образуя класс Квази-Монте-Карло методов.

Не смотря на очевидные преимущества квазислучайных чисел, описанные в первой главе они имеют некоторые ограничения по применимости. Имея общие свойства с псевдослучайными числами, они идеологически были выделены в отдельный раздел. Основная цель данных чисел – гарантированно обеспечить сходимость метода Монте-Карло, полагаясь не на характеристики случайности последовательности, как это происходит при использовании псевдослучайных чисел [44]. Применение квазислучайных последовательностей наиболее широкое применение нашло при решении различных задач имитационного моделирования методом Монте-Карло. К их числу относится и задача оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем.

При выполнении первого этапа задачи – формирования случайных состояний системы с помощью случайных чисел определяется работоспособность слагающих её элементов, которые могут выйти из строя по причине аварии. В идеальных условиях для точного определения дефицита и показателей балансовой надёжности должны быть рассмотрены все возможные конфигурации отказов, что невозможно. Поэтому с помощью случайных чисел рассматриваются наиболее вероятные, с помощью же квазислучайных чисел можно добиться того же самого, но за меньшее время.

2.5.3. Статистический анализ генераторов случайных последовательностей.

Сравнение генераторов случайных чисел (псевдослучайных и квазислучайных) предпочтительно начать со статистических тестов, результаты

которых могут быть показательны для первичного анализа. Для этого было сгенерировано по 4096 двумерные точки для каждого из рассматриваемых алгоритмов (ГПСЧ: МТ, РСГ, Xorshift; ГКСЧ: ЛП_τ(Соболя), Холтона, Хаммерсли). Полученные последовательности представлены в виде точечной диаграммы на рисунке 2.3 и 2.4.

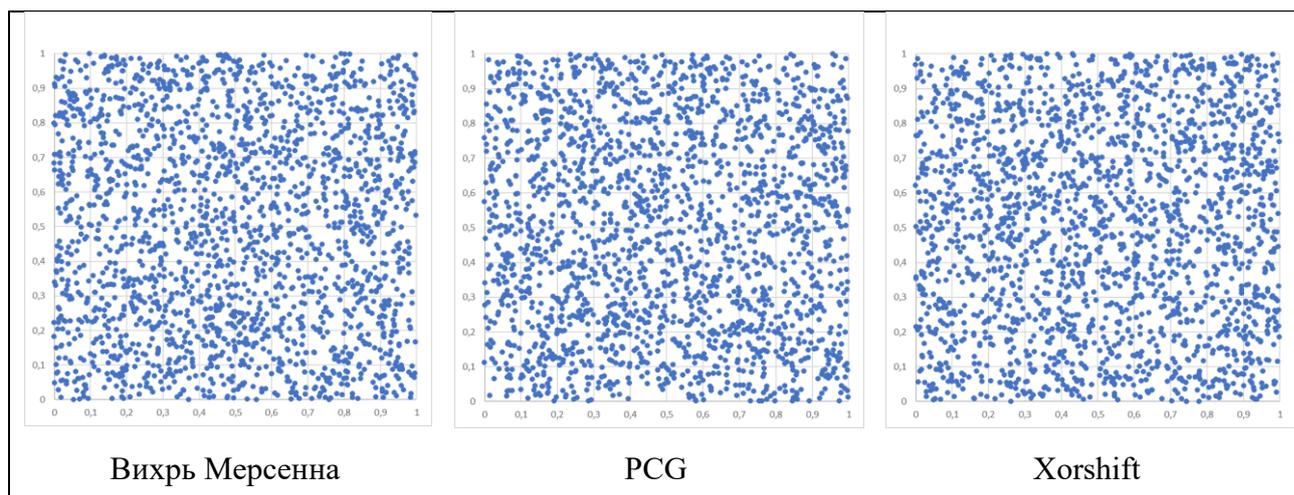


Рисунок 2.3 – Графическое представление точек псевдослучайных последовательностей.

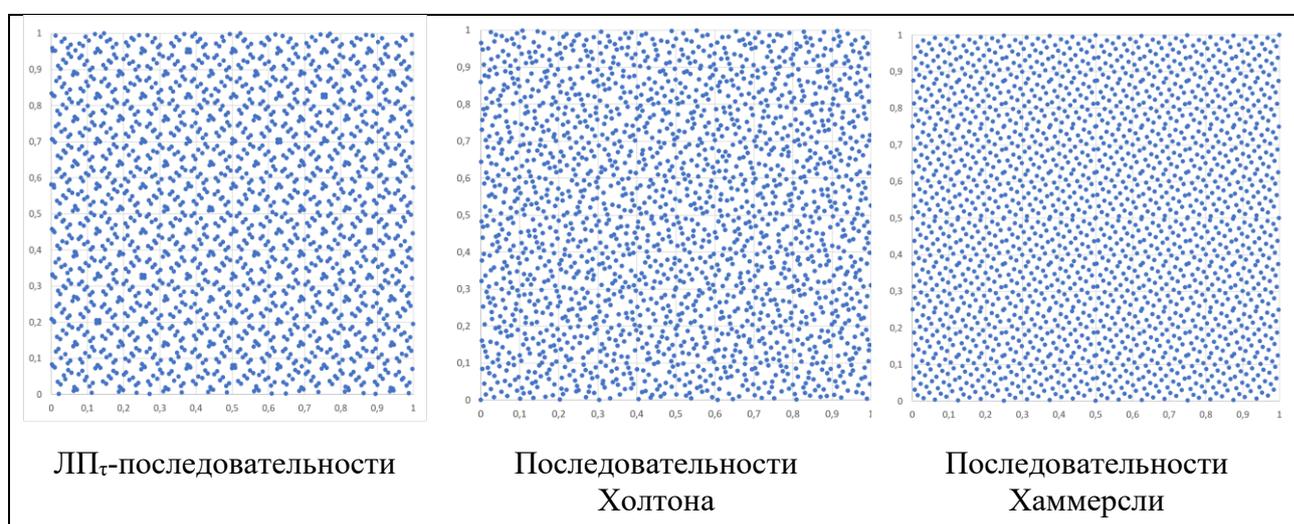


Рисунок 2.4 – Графическое представление точек квазислучайных (LDS) последовательностей.

Из данных рисунков видно, что псевдослучайные числа характеризуются структурой и заполняют площадь равномерно без зон сгустков и разрежений, присущих всем последовательностям псевдослучайных чисел. Это связано с тем,

что, как уже было сказано, генераторы квазислучайных чисел представляют собой неслучайные равномерные точки с низким расхождением, сделанные целенаправленно для использования в методах Монте-Карло без необходимости отвечать некоторым требованиям, предъявляемым к случайным числам.

Статистический тест для последовательностей выполнялся с помощью критерия Колмогорова-Смирнова [99]. Данный критерий предназначен для проверки простых гипотез о принадлежности анализируемой выборки некоторому полностью известному закону распределения, в нашем случае равномерному. Степень случайности равномерно распределенных случайных чисел тем выше, чем ближе значение критерия к 0.87. Результаты расчета критерия представлены в таблице 2.1.

Таблица 2.1. Значения критерия Колмогорова-Смирнова для последовательностей чисел.

Тип	ГПСЧ			LDS		
	Вихрь Мерсенна	PCG	Xorshift	ЛП _т	Холтон	Хаммерсли
λ	0,935	0,565	0,32	~0,87	~0,87	~0,87

Результаты, полученные при вычислении критерия, показывают, что квазислучайные числа характеризуются большей равномерностью и соответствию этому закону распределения. Таким образом именно квазислучайные числа должны обеспечивать более высокую скорость сходимости в расчётах методом Монте-Карло. Тем не менее для определения более предпочтительных алгоритмов необходим экспериментальный расчёт. Для этого в третьей главе будет выполнен расчет показателей балансовой надёжности в реальных схемах и оценка влияния применения разных генераторов случайных чисел на скорость получения и качество получаемых результатов.

2.6. Модернизированная методика оценки балансовой надёжности с использованием методов машинного обучения

В разделе 2.2 рассматривалась модель оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло, состоящая из 4 шагов A , B , C , D . Среди них наиболее времязатратным является шаг C , на котором выполняется задача минимизации дефицита мощности. Предлагается изменить представленную модель оценки балансовой надёжности с помощью методов машинного обучения для решения проблемы сложности выполнения расчётов. В основе данных методов машинного обучения лежит процедура настройки модели машинного обучения с помощью оптимизационных методов, но сама постановка задачи настройки модели как правило проще. Таким образом можно снизить временные затраты на решение задачи оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло. Предлагается три способа применения методов машинного обучения для ускорения метода Монте-Карло – на основе классификации, на основе регрессии и, наиболее полный вариант, на основе многозадачной регрессии.

2.6.1. Общий подход

При рассмотрении модели оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло (раздел 2.2) необходимо обратить внимание, что шаги A , B , C связаны с многократным повторением операций формирования случайных состояний (A , B) и решения задачи минимизации дефицита мощности (C). Предлагается разделить общее число случайных состояний N , формируемых для расчёта минимума дефицита мощности на шаге A и B , на два набора N_L и N_P . Первый при этом меньше, чем второй, для него применяемый алгоритм определения дефицита мощности C сохраняется, за исключением того факта, что как результат этого расчёта, так и само описание состояния будет формировать обучающую выборку S . Размер обучающей выборки при этом варьируется и определяется с помощью оценки точности методов машинного обучения на этапе её формирования C .

При её формировании необходимо учитывать, что временной интервал расчёта в задаче оценки балансовой надёжности характеризуется сезонными циклами. Например, в России уровень нагрузки значительно повышается в зимний период и понижается летом (за исключением южных районов), поэтому вероятность появления дефицитов значительно изменяется в течение года. При рассмотрении годового интервала, как наиболее распространенного при выполнении оценки балансовой надёжности и расчёте, соответственно, от первого часа в году (00:00 1 января) к последнему (23:00 31 декабря), может возникнуть ситуация, что обучающая выборка будет наполнена только примерами с завышенными дефицитными ситуациями, это может привести к некорректному определению бездефицитных или близких к ним летних режимов. Такая ситуация называется ковариационным сдвигом [100], когда распределения значений признаков в обучающей и тестовой выборке имеют разные характеристики. Выходит, что алгоритм обучается на зимних режимах, а прогнозирует режимы разных времен года.

Таким образом, необходимо реализовать такой цикл итерации по часам во временном интервале, который будет работать таким образом, что обучающая выборка будет сформирована из режимов разных типов. Для этого необходимо получить равномерную выборку со всего рассматриваемого интервала, например, в случае размерности обучающей выборки в 10% от общего набора, должен рассматриваться каждый десятый пример, а не первые 10%. Поэтому цикл почасового обхода временного интервала должен происходить с учетом этого фактора.

На основании полученной обучающей выборки на следующем этапе формируется алгоритм машинного обучения *CI*, задача которого получить результаты аналогичные тем, что вычисляются с помощью оптимизационных методов для второго набора случайных состояний. При этом ожидается, что общее затрачиваемое время на расчёт минимума дефицитов мощности для первого набора состояний, формирование обучающей выборки, формирование и настройку модели машинного обучения и на получение результатов для второго набора состояний

будет меньше, чем расчёт только методами оптимизации для всех состояний в целом. Также ожидается, что точность алгоритма будет сохранена на уровне решения методами оптимизации. На рисунке 2.5 схематично указан алгоритм работы подхода.

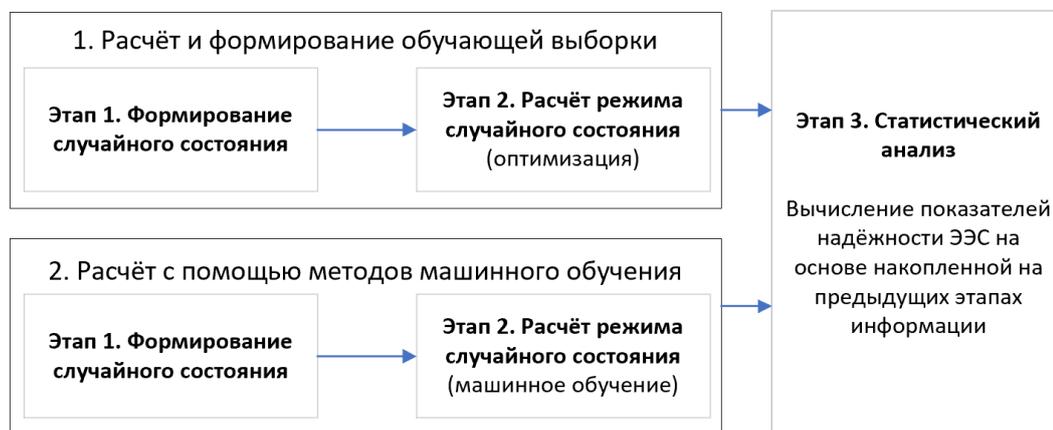


Рисунок 2.5 – Общая схема подхода к модернизации методики оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло

Формализованным языком модернизированная модель оценки балансовой будет выглядеть как:

А. Формирование режима для регулярных событий. Формируется состояние ЭЭС для соответствующего часа $h = 1, \dots, H$ из расчётного периода с определением уровня нагрузки \bar{y}_i^h , уровня располагаемой мощности генераторов \bar{x}_i^h , объема плановых ремонтов $V_i^{\text{рем},h}$ для каждой из зон надёжности $i = 1, \dots, I$, где I – число зон надёжности в системе. Определяется работоспособность ЛЭП и их пропускная способность. Все сформированные состояния на данном этапе сохраняются, так как будут использованы не только на шаге B , но и на шаге E настоящего алгоритма.

В. Формирование состояний для нерегулярных (вероятностных) событий.

Формирование N_L случайных расчётных состояний для вероятностных событий (работоспособности оборудования) K_n и величины нагрузки $\bar{y}_i^{h,n}$ выполняется на основе режима, полученного на предыдущем этапе A . Ключевым отличием работы данного этапа является расчёт N_L расчётных состояний вместо N , где N_L для каждого часа $h = 1, \dots, H$, что соответствует размеру обучающей выборки.

С. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

Выполняется решение задачи минимизации дефицита мощности (2.8) – (2.10) для каждого часа $h = 1, \dots, H$ и случайного состояния $n_l = 1, \dots, N_L$ ЭЭС, полученных в результате выполнения шагов *A* и *B* настоящего алгоритма. При этом формируется обучающая выборка S , размера $H * N_L$:

$$S = \left((f_1, a_1), (f_2, a_2), \dots, (f_{H*N_L}, a_{H*N_L}) \right), \quad (2.13)$$

где H – количество расчётных часов; N_L – количество случайных состояний для каждого расчётного часа, соответствующее размеру обучающей выборки; f – вектор признаков, описывающих состояние ЭЭС; a – набор ответов, описывающих состояние ЭЭС.

Вектор признаков f формируется из характеристик описывающих состояние ЭЭС и состоит:

$$f = \left(\bar{y}_1^{h,n} + V_1^{\text{рем},h}, \tilde{x}_1^h, \bar{x}_1^h, \bar{z}_{11}^h, \dots, \bar{y}_i^{h,n} + V_i^{\text{рем},h}, \tilde{x}_i^h, \bar{x}_i^h, \bar{z}_{ij}^h, \dots, \bar{y}_l^{h,n} + V_l^{\text{рем},h}, \tilde{x}_l^h, \bar{x}_l^h, \bar{z}_{l-1,l}^h \right). \quad (2.14)$$

Набор ответов a зависит от способа решения задачи – классификации, регрессии или многозадачной регрессии. Более подробно формирование ответов a будет рассмотрено в последующих соответствующих разделах 2.6.2 – 2.6.4.

D. Выполнение алгоритма машинного обучения.

На данном этапе выполняется настройка модели машинного обучения на основании обучающей выборки S в соответствии с постановкой задачи машинного обучения и выбранных методов. Требуется построить алгоритм, аппроксимирующий целевую зависимость $f \rightarrow a$ между множеством объектов f и множеством всех ответов a по объектам обучающей выборки S . Более подробно этап *D* будет рассмотрен в последующих соответствующих разделах 2.6.2 – 2.6.4 для классификации, регрессии или многозадачной регрессии.

Е. Формирование состояний для нерегулярных (вероятностных) событий.

Выполняется формирование N_p случайных расчётных состояний для вероятностных событий (работоспособности оборудования) K_n и величины нагрузки $\bar{y}_i^{h,n}$ на основе режимов, полученных на этапе *A*, где $N_p = N - N_L$.

Ф. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

С помощью настроенной модели машинного обучения выполняется получение ответов a для каждого часа $h = 1, \dots, H$ и случайного состояния $n_p = 1, \dots, N_p$ ЭЭС, полученных в результате выполнения шагов *A* и *E* настоящего алгоритма. Более подробно характеристика ответов a и алгоритм их получения будет представлен в последующих соответствующих разделах 2.6.2 – 2.6.4.

Г. Этап статистического анализа

На данном этапе выполняется статистический анализ совокупности данных, полученных на этапе расчёта режимов *C* и *F* с получением показателей балансовой надёжности.

2.6.2. Использование классификации для определения дефицитности расчётных состояний ЭЭС

В задачах классификации ответ представляет собой некий класс и общее число таких классов конечно. Предлагается ввести два класса для задачи оценки балансовой надёжности – класс бездефицитных состояний и класс дефицитных состояний. Как было описано в общем подходе, расчёт показателей для состояний первого набора N_L не будет отличаться от изначального решения за исключением того, что сами состояния, как и результат расчёта сформируют обучающую выборку (2.13), на основе которой будет построен классификатор как модель машинного обучения. Классовая принадлежность в данном случае известна и получается из результата оптимизации. Затем, для каждого состояния ЭЭС из второй большей выборки классификатор предсказывает его дефицитность (указывает номер или имя класса, к которому относится данный объект) по

описанию состояния ЭЭС f , в случае если состояние бездефицитное, то оно не анализируется на предмет наличия и величины дефицита, дефицит мощности в зонах надёжности и ЭЭС в целом принимается равным 0. Если алгоритм классифицирует состояние как дефицитное, то точное значение дефицита мощности определяется во втором расчётном блоке. Тем самым снижается число состояний, рассматриваемых в нём. Полная схема расчёта с помощью задачи классификации представлена на рисунке 2.6.

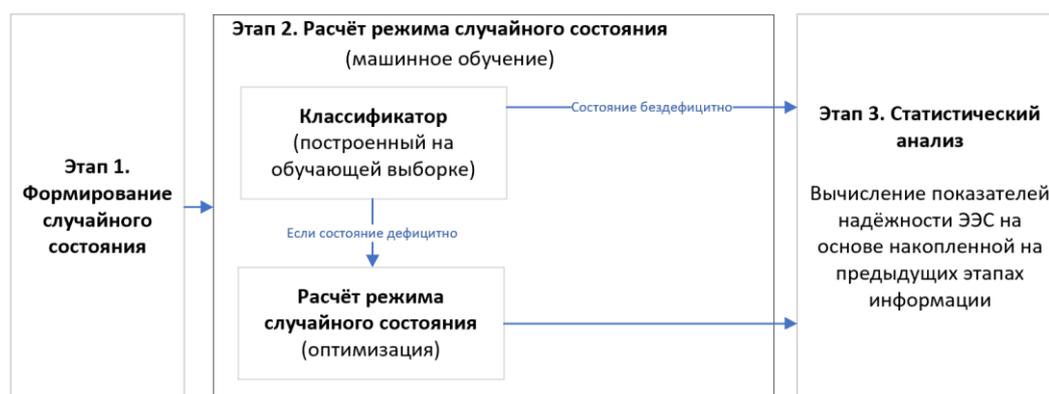


Рисунок 2.6 – Вид шага расчёта с помощью методов машинного обучения при применении задачи классификации.

Рассмотрим подход на более формальном уровне для модернизированной модели, представленной в разделе 2.6.1.

С. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

Как было сказано в разделе 2.6.1 на данном этапе выполняется решение задачи минимизации дефицита мощности (2.8) – (2.10) и формируется обучающая выборка S (2.13), состоящая из вектора признаков f (2.14), описывающих состояние ЭЭС; а a – набор ответов, описывающих состояние ЭЭС. При постановке задачи классификации a определяется по следующей формуле:

$$a_{h,n_l} = \begin{cases} 1, & \text{если } y^{h,n_l} > 0 \\ -1, & \text{если } y^{h,n_l} = 0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, I, h = 1, \dots, H, n_l = 1, \dots, N_L. \quad (2.15)$$

где a_{h,n_i} – ответ для задачи классификации, значение которого строится из y_i^{h,n_i} – величины математического ожидания дефицита мощности ЭЭС, полученного в результате решения задачи минимизации дефицита мощности.

D. Выполнение алгоритма машинного обучения.

На данном этапе выполняется настройка модели машинного обучения на основании обучающей выборки S , аппроксимирующий целевую зависимость $f \rightarrow a$ между множеством объектов f и множеством всех ответов a по объектам обучающей выборки S .

F. Получение величины покрытия нагрузки для сформированных состояний ЭЭС.

С помощью настроенной модели машинного обучения выполняется получение ответов a для каждого часа $h = 1, \dots, H$ и случайного состояния $n_p = 1, \dots, N_p$ ЭЭС, сформированных в результате выполнения шагов A и E настоящего алгоритма. При решении задачи классификации $a \in \{-1, 1\}$, где -1 означает бездефицитное состояние, а 1 дефицитное соответственно. Получение математического ожидания дефицита мощности ЭЭС выполняется по следующей формуле:

$$y^{h,n_p} = \begin{cases} \text{МДМ}(f_{h,n_p}), & \text{если } a_{h,n_p} = 1 \\ 0, & \text{если } a_{h,n_p} = -1 \end{cases}, \quad h = 1, \dots, H, n_p = 1, \dots, N_p. \quad (2.16)$$

где y^{h,n_p} – величина покрытия нагрузки в ЭЭС, МВт; a_{h,n_p} – ответ модели машинного обучения для состояния h, n_p ; f_{h,n_p} – вектор признаков, описывающих случайное состояние ЭЭС; МДМ – задача минимизации дефицита мощности (2.8) – (2.10).

2.6.3. Использование регрессии для определения дефицита

В отличие от задачи классификации, в задачах регрессии ответ представляет собой вещественное число. В качестве такого ответа предлагается определять величину покрытия нагрузки ЭЭС y^{h,n_p} . Начала расчёта соответствует алгоритму,

описанному в обобщенном подходе (раздел 2.6.1), выполняется расчёт показателей для состояний первого набора N_L с формированием обучающей выборки S , на основе которой будет построена функция регрессии. Затем, данная функция будет определять для каждого состояния ЭЭС из второй выборки N_P величину покрытия нагрузки y^{h,n_p} вместо его получения путём решения задачи минимизации дефицита мощности с помощью оптимизационных методов.

Рассмотрим подход на более формальном уровне для модернизированной модели, представленной в разделе 2.6.1.

C. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

Как было сказано в разделе 2.6.1 на данном этапе выполняется решение задачи минимизации дефицита мощности (2.8) – (2.10) и формируется обучающая выборка S (2.13), состоящая из вектора признаков f (2.14), описывающих состояние ЭЭС; а a – набора ответов. При постановке задачи регрессии a равен y^{h,n_p} .

D. Выполнение алгоритма машинного обучения.

На данном этапе выполняется настройка модели машинного обучения на основании обучающей выборки S , аппроксимирующий целевую зависимость $f \rightarrow a$ между множеством объектов f и множеством всех ответов a по объектам обучающей выборки S .

F. Получение величины покрытия нагрузки для сформированных состояний ЭЭС.

С помощью настроенной модели машинного обучения (регрессионной функции) выполняется получение ответов a для каждого часа $h = 1, \dots, H$ и случайного состояния $n_p = 1, \dots, N_P$ ЭЭС, сформированных в результате выполнения шагов A и E настоящего алгоритма. При решении задачи регрессии ответ считается математическим ожиданием дефицита мощности ЭЭС, т.е $y^{h,n_p} = a_{h,n_p}$.

2.6.4. Многозадачная регрессия для расчёта режима

Многозадачная регрессия, направлена на одновременное прогнозирование нескольких независимых непрерывных целевых переменных на основе одного и того же набора входных переменных. Если подходить к решаемой задаче наиболее комплексно, то задаче расчёта режима лучшим образом соответствует многозадачной регрессии, так как по её условиям требуется найти множество искомым величин, такие как системный и узловой дефициты, перетоки мощности при тех же входных данных о состоянии ЭЭС, загрузку генерирующих агрегатов в пазонных режимах. Общая схема расчёта соответствует алгоритму, представленному в разделе 2.6.1 с той разницей, что ответы в обучающей выборке N_L представляют собой вектор значений. Значениями служат дефициты системной и узловой мощности, перетоки мощности, другими словами, оптимизируемые переменные задачи (2.8) – (2.10). На основе полученной обучающей выборки строятся регрессионные функции многозадачной регрессии. Для второго набора состояний оптимизируемые значения определяются уже с помощью полученной модели многозадачной регрессии. Полная схема расчёта с помощью многозадачной регрессии представлена на рисунке 2.7.

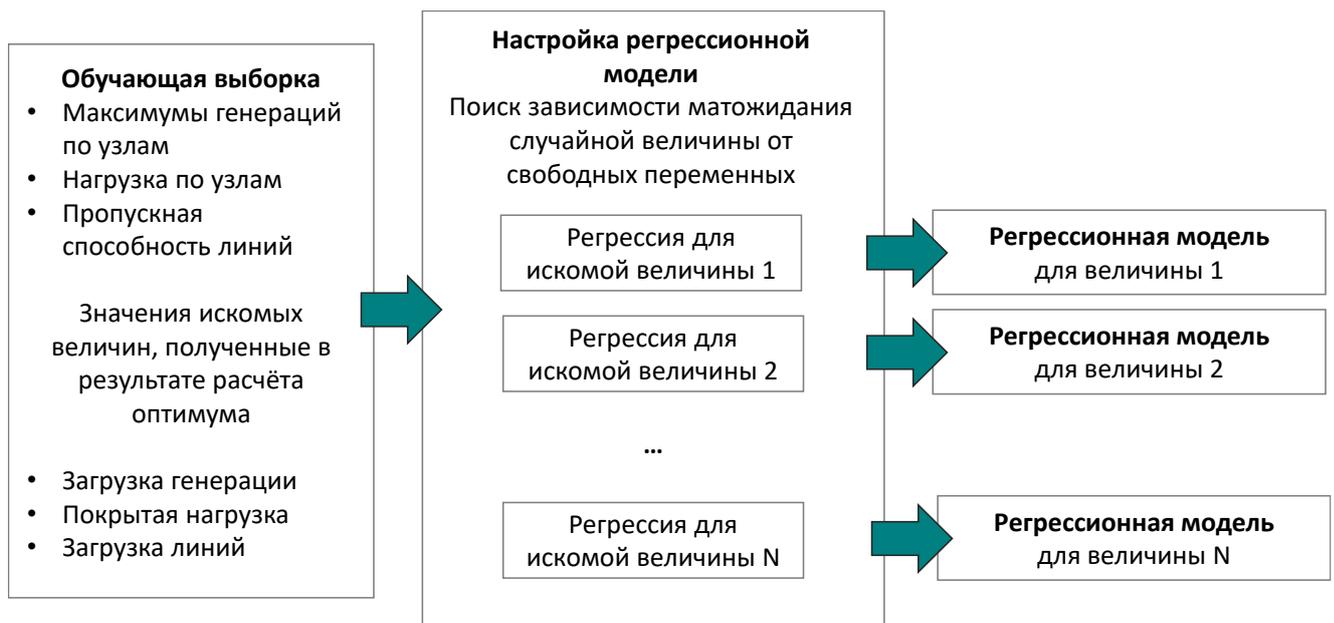


Рисунок 2.7 –Схема работы методики оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло с применением многозадачной регрессии.

Рассмотрим подход на более формальном уровне для модернизированной модели, представленной в разделе 2.6.1.

С. Решение задачи минимизации дефицита мощности для сформированных состояний ЭЭС.

На данном этапе выполняется решение задачи минимизации дефицита мощности (2.8) – (2.10) и формируется обучающая выборка S (2.13), состоящая из вектора признаков f (2.14), описывающих состояние ЭЭС, и вектора ответов a , значения которого соответствуют оптимизируемому переменным в задаче минимизации дефицита мощности в случае построения многозадачной регрессии:

$$a = (y_1^{h,n}, x_1^{h,n}, z_{1,1}^{h,n}, z_{1,1}^{h,n}, \dots, y_i^{h,n}, x_i^{h,n}, z_{ij}^{h,n}, z_{ji}^{h,n}, \dots, y_I^{h,n}, x_I^{h,n}, z_{I-1,I}^{h,n}, z_{I,I-1}^{h,n}) \quad (2.17)$$

где H – количество расчётных часов; N – количество состояний для каждого расчётного часа; $x_i^{h,n}$ – используемая мощность в зоне надёжности i , МВт; $y_i^{h,n}$ – величина покрытия нагрузки в зоне надёжности i , МВт; $z_{ij}^{h,n}$ – поток мощности из зоны надёжности i в зону надёжности j , МВт; $z_{ji}^{h,n}$ – поток мощности из зоны надёжности j в зону надёжности i , МВт; \bar{z}_{ij}^h – пропускная способность ЛЭП между зонами надёжности i и j , МВт.

D. Выполнение алгоритма машинного обучения.

Многозадачная регрессия представляет собой комплекс регрессионных функций, количество которых соответствует размерности вектора ответов a . На этапе выполнения алгоритма машинного обучения выполняется настройка каждой входящей регрессионной модели машинного обучения на основании обучающей выборки S , причем для каждой из них множество объектов f одинаково, а ответ представляет собой одно соответствующее значение из вектора ответов a .

F. Получение величины покрытия нагрузки для сформированных состояний ЭЭС.

С помощью настроенной модели многозадачной регрессии выполняется получение ответов a для каждого часа $h = 1, \dots, H$ и случайного состояния $n_p =$

$1, \dots, N_p$ ЭЭС, сформированных в результате выполнения шагов A и E настоящего алгоритма. При решении задачи регрессии значения ответа a_{h,n_p} полностью заменяют результат решения задачи минимизации дефицита мощности.

2.6.5. Заключение по разделу

Эффективность и применимость предлагаемой методики определяется выигрышем в скорости расчёта и, соответственно, сокращением времязатрат. Однако, усложнение метода Монте-Карло вводом методов машинного обучения, которые влекут за собой повышение затрат времени, вызванные формированием обучающей выборки, обучением и настройкой алгоритма и непосредственно прогнозированием, должно компенсироваться экономией времени за счёт сокращения числа обращений к методам оптимизации. Отсюда следует, что потенциально удачный алгоритм машинного обучения для решения задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС должен отличаться не только точностью классификации, но и комплексным быстрым действием на всех вышеперечисленных этапах своей работы.

2.7. Анализ и выбор алгоритма машинного обучения

Выбор методов машинного обучения всегда зависит от обстоятельств, в число которых входит объем, качество и природа данных, от способа использования результата и, самое главное, от задачи, решаемой с помощью формируемого алгоритма. Использование методов машинного обучения в рамках предлагаемой методики налагает ограничения на их выбор. В первую очередь используемый метод должен обладать быстрым действием на основных этапах работы – на этапе обучения модели и на этапе использования – получения значения искомой величины или величин для задачи должно происходить быстрее, чем бы с аналогичной задачей справился бы оптимизатор. В то же время точность работы алгоритма исходит от модели, начальных данных и требуемой точности результата,

критерии к точности рассматривались в разделах 2.3 и 2.4. Как и в общем случае в методах машинного обучения точность противопоставлена скорости. Потенциально удачный алгоритм машинного обучения для решения этой задачи – расчёта минимума дефицита мощности в рамках оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло должен отличаться не только достаточной точностью, но и комплексным быстрым действием на всех вышеперечисленных этапах своей работы.

2.7.1. Характеристики методов машинного обучения

Точность. Точность определяется решаемой задачей, и не всегда в качестве решения нужен самый точный ответ и иногда достаточно получить приемлемый. Если условия задачи позволяют снизить уровень точности, то можно значительно сократить время обработки, выбирая приближенные методы. Другим преимуществом приближенных методов является то, что они менее склонны к переобучениям.

Время обучения. Время, необходимое для обучения модели, сильно зависит от алгоритмов и может составлять как несколько минут, так и несколько часов. Зачастую время обучения тесно связано и с точностью – они определяют друг друга. Кроме того, некоторые алгоритмы более чувствительны к объему обучающей выборки, чем другие. Ограничение по времени помогает выбрать алгоритм, особенно если используется обучающая выборка большого объема.

Линейность. Во многих алгоритмах машинного обучения используется линейность. Алгоритмы линейной классификации предполагают, что классы можно разделить прямой линией (или ее более многомерным аналогом). Здесь речь идет о логистической регрессии и метод опорных векторов. Алгоритмы линейной регрессии предполагают, что распределение данных описывается прямой линией. Эти предположения подходят для решения ряда задач, но в некоторых случаях снижают точность. Несмотря на недостатки, к линейным алгоритмам обычно обращаются в первую очередь. Они просты с алгоритмической точки зрения, а обучение проходит быстро.

Количество настроек модели. Настройки, значения которых задается до начала обучения модели и не изменяется в процессе обучения, называются гиперпараметрами. С их помощью определяется поведение модели, и она адаптируется под конкретную задачу. У модели может и не быть гиперпараметров. От правильного подбора параметров зависит время обучения и точность алгоритма, но, как правило, определить их формализованным путем затруднительно поэтому для определения хорошей комбинации параметров для алгоритмов на практике используется метод проб и ошибок. Многие библиотеки и сервисы для работы с машинным обучением предлагают автоматические способы подбора комбинаций параметров с указанной степенью детализации, но увеличивают время на обучение, из-за перебора вариантов.

Применение методов машинного обучения в методике на основе метода Монте-Карло требует высокой скорости работы, поэтому исключает подход с перебором из-за временных затрат. Поэтому модель перед началом работы должна быть настроена оптимальным образом или не требовать настройки вообще.

Количество признаков. В некоторых типах данных признаков может быть гораздо больше, чем объектов. Большое количество признаков препятствует работе некоторых алгоритмов обучения, из-за чего время обучения невероятно растягивается. Для подобных случаев хорошо подходит, например, метод опорных векторов.

Ситуация, когда признаков больше, чем объектов в обучающей выборке при оценке балансовой надёжности может произойти из-за неправильного подбора размера обучающей выборки – соотношения между первым и вторым набором данных из методики. Уменьшение размера первого набора может быть связано со снижением предполагаемой точности методики в угоду скорости её работы.

2.7.2. Анализ применимости методов машинного обучения

Линейная регрессия. Линейная регрессия [101] – это простой и быстрый метод восстановления зависимости между двумя переменными, поэтому при

работе с практическими задачами он используется одним из первых. Однако, для некоторых проблем может быть чрезмерно простым, так как большинство реальных проблем обладают нелинейной природой. Поэтому нужно рассматривать каждую задачу персонализировано – в некоторых случаях линейная зависимость в нелинейных задачах допустима, если такая аппроксимация допускается принятой точностью.

Рассматривая модернизированную методику оценки балансовой надёжности, а именно определения зависимости между конфигурацией системы (схемой отказов оборудования ЭЭС) и величиной дефицита мощности (величиной загрузки объектов генерации и связей), можно заключить, что эта зависимость так же характеризуется нелинейностью. Тем не менее в решении этой задачи важной становится скорость работы алгоритма, поэтому использование линейной модели может быть допустимым при приемлемом снижении точности результата.

Логистическая регрессия [102]. Это один из самых простых методов для классификации и, как и линейная регрессия, здесь пространство исходных значений разделяется линейной границей на две соответствующих класса области, а в случае нескольких ответов, многомерной плоскостью. Поэтому и здесь необходимо мириться с линейной аппроксимацией.

В задаче оценки балансовой надёжности при определении дефицитности состояния ЭЭС линейная модель может не соответствовать нелинейной природе возникновения дефицитов. Однако, согласно, предлагаемой методике, точность классификации не является важным условием – при ошибочном положительном ответе (когда состояние было помечено дефицитным, хотя таковым не является) точность расчёта не искажается, так как такое состояние дополнительно рассчитывается оптимизатором, ответ которого считается верным. Поэтому при настройке любого классификатора для решения задачи определения дефицитности необходимо выполнить настройку алгоритма таким образом, чтобы исключить ошибочно отрицательные ответы. Таким образом, точность алгоритма здесь не является важной, приоритет отдается скорости вычислений, где логистическая регрессия имеет преимущество.

Байесовские методы [103]. Методы данного класса чрезвычайно просты, они не требуют сложной настройки и обучения, также эти методы быстры и в прогнозировании. Из недостатков можно отметить их невысокую точность и специфичность области применения. В своих достоинствах и недостатках данные методы близки к линейным подходам, которые рекомендованы к применению в предлагаемых методиках. Так как нет необходимости применять схожие методы в подходах, данные алгоритмы в работе использованы не будут.

Методы опорных векторов [76]. Метод опорных векторов позволяет решать как задачи классификации, так и регрессии, поэтому способен использоваться во всех трёх подходах к модернизации методики. В основе метода лежит построение разделительной гиперплоскости, которая может быть линейной, так и нелинейной, в первом случае благодаря линейной аппроксимации обучение будет выполняться быстрее, но точность будет снижена. Во втором случае возникает обратная ситуация.

Метод опорных векторов является классическим и популярным методом в машинном обучении и решает широкий круг задач. Это связано с тем, что он характеризуется относительной быстротой обучения в совокупности с точностью получаемого результата. Универсальность характеристик может показать себя наилучшим образом при использовании в предлагаемых подходах.

Ансамбли методов [104]. Метод ансамблей – более мощный инструмент по сравнению с отдельно стоящими моделями прогнозирования, поскольку:

- он сводит к минимуму влияние случайностей, усредняя ошибки каждого базового алгоритма;
- уменьшает дисперсию, поскольку несколько разных моделей, исходящих из разных гипотез, имеют больше шансов прийти к правильному результату, чем одна отдельно взятая;
- исключает выход за рамки множества: если агрегированная гипотеза оказывается вне множества базовых гипотез, то на этапе формирования комбинированной гипотезы оно расширяется при помощи того или иного способа, и гипотеза уже входит в него.

Существует множество методов, в основе которых лежит ансамблевый подход, к ним, в частности относятся случайные леса, градиентный бустинг и др. Данные методы значительно отличаются друг от друга принципами построения и лежащими в их основе базовыми алгоритмами. Тем не менее ансамбли методов отличаются высокой точностью прогнозирования при умеренной скорости работы.

Ансамбли методов используются как для классификации, так и для регрессии, поэтому алгоритмы этого класса можно использовать для любой методики оценки балансовой надёжности с применением машинного обучения из представленных в разделе 2.6. Высокая точность прогнозирования может оказаться важным фактором при определении минимума дефицитов мощности состояний ЭЭС, где линейные методы могут оказаться недостаточными. И наоборот снижение скорости работы относительно линейных методов может сказаться на применимости данного класса алгоритмов в нашей задаче. Также трудностью может являться недостаток вычислительных мощностей.

Нейронные сети [105] – это один из самых мощных и сложных видов методов машинного обучения. Формирование, настройка и обучение нейронных сетей занимает много времени, особенно для крупных наборов данных с множеством признаков. В них больше параметров, чем в большинстве алгоритмов, и поэтому их подбор значительно увеличивает время работы алгоритма. Принимая это во внимание, можно с высокой долей вероятности заключить, что использование нейронных сетей затруднительно в задаче оценки балансовой надёжности, где основным требованием к работе алгоритма является требование к скорости обучения и прогнозирования. Таким образом данные алгоритмы в работе использованы не будут.

2.7.3. Заключение по разделу

Методы машинного обучения характеризуются различными свойствами, влияющими на их работу. К сожалению, уверенно оценить, что тот или иной алгоритм будет наилучшим образом подходить для выполнения поставленной

задачи невозможно, не применив его на практике, не подобрав наилучшие параметры. Для использования алгоритмов машинного обучения в задаче оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло необходимо, чтобы рассматриваемый алгоритм требовал небольшое время на обучение, включая время на подбор гиперпараметров с помощью кросс-валидации (или вообще не требовал настройки), а также обладал достаточной точностью прогнозирования, чтобы не допустить искажения значений дефицитов мощности. Для определения дефицитности в задаче классификации требования к точности минимальны. Поэтому в рамках данной работы будут рассматриваться разные алгоритмы – от простых, отличающихся быстродействием, но низкой точностью до самых точных и комплексных, принимая во внимание первичный анализ отдельных методов машинного обучения, выполненный в этом разделе.

Заключение главы

Метод Монте-Карло является простым и эффективным методом для решения различного рода задач, включая задачи имитационного моделирования, для многих из которых он является единственным методом решения. Однако, несмотря на свои преимущества он не лишен недостатков – для особенно сложных задач требуется генерация множества случайных состояний и их последующий расчёт для достижения приемлемой точности результата, что приводит к повышенным требуемым затратам времени. Во второй главе предлагаются подходы для повышения вычислительной эффективности работы метода Монте-Карло в сложных имитационных задачах, в частности, в задаче оценки балансовой надёжности, что выражается в повышении его быстродействия.

В основе метода Монте-Карло лежит использование случайных чисел, которые, как правило, получают с помощью генераторов псевдослучайных последовательностей на компьютере, они были проанализированы в разделе 2.5. По результатам предварительного анализа определено, что современные методы достаточно близки по характеристикам, а их официальные метрики плохо

интерпретируемы. Таким образом, оценить их качество возможно только по результатам экспериментальных исследований. Пониженные требования к последовательностям случайных чисел позволяют использовать алгоритмы, генерирующие неслучайные числа с низким расхождением и высокой равномерностью. Такие алгоритмы давно завоевали доверие и стали основными в задачах имитационного моделирования, открытым остается лишь вопрос скорости их генерации, поэтому их применимость будет рассмотрена на практике.

В главе предлагается комплексный алгоритм оценки балансовой надёжности, совмещающий стандартные оптимизационные методы и методы машинного обучения. Алгоритм направлен на ускорение определения значения реализации случайных величин от состояния системы, полученного с помощью случайных чисел. При оценке балансовой надёжности под определением понимается решение задачи минимума дефицита мощности. В этой и многих других задачах имитационного моделирования это один из самых времязатратных этапов в процессе решения. Предполагается, что предлагаемые методики с применением машинного обучения помогут значительно ускорить этот процесс.

Выбор метода машинного обучения зависит от характеристики решаемой задачи, выбора типа задачи к которому она сводится и от свойств самого метода. При анализе методов в разделе 2.6 было определено, что все методы значительно отличаются друг от друга и то, что заведомо точно определить какой из них будет лучше без оценки на практике невозможно. Поэтому проанализированные методы будут рассмотрены в третьей главе в экспериментальных исследованиях.

ГЛАВА 3. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ УСОВЕРШЕНСТВОВАННОЙ МЕТОДИКИ ОЦЕНКИ БАЛАНСОВОЙ НАДЁЖНОСТИ

Важным этапом при оценке работоспособности и качества работы предлагаемых методик становится вопрос их тестирования. Традиционно для этих целей используются модели изучаемых систем. Развитие современной вычислительной техники сделало компьютерные имитационные модели практически единственным экономичным, точным и комплексным способом исследования различных сложных систем, как правило, они выполняются в виде программных комплексов.

В третьей главе рассмотрены этапы создания программного комплекса «Надёжность» для имитационного моделирования работы ЭЭС с целью оценки балансовой надёжности. Предлагаемые в данной работе подходы для ускорения процесса расчёта показателей были реализованы и протестированы в представленном программном комплексе.

3.1. Разработка программного комплекса для оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло

Для проверки предлагаемых в настоящей работе подходов для усовершенствования методики оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло с помощью вышеуказанных предлагаемых методов был разработан программный комплекс «Надёжность» [1,2,106]. Данный комплекс учитывает особенности функционирования современных ЭЭС, как внешние, так и внутренние, влияющие на изменение показателей балансовой надёжности и позволяет выполнять их комплексный расчёт с помощью имитационного моделирования.

3.1.1. Принципы реализации имитационной модели работы ЭЭС.

В основе разрабатываемого программного комплекса лежит имитационная модель ЭЭС для оценки балансовой надёжности, представленная в разделе 2.2. Она учитывает следующие факторы функционирования системы:

- Регулярные события, такие, как ограничения располагаемой мощности генерирующего оборудования, в том числе сезонного характера и вызванные проведением плановых ремонтов; плановые ремонты ЛЭП; сезонные изменения нагрузки потребителей.
- Нерегулярные события, такие, как аварийные ремонты линий электропередачи и генерирующего оборудования, случайные отклонения нагрузки потребителей.
- Принципы работы системы, в том числе особенности перетока электроэнергии с учётом потерь активной мощности.

Представление модели и методов в виде алгоритмов и программного комплекса подразумевает реализацию данных факторов функционирования в программном виде, ставит вопросы их обработки, а также добавляет возможность их расширения.

Моделирование работы нагрузки

В методике оценки балансовой надёжности выполняется расчёт нагрузки $\bar{y}_i^{h,n}$ для каждой зоны надёжности i , каждого часа h и случайного состояния n расчётного периода, при этом на итоговое значение влияют регулярные сезонные колебания нагрузки, так и случайные отклонения. Обычно эти изменения представляются в виде графиков нагрузки для каждой зоны надёжности.

Хранение значений нагрузки для каждой зоны надёжности и каждого часа для ретроспективных и перспективных периодов расчёта является затратным с точки зрения памяти. Поэтому в модели используется представление графика нагрузки в виде годовых максимумов, системы сезонных коэффициентов (суточных, недельных, сезонных) (2.1) и коэффициентов среднеквадратического

отклонения для моделирования случайных отклонений нагрузки от среднечасовых значений для каждой зоны надёжности. Искомые же данные схем ЭЭС представляются в виде списка нагрузки для каждого часа для ОЭС или региона, поэтому при моделировании нагрузки требуется их конвертация в используемый в программе набор значений, что выполняется с помощью вычисления соответствующих отношений.

Моделирование работы генераторов

Моделирование работы генераторов является наиболее сложным и комплексным вопросом в моделировании основной структуры ЭЭС из-за разнообразия силовых установок и потребляемого топлива. В модели из раздела 2.2 при рассмотрении регулярных событий уровень доступной генерации по зоне надёжности складывается из максимумов по станции $\bar{x}_{s,h}^{max}$ для станции s для заданной даты и времени h . Плановые ремонты генерирующего оборудования моделируются путём заполнения сезонных провалов графика нагрузки при моделировании работы ЭЭС.

Для достоверности расчета в программном комплексе целесообразно рассматривать не станции, а отдельные силовые установки, так как они характеризуются уникальными значениями, композиция которых на уровне станций приведёт к искажению результатов. В общем смысле к таким значениям относятся следующие характеристики: максимальный уровень генерации, минимальный уровень генерации, а также режимы выхода в плановые ремонты и вероятность аварийного отказа. Плановые ремонты задаются двумя способами – заранее установленным и внесенным расписанием или условными коэффициентами ремонта (число дней простоя в году), которые отражают величину недополученной системой мощности.

Аналогично и с моделированием аварийных отказов. Аварийность зависит от возраста блока, компетентности персонала, режима использования блока, качества и своевременности обслуживания, но при таких вводных аварийность имеет стохастическую природу. Поэтому для её отражения используется коэффициент

аварийности, получаемый из статистики выхода отдельного блока из состава генерации по причине отказа за последние 10 лет или больше.

Таким образом при выполнении расчёта по формулам (2.2) – (2.6), (2.10), получение характеристик генерации для зон надёжности выполняется изначально для отдельных установок с последующем объединением полученных показателей по принципу отношения к зонам надёжности.

Не менее важной является зависимость режимов работы отдельных видов установок от их типа.

Тепловые электростанции, работающие на ископаемом топливе (ТЭС, ГРЭС), являются одним из основных типов электростанций, как правило, работают на угле или газе. Плановые ремонты установок проводятся, как правило, в периоды сезонных снижений нагрузки в ЭЭС. Такой тип наиболее прост в моделировании, значения аварийности p , минимальной генерации \tilde{x} и максимальной генерации \bar{x} задаются напрямую и не зависят от времени. Значение максимальной генерации в некоторых случаях может быть ограничено для станции в целом, задавая таким образом потолок суммарной генерации \bar{x}_s^{max} .

Тепловые электроцентралы (ТЭЦ) конструктивно полностью идентичны предыдущему типу, однако дополнительно являются источником тепловой энергии в централизованных системах теплоснабжения (в виде пара и горячей воды, в том числе и для обеспечения горячего водоснабжения и отопления жилых и промышленных объектов). По этой причине режимы работы ТЭЦ могут отличаться от ТЭС в зависимости от приоритета тепловой или электрической энергии. Как правило, приоритет тепловой энергии происходит в отопительный сезон. Это находит отражение в ограничениях максимальной генерации для станции $\bar{x}_{s,h}^{max}$, который зависит от сезона (выражается через дату и время h).

Газотурбинные установки (ГТ-ТЭЦ, ГТ-ТЭС) по типу выработки электроэнергии похожи на предыдущие два типа и так же могут в режиме приоритета тепловой или электрической энергии. Отличаются повышенной маневренностью и низким допустимым минимальным уровнем генерации \tilde{x} .

Плановые ремонты газотурбинных установок также проводятся в периоды сезонных снижений нагрузки. Также среди ГТ установок часто встречается компоновка из дубль-блоков, когда тепловая энергия от стандартной газотурбинной установки (или двух установок) дополнительно используется для нагрева пара. Эта особенность находит отражение при моделировании связанных блоков в программном комплексе, при аварийном отказе одного блока из связки, соответственно ограничивается генерация в паровом контуре.

Атомные электростанции (АЭС) также относятся к тепловым электростанциям, но в отличие от них характеризуются низкой маневренностью и высокой минимальной генерацией \tilde{x} . Плановые ремонты энергетических установок АЭС могут происходить вне зависимости от величины нагрузки на сеть, поэтому недополученная генерация в результате проведения ремонта прибавляется к нагрузке соответствующего месяца и не учитывается в распределении в провале графика нагрузки (2.4) – (2.5).

Поршневые дизель-электростанции (ДЭС) можно при моделировании можно отнести к обычным ТЭС. Однако, как правило данный тип электростанций включается в распределительные или изолированные сети, поэтому не всегда представляет интерес при исследовании балансовой надёжности.

Гидроэлектростанции (ГЭС) это уже принципиально другой вид установок, относящихся к ВИЭ, где в качестве источника энергии используется движение водных масс, преимущественно в русловых водотоках. Поэтому максимальная выработка электроэнергии на таких станциях прямо пропорциональна расходу воды, при этом расход воды регулируется, в первую очередь, экологическими и хозяйственными нормативами. Для регулирования водосброса специалистами разрабатывается стратегия управления на краткосрочный и долгосрочный период, которая учитывает все факторы и ограничения работы ГЭС. При моделировании работы ГЭС в программном комплексе такие стратегии отражаются в ограничениях максимальной генерации, устанавливаемые для станции в целом $\bar{x}_{s,h}^{max}$, которые зависят от сезона (выражается через дату и время h). Для приблизительного расчёта

допустимо использовать статистические данные за десятилетний (или больше) период работы ГЭС. Работа электростанций данного типа характеризуется высокой маневренностью и низким допустимым минимальным уровнем генерации \tilde{x} , плановые ремонты энергетических установок ГЭС могут происходить вне зависимости от уровня нагрузки в ЭЭС.

Возобновляемые источники энергии (ветровые и солнечные электростанции (ВЭС, СЭС)) также зависят от природных явлений, но эти явления носят более стохастический характер. Моделирование работы СЭС и ВЭС напрямую сопряжено с созданием моделей имитации солнечной радиации и ветра, что является отдельным исследовательским вопросом. Поэтому при моделировании работы подобных агрегатов используются статистические данные по погоде за десятилетний (или больше) период работы. Само моделирование связано с построением зависимости между статистическими значениями солнечной радиации или силы ветра и мощностью генерации.

Гидроаккумулирующие станции (ГАЭС) представляют собой комплексное сооружение, конструктивно схожее с ГЭС. Водохранилища ГАЭС могут быть как русловыми (аналогично ГЭС), так и открытыми бассейнами. Принцип работы электростанций данного типа как накопителей заключается в том, что ГАЭС использует в своей работе либо комплекс генераторов и насосов, либо обратимые гидроэлектромоторы, которые способны работать как в режиме генераторов, так и в режиме насосов. Во время ночного провала энергопотребления ГАЭС получает из энергосети дешёвую электроэнергию и расходует её на перекачку воды в верхний бьеф (насосный режим, см. гидроаккумулятор). Во время утреннего и вечернего пиков энергопотребления ГАЭС сбрасывает воду из верхнего бьефа в нижний, вырабатывает при этом дорогую пиковую электроэнергию, которую отдаёт в энергосеть (генераторный режим). Другими словами, ГАЭС используется для выравнивания суточной неоднородности графика электрической нагрузки. Плановые ремонты энергетических установок ГАЭС могут происходить вне зависимости от уровня нагрузки в ЭЭС. Из-за двойственной структуры, ГАЭС в программе представляется как ГЭС и добавляется в список электростанций.

Нагрузка ГАЭС добавляется к общей нагрузке зоны надёжности, в которой располагается электростанция.

Прочие накопители (супермаховики, аккумуляторные накопители и др.). Современные альтернативные способы хранения электроэнергии, но еще пока не получившие широкого распространения в промышленном использовании. Цели и основные принципы работы данных накопителей идентичны ГАЭС – накопление энергии в период просадок потребления и выдача в период пиковых нагрузок. При моделировании таких объектов необходимо учитывать физические и/или химические особенности работы накопителей, которые влияют на скорость выдачи энергии, максимальный возможный запас и т.д. Иная цель использования, лимит в выдаваемой мощности, иные режимы работы требуют дополнительных исследований, поэтому на текущий момент реализация работы данных агрегатов не отражена в программном комплексе.

Моделирование работы сети

Сетевое звено ЭЭС, а именно, топология системных связей, совокупности образующих их линий электропередачи образует структуру системы. ЛЭП характеризуется параметрами, включая, прежде всего, связанные с режимом работы и пропускными способностями. К первым относятся значения аварийности (неплановые ремонты), основанные на статистических данных для отдельных элементов или для оборудования такого же типа, и информация о выводах ЛЭП в плановые ремонты. На режимы выхода в плановый ремонт влияют регламенты, на аварийность комплекс факторов, таких как длина линий, оборудование подстанций, возраст и др. Ко вторым относятся значения напряжения, габаритов, длины линии и др. Также в процессе оценки балансовой надежности при оптимизации расчетных состояний системы по критерию минимума дефицита мощности важное значение имеет учет потерь мощности в сети. Наиболее верный учет потерь мощности при её передаче, наилучшим образом соответствующий физическим основам распределению активной мощности, это учет потерь

мощности, когда они прямо пропорциональны квадрату от передаваемой мощности по линиям электропередачи.

Использование понятие зоны надёжности при моделировании

Зона надежности представляет из себя ограниченную территорию, на которой располагается часть элементов ЭЭС. Соответственно зона надежности содержит определённое количество электрических станций и определённую нагрузку потребителей. Внутри зоны надежности не должно быть ограничений по пропускной способности ЛЭП во всех вероятных режимах работы системы. При оценке балансовой надежности показатели надежности определяются для каждой зоны надежности. В результате от адекватности применяемой расчетной модели зависит правильность оценки показателей надежности.

Использование зон надежности связано с упрощением структуры моделируемой ЭЭС, сокращением числа используемых отдельных объектов и направлено на повышение вычислительной эффективности расчётов. При выделении зон надежности необходимо обращать внимание на узкие места в структуре ЭЭС. В выделяемой зоне надежности не должно быть ограничений при передаче мощности в вероятных режимах.

В итоге, для использования в программном комплексе «Надёжность», должна быть сформирована расчетная модель ЭЭС в виде многозонной модели, включающая зоны надежности [107] и межзонные связи.

3.1.2. Реализация программного комплекса

Применение разработанной имитационной модели в реальных расчётах требует её реализации в виде программного комплекса, который позволяет не только вычислять необходимые параметры исследуемого процесса, но и предоставлять возможность работы с данными и пользовательским интерфейсом.

При разработке программного комплекса неизбежно возникает проблема выбора основных подходов для формирования архитектуры приложения, как совокупность важнейших решений об организации программной системы [108].

Одновременно возникает проблема комплексного развития конечного программного комплекса (расширяемость, масштабируемость) с минимальными затратами в будущем, а также расширению возможностей моделирования объекта приложения. Однако уровень влияния этих факторов в разработке программного комплекса должен ограничиваться целесообразностью поставленных задач, чтобы не допустить чрезмерного его усложнения и оверинжиниринга.

В данном разделе приводится описание и структура программного комплекса, предназначенного для оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло.

Подходы к разработке архитектуры программного комплекса

Архитектура программного комплекса является одной из важнейших элементов архитектуры системы и определяется на основе имитационной модели из предметной области, в рамках данной работы – модели оценки балансовой надёжности ЭЭС. В архитектуре большинства приложений лежит принцип разделения на модули/блоки с помощью декомпозиции предметной области, это позволяет развивать и масштабировать отдельные части приложения без затрагивания других, что делает его гибким. Для этого в зависимости от задач и контекста их применения применяются различные архитектурные паттерны проектирования, в том числе и их комбинации, тем не менее общей задачей для этих паттернов становится создание максимально независимых функциональных блоков.

Процесс декомпозиции проводится последовательно, на первом этапе разрабатываемое приложение разделяется на несколько функциональных подсистем с помощью архитектурных паттернов, таких как MVC (Model-View-Controller), MVP (Model-View-Presenter), MVVM (Model-View-ViewModel) [109] и др. Их первичная главная задача отделить бизнес-логику от представления.

1. Представление (пользовательский интерфейс) объединяет способы ввода и изменения данных о моделируемой системе, способы вывода данных о

расчёте и варианты их интерпретации (подведение статистики), выбор способов выполнения расчёта и доступ к их настройке.

2. Бизнес-логика определяет вопросы взаимодействия всех элементов приложения, отвечает за методы и алгоритмы обработки информации (включая обеспечивающие решение задачи), принципы работы с интерфейсом пользователя, организацию и принцип работы с данными и др.

На втором этапе выполняется функциональное разделение подсистем на модули. Основная решаемая задача разбивается на составляющие ее подзадачи, которые могут решаться/выполняться независимо друг от друга. Каждый модуль должен отвечать за решение какой-то подзадачи и выполнять соответствующую ей функцию, поэтому главным критерием качества декомпозиции является то, насколько модуль независим.

Наиболее популярным и используемым подходом (парадигмой) в процессе определения модулей является объектно-ориентированное программирование (ООП) [110]. Основные принципы структурирования в случае ООП связаны с различными аспектами базового понимания предметной задачи, которое требуется для оптимального управления соответствующей моделью и независимостью получаемых модулей (классов) за счёт основополагающих принципов подхода:

- Инкапсуляция – механизм сокрытия, позволяющий разграничивать доступ к различным компонентам программы. Напрямую связан с понятием абстракции.

- Абстракция – это использование только тех характеристик объекта, которые с достаточной точностью представляют его в данной системе. Основная идея состоит в том, чтобы представить объект минимальным набором полей и методов и при этом с достаточной точностью для решаемой задачи.

- Полиморфизм – свойство системы, позволяющее использовать объекты с одинаковым интерфейсом без информации о типе и внутренней структуре объекта. Напрямую связан с понятием наследования.

- Наследование – свойство системы, согласно которой абстрактный тип данных может наследовать данные и функциональность некоторого существующего типа

Архитектура программного комплекса

Реализация вышеперечисленных подходов при разработке программного комплекса приводит к формированию следующей архитектуры программного комплекса (рисунок 3.1):

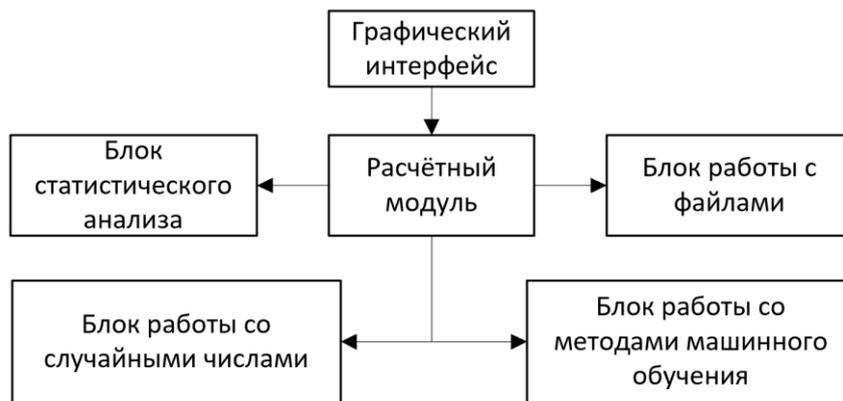


Рисунок 3.1 – Архитектура программного комплекса

Рассмотрим архитектуру более подробно:

1) Пользовательский интерфейс приложения. На текущий момент представляет собой прототип графического интерфейса пользователя и предоставляет возможность выбора схемы ЭЭС для расчёта, а также выполнить настройку параметров этого расчёта (рисунок 3.2).

Надёжность

Расчёт Утилиты

Путь до схемы: C:/MyFiles/ИСЭМ/Project/Program/Data/CUI ...

Задача: Оценка дефицита

Период расчёта (начало): 02.01.2022

Период расчёта (окончание): 15.01.2022

Число разыгрываний в час: 100

Точность расчёта [0, 1]: 0.05

Метод разыгрывания: ЛПТ

Метод оптимизации: NLP

Учёт ремонтов: Добавление к нагрузке

Метод расчёта: Стандартный

Учёт линий: По ПС линий

Путь до полной схемы: ...

Методика использования ML: Балансовый расчёт - мультирегрессия

Метод машинного обучения: RF-Class

Размер обучающей выборки: 30

Выгрузить схему

Выполнить срезы каждые 50

Выполнить расчёт

Рисунок 3.2 – Окно выбора параметров расчёта

2) Расчётный модуль. Определяет параметры и способы работы с имитационной моделью ЭЭС. Выполняет функции решения задач, связанных с оценкой балансовой надёжности ЭЭС. Алгоритм решения задачи с помощью стандартной методики представлен на рисунке 3.3.

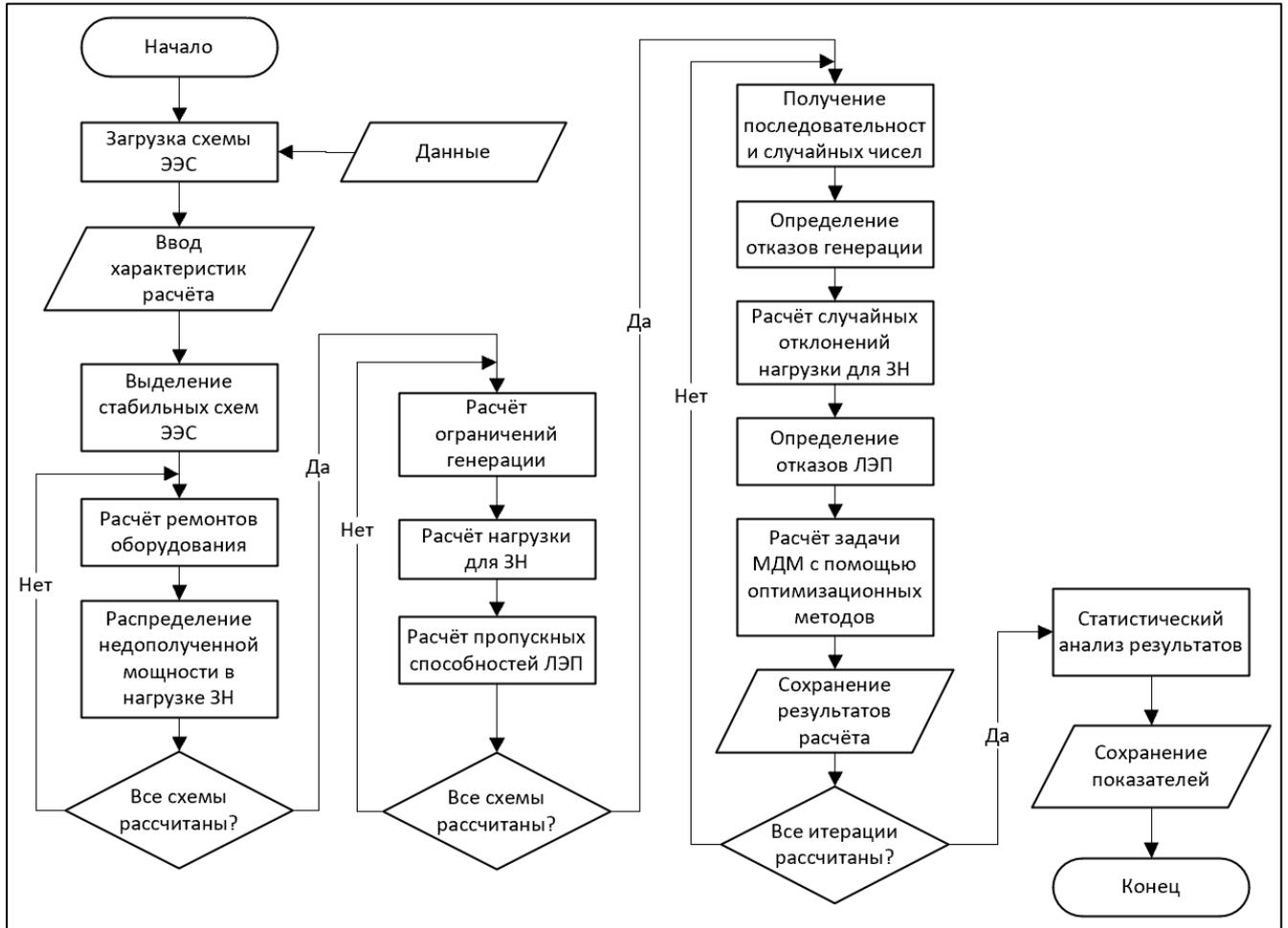


Рисунок 3.3 – Алгоритм решения задачи оценки балансовой надёжности

Реализация расчётного модуля применительно к программному комплексу сводится к декомпозиции имитационной модели на объекты исходя из особенностей предметной области. На рисунке 3.4 показана диаграмма классов, которые описывает структуру данных программного комплекса.

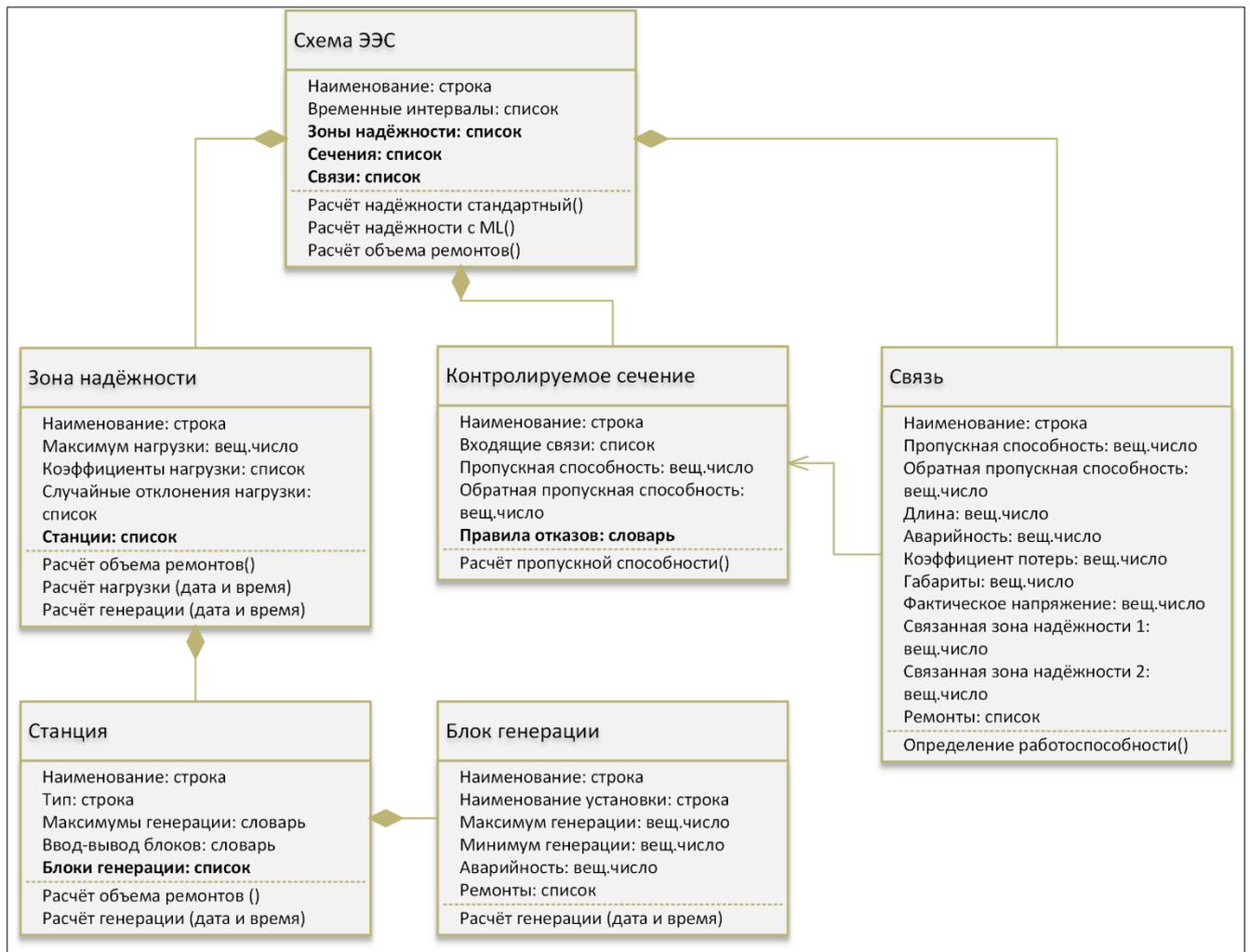


Рисунок 3.4 – Диаграмма классов имитационной модели в программном комплексе

По данной схеме видно, что она полностью отражает реальное физическое разделение объектов из предметной области. Система включает только те данные, что необходимы для выполнения расчёта показателей балансовой надёжности за заданный интервал времени.

3) Блок работы с файлами. Отвечает за работу с файлами, выполняет загрузку и выгрузку схем ЭЭС, выгрузку параметров и результатов расчёта балансовой надёжности ЭЭС.

4) Блок генерации случайных чисел. Отвечает за генерацию случайных чисел для использования в расчётном модуле.

5) Блок работы с методами машинного обучения. Отвечает за решение задач машинного обучения и использование методов машинного обучения.

б) Блок статистического анализа данных. Выполняет статистический анализ результатов расчёта, расчёт показателей балансовой надёжности за различные временные интервалы расчёта, вывод различных графиков.

3.2. Характеристика тестовых и реальных схем ЭЭС для расчёта надёжности

При оценке балансовой надёжности ЭЭС ключевым вопросом для оценки правильности работы и эффективности методов для оценки надёжности и их модификаций является точность и качество используемых тестовых схем ЭЭС. Их можно поделить на два класса – синтетические и реальные схемы.

Первый класс ЭЭС формируется искусственно в соответствии с целями и задачами предполагаемых вычислений, схема может целенаправленно быть избыточной или дефицитной, состоять из одного типа генераторов с заданными свойствами и т.д., вариации безграничны. С помощью данного класса схем определяется качество работы алгоритма или его части и соответствие результатов ожиданиям. Часто, для таких схем, известны все характеристики и свойства, таким образом, получаемые в расчётах решения можно сравнить с эталонными, заранее известными.

Искусственные ЭЭС, как правило, моделируются самими исследователями в рамках своих работ для проверки выдвигаемых методов и предположений, однако, существуют схемы, созданные специально для сравнения алгоритмов, решающих одни классы задач. Таким образом появляется возможность их сравнивать, получать объективную и независимую оценку. При решении задач, связанных с надёжностью ЭЭС, широкое распространение получила система IEEE RTS-96 [111], разработанная в 1999 году, как развитие тестовой системы RTS-79 С. Grigg, Р. Wong и другими исследователями.

Второй класс ЭЭС формируется как цифровая модель на основании реальных данных рассматриваемой ЭЭС или её части. Как правило данный класс схем используется в двух случаях. Первое, это непосредственно практический расчёт

ЭЭС для определения её физических характеристик. Второе, что схоже с тестовыми эталонными схемами, это оценка разрабатываемого алгоритма на качество работы при условии известных свойств системы и возможности сравнить полученный результат. Наибольшей сложностью при использовании реальных схем ЭЭС является получение их достоверных необходимых характеристик. Как правило, многие генерирующие, сетевые и распределительные компании скрывают или искажают свои данные, особенно те, которые носят отрицательный характер. Такие показатели, как аварийность блоков генерации, стоимость обслуживания, частота выхода в ремонт являются важными при оценке надёжности, но в силу определенных причин, наиболее скрываемыми генерирующими компаниями. Тем не менее расчёт реальных систем наиболее показателен при разработке новых методов и алгоритмов.

3.3. Тестовые схемы, использованные в данной работе

В данной работе, при тестировании программного комплекса и использованных в нём решений, применяются схемы, относящиеся, как к первому, синтетическому, так и второму, реальному классу схем ЭЭС. В первом случае используется простейшая трёхузловая система (представлена на рисунке 3.5) и система RTS-96, состоящей из 24 узлов (представлена на рисунке 3.6). Характеристики обеих систем представлены в приложении А.

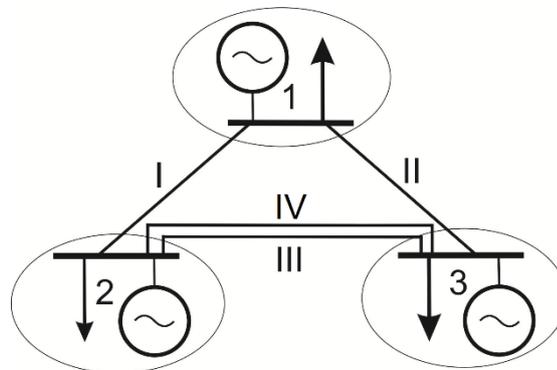


Рисунок 3.5 – Схема исследуемой трёхузловой ЭЭС

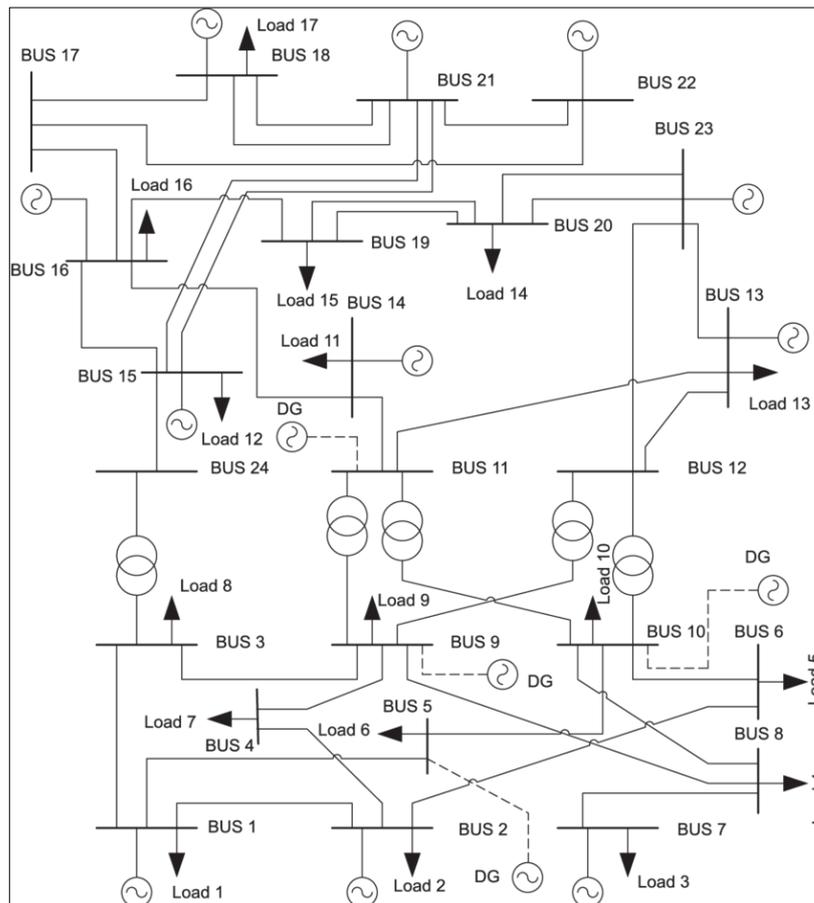


Рисунок 3.6 – Схема исследуемой ЭЭС RTS-96

Данные схемы являются небольшими, поэтому будут рассматриваться без деления на зоны надёжности.

Во втором случае представлена реальная схема ЭЭС – схема ЕЭС России (рисунок 3.7). Данные о характеристиках и составе генерации, связей, величины нагрузки и другие, необходимые для расчёта, показатели взяты из схем и программ перспективного развития ЕЭС (СИПР) за 2010-2021 годы [112-115].

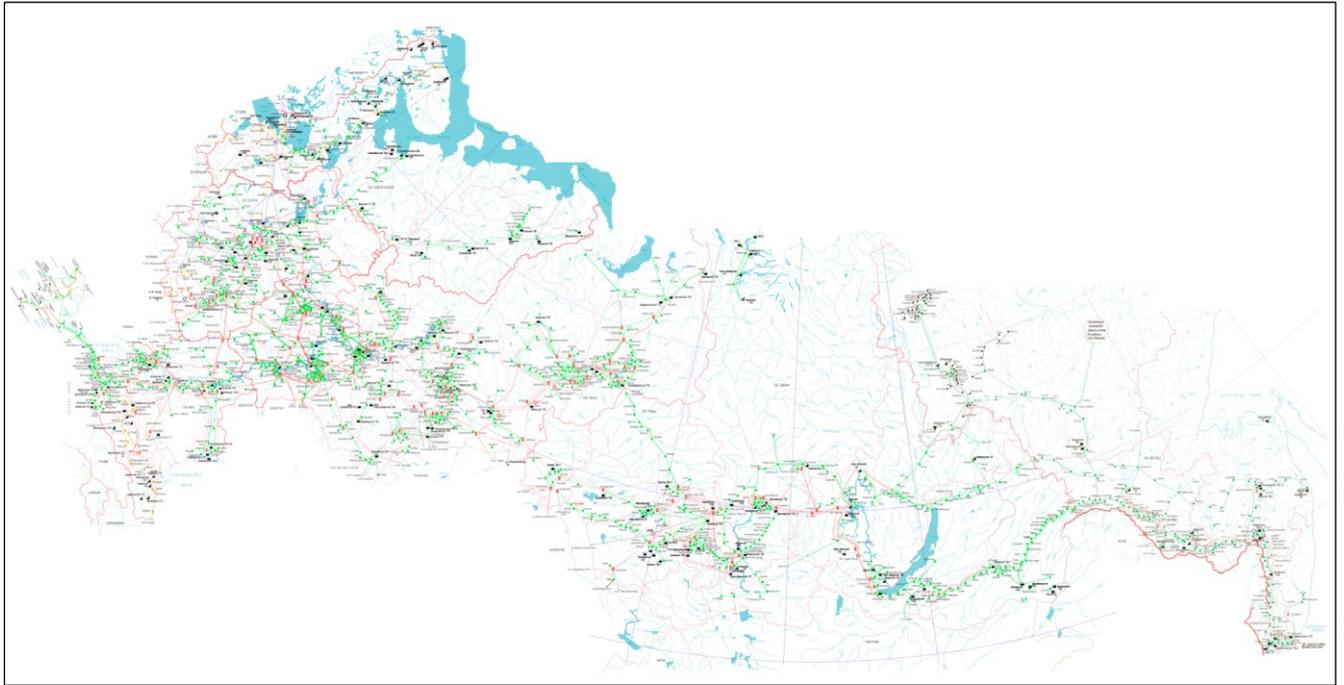


Рисунок 3.7 – Схема исследуемой ЭЭС России.

Единая энергетическая система России (ЕЭС России) состоит из 71 региональных энергосистем, которые, в свою очередь, образуют 7 объединенных энергетических систем: Востока, Сибири, Урала, Средней Волги, Юга, Центра и Северо-Запада. Все энергосистемы соединены межсистемными высоковольтными линиями электропередачи напряжением 220-500 кВ и выше и работают в синхронном режиме (параллельно). В электроэнергетический комплекс ЕЭС России входит 880 электростанций мощностью свыше 5 МВт каждая.

Учитывая большую размерность системы и особенности её административного деления, она была разделена на зоны надёжности. Схема ЕЭС России, представленная в виде 106 зон надёжности, показана на рисунке 3.8.

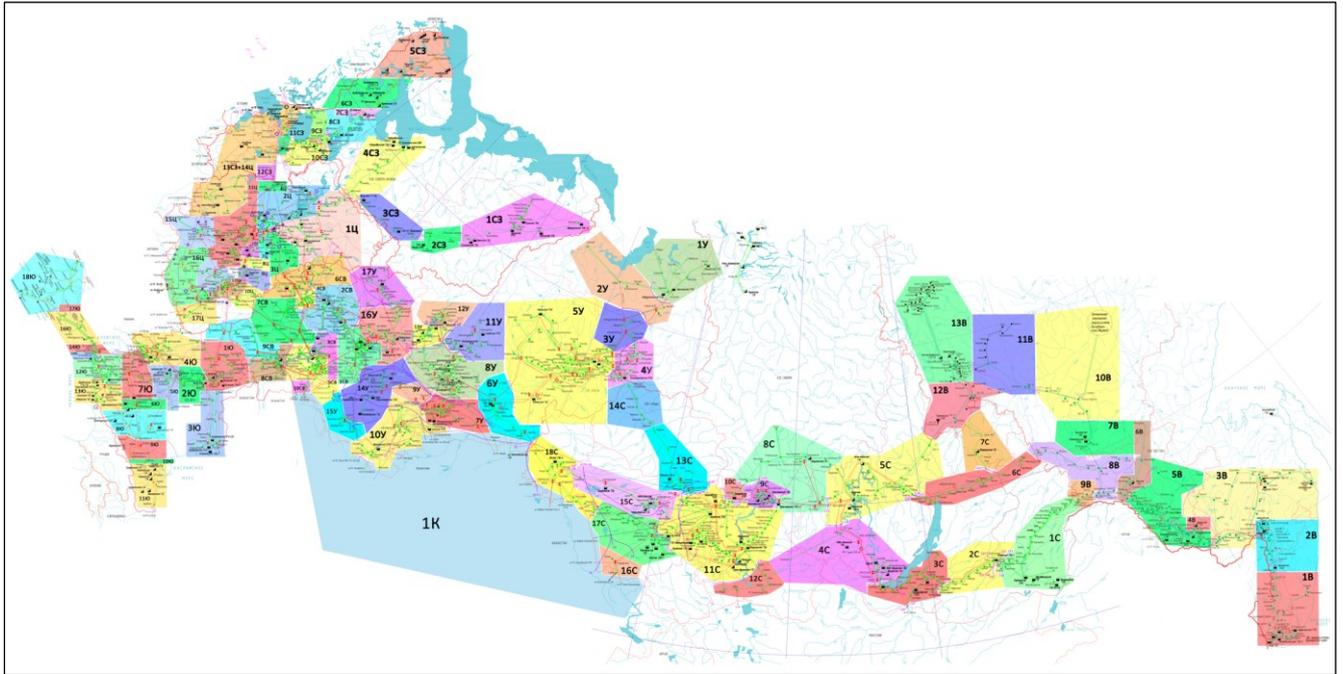


Рисунок 3.8 – Зональная схема исследуемой ЕЭС России.

В зональную схему ЕЭС России также добавлен Казахстан так как значительный транзит энергии проходит по территории этой страны, она выделена отдельной зоной. Характеристики каждой зоны, а именно состав генерации с характеристиками, графики и максимумы нагрузки, сетевой состав представлены в приложении А.

Использование трёх схем разной структуры, размерности и состава оборудования в расчётах позволяет оценивать работу предлагаемых методов с учётом масштабируемости. Это позволит определить зависимость эффективности методов от сложности рассматриваемых ЭЭС в целом, что позволит сделать более точные выводы по их работе в реальных задачах.

3.4. Экспериментальные исследования

3.4.1. Условия выполнения экспериментальных расчётов

Для оценки предлагаемых подходов и выбора наиболее эффективных методов генерации случайных чисел и методов машинного обучения необходимо

провести серию расчётов систем ЭЭС в программном комплексе «Надёжность» [1,2].

Оценка эффективности исходит из того, что при использовании метода Монте-Карло возможно получить только приближенный результат, близкий к искомому. Причём искомый результат неизвестен и определить погрешность результата расчёта не представляется возможным. Поэтому сравнительный анализ эффективности подходов строится на формуле ошибки вычислений при расчёте методом Монте-Карло (2.5), результат вычисления которой зависит от дисперсии случайной величины и числа испытаний. Таким образом, как и было сказано в разделе 2.4 скорость и точность у метода Монте-Карло взаимосвязаны.

Выполнение расчёта оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло выполняется до достижения критерия останова, которым служит уменьшение ошибки вычислений до порогового значения. На это влияют следующие два показателя, согласно формуле (2.5):

- 1) Время на выполнение операции (расчёт одной итерации);
- 2) Скорость сходимости.

Данные характеристики тоже взаимосвязаны – общие затраты времени на работу алгоритма определяются временем, которое затрачивается на расчёт до достижения точки останова по точности. Чем выше скорость сходимости, тем на меньшей итерации достигается точка останова. Чем выше скорость расчёта одной итерации, тем быстрее выполняется расчёт в целом. Таким образом данные показатели напрямую отражают эффективность работы подходов и на их основе будет выполняться сравнение.

Оценка балансовой надёжности ЭЭС заключается в получении показателей надёжности, описанных в разделе 1.1.2. При их рассмотрении можно обнаружить, что математическое ожидание дефицитов мощности, математическое ожидание недоотпуска электроэнергии и вероятность бездефицитной работы являются взаимосвязанными величинами. Поэтому для анализа предлагаемых подходов достаточным будет сравнение только математического ожидания дефицитов мощности. Этот показатель вычисляется для каждого узла (зоны надёжности) ЭЭС,

сумма таких показателей формирует математическое ожидание дефицита ЭЭС (системный дефицит). Таким образом системный дефицит отражает величины всех дефицитов в системе и может быть использован как основной показатель, отражающий результаты решения задачи оценки балансовой надёжности ЭЭС, при выполнении экспериментальных расчётов.

На первом этапе экспериментальных исследований будет рассмотрен подбор генератора случайных чисел и определен класс наиболее оптимального генератора. На втором этапе будет рассмотрена модификация методики расчёта с помощью машинного обучения, применены методы классификации, регрессии и многозадачной регрессии. В рамках расчёта будут также определены наиболее эффективные методы машинного обучения для решения поставленной задачи.

В расчётах будут использованы представленные выше схемы ЭЭС – простейшая трёхзонная, IEEE RTS-96 и реальная ЕЭС России. Таким образом будет рассматриваться вопрос масштабируемости метода и предлагаемых методик.

Расчёты тестовых схем в программном комплексе «Надёжность» и сравнения результатов будут проводиться при условиях, указанных в таблице 3.1.

Таблица 3.1. Используемая для оценки система.

Версия Python	3.8
Операционная система	Windows 10 x64
Процессор	Intel i7 8700K
Оперативная память	16 Гб

3.4.2. Оценка генераторов случайных последовательностей

Для сравнения качества генерируемых последовательностей были произведены расчёты дефицита мощности для тестовых схем ЭЭС в программном комплексе «Надёжность» – трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и схеме ЕЭС России. Была проведена серия опытов оценки балансовой надёжности с определением м.о. дефицита мощности для 10000 состояний одного режима для каждой схемы, при этом был выбран режим один из наиболее дефицитных часов года. Результаты расчётов представлены на рисунках 3.9, 3.10 и 3.11 для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЕЭС России соответственно.

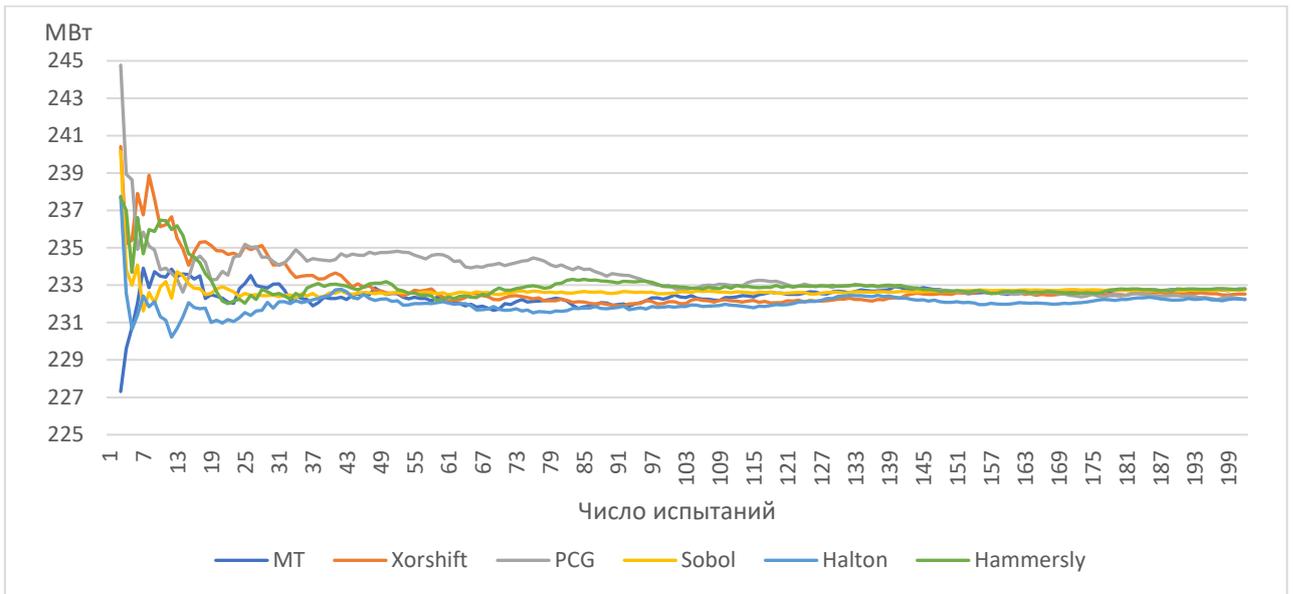


Рисунок 3.9 – Математическое ожидание дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме.

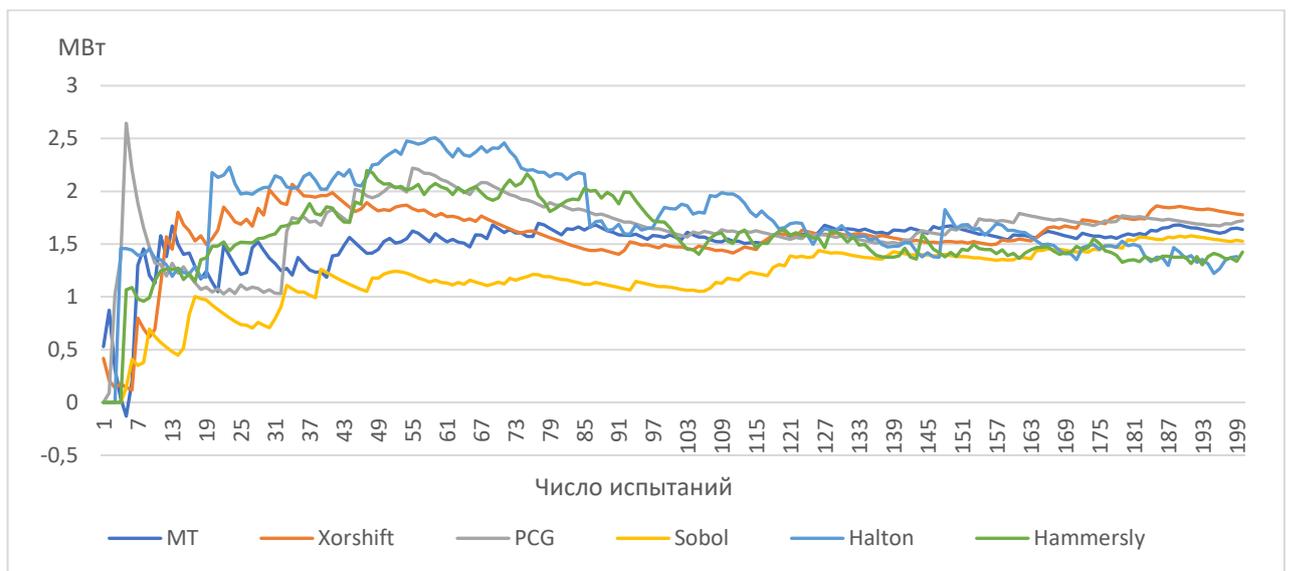


Рисунок 3.10 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме RTS-96.

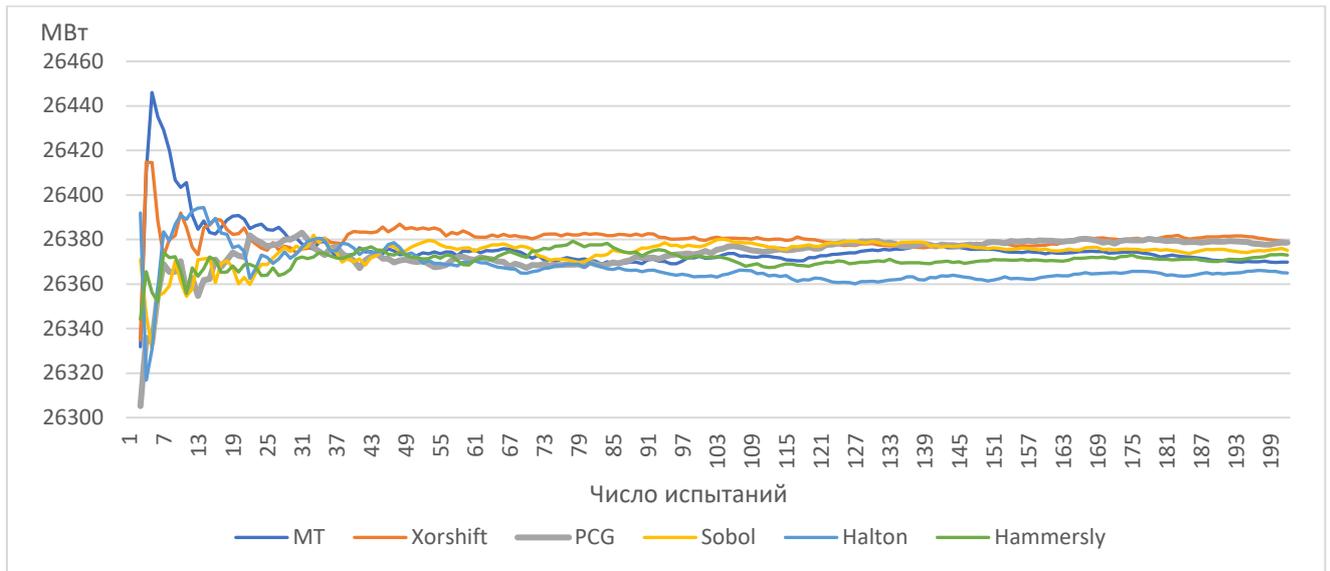


Рисунок 3.11 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме ЕЭС России.

Сравнение работы генераторов выполняется по следующим критериям:

1) *Время выполнения расчёта.* Время расчёта для каждой из схем и генераторов представлен в таблице 3.2.

Таблица 3.2. Время расчёта 10000 состояний одного режима для каждой схемы (сек.).

Тип	ГПСЧ			LDS		
	Вихрь Мерсенна	PCG	Xorshift	ЛП _т	Холтон	Хаммерсли
Трёхузловая схема	17,63	23,55	23,84	25,47	38,09	48,18
RTS-96	55,15	56,19	56,861	58,69	71,28	76,94
ЕЭС России	310,42	341,17	325,91	343,15	360,04	362,32

Как видно по таблице, выполнение расчёта с использованием генераторов квазислучайных чисел выполняется значительно медленнее, чем при использовании псевдослучайных чисел, но с ростом размерности схемы разница становится менее выраженной. Наиболее быстродействующим методом из квазислучайного блока показал себя ЛП_т, скорость получения последовательностей при котором наиболее быстрая из LDS подходов благодаря алгоритму Антонова и Салеева [54].

2) *Скорость сходимости.* Для определения скорости сходимости воспользуемся логикой формулы 2.11, которая используется для определения

ошибки вычислений при расчёте методом Монте-Карло. Ошибка вычислений в данном случае прямо пропорциональна дисперсии реализаций случайных величин и обратно числу реализаций (испытаний). Построим графики зависимости дисперсии от числа испытаний для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЕЭС России. Результаты представлены на рисунках 3.12, 3.13 и 3.14 соответственно.

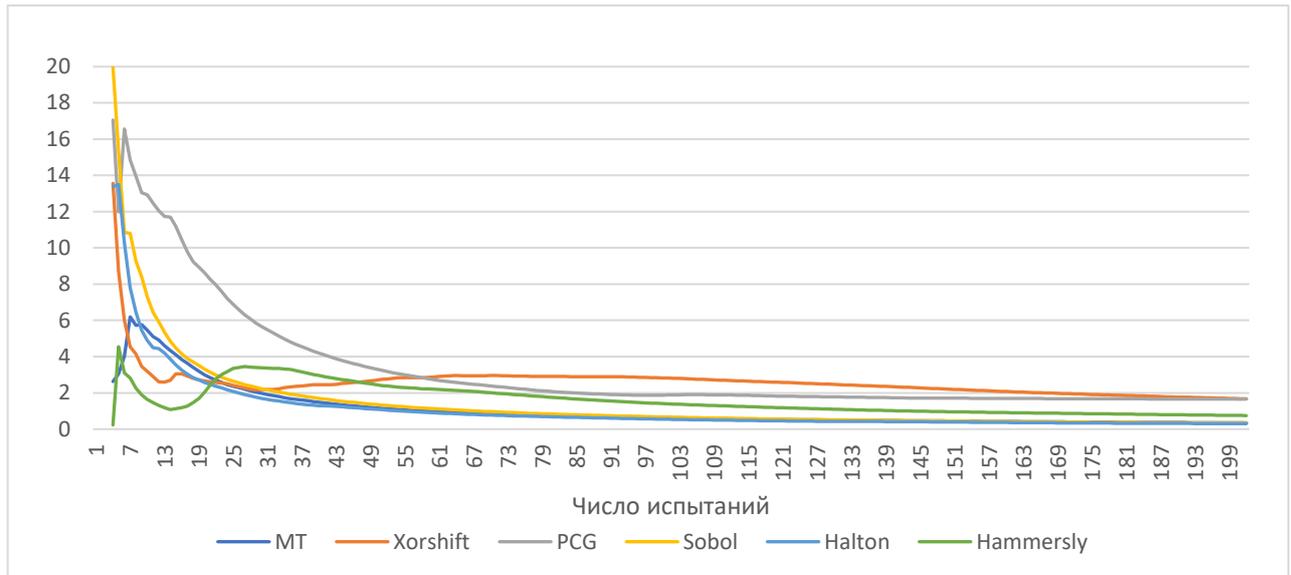


Рисунок 3.12 – Дисперсия значений дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме.

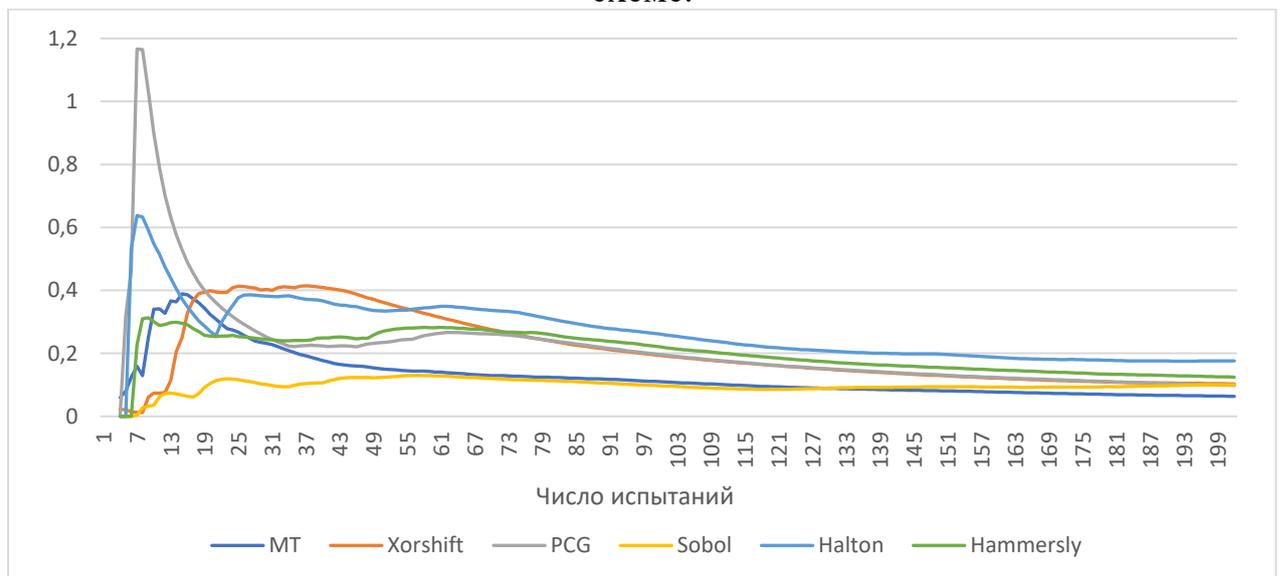


Рисунок 3.13 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме RTS-96.

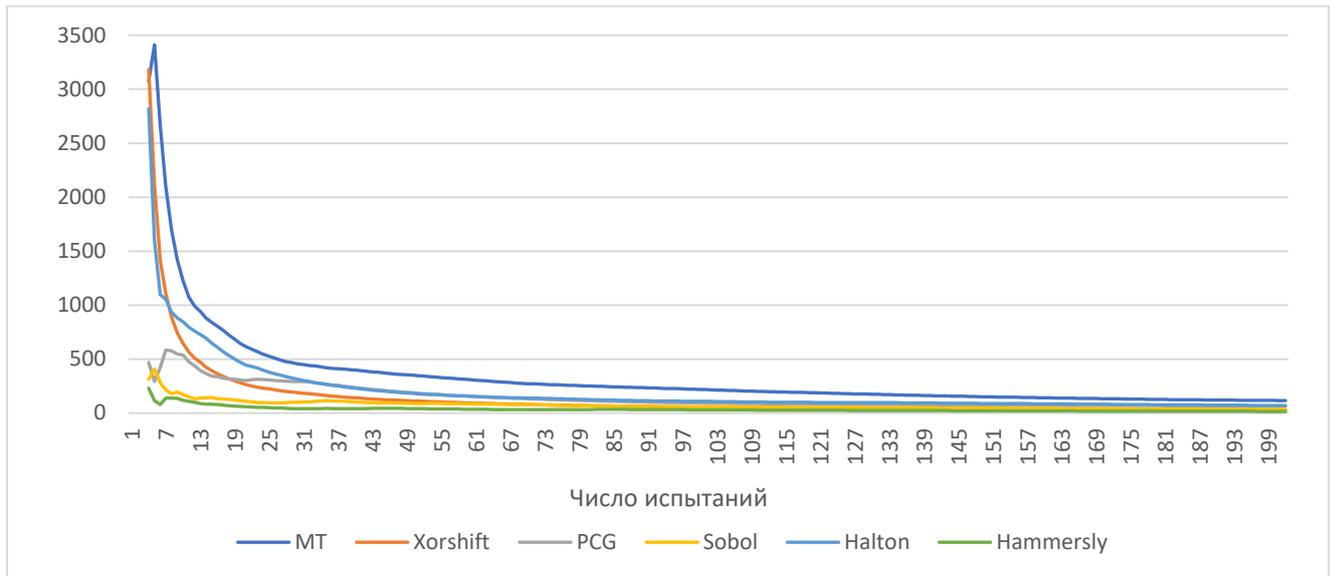


Рисунок 3.14 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме ЕЭС России.

Визуальный анализ представленных графиков показывает, что LDS методы быстрее стабилизируются, что может говорить о их преимуществе – постоянство убывания дисперсии позволяет автоматически завершить расчёты при достижении интересующей точности результата (критерия останова), это преимущество отмечалось и в других работах, например, в [4]. Для более детального анализа рассмотрим число состояний, которые были рассчитаны до достижения критерия останова и время, необходимое для этого. Данные представлены в таблице 3.3

Таблица 3.3. Число испытаний и время расчёта математического ожидания дефицита мощности одного режима до достижения критерия останова для каждой схемы (сек.).

Система	Класс метода	ГПСЧ			LDS		
		МТ	PCG	Xorshift	ЛПт	Холтон	Хаммерсли
Трёхузловая схема	Число испытаний	900	1550	800	950	850	450
	Время расчёта	1,587	3,65	1,907	2,42	3,234	2,169
RTS-96	Число испытаний	2450	3000	3250	2150	3700	2950
	Время расчёта	13,5	16,86	18,48	12,62	26,37	22,7
ЕЭС России	Число испытаний	10000	7700	5950	4700	8500	4900
	Время расчёта	310,42	262,7	193,84	161,29	306,03	177,54

Как видно из таблицы использование генератора квазислучайных чисел (LDS) позволяет быстрее достичь значения критерия останова при расчёте, не смотря на более медленную генерацию последовательности чисел. Это подтверждает теоретические выкладки, описанные в разделе 1.5.2. При этом с

ростом сложности ЭЭС разница между ГПСЧ и LDS возрастает. Так, при расчёте трёхузловой схемы ГПСЧ выполняют расчёт быстрее на 26%, но расчёт ЭЭС России даёт обратную картину, здесь LDS методы дают прирост в 17% по сравнению с наиболее эффективным ГПСЧ Xorshift. Учитывая тот факт, что потребность в повышении вычислительной эффективности, в первую очередь, возникает у сложных схем, где выполнение расчёта может занимать значительное время, можно сделать вывод, что LDS методы и, в первую очередь, генератор ЛП_t-последовательностей, повышают эффективность расчёта оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло.

Исходя из вышесказанного можно сделать следующие выводы – использование метода квази-Монте-Карло при оценке балансовой надёжности ЭЭС позволяет добиться более эффективного и точного получения результатов расчёта за счёт сокращения числа анализируемых случайных состояний системы, при этом учитывается, что формирование одного случайного состояния ЭЭС с использованием LDS занимает незначительно больше времени, чем при использовании ГПСЧ.

3.4.3. Применение методов машинного обучения

На втором этапе испытаний была проверена эффективность методик модернизации метода оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло с помощью методов машинного обучения. Для этого были проведены аналогичные первому этапу расчёты и оценено быстродействие и полнота работы программы при использовании различных подходов в методах машинного обучения (задачей классификации, задачей регрессии, многозадачной регрессией) и самих алгоритмов.

Соотношение обучающей выборки для каждого из расчётных случаев составило 20% от общего числа состояний. При использовании методов машинного обучения подбор параметров моделей осуществлялся при отслеживании значения метрики AUC ROC [55] при проведении пятикратной кросс-валидации. В методе

опорных векторов варьировался штраф C (см. функционал в 1.6.7). Для метода случайного леса подбиралась глубина деревьев и количество рассматриваемых случайных признаков при проведении расщепления.

3.4.3.1. Решение с помощью методов классификации

Модернизация методики оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло с помощью задачи классификации, как было сказано в разделе 2.6 заключается в разделении общего количества случайно сгенерированных состояний ЭЭС на две подвыборки – в первой получение системного дефицита происходит стандартным способом с помощью оптимизационных методов. По ней формируется обучающая выборка с бинарными ответами, если дефицит системы положительный, то ответ равен единице, в противном случае нулю. На основании обучающей выборки строит алгоритм классификации. Определение дефицита для второй подвыборки выполняется с помощью алгоритма классификации – если состояние помечается как бездефицитное, то необходимости в обращении к методам оптимизации нет, если же состояние дефицитное, то с помощью методов оптимизации определяется величина этого дефицита.

При решении задачи классификации используется дисбаланс весов класса – дефицитному состоянию отдаётся большее предпочтение при прогнозировании. Таким образом, снижается доля ложноотрицательных ответов алгоритма, что повышает его точность. Под ложноотрицательным ответом понимается неверная пометка случайного состояния ЭЭС как бездефицитного.

Особенностью применения задачи классификации является необходимость присутствия как дефицитных, так и бездефицитных состояний в обучающей выборке. По результатам предыдущих расчётов было определено, что в трёхузловой системе и в системе ЭЭС России для дефицитного часа не наблюдаются бездефицитные режимы, таким образом, для оценки методики и определения наиболее эффективного метода машинного обучения был произведен расчёт дефицита мощности только для тестовой схемы ЭЭС RTS-96 в программном комплексе «Надёжность». Была проведена серия опытов оценки балансовой

надёжности с определением математического ожидания дефицита мощности для 10000 состояний одного режима. Результаты расчёта представлены на рисунке 3.15.

Время расчёта и число состояний, помеченных классификатором как бездефицитные (состояния, расчёта которых не понадобилось) представлено в таблице 3.4. В таблице учитывается время, затраченное на формирование обучающей выборки, обучение моделей и подбор параметров.

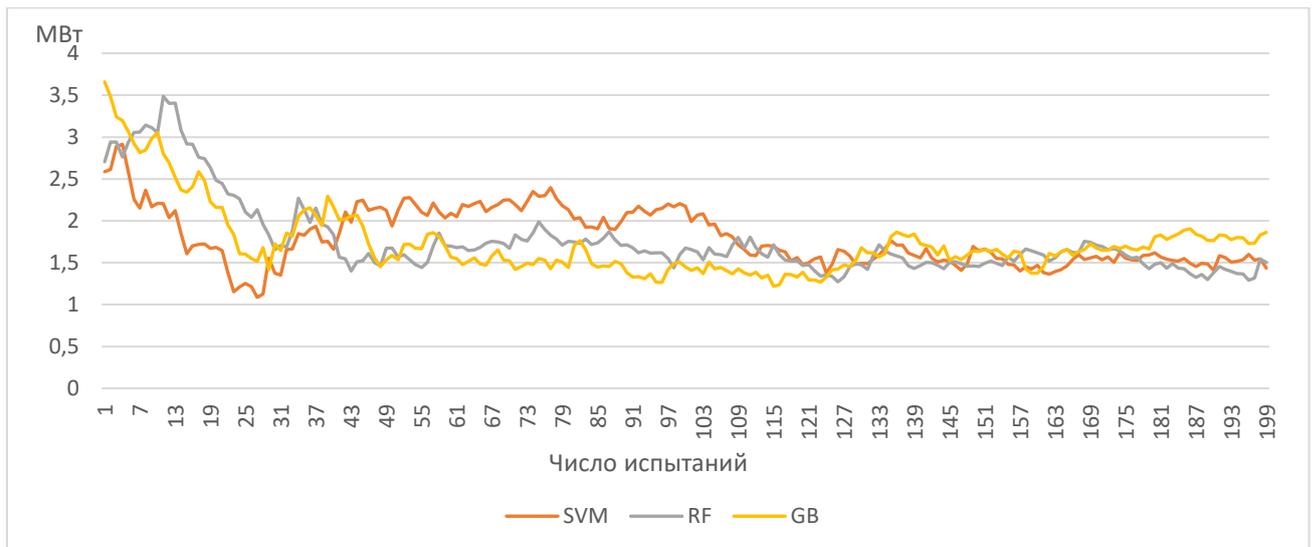


Рисунок 3.15 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме RTS-96. (SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

Этапы сравнения работы методов:

1) *Время выполнения расчёта.* Время расчёта и число состояний, помеченных классификатором как бездефицитные (состояния, расчёта которых не понадобилось) представлено в таблице 3.4. В таблице учитывается время, затраченное на формирование обучающей выборки, обучение моделей и подбор параметров.

Таблица 3.4. Время работы алгоритмов и число нерасчитываемых бездефицитных состояний при расчёте 10000 состояний системы RTS-96.

Метод ML	Время работы (сек.)	Число нерасчитываемых состояний
Стандартный расчёт без ML	56,86	-
Метод опорных векторов (SVM)	48,69	8865
Случайный лес (RF)	72,45	8702
Градиентный бустинг (GB)	31,58	8618

Как видно из полученных результатов, использование задачи классификации значительно сокращает время выполнения расчётов. Наилучшие результаты при этом показал градиентный бустинг.

2) *Скорость сходимости.* Построим графики зависимости дисперсии от числа испытаний для схемы IEEE RTS-96. Результат представлен на рисунке 3.16.

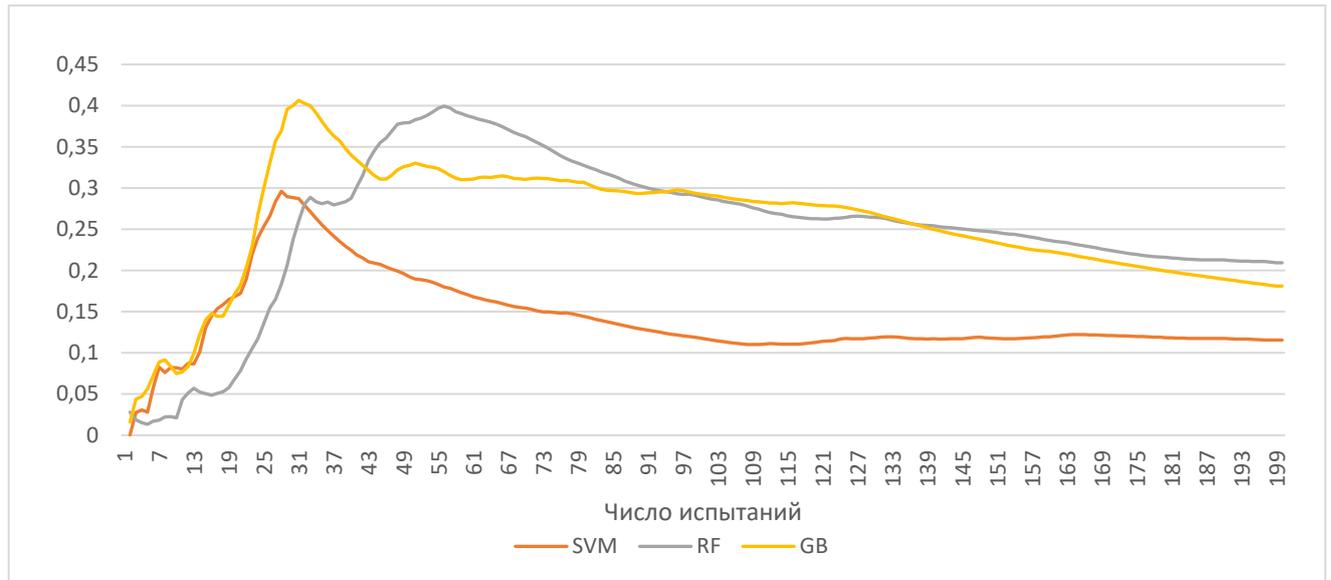


Рисунок 3.16 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме RTS-96. (SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

На графике отчетливо видно, что метод опорных векторов (SVM) обладает меньшей дисперсией при том же числе итераций. Это говорит о том, что данный метод имеет более высокую скорость сходимости, что позволяет достичь критерия останова на более ранней итерации.

3) *Точность классификации.* Для повышения точности общего анализа методов в таблицу 3.5 сведены показатели метрик точности для каждого из алгоритмов.

Таблица 3.5. Значения метрик качества модели на отложенной выборке.

Метод ML	Средняя доля правильных ответов (Accuracy)	F1-метрика
Метод опорных векторов (SVM)	0,8945	0,9130
Случайный лес (RF)	0,9482	0,9650
Градиентный бустинг (GB)	0,9565	0,988

Данные в таблице показывают, что градиентный бустинг выполняет более точное прогнозирование на отложенной выборке, иными словами, он реже ошибается.

Подытоживая вышесказанное можно отметить, что методика модернизации метода определения дефицита мощности с помощью методов классификации позволяет повысить эффективность расчёта. При этом наибольшую эффективность с точки зрения времени работы и точности показывает градиентный бустинг. В то же время по скорости сходимости он уступает методу опорных векторов. Однако существует несколько существенных недостатков, которые препятствуют применению методов классификации:

1) Обучающая выборка должна содержать в себе как примеры с отрицательными (бездефицитными), так и с положительными (дефицитными) ответами, то есть с примерами из двух классов, в противном случае построение алгоритма машинного обучения будет невозможно. Этого легко достичь при работе с крупными ЭЭС и длительными интервалами расчёта, однако, это может быть значительной трудностью при работе с малыми схемами или бездефицитными схемами.

2) При расчёте показателей балансовой надёжности требуется получение не только системного дефицита, но и дефицита в отдельных узлах, а также перетоков мощности в связях. Это можно получить при решении задачи оптимизации, но невозможно при применении задачи классификации.

3.4.3.2. Решение с помощью методов регрессии

Модернизация методики оценки балансовой надёжности методом Монте-Карло с помощью регрессионного анализа, как и в случае с задачей классификации, заключается в разделении общего количества случайно сгенерированных состояний ЭЭС на две подвыборки – в первой получение системного дефицита происходит стандартным способом с помощью оптимизационных методов. По ней формируется обучающая выборка с вещественными ответами – величиной системного дефицита. На основании обучающей выборки строится алгоритм

регрессии. Определение дефицита для второй подвыборки выполняется с помощью алгоритма регрессии без обращения к более затратным оптимизационным методам.

Для оценки методики и определения наиболее эффективного метода машинного обучения для данного подхода были произведены расчёты дефицита мощности для тестовых схем ЭЭС в программном комплексе «Надёжность» – трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и схеме ЭЭС России. Была проведена серия опытов оценки балансовой надёжности с определением м.о. дефицита мощности для 10000 состояний одного режима для каждой схемы, при этом был выбран режим один из наиболее дефицитных часов года. Результаты расчётов представлены на рисунках 3.17, 3.18 и 3.19 для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЭЭС России соответственно.

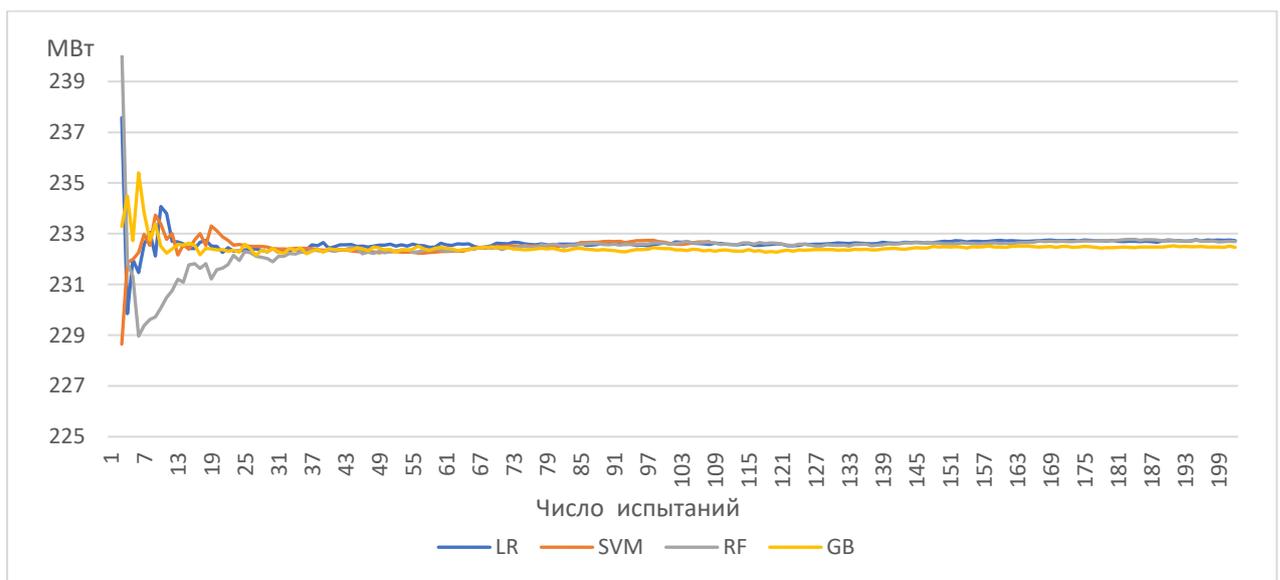


Рисунок 3.17 – Математическое ожидание дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

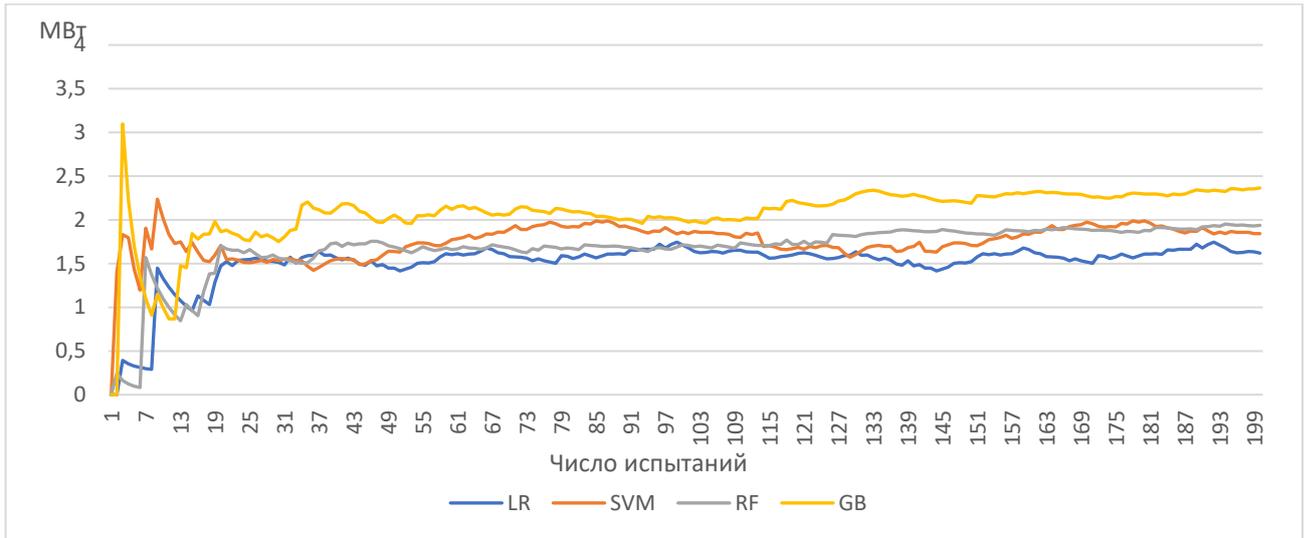


Рисунок 3.18 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме RTS-96. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

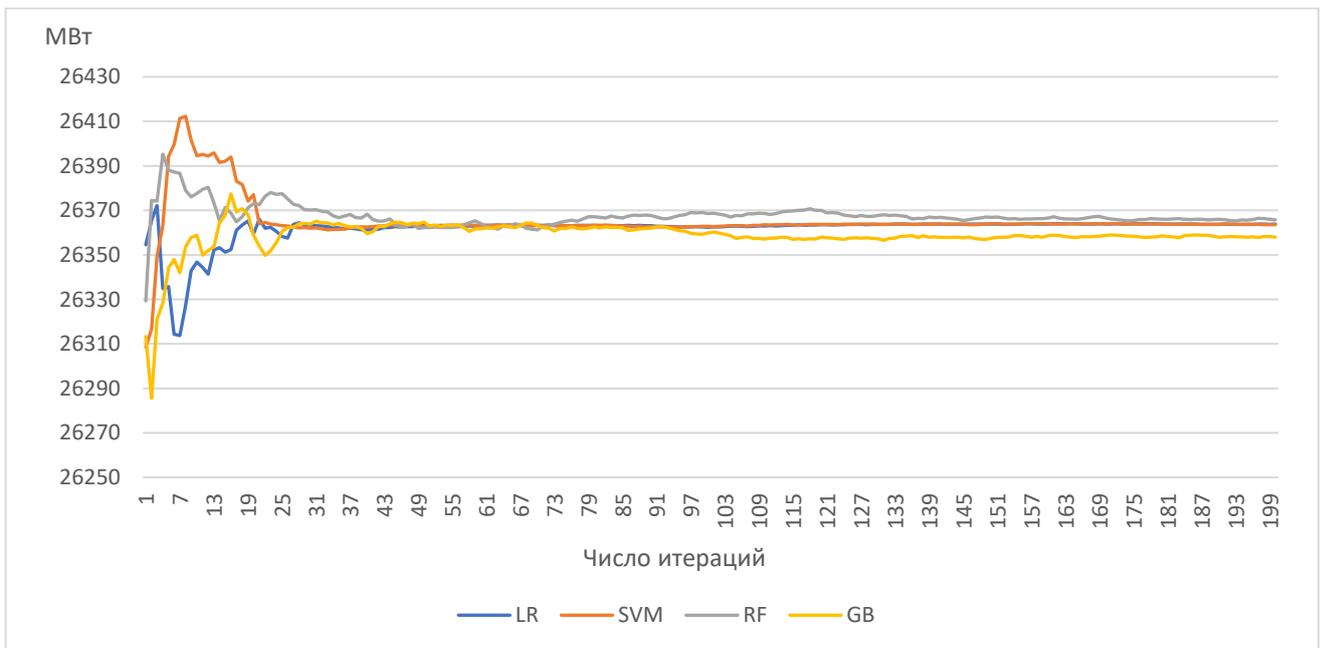


Рисунок 3.19 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме ЕЭС России. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

Сравнение работы методов машинного обучения выполняется по следующим критериям:

1) *Время выполнения расчёта.* Время расчёта для каждой из схем и генераторов представлены в таблицах 3.6, 3.7, 3.8, при этом учитывается время,

затраченное на формирование обучающей выборки, обучение моделей и подбор параметров.

Таблица 3.6. Время работы алгоритмов при расчёте тестовой трёхузловой системы.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	25,47
Линейная регрессия	25,8
Метод опорных векторов (SVM)	27,82
Случайный лес (RF)	73,84
Градиентный бустинг (GB)	25,48

Таблица 3.7. В Время работы алгоритмов при расчёте системы RTS-96.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	56,86
Линейная регрессия	24,19
Метод опорных векторов (SVM)	97,41
Случайный лес (RF)	72,09
Градиентный бустинг (GB)	26,92

Таблица 3.8. Время работы алгоритмов при расчёте системы ЕЭС России.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	373,15
Линейная регрессия	134,58
Метод опорных векторов (SVM)	183,16
Случайный лес (RF)	232,05
Градиентный бустинг (GB)	147,78

Как видно по таблице, использование задачи регрессии значительно сокращает время выполнения расчётов в целом. Так, наиболее быстрыми оказываются простой метод линейной регрессии и градиентный бустинг, причем это происходит со всеми тремя схемами, что говорит о сохранении тенденции. Скорость работы этих методов выше почти в 2 раза по сравнению с обычным расчётом в системе RTS-96 и ЕЭС России, однако, экономия времени в трёхзонной схеме отсутствует вовсе. Это может говорить о повышении эффективности с ростом сложности рассматриваемой ЭЭС.

2) *Скорость сходимости.* Построим графики зависимости дисперсии от числа испытаний для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЕЭС России. Результаты представлены на рисунках 3.20, 3.21 и 3.22 соответственно.

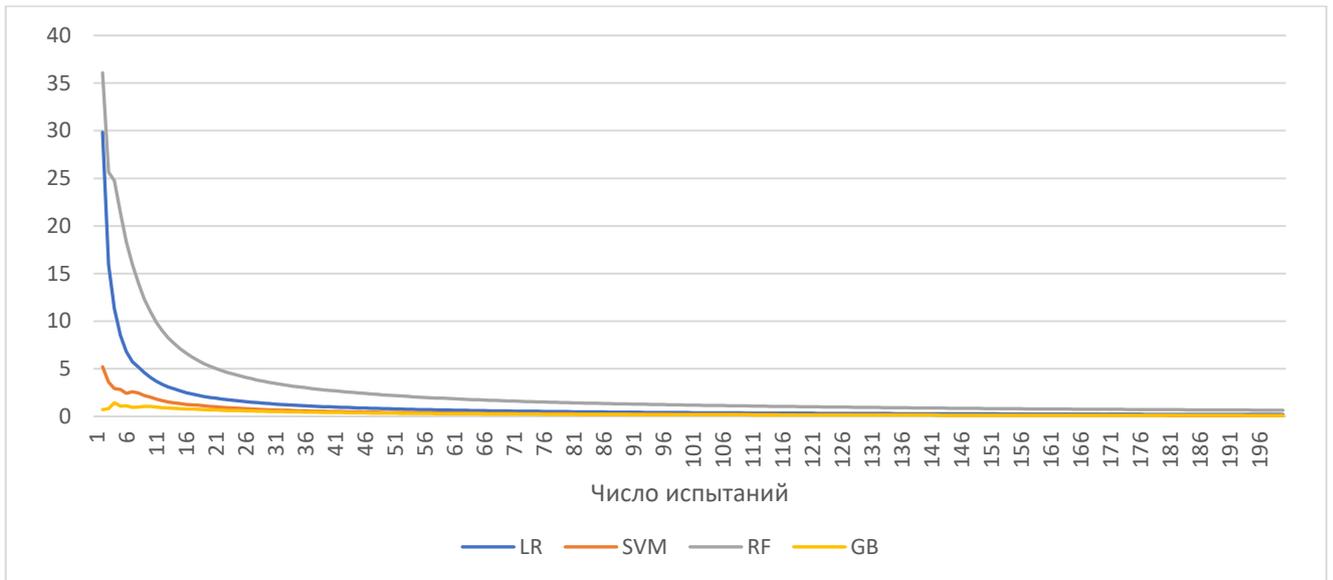


Рисунок 3.20 – Дисперсия значений дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

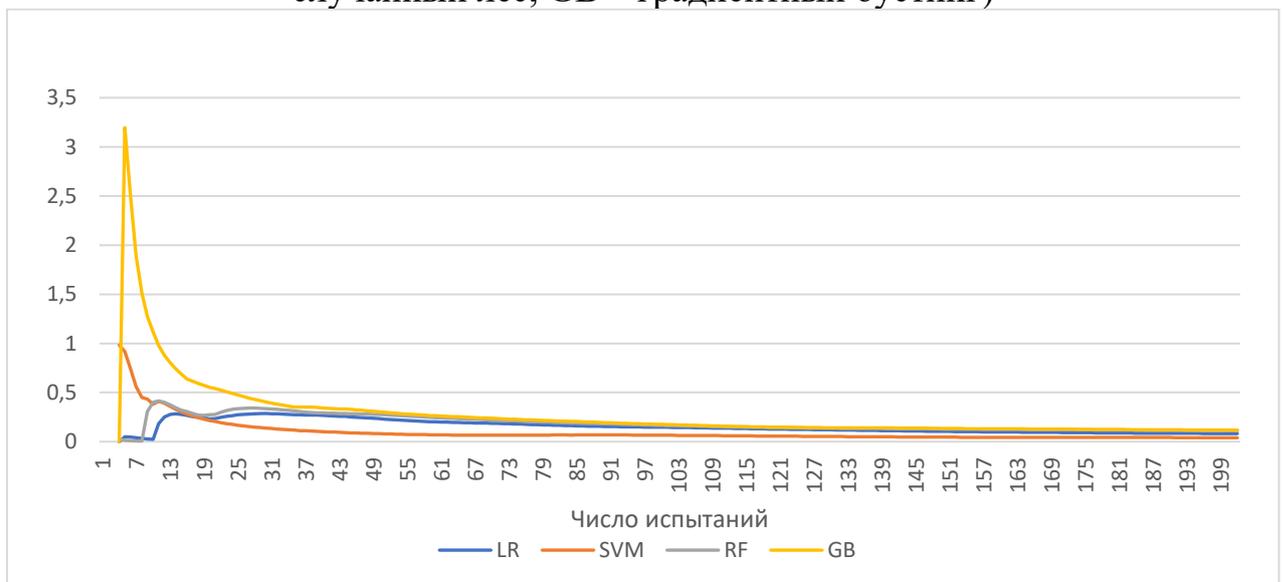


Рисунок 3.21 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме RTS-96. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

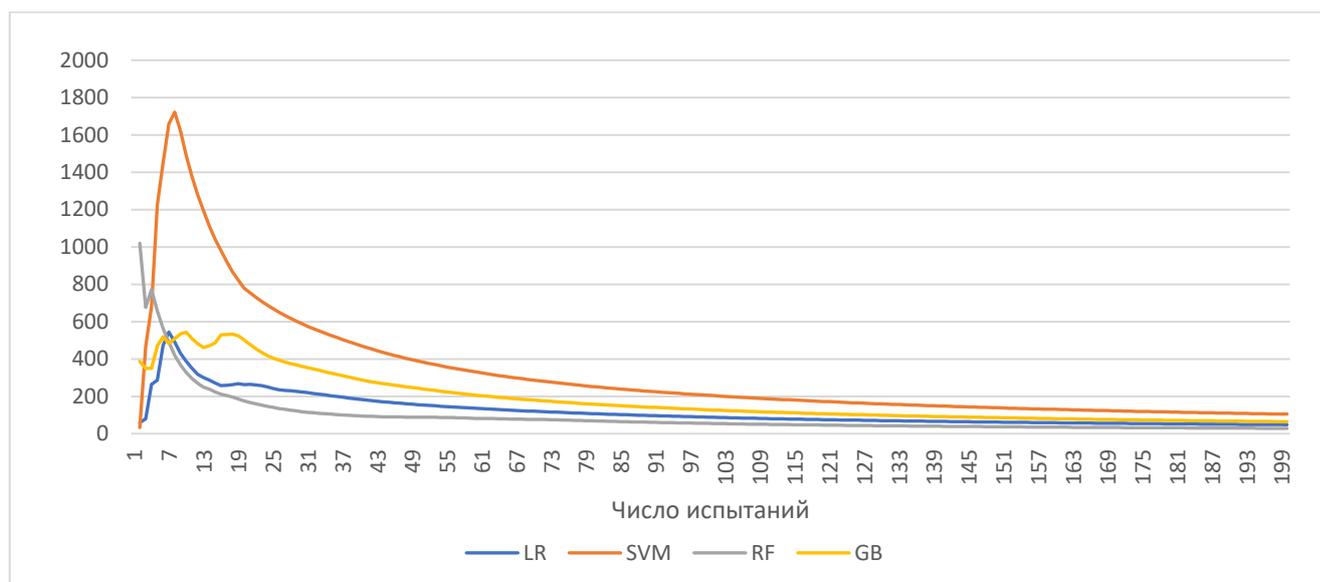


Рисунок 3.22 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме ЕЭС России. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

Во всех трех случаях, представленных на графиках убывания дисперсии, разные методы имели преимущества – в трёхузловой схеме лучше показал себя градиентный бустинг, в RTS-96 метод опорных векторов, а в ЕЭС России случайный лес. Однако стоит отметить, что эти различия незначительны и каждый из методов показывает хорошие результаты, поэтому целесообразно оценивать каждый из методов в целом, с учетом времени расчёта отдельных итераций.

Как видно из результата, отклонение получаемых результатов в трёх ЭЭС сохраняется в пределах 5% от эталонных, полученных при обычном расчёте, что является достаточным. Точность расчёта возможно повысить путем подбора гиперпараметров с помощью кросс-валидации, однако на практике это приводит к замедлению времени расчёта, достаточному чтобы методика оказывалась менее эффективной по сравнению с обычным расчётом. Во многих случаях приближенная настройка метода может являться достаточной.

Подводя итоги, можно сказать, что методика модернизации метода оценки балансовой надёжности с помощью методов задачи регрессии позволяет повысить эффективность расчёта. Оценивая скорость работы и скорость сходимости можно выделить градиентный бустинг, который обладает быстрым действием и достаточной

скоростью сходимости. Однако остаётся существенный недостаток, присущий и задаче классификации, который препятствует применению алгоритма – требуется получение не только системного дефицита, но и дефицита в отдельных узлах, а также перетоков мощности в связях. Это можно получить при решении задачи оптимизации, но невозможно при применении задачи регрессии.

3.4.3.3. Решение с помощью метода многозадачной регрессии

Особенностью применения классических методов машинного обучения с учителем является прогнозирование только одной величины – метки класса или вещественного числа, тогда как в задаче минимизации дефицита мощности требуется получение множества значений – дефицитов мощности в зонах надёжности и величин перетоков по связям. Для устранения этого недостатка используется многозадачная регрессия.

Как и в случае с задачей классификации и регрессии, общее количество случайно сгенерированных состояний ЭЭС разделяется на две подвыборки – в первой получение системного дефицита происходит стандартным способом с помощью оптимизационных методов. По ней формируется обучающая выборка с множеством вещественных ответов – величинами зональных дефицитов и перетоков в связях. На основании обучающей выборки строится алгоритм многозадачной регрессии – ансамбль функций регрессии. Определение дефицита для второй подвыборки выполняется с помощью данного алгоритма без обращения к более времязатратным оптимизационным методам.

Для оценки методики и определения наиболее эффективного метода машинного обучения для данного подхода были произведены расчёты дефицита мощности для тестовых схем ЭЭС в программном комплексе «Надёжность» – трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и схеме ЭЭС России. Была проведена серия опытов оценки балансовой надёжности с определением м.о. дефицита мощности для 10000 состояний одного режима для каждой схемы, при этом был выбран режим один из наиболее дефицитных часов года. Результаты расчётов

представлены на рисунках 3.23, 3.24 и 3.25 для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЕЭС России соответственно.

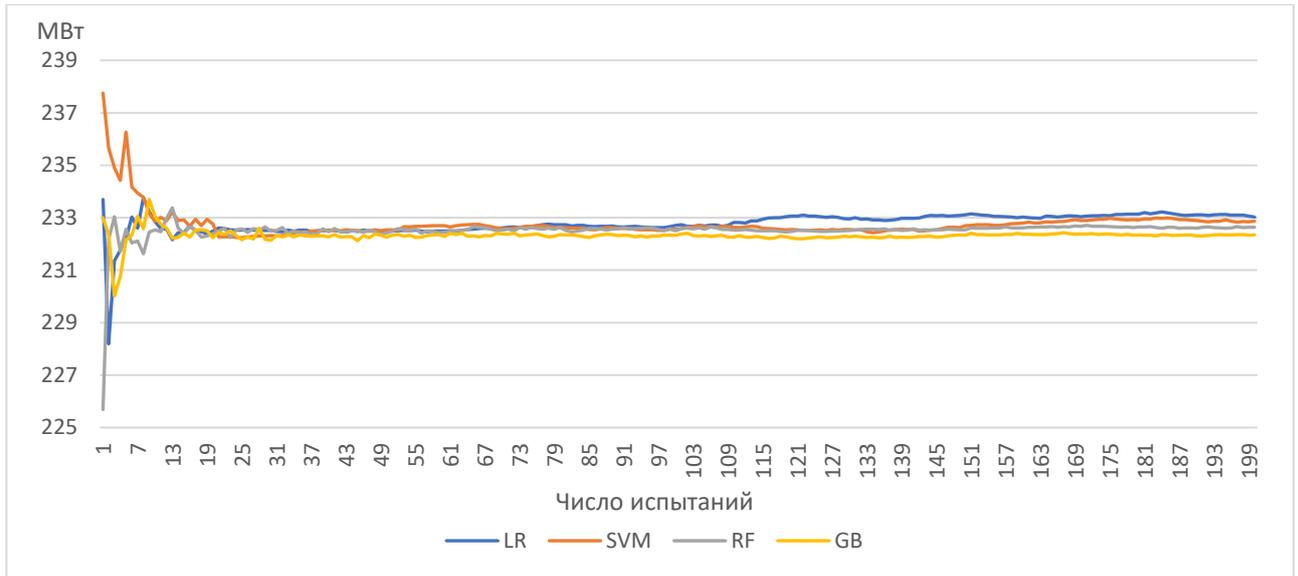


Рисунок 3.23 – Математическое ожидание дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

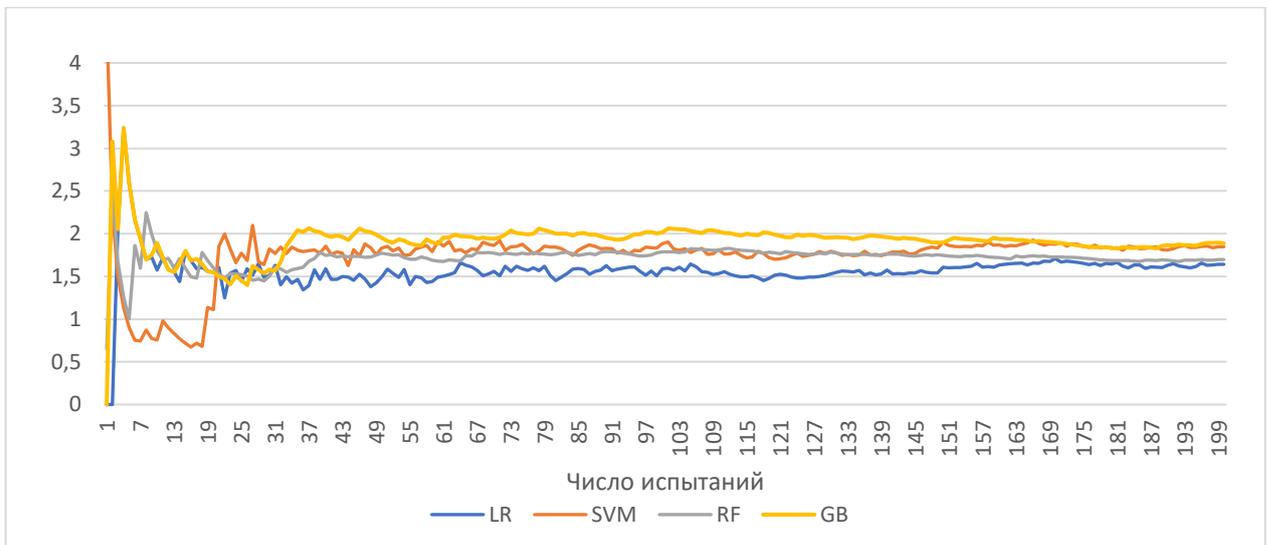


Рисунок 3.24 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме RTS-96. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

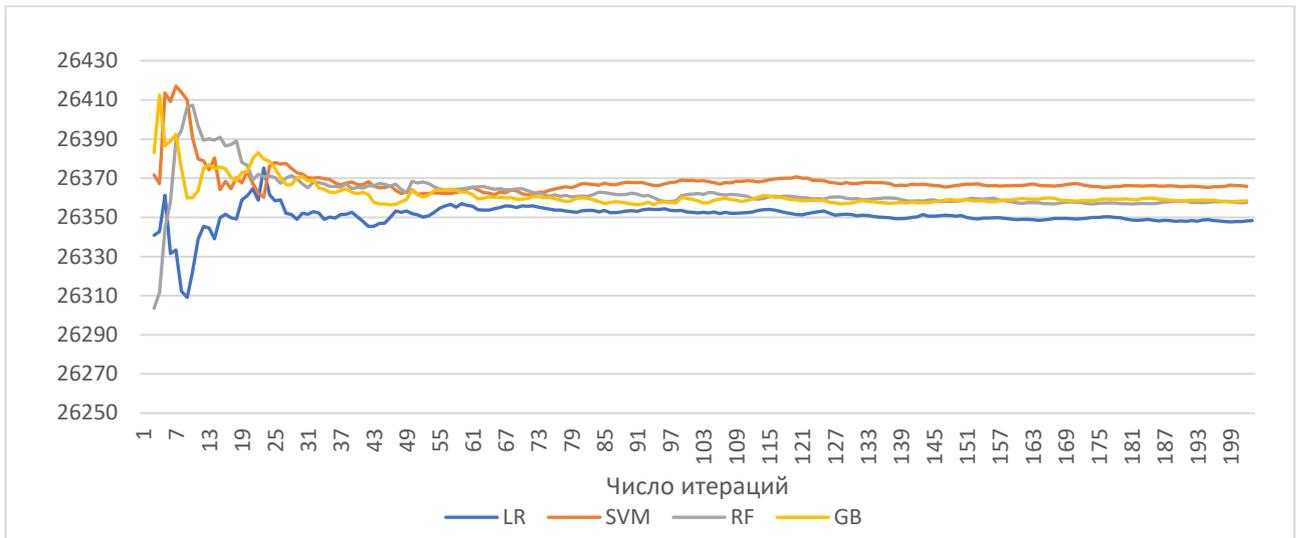


Рисунок 3.25 – Математическое ожидание дефицита мощности в схеме ЕЭС России. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

При расчёте с помощью многозадачной регрессии прямого прогнозирования системного дефицита не происходит. Как и в случае с решением задачи минимизации дефицита мощности с помощью оптимизационных методов, он складывается из суммы дефицитов по всем зонам надёжности. Поэтому правильность прогнозирования системного дефицита здесь отражает правильность прогнозирования дефицитов во всех зонах надёжности.

Сравнение работы методов машинного обучения выполняется по следующим критериям:

1) *Время выполнения расчёта.* Время расчёта для каждой из схем и генераторов представлены в таблицах 3.9, 3.10, 3.11, при этом учитывается время, затраченное на формирование обучающей выборки, обучение моделей и подбор параметров.

Таблица 3.9. Время работы комбинаций алгоритмов и число нерасчитываемых бездефицитных состояний при расчёте тестовой трёхузловой системы.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	25,48
Линейная регрессия	29,17
Метод опорных векторов (SVM)	32,58
Случайный лес (RF)	89,8
Градиентный бустинг (GB)	30,79

Таблица 3.10. Время работы комбинаций алгоритмов и число нерасчитываемых бездефицитных состояний при расчёте системы RTS-96.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	56,86
Линейная регрессия	49,38
Метод опорных векторов (SVM)	186,79
Случайный лес (RF)	204,55
Градиентный бустинг (GB)	52,4

Таблица 3.11. Время работы комбинаций алгоритмов и число нерасчитываемых бездефицитных состояний при расчёте системы ЕЭС России.

Метод ML	Среднее время работы (сек.)
<i>Обычный расчёт</i>	373,15
Линейная регрессия	230,1
Метод опорных векторов (SVM)	474,95
Случайный лес (RF)	589,04
Градиентный бустинг (GB)	244,98

Как видно по таблице, использование задачи многозадачной регрессии по-прежнему значительно сокращает время выполнения расчётов в целом, не смотря на необходимость прогнозирования множества показателей. Наиболее быстрыми оказываются простой метод линейной регрессии и градиентный бустинг, причем это происходит со всеми тремя схемами. Преобладание скорости над традиционным расчётом появляется по мере роста сложности схемы. Например, в трёхзонной схеме преимущество отсутствует, в то время как в системе ЕЭС России время расчёта сократилось на 30-40%. Так или иначе результаты говорят об эффективности метода в целом и повышении его эффективности с ростом сложности рассматриваемой ЭЭС, но для более точной оценки необходимо оценить время расчёта в контексте скорости сходимости и достижения критерия останова.

2) *Скорость сходимости.* Построим графики зависимости дисперсии от числа испытаний для трёхузловой, 24-узловой схемы IEEE RTS-96 и ЕЭС России. Результаты представлены на рисунках 3.26, 3.27 и 3.28 соответственно.

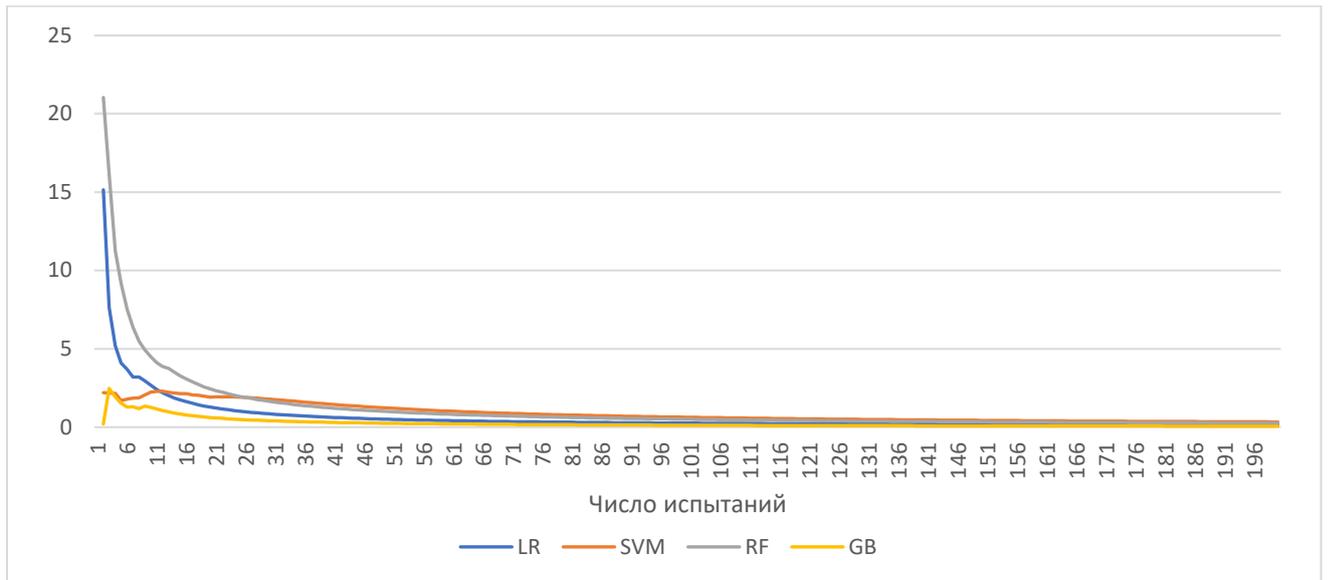


Рисунок 3.26 – Дисперсия значений дефицита мощности в трёхузловой тестовой схеме. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

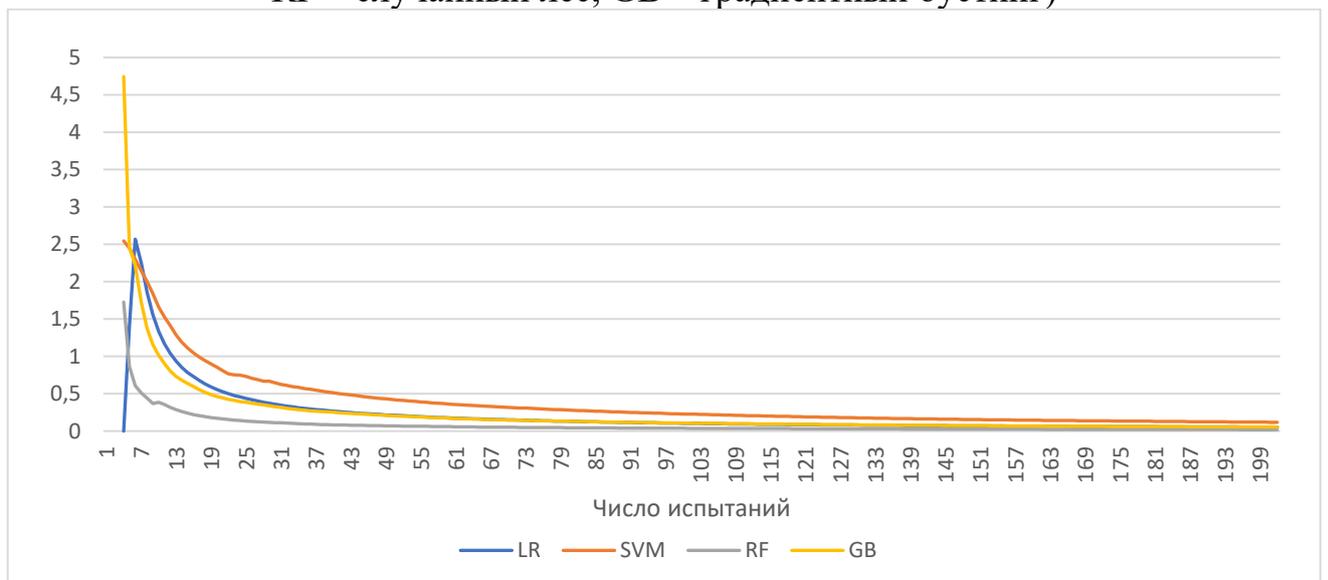


Рисунок 3.27 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме RTS-96. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

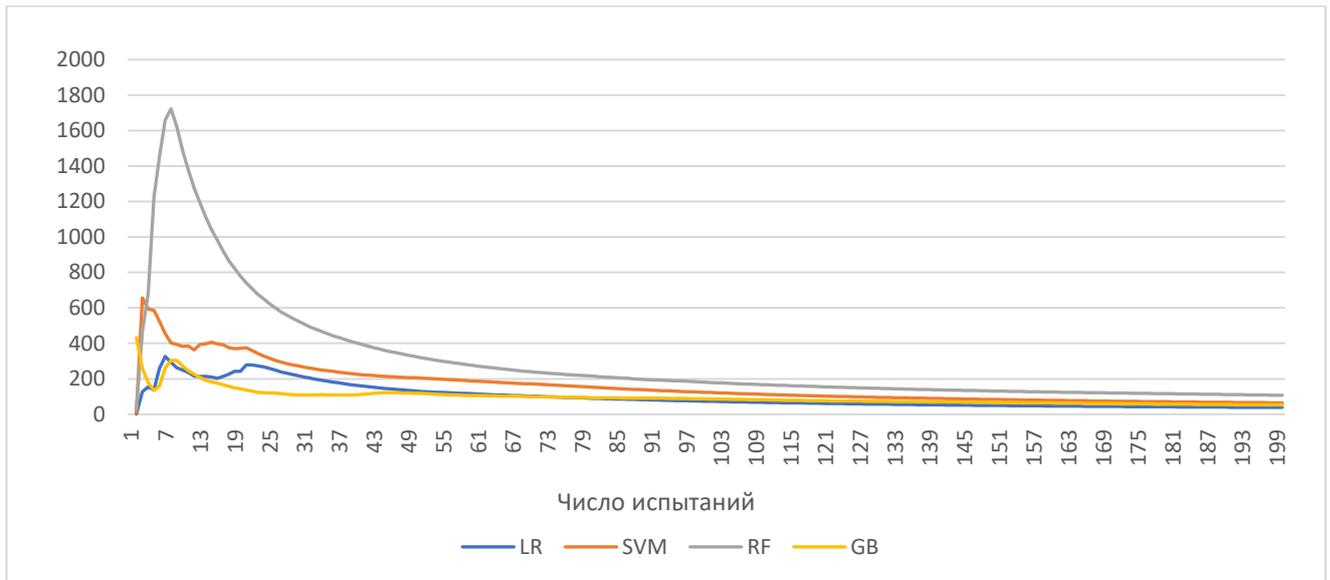


Рисунок 3.28 – Дисперсия значений дефицита мощности в схеме ЕЭС России. (LR – линейная регрессия, SVM – Метод опорных векторов, RF – случайный лес, GB – градиентный бустинг)

Во всех трёх случаях расчёта схем наблюдается повышение скорости сходимости относительно расчёта оценки балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло без использования машинного обучения. Для более детального анализа рассмотрим число состояний, которые были рассчитаны до достижения критерия останова и время, необходимое для этого. Данные представлены в таблице 3.12.

Таблица 3.12. Число испытаний и время расчёта математического ожидания дефицита мощности одного режима до достижения критерия останова для каждой схемы (сек.).

Система	Метод	Линейная регрессия	Метод опорных векторов	Случайный лес	Градиентный бустинг
Трёхузловая схема	Число испытаний	650	650	850	400
	Время расчёта	1,896	2,118	7,633	1,232
RTS-96	Число испытаний	2350	3450	1350	2350
	Время расчёта	11,6	64,44	27,61	12,31
ЕЭС России	Число испытаний	6350	8250	10000	7350
	Время расчёта	146,11	391,83	589,04	180,06

Как видно из таблицы при использовании методов машинного обучения число испытаний, необходимых для достижения критерия останова значительно возросло по сравнению с обычными расчётами. Однако, сокращение времени расчёта одной итерации позволило компенсировать этот негативный фактор. В

результате время решения задачи минимизации дефицита мощности сократилось по сравнению с традиционной методикой решения методом Монте-Карло. Наиболее эффективные методы машинного обучения показывают прирост скорости относительно наиболее эффективных стандартных расчётов в 22% для трёхузловой схемы, 8% для RTS-96 и 9% для ЕЭС России. При этом стоит учитывать, что при расчёте модифицированной методикой в качестве генератора случайных чисел был использован генератор ЛП_r-последовательностей. В число наиболее эффективных методов машинного обучения входит линейная регрессия и градиентный бустинг, разница в скорости расчёта между которыми варьируется в пределах от 5 до 35%. Учитывая тот факт, что потребность в повышении вычислительной эффективности, в первую очередь, возникает у сложных схем, где решение оптимизационной задачи занимает длительное время, для использования в модифицированной методике рекомендуется именно линейная регрессия, которая показывает лучшие результаты на крупных схемах.

Отклонение значений математических ожиданий минимума дефицита мощности во всех трёх ЭЭС сохраняется в пределах 5% от эталонных, полученных при обычном расчёте, что является достаточным, причем это отклонение распространяется и на другие прогнозируемые параметры, такие как дефицит в отдельных зонах, загруженность связей. Точность расчёта возможно повысить путем подбора гиперпараметров с помощью кросс-валидации, однако на практике это приводит к замедлению времени расчёта, достаточному чтобы методика оказывалась менее эффективной по сравнению с обычным расчётом. Учитывая сохранение точности расчёта методами машинного обучения и без настройки гиперпараметров, необходимости в этом нет.

Подводя итоги, можно сказать, что методика модернизации метода оценки балансовой надёжности с помощью методов многозадачной регрессии позволяет повысить эффективность расчёта. Главным преимуществом её использования по сравнению с классификационными методами и обычной регрессией заключается в том, что многозадачная регрессия позволяет получить все необходимые показатели работы схемы ЭЭС, такие же, как и решение оптимизационной задачи. Оценивая

скорость работы и скорость сходимости можно выделить простую линейную регрессию, который обладает быстроедействием и достаточной скоростью сходимости и рекомендуется при использовании в оценке балансовой надёжности модифицированным методом Монте-Карло, предложенным в настоящей работе.

Заключение главы

Для практического расчёта показателей балансовой надёжности ЭЭС и для анализа и оценки предлагаемых подходов была разработана имитационная модель работы ЭЭС с точки зрения надёжности. Для этого был выполнен анализ реальных систем, выделены основные структурные единицы, принципы их функционирования и взаимосвязи. Результаты этого анализа легли в основу реализации программного комплекса «Надёжность» для расчёта показателей балансовой надёжности методом Монте-Карло.

Данный программный комплекс был использован для сравнения эффективности генераторов случайных чисел на первом этапе экспериментальных исследований, и предлагаемой методики модернизации метода Монте-Карло с помощью машинного обучения на втором этапе. Для этого выполнялось моделирование работы трёх схем ЭЭС – тестовой трехзонной, стандартной схемы RTS-96 и реальной ЕЭС России. Результаты первого этапа показали, что применение квазислучайных чисел приводит к повышению скорости сходимости метода Монте-Карло и сокращения временных затрат на проведение расчётов в целом, особенно эта разница становится заметной при расчёте больших схем, таких как ЕЭС России.

На втором этапе выполнялась оценка предлагаемой методики модернизации метода Монте-Карло с помощью машинного обучения, а именно трёх подходов к выполнению данной модернизации – с помощью введения задачи классификации, регрессии и многозадачной регрессии. В каждом случае оценивались и методы машинного обучения, наиболее подходящие данным подходам. Результаты экспериментальных исследований показали, что каждый из подходов позволяет

значительно сократить временные затраты на выполнение расчёта в целом, но особенности работы классификации и обычной регрессии ограничивают их применение на практике из-за прогнозирования одной величины. Многозадачная регрессия, способная выдавать все значения аналогично оптимизационным методам лучше отражает работу ЭЭС и позволяет рассчитывать все необходимые статистические показатели балансовой надёжности. Наиболее подходящим методом машинного обучения в рамках каждого из подходов оказался градиентный бустинг. Он характеризуется одновременно высокой скоростью обучения и прогнозирования, и высокой точностью.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализ существующего положения дел в оценке балансовой надёжности ЭЭС методом Монте-Карло показал, что существуют сложности его применения ввиду временных затрат, вызываемых необходимостью расчёта большого числа состояний. В этой и многих других задачах, решаемых данным методом, это может привести к ограничению области применимости подхода.

В диссертации предлагается улучшенный вариант метода оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанной на методе Монте-Карло, позволяющий повысить её вычислительную эффективность. Данный подход реализован в виде программного комплекса для применения в реальных задачах. В том числе, были получены следующие результаты:

1. Выполнена разработка алгоритмической модели оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанной на методе Монте-Карло;
2. Выполнена модернизация процедуры формирования случайных состояний электроэнергетических систем при применении метода Монте-Карло за счет использования LDS-последовательностей.
3. Выполнена разработка методики оценки балансовой надёжности ЭЭС, основанную на методе Монте-Карло с применением методов машинного обучения для:
 - классификации дефицитных и бездефицитных состояний;
 - определения системных дефицитов мощности;
 - определения узловых дефицитов мощности.
4. Выполнена разработка программного комплекса «Надёжность» для оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем методом Монте-Карло с применением эффективных генераторов случайных чисел и усовершенствованной методикой на основании методов машинного обучения.
5. Выполнено тестирование предлагаемой методики и генераторов случайных чисел с помощью выполнения серии тестовых расчётов с использованием трёх схем ЭЭС, включая ЭЭС России, подтверждающее

одновременно правильность теоретических заключений, работоспособность и более высокую эффективность выполнения оценки балансовой надёжности ЭЭС по сравнению с традиционной методикой без использования методов машинного обучения.

В результате выполнения вышеперечисленных задач была достигнута цель диссертационной работы – разработана эффективная методика оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанная на методе Монте-Карло с применением квазислучайных последовательностей и методов машинного обучения.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ №2017614029, Программно-вычислительный комплекс «Надёжность».
2. Свидетельство о регистрации базы данных №2017620403, База данных схем электроэнергетических систем для программно-вычислительного комплекса «Надёжность».
3. Iakubovskii, D., Krupenev, D., Komendantova, N., Boyarkin, D. A model for power shortage minimization in electric power systems given constraints on controlled sections / Energy Reports, 2021, 7, pp. 4577–4586, DOI: 10.1016/j.egyр.2021.07.022.
4. Крупенёв Д.С., Бояркин Д.А., Якубовский Д.В. Оптимизация балансовой надёжности электроэнергетических систем с применением алгоритма марковской цепи Монте-Карло // Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики. Материалы 93-го заседания семинара. В 2-х книгах С. 146-155.
5. Iakubovskii, D., Krupenev, D., Komendantova, N., Boyarkin, D. Determination of an effective implementation of the differential evolution method to power shortage minimization / ISSE 2021 - 7th IEEE International Symposium on Systems Engineering, 2021. DOI: 10.1109/ISSE51541.2021.9582487.
6. Boyarkin, D., Krupenev, D., Iakubovskii, D. Method for solving the problem of adequacy optimization of energy power systems based on simulated annealing / ISSE 2021 - 7th IEEE International Symposium on Systems Engineering, 2021. DOI: 10.1109/ISSE51541.2021.9582532.
7. Якубовский Д.В., Крупенёв Д.С., Бояркин Д.А. Модель минимизации дефицита мощности электроэнергетических систем с учетом ограничений по контролируемым сечениям // Системы анализа и обработки данных. – 2021. – № 2 (82). – С. 95–120. – DOI: 10.17212/2782-2001-2021-2-95-120.
8. Бояркин Д.А. Использование многозадачной регрессии для анализа случайных состояний электроэнергетической системы при оценке надёжности

методом Монте-Карло // Математика и математическое моделирование. 2021. № 02. С. 34 – 49. DOI: 10.24108/mathm.0221.0000251.

9. Boyarkin D., Krupenev D., Iakubovskii D. Improvement in the computational efficiency of a technique for assessing the reliability of electric power systems based on the Monte Carlo method // Reliability Engineering & System Safety, Volume 204, December 2020, DOI: 10.1016/j.ress.2020.107171.

10. Крупенёв Д.С., Ковалев Г.Ф., Бояркин Д.А., Якубовский Д.В., Лебедева Л.М. Исследование балансовой надёжности и обоснование резервов генерирующей мощности перспективных схем развития электроэнергетических систем // Электроэнергия. Передача и распределение. 2020. № 6 (63). С. 40-44.

11. Крупенёв Д.С., Бояркин Д.А., Якубовский Д.В. Северина Я.Д. Исследование влияния аварийности энергетического оборудования на показатели балансовой надёжности и величину оперативного резерва электроэнергетических систем // Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики. Материалы 92-го заседания семинара. В 3-х книгах С. 149-158.

12. Крупенёв Д.С., Бояркин Д.А., Якубовский Д.В. Исследование математических моделей минимизации дефицита мощности с квадратичными потерями в линиях электропередачи и с использованием сетевых коэффициентов (коэффициентов чувствительности) // Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики. Материалы 93-его заседания семинара. В 2-х книгах С. 149-158.

13. Pyatkova N., Boyarkin D. Methodical aspects of the energy industries interconnected operation modeling at the energy security research under modern conditions // E3S Web of Conferences, 2020, 209, 06016. DOI: 10.1051/e3sconf/202020906016

14. Boyarkin D., Krupenev D., Iakubovskii D. Multi-output regression in electric power systems adequacy assessment using monte-carlo method // SIBIRCON 2019 - International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences, Proceedings. – 2019. – Novosibirsk. DOI: 10.1109/SIBIRCON48586.2019.8958279.

15. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2019662459, Обработка ретроспективных данных о ремонтах энергетического оборудования.
16. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2019662460, Программный комплекс формирования графиков нагрузки.
17. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ №RU 2019662426, Библиотека пакетной оптимизации.
18. Boyarkin D., Krupenev D., Iakubovskii D. Prediction of the power shortage in the electric power system by means of regression analysis by machine learning methods / 2019 International conference of young scientists on energy systems research, ESR 2019 Irkutsk, 27-29 may 2019. DOI: 10.1051/e3sconf/201911403003.
19. Boyarkin D., Krupenev D., Iakubovskii D. Application the differential evolution for solving the problem of minimizing the power shortage of electric power systems / 2019 International conference of young scientists on energy systems research, ESR 2019 Irkutsk, 27-29 may 2019. DOI: 10.1051/e3sconf/201911403002.
20. Бояркин Д.А., Крупенев Д.С., Якубовский Д.В. Применение двухэтапной оптимизации в модели потокораспределения при оценке балансовой надёжности ЭЭС / Информационные и математические технологии в науке и управлении, № 1 (13), С: 85-95, 2019, DOI: 10.25729/2413-0133-2019-1-07.
21. Boyarkin D., Iakubovskii D.; Komendantova N., Rovenskaya E.; Krupenev D. Impacts of Earthquakes on Energy Security in the Eurasian Economic Union: Resilience of the Electricity Transmission Networks in Russia, Kazakhstan, and Kyrgyzstan. Geosciences (Switzerland). Vol.9. №1. ID: 54. DOI:10.3390/geosciences9010054.
22. Бояркин Д.А., Крупенев Д.С., Якубовский Д.В. Использование методов машинного обучения при оценке надёжности электроэнергетических систем методом Монте-Карло // Вестник ЮУрГУ. Серия «Математическое моделирование и программирование». Т.11. №4. 2018. С.146-153. DOI: 10.14529/mmp180411.
23. Бояркин Д.А., Крупенёв Д.С., Якубовский Д.В. Использование методов машинного обучения для определения дефицитов мощности

электроэнергетических систем // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2018. № 4 (12). С. 61-69.

24. Бояркин Д.А., Классификация состояний электроэнергетической системы при оценке балансовой надёжности методом Монте-Карло / Системные исследования в энергетике, Труды молодых ученых ИСЭМ СО РАН, Вып. 48, 2018.

25. Machine learning in electric power systems adequacy assessment using Monte-Carlo method / 2017 International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON). – 2017. – Novosibirsk.

26. Бояркин Д.А., Модернизация метода статистических испытаний для повышения эффективности оценки надежности электроэнергетических систем / Системные исследования в энергетике, Труды молодых ученых ИСЭМ СО РАН, Вып. 47, 2017.

27. Бояркин Д.А., Крупенёв Д.С., Якубовский Д.В. Формирование случайных состояний электроэнергетических систем при оценке их надежности методом статистических испытаний / «Надежность и безопасность энергетики». – 2017г. – №1. – С.33-41, г. Москва.

28. Ковалев Г.Ф., Лебедева Л.М. Надёжность систем электроэнергетики. Новосибирск.: Наука, 2015.

29. Савина Н.В., Лисогурская Л.Н., Лисогурский И.А. Накопители электрической энергии как средство повышения надёжности и экономичности функционирования электрической сети // МНИЖ. 2020. №2-1 (92).

30. Устав АО «Системный оператор Единой энергетической системы» от 30 июня 2018 г. № 500-р.

31. World Energy Outlook 2020, IEA Flagship report, October 2020.

32. Динамика потребления электроэнергии как индикатор экономической активности. Бюллетень социально-экономического кризиса в России, Аналитический центр при правительстве РФ, февраль 2016.

33. Neil Gershenfeld, Raffi Krikorian, Danny Cohen. The Internet of Things. Scientific American, Oct, 2004.

34. S. Fockens, A. J. M. van Wijk, W. C. Turkenburg and C. Singh, "A concise method for calculating expected unserved energy in generating system reliability analysis," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 6, no. 3, pp. 1085-1091, Aug. 1991, doi: 10.1109/59.119250.

35. Руденко Ю. Н., Ушаков И. А. Надежность систем энергетики. 2-е изд., перераб. и доп. -Новосибирск: Наука. Сиб. отделение, 1989. 328с.

36. Кулеша Р. Вопросы надежности больших систем // Методы оптимизации и управления в больших системах. — София: Изд-во Болг. АН, 1968. — С. 137–168.

37. И.А. Ушаков. Построение высоконадежных систем. — М.: Знание, 1974. — 62 с.

38. И. М. Соболев. Численные методы Монте-Карло. / Главная редакция физико-математической литературы изд-ва «Наука», 1973.

39. И. М. Соболев. Метод Монте-Карло. / Из-во М: Наука, 1968, с. 312.

40. Nicholas Metropolis; S. Ulam, The Monte Carlo Method // Journal of the American Statistical Association, Vol. 44, No. 247. (Sep., 1949), pp. 335-341.

41. Войтишек А.В. Лекции по численным методам Монте-Карло: учебное пособие. Новосибирск: Новосибирский государственный университет, 2018. 315 с.

42. ГОСТ Р ИСО 28640-2012. Национальный стандарт Российской Федерации «Статистические методы. Генерация случайных чисел». Дата введения 2013-12-01.

43. Intel Digital Random Number Generator. <https://software.intel.com/content/www/us/en/develop/articles/intel-digital-random-number-generator-drng-software-implementation-guide.html> (доступ 18.01.2022).

44. Кнут Д. Искусство программирования. Том 2. Получисленные алгоритмы. Случайные числа. – Издательство: ИИЛ, 2001. – 788 с.

45. A. Rukhin, J. Soto, J. Nechvatal, etc. A Statistical Test Suite for Random and Pseudorandom Number Generators for Cryptographic Applications. NIST, SP 800-22 Rev.1a. 2010.

46. P. L'Ecuyer and R. Simard, TestU01: A C Library for Empirical Testing of Random Number Generators ACM Transactions on Mathematical Software, Vol. 33, article 22, 2007.
47. G. Marsaglia, The Marsaglia random number cdrom including the diehard battery of tests of randomness. Department of statistics, Florida State University, Tallahassee, FL, USA., 1995.
48. Matsumoto M., Nishimura T. Mersenne twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator. – ACM Trans. on Modeling and Computer Simulations 8 (1), 1998, pp. 3-30.
49. Marsaglia, G. Xorshift RNGs. / Journal of Statistical Software, 8(14), 1–6. 2003.
50. M.E. O'Neill. PCG: A Family of Simple Fast Space-Efficient Statistically Good Algorithms for Random Number Generation // Harvey Mudd College. HMC-CS-2014-0905, 2014.
51. H. Niederreiter, Low-discrepancy and low-dispersion sequences // J. Number Theory, 30 (1988), pp. 51-70.
52. J. H. Halton, On the efficiency of certain quasi-random sequences of points in evaluating multi-dimensional integrals // Numerische Mathematik volume 2, pages84–90 (1960).
53. Соболев И. М. Многомерные квадратурные формы и функции Хаара. – М., «Наука», 1969. – 288 с.
54. Антонов И. А., Салеев В. М. Экономичный способ вычисления - последовательностей. – Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 1979, том 19, номер 1. – с. 243–245.
55. Wenyuan Li Probabilistic Transmission System Planning // Wiley-IEEE Press, 2011, 376 p.
56. R. Billinton, R. Allan Reliability Evaluation of Power Systems. (2nd ed.). Plenum Press. 1996.

57. Беляев Н.А., Егоров А.Е., Коровкин Н.В., Чудный В.С. Разработка моделей электроэнергетических систем для анализа надёжности обеспечения баланса мощности. — Электрические станции, 2015, № 11, с. 47-53.

58. Krupenev D., Perzhabinsky S. Algorithm for the Adequacy Discrete Optimization by Using Dual Estimates When Planning the Development of Electric Power Systems. – Proceeding of The International Scientific Conference EPE 2016.

59. General Electric Consulting – Concorda MARS. <https://www.geenergyconsulting.com/practice-area/software-products/mars> (доступ 18.01.2022).

60. PLEXOS Market Simulation Software. <https://energyexemplar.com/solutions/plexos> (доступ 18.01.2022).

61. TRELSS Application. Electric Power Research Institute. <https://www.epri.com/research/products/1002637> (доступ 18.01.2022).

62. PSS power system simulation and modeling software. <https://new.siemens.com/global/en/products/energy/energy-automation-and-smart-grid/pss-software.html> (доступ 18.01.2022).

63. ETAP Distribution Reliability Assessment. <https://new.siemens.com/global/en/products/energy/energy-automation-and-smart-grid/pss-software.html> (доступ 18.01.2022).

64. Программный комплекс «Орион-М». <http://www.energy.komisc.ru/dev/orion-m> (доступ 18.01.2022).

65. Ковалев Г.Ф., Лебедева Л.М. Модель оценки надёжности электроэнергетических систем при долгосрочном планировании их работы // Электричество, 2000, № 11, с. 17–24.

66. Слеповичев И.И. Генераторы псевдослучайных чисел. – Саратов: СГУ, 2017.– 118 с.

67. Saito M., Matsumoto M., Keller A. SIMD-Oriented Fast Mersenne Twister: a 128-bit Pseudorandom Number Generator. Monte Carlo and Quasi-Monte Carlo Methods Conference Proceedings, P.607-622, 2006.

68. Vigna S. It is high time we let go of the Mersenne Twister //arXiv preprint arXiv:1910.06437. – 2019.
69. Francois Panneton, Pierre L'Ecuyer, Makoto Matsumoto. Improved long-period generators based on linear recurrences modulo 2. // ACM Trans. Math. Softw. 32, 1 (2006), 1–16.
70. Implementing 64-bit Maximally Equidistributed F2-Linear Generators with Mersenne Prime Period // ACM Transactions on Mathematical Software, Volume 44, Issue 3, April 2018, Article No.: 30, pp 1–11, <https://doi.org/10.1145/3159444>.
71. Blackman D., Vigna S. Scrambled linear pseudorandom number generators //arXiv preprint arXiv:1805.01407. – 2018.
72. J.G. van der Corput Verteilungsfunktionen I–II. Proc. Akad. Amsterdam, 38 (1935), 813–821, 1058–1066.
73. Белов В.А., Клименко С.В., Тахтамышев Г.Г. О генераторах случайных чисел, обеспечивающих сходимость быстрее чем $1/\sqrt{N}$. ИФВЭ ОМВТ 82-11. Серпухов, 1982.
74. Niederreiter, Harald. Random number generation and quasi-Monte Carlo methods. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
75. Bratley, P., Fox, B.L., and Niederreiter, H. Implementation and Tests of Low-Discrepancy Sequences. ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation, Vol. 2, No. 3, 195-213, July 1992.
76. Y. Shoham, R. Perrault, E. Brynjolfsson, J. Clark, J. Manyika, J. Carlos Niebles, T. Lyons, J. Etchemendy, B. Grosz and Z. Bauer, "The AI Index 2018 Annual Report", AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Initiative, Stanford University, Stanford, CA, December 2018.
77. Вапник В. Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов. — М.: Наука, 1974.
78. Breiman, L., Friedman, J.H.: Predicting multivariate responses in multiple linear regression // Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology) 1997. 59(1). pp. 3–54.

79. Tsoumakas G., Katakis I. Multi-Label Classification: An Overview // International Journal of Data Warehousing and Mining. 2007. Vol. 3. pp.1-13. DOI: 10.4018/jdwm.2007070101.
80. Mitchell T. Machine Learning. — McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997. ISBN 0-07-042807-7.
81. Stone, M. (1974), Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 36: 111-133. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1974.tb00994.x>.
82. Efron, B. Estimating the error rate of a prediction rule: improvement on cross-validation. / Journal of the American Statistical Association, 1983.
83. Powers, David. (2008). Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. Mach. Learn. Technol.2.
84. T. Fawcett. An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters, Volume 27, Issue 8, 2006, Pages 861-874, <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>.
85. Vapnik V.N. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer, 1995.
86. Quinlan J. Ross. Induction of decision trees // Machine learning. — 1986. — Vol. 1, no. 1. — Pp. 81–106.
87. Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., & Stone C. J. Classification and regression trees. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, 1984.
88. Quinlan J. R. C4.5: Programs for Machine Learning. — San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993. — 302 p.
89. Breiman Leo. Random forests // Machine learning. — 2001. — Vol. 45, no. 1.— Pp. 5–32.
90. Siroky D. Navigating Random Forests and related advances in algorithmic modeling // Statistics Surveys. 2009. Vol. 3. P. 147–163.
91. Breiman Leo. Bagging predictors // Machine learning. — 1996. — Vol. 24,no. 2. — Pp. 123–140.

92. Ho Tin Kam. The random subspace method for constructing decision forests // *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on. — 1998.— Vol. 20, no. 8. — Pp. 832–844.
93. Чистяков С.П. Случайные леса: обзор // *Тр. Карельского науч. центра РАН*. 2013. Вып. 1. С. 117–136.
94. Ashay Walke. Comparison of supervised and unsupervised fraud detection. // *Advances in Data Science, Cyber Security and IT Applications: First International Conference on Computing, ICC 2019, Riyadh, Saudi Arabia, December 10–12, 2019*.
95. Лоу, Аверилл М.; Кельтон, В. Дэвид. Имитационное моделирование. 3-е издание. СПб: Питер, С. 848, 2004.
96. Лебедева Л.М., Ковалёв Г.Ф., Крупенёв Д.С. Нормирование балансовой надежности электроэнергетических систем и формирование резерва генераторной мощности. *Надежность и безопасность энергетики*. 2018;11(1):4-13. <https://doi.org/10.24223/1999-5555-2018-11-1-4-13>.
97. Iakubovskiy D.V., Krupenev D.S., Boyarkin D.A. An Analysis of Shortage Minimization Models to Assess Power System Adequacy // *Energy Systems Research*. Vol.1. No.3. 2018. P.25-32. DOI: 10.25729/esr.2018.03.0003.
98. Крупенёв Д.С., Лебедева Л.М., Ковалёв Г.Ф., Беляев Н.А., Егоров А.Е., Громов Р.Е. К оценке уровня резервирования генерирующей мощности в единой энергосистеме России // *Энергетическая Политика*. 2018. №1.
99. Kolmogoroff A.N. Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione // *Giornale dell' Istituto Italiano degli Attuari*. 1933. – Vol. 4. – № 1. – P. 83-91.
100. G. D. Y, N. G. Nair, P. Satpathy and J. Christopher, "Covariate Shift: A Review and Analysis on Classifiers," 2019 Global Conference for Advancement in Technology (GCAT), 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/GCAT47503.2019.8978471.
101. Schneider A, Hommel G, Blettner M. Linear regression analysis: part 14 of a series on evaluation of scientific publications. *Dtsch Arztebl Int*. 2010;107(44):776-782. doi:10.3238/arztebl.2010.0776.

102. Peng J., Lee K., Ingersoll G. An Introduction to Logistic Regression / Analysis and Reporting. Journal of Educational Research - (2002) 96. P. 3-14.
103. Barber, D. Bayesian Reasoning and Machine Learning. Cambridge University Press, 2012.
104. Opitz, D. Maclin, R. Popular ensemble methods: An empirical study. / Journal of Artificial Intelligence Research. 1999, 11: p.169–198. doi:10.1613/jair.614.
105. Беркинблит М. Б. Нейронные сети. — М.: МИРОС и ВЗМШ РАО, 1993. — 96 с.
106. Бояркин Д.А., Крупенев Д.С., Якубовский Д.В. Формирование случайных состояний электроэнергетических систем при оценке их надежности методом статистических испытаний / «Надежность и безопасность энергетики». — 2017г. — №1. — С.33-41, г. Москва.
107. ГОСТ Р 58730-2019. Единая энергетическая система и изолированно работающие энергосистемы. Планирование развития энергосистем. Расчеты балансовой надежности. Нормы и требования.
108. Advances in Software Engineering and Knowledge Engineering, Volume I, edited by V.Ambriola and G.Tortora, World Scientific Publishing Company, New Jersey, 1993.
109. E. Gamma, R. Helm, R. Johnson, and J. Vlissides. Design Patterns: Elements of Reusable Object-Oriented Software. Addison-Wesley Professional, 1 edition, (1994).
110. Буч Гради, Максимчук Роберт А., Энгл Майкл У и др. Объектно-ориентированный анализ и проектирование с примерами приложений, 3-е изд. М.: И.Д. Вильямс, 2008. - 720 с.
111. С. Grigg et al., "The IEEE Reliability Test System-1996. A report prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of Probability Methods Subcommittee," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 14, no. 3, pp. 1010-1020, Aug. 1999, doi: 10.1109/59.780914.
112. Приказ Минэнерго России от 26.02.2021 № 88 «Об утверждении Схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2021 - 2027 годы».

113. Приказ Минэнерго России от 30.06.2020 № 508 «Об утверждении Схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2020 - 2026 годы».

114. Приказ Минэнерго России от 28.02.2019 № 174 «Об утверждении Схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2019-2025 годы».

115. Приказ Минэнерго России от 28.02.2018 № 121 «Об утверждении Схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2018 - 2024 годы».

ПРИЛОЖЕНИЕ А. ХАРАКТЕРИСТИКИ ТЕСТОВЫХ СХЕМ

Таблица 1. Основные характеристики узлов трехузловой ЭЭС и RTS-96

№ узла	Единичная мощность генерирующего агрегата, МВт	Количество генерирующих агрегатов, шт.	Аварийность генерирующего агрегата, о.е.	Нагрузка, МВт
Трёхузловая ЭЭС				
1	50	5	0,05	450
	100	2	0,05	
2	50	5	0,05	400
	100	1	0,05	
3	50	5	0,05	490
	100	1	0,05	
	200	1	0,05	
IEEE RTS-96, 24 узла.				
1	20	2	0,10	108
	76	2	0,02	
2	20	2	0,10	97
	76	2	0,02	
3	-	-	-	180
4	-	-	-	74
5	-	-	-	71
6	-	-	-	136
7	100	3	0,04	125
8	-	-	-	171
9	-	-	-	175
10	-	-	-	195
11	-	-	-	0
12	-	-	-	0
13	197	3	0,05	265
14	-	-	-	194
15	12	5	0,02	317
	155	1	0,04	
16	155	1	0,04	100
17	-	-	-	0
18	400	1	0,12	333
19	-	-	-	181
20	-	-	-	128
21	400	1	0,12	0
22	50	6	0,01	0
23	155	2	0,04	0
	350	1	0,08	
24	-	-	-	0

Таблица 2. Основные характеристики связей трехузловой ЭЭС и RTS-96

№ связи	Вектор связи	Пропускная способность, МВт.	Аварийность на 100 км, о.е.	Длина, км
Трёхузловая ЭЭС				
1	1-2	150	0,001	400
2	1-3	150	0,001	400
3	2-3	150	0,001	400
4	2-3	150	0,001	400
IEEE RTS-96, 24 узла.				
1	1-2	175	0.009079396	4.828
2	1-3	175	0.00065774	88.5139
3	1-5	175	0.001063992	35.4056
4	2-4	175	0.000838297	53.1084
5	2-6	175	0.000680955	80.4672
6	3-9	175	0.000869499	49.8897
7	3-24	500	0.0	0.0
8	4-9	175	0.00094577	43.4523
9	5-10	175	0.001048572	37.0149
10	6-10	175	0.00512046	25.7495
11	7-8	175	0.00132999	25.7495
12	8-9	175	0.000725824	69.2018
13	8-10	175	0.000725824	69.2018
14	9-11	500	0.0	0.0
15	9-12	500	0.0	0.0
16	10-11	500	0.0	0.0
17	10-12	500	0.0	0.0
18	11-13	500	0.00094577	53.1084
19	11-14	500	0.001049316	46.671
20	12-13	500	0.00094577	53.1084
21	12-23	500	0.000605575	107.826
22	13-23	500	0.000637213	96.5606
23	14-16	500	0.001098145	43.4529
24	15-16	500	0.002145717	19.3121
25	15-21	500	0.000940903	54.7177
26	15-21	500	0.000940903	54.7177
27	15-24	500	0.00088863	57.9364
28	16-17	500	0.001517173	28.9682
29	16-19	500	0.001658054	25.7495
30	17-18	500	0.002496834	16.0934
31	17-22	500	0.000577179	117.4821
32	18-21	500	0.001517173	28.9682
33	18-21	500	0.001517173	28.9682
34	19-20	500	0.001078178	44.257
35	19-20	500	0.001078178	44.257
36	20-23	500	0.001768591	24.1402
37	20-23	500	0.001768591	24.1402
38	21-22	500	0.000747058	75.6392

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. СВИДЕТЕЛЬСТВА О
РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017614029

Программно-вычислительный комплекс «Надёжность»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук (RU)*

Авторы: *Крупенёв Дмитрий Сергеевич (RU), Якубовский Дмитрий Викторович (RU), Бояркин Денис Александрович (RU)*

Заявка № 2016661553

Дата поступления 31 октября 2016 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 05 апреля 2017 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ившин



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации базы данных

№ 2017620403

**База данных схем электроэнергетических систем для
программно-вычислительного комплекса «Надёжность»**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт систем энергетики им. Л.А.
Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук
(RU)*

Авторы: *Крупенёв Дмитрий Сергеевич (RU), Якубовский Дмитрий
Викторович (RU), Бояркин Денис Александрович (RU)*

Заявка № **2016621444**

Дата поступления **31 октября 2016 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре баз данных **07 апреля 2017 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019662426

Библиотека пакетной оптимизации

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук (RU)*

Авторы: *Якубовский Дмитрий Викторович (RU), Крупенёв Дмитрий Сергеевич (RU), Бояркин Денис Александрович (RU)*

Заявка № 2019661407

Дата поступления 17 сентября 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 24 сентября 2019 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019662459

**Обработка ретроспективных данных о ремонтах
энергетического оборудования**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт систем энергетики им. Л.А.
Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук
(RU)**

Авторы: **Бояркин Денис Александрович (RU), Якубовский Дмитрий
Викторович (RU), Крупенёв Дмитрий Сергеевич (RU)**

Заявка № 2019661411

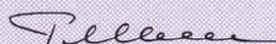
Дата поступления 17 сентября 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 25 сентября 2019 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Излиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019662460

Программный комплекс формирования графиков нагрузки

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук (RU)*

Авторы: *Крупенёв Дмитрий Сергеевич (RU), Якубовский Дмитрий Викторович (RU), Бояркин Денис Александрович (RU)*

Заявка № 2019661410

Дата поступления 17 сентября 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 25 сентября 2019 г.



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев

ПРИЛОЖЕНИЕ В. АКТ О ВНЕДРЕНИИ

Министерство науки и высшего образования РФ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
ИНСТИТУТ СИСТЕМ ЭНЕРГЕТИКИ
им. Л.А.МЕЛЕНТЬЕВА
СИБИРСКОГО ОТДЕЛЕНИЯ
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК
(ИСЭМ СО РАН)



664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130
 Тел. (3952) 42-47-00
 Факс (3952) 42-67-96
 E-mail: info@isem.irk.ru
<http://isem.irk.ru>

от 07.07.2018 № 103/15/18-18-02
 на № _____ от _____

СПРАВКА О ВНЕДРЕНИИ

Настоящим подтверждается, что результаты кандидатской диссертации Бояркина Дениса Александровича «Методика оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанная на методе Монте-Карло с применением квазислучайных последовательностей чисел и методов машинного обучения» использовались при выполнении базового проекта ИСЭМ СО РАН (FWEU-2021-0003) «Теоретические основы, модели и методы управления развитием и функционированием интеллектуальных трубопроводных систем энергетики» и при выполнении работы «Разработка порядка определения величины нормативного резерва генерирующих мощностей в Единой энергетической системе России и изолированных энергосистемах» по договору № 2018/16 от 20 марта 2018 года между ИСЭМ СО РАН и Ассоциацией «НП Совет рынка».

В проектах использованы следующие результаты исследования:

- 1) методика оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем, основанная на методе Монте-Карло с применением квазислучайных последовательностей чисел и методов машинного обучения;
- 2) программный комплекс для оценки балансовой надёжности электроэнергетических систем.

Вышеперечисленные результаты диссертационного исследования Бояркина Дениса Александровича приняты к использованию в деятельности Института систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН.

Заместитель директора
ИСЭМ СО РАН, д.т.н.



(подпись)

Сендеров С.М.

(Ф.И.О.)