

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Пермский национальный исследовательский политехнический университет»

На правах рукописи

КИЛИН ГРИГОРИЙ АЛЕКСАНДРОВИЧ

**АВТОМАТИЗАЦИЯ ИСПЫТАНИЙ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ
ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИМИ ГАЗОТУРБИНЫМИ УСТАНОВКАМИ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ**

2.3.3 – Автоматизация и управление технологическими
процессами и производствами

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
доктор технических наук, доцент
Кавалеров Борис Владимирович

Пермь – 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

СПИСОК ПРИМЕНЯЕМЫХ СОКРАЩЕНИЙ	5
ВВЕДЕНИЕ	6
Глава 1. АВТОМАТИЗАЦИЯ ИСПЫТАНИЙ ГАЗОТУРБИННЫХ УСТАНОВОК В СОСТАВЕ ГАЗОТУРБИННЫХ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ.....	14
1.1 Проблемы автоматизации испытаний ГТЭС для выработки электроэнергии	15
1.2 Технологический процесс испытаний САУ ГТУ	16
1.2.1 Настройка САУ ГТУ в составе ГТЭС	18
1.2.2 Модельно-ориентированный подход.....	20
1.3 Математические модели для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ.....	22
1.3.1 Регрессионные модели	23
1.3.2 Искусственные нейронные сети в задаче получения математической модели ГТЭС	24
1.3.2.1 Модель нейрона для искусственной нейронной сети	25
1.3.2.2 Функция активации.....	26
1.3.2.3 Персептрон	26
1.3.2.4 Обучение искусственной нейронной сети.....	27
1.4 Требования к испытаниям для системы автоматизации испытаний.....	28
1.5 Вывод по первой главе	33
Глава 2. МЕТОДИКА ИСПЫТАНИЙ САУ ГТУ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛЕЙ ГТЭС И ЭЭС	36
2.1 Требования к испытаниям САУ	36
2.2 Разработка методики испытания САУ ГТУ с использованием НСМ.....	37
2.2.1 Отличия новой методики испытания САУ от стандартной методики.....	38
2.2.1.1 Объединение структурной и параметрической идентификации.....	38
2.2.1.2 Дообучение нейронной сети	39
2.2.1.3 Аппроксимирующая способность нейронной сети.....	40
2.2.1.4 Преимущество методики получения нейросетевых математических моделей для системы автоматизации испытаний.....	41
2.2.2 Содержание новой методики испытания системы управления ГТУ в составе ГТЭС.....	41

2.2.2.1	Этап 1 – Получения экспериментальных данных	41
2.2.2.2	Этап 2 – Построение математической модели	42
2.2.2.3	Этап 3 – Оценка меры адекватности модели.....	43
2.2.2.4	Этап 4 – Настройка параметров регулятора САУ ГТУ на базе полученной математической модели	44
2.2.2.5	Этап 5 – Испытание новых настроек регулятора на реальном объекте	45
2.2.3	Модернизация алгоритма испытания САУ на основе математической модели в ходе испытаний	46
2.2.4	Преимущества представленной методики	47
2.3	Вывод по второй главе	50
Глава 3. РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ ИСПЫТАНИЙ САУ ГТУ.		51
3.1	Сложные поэлементные модели	51
3.1.1	Модель синхронной машины	51
3.1.2	Модель газотурбинной установки	55
3.2	Разработка упрощенных моделей	58
3.2.1	Модель на основе уравнений регрессии	58
3.2.1.1	Математическая модель ГТУ	61
3.2.1.2	Математическая модель газотурбинной электростанции.....	68
3.2.2	Математическая модель ГТЭС с использованием ИНС	72
3.3	Выбор и обоснование архитектуры и гиперпараметров искусственной нейронной сети.....	74
3.4	Базовая ИНС.....	104
3.5	Критерий останова обучения ИНС	105
3.6	Способы ускорения обучения ИНС для получения НСМ ГТЭС.	107
3.7	Методика получения экспериментальных данных для построения моделей газотурбинных электростанций различной конфигурации	112
3.8	Нейросетевая математическая модель ГТЭС	113
3.9	Вывод по третьей главе	126
4 СОЗДАНИЕ ЧЕЛОВЕК-МАШИННОЙ ПОДСИСТЕМЫ ПОДГОТОВКИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ		129

4.1 Назначение человеко-машинной подсистемы САИ для подготовки нейросетевых моделей.....	129
4.2 Программно-моделирующий комплекс «Нейродин»	130
4.2.1 Модули ПМК «Нейродин»	132
4.3 Вывод по четвертой главе	133
Глава 5. АПРОБАЦИЯ РАЗРАБОТАННЫХ НСМ ПРИ НАСТРОЙКЕ ПАРАМЕТРОВ САУ ГТУ ДЛЯ ГТЭС	135
5.1 Критерии качества при настройке САУ ГТУ	136
5.2 Выбор алгоритма настройки	139
5.2.1 Генетический алгоритм	139
5.2.2 Градиентные методы	140
5.3 Выбор параметров настройки	141
5.4 Определение критерия останова	141
5.5 Процесс настройки параметров регулятора САУ ГТУ	141
5.6 Применение алгоритмов оптимизации для настройки параметров штатного регулятора САУ ГТУ	144
5.6.1 Проверка полученных настроек регулятора САУ ГТУ на полной подели ГТЭС в составе ПМК «КМЭС»	150
5.6.2 Преимущество в скорости при испытаниях САУ	154
5.7 Вывод по пятой главе	155
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	157
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ.....	160
Приложение А	178
Приложение Б.....	185
Приложение В	188
Приложение Г	191
Приложение Д	194
Приложение Е.....	197
Приложение Ж	200
Приложение И.....	210
Приложение К	211
Приложение Л	213

СПИСОК ПРИМЕНЯЕМЫХ СОКРАЩЕНИЙ

- АСУ – автоматизированная система управления;
- ВДМ – всережимная-динамическая модель;
- ГА – генетический алгоритм;
- ГСС – генеративные состязательные сети;
- ГТД – газотурбинный двигатель;
- ГТУ – газотурбинная установка;
- ГТЭС – газотурбинная электростанция;
- ИНС – искусственная нейронная сеть;
- МНК – мобильный настроечный комплекс;
- ММ – математическая модель;
- МОП – модельно-ориентированный подход;
- НС – нейронная сеть;
- НСМ – нейросетевая модель;
- ОУ – объект управления;
- ПМК – программно-моделирующий комплекс;
- ПНИПУ – Пермский национальный исследовательский политехнический университет;
- САИ – система автоматизации испытаний;
- САУ – система автоматического управления;
- СТГ – синхронный турбогенератор;
- ТВД – турбовентиляторный двигатель;
- ЭЭС – электроэнергетическая система.

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

Практика развития электроэнергетических систем зарубежных стран и России показывает высокую эффективность применения в энергетике газотурбинных установок (ГТУ) малой и средней мощности, создаваемых на основе авиационных двигателей. Газотурбинные электростанции (ГТЭС) на базе таких ГТУ используются в качестве постоянных, резервных или аварийных источников тепло- и электроснабжения в городах, а также отдаленных, труднодоступных районах. Газотурбинные электростанции получают все более широкое распространение еще и потому, что обеспечивают минимальный ущерб для окружающей среды: низкий расход масла, возможность работы на отходах производства, низкие выбросы вредных веществ. Компактные размеры и небольшой вес дают возможность размещать газотурбинную установку на малой площади, что приводит к существенной экономии материальных и денежных средств.

Для эксплуатации авиационных ГТУ в составе электростанции, необходима система автоматического управления (САУ) ГТУ, которая должна обеспечивать требуемые показатели качества выработки электроэнергии. В основном структура таких САУ переносятся практически в неизменном виде со своих авиационных прототипов. Как следствие, при разработке и испытаниях САУ ГТУ влияние электроэнергетической системы (ЭЭС) учитывается лишь в незначительной степени.

При решении этой задачи достижения требуемых показателей качества выработки электроэнергии ГТУ должны рассматриваться во взаимодействии электрогенератором и ЭЭС. При этом настройка в процессе испытаний систем управления ГТУ и СГ производится в значительной мере независимо друг от друга, и согласование их характеристик происходит только на завершающих этапах создания ГТЭС. По этой причине увеличиваются общие затраты на испытания и доводку ГТЭС, среди них велики затраты на настройку САУ ГТУ.

Такой подход также приводит к снижению качество вырабатываемой электроэнергии в ходе эксплуатации ГТЭС.

Процесс настройки САУ ГТУ является составной частью испытаний ГТЭС. Особенно затратными по времени являются операции неавтоматизированной ручной настройки САУ при опытно-конструкторских и эксплуатационных испытаниях. Кроме того, поскольку в настоящее время САУ ГТУ синтезируются без учета динамики энергосистемы, это также оказывает негативное влияние на настройку САУ при испытаниях. Для учета динамики ЭЭС предлагается использовать объединенную математическую модель ГТУ и ЭЭС на основных этапах испытаний ГТЭС. В этом случае в процессе испытаний САУ ГТУ вначале производится процедура настройка САУ ГТУ на математической модели, затем полученные настройки САУ ГТУ проверяются на полунатурном стенде, итоговая проверка принятых решений проходит на натурном стенде, также принимаются во внимание данные непосредственной эксплуатации ГТЭС.

Степень разработанности темы исследования

Концепция модельно-ориентированного подхода и необходимость использования математических моделей (в составе полунатурного стенда или стенда-имитатора) рассматривается у многих авторов: Гольберга Ф.Д., Батенина А.В., Кривошеева И.А., Волкова Д.И., Ахмедзянова Д.А., Годованюка А.Г., Винокура В.М., Кавалерова Б.В., Михайлова А.Е., Кишалова А.Е. и др. Однако большинство существующих математических моделей малоприспособлены для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ, так как они либо разрабатываются с другой целью, либо их быстродействие слишком низкое. Например, в работах Кавалерова Б.В. [1-8] предлагается совместное моделирование ГТУ и энергосистемы для проведения испытаний ГТУ чтобы учесть все основные влияния и режимы функционирования как ГТУ, так и энергосистемы. Однако такое моделирование с использованием моделей ГТУ и структурно-сложной модели ЭЭС, содержащих большое количество дифференциальных уравнений, требует затраты больших вычислительных ресурсов, что существенно увеличивает время моделирования. Поэтому

Кавалеров Б.В. предложил на основе полученных моделей с помощью идентификации методом наименьших квадратов строить быстрорешаемые модели и по ним проводить настройку САУ ГТУ во время испытаний [3, 9]. Быстрорешаемые модели ГТУ и ЭЭС должны обладать высокими показателями скорости работы благодаря тому, что синтезируются с учетом ряда ограничений и упрощений, которые будут рассмотрены в диссертации. Но при этом такие математические модели должны обладать и необходимой адекватностью, чтобы с их использованием успешно настраивать параметры регуляторов САУ ГТУ. Предпринятые исследования, они далее представлены в диссертации, показали, что построение быстрорешаемых моделей с помощью идентификации на основе метода наименьших квадратов также встречает свои трудности. По причине большой размерности и неочевидного выбора структуры уравнений, описывающих быстрорешаемые модели для различных режимов работы ГТЭС, время на их получение становится достаточно большим, а область адекватности не всегда достаточной для проведения испытаний.

Поэтому складывается проблемная ситуация. Процесс испытания и настройки САУ ГТУ является весьма трудной и затратной по времени процедурой. Существующие же модели ГТЭС слабо приспособлены для использования в системе автоматизации настройки параметров регуляторов САУ ГТУ.

Для преодоления проблемной ситуации в диссертации предлагается разработать модель ГТЭС на основе технологии искусственных нейронных сетей. Разрабатываемая модель должна включать в себя не только ГТУ, но и ЭЭС. Необходимо разработать новую методику автоматизации испытаний САУ ГТУ с использованием разработанных нейросетевых моделей ГТЭС, а также создать программно-моделирующий комплекс (ПМК) на основе разработанных алгоритмов и математических моделей для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ.

Ввиду обозначенных причин **актуальной** является автоматизация испытаний САУ электроэнергетическими ГТУ на основе использования

нейросетевых моделей ГТЭС для сокращения времени испытаний и настройки регуляторов САУ ГТУ.

Объектом исследования является система автоматизации испытаний (САИ) САУ электроэнергетическими ГТУ.

Предмет исследования: модели, методики и алгоритмы системы автоматизации испытаний САУ ГТУ в составе ГТЭС.

Цель исследования: повышение эффективности испытаний САУ ГТУ за счет автоматизация испытаний САУ ГТУ с использованием нейросетевых моделей ГТЭС.

Задачи исследования:

1. Разработать новую методику автоматизации испытаний САУ ГТУ с использованием нейросетевых моделей ГТЭС;
2. Построить нейросетевые модели ГТЭС для основных характерных режимов работы;
3. Создать программно-моделирующий комплекс для построения нейросетевых моделей ГТЭС;
4. Апробировать эффективность предложенной методики автоматизации испытаний и работоспособность нейросетевых моделей ГТЭС в экспериментах по настройке регулятора САУ ГТУ.

Цель и задачи работы обусловили выбор следующих **методов исследования:** методы теории автоматического управления, методы математического моделирования, методы оптимизации и идентификации.

Разработка программного обеспечения программно-моделирующего комплекса проводилась с использованием языка программирования *Java*, среды разработки *NetBeans*.

Теоретической и методологической основой исследований являются работы В.Я.Ротача, И.А.Кривошеева, А.Г.Годованюка, В.А.Григорьева, Ф.Д.Гольдберга, А.В.Батенина, *H.Asgari*, *X.Q.Chen*, *R.Sainudiin*, О.С.Гуревича, С.Хайкина, К.Роберт, Н.Г.Егупова, Д.И.Батищева, В.В.Борисова, А.Г.Сухарева, А.В.Тимохова, А.В.Еремеева, В.М.Винокура, Ю.Н.Хижнякова, Б.В.Кавалерова.

Научная новизна:

1. Предложена новая методика автоматизации испытаний САУ электроэнергетическими ГТУ, отличающаяся применением нейросетевых моделей ГТЭС для моделирования характерных динамических процессов электрической системы и включением в состав САИ подсистемы подготовки нейросетевых моделей ГТЭС, что позволяет существенно сократить процедуру настройки САУ ГТУ.

2. Предложена искусственная нейронная сеть (ИНС), полученная на основе разработанной методики выбора и обоснования ее архитектуры и гиперпараметров, отличающаяся возможностью создания нейросетевых математических моделей, которые позволяют моделировать различные режимы работы ГТЭС и схемы электроснабжения.

3. Получены новые нейросетевые модели для характерных режимов работы ГТЭС, отличающиеся учетом взаимовлияния ГТУ и электроэнергетической системы, обладающие высоким быстродействием при использовании в САИ.

4. Разработана подсистема подготовки нейросетевых моделей ГТЭС для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ, отличающаяся возможностью дополнительной автоматизации испытаний САУ ГТУ, которая позволяет сократить сроки получения математических моделей ГТЭС.

Теоретическая значимость (ценность) исследования заключается в предложенном способе применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для построения эквивалентной модели ГТЭС, предназначенной для автоматизации испытаний САУ электроэнергетическими ГТУ, что позволяет упростит процедуру проведения испытаний. Также созданы новые динамические нейросетевые модели для характерных режимов функционирования ГТЭС, благодаря быстродействию которых возможно проводить исследования по настройке параметров регулятора САУ ГТУ и таким образом достигать улучшения показателей качества САУ ГТУ для выработки электроэнергии. Обоснована архитектура и гиперпараметры ИНС для создания нейросетевых математических

моделей (НСМ) ГТЭС, которая позволяет упростить и ускорить процедуру получения таких моделей.

Практическая ценность работы:

Разработаны новые алгоритмы и программы для ЭВМ, использованные при создании человеко-машинной подсистемы подготовки НСМ ГТЭС для САИ САУ ГТУ. Новая подсистема САИ позволяет в значительной мере упростить и сократить время испытаний и настройки регуляторов САУ электроэнергетическими ГТУ, а также повысить надежность и устойчивость ЭЭС за счет улучшения показателей качества выработки электроэнергии. В первую очередь это достигается использованием быстродействующих нейросетевых математических моделей для испытаний и настройки САУ ГТУ. Использование новой методики автоматизации испытаний САУ ГТУ позволяет получить существенную экономическую выгоду, которая достигается за счет уменьшения времени испытаний и экономии топлива по сравнению с традиционными подходами. Внедрение разработанной подсистемы в технологический процесс на ООО «НТЦ «Турбопневматик» позволяет:

- создать высокопроизводительные динамические модели установок и их узлов для использования в составе цифровых двойников, обеспечивающих уменьшение времени счёта модели более чем в 10 раз;
- сократить время, необходимое на разработку программ управления и диагностики;
- значительно повысить эффективность обработки результатов испытаний энергоустановки и её узлов.

Разработаны программные продукты, которые защищены свидетельствами о государственной регистрации программ для ЭВМ: "Автоматизированное получение нейросетевых моделей газотурбинных установок и электроэнергетической системы" ("Нейросетевая модель ГТУ-ЭЭС", программы для ЭВМ № 2015662588), "Идентификация газотурбинных установок и электроэнергетической системы" ("Идентификация ГТУ-ЭЭС", программы для ЭВМ № 2015616156), "Генетический идентификатор газотурбинных установок"

("Генетический идентификатор ГТУ", программы для ЭВМ № 2014660371), «НейроДин" (программы для ЭВМ № 2017614742).

Результаты диссертации внедрены в производственной практике ООО «НТЦ «Турбопневматик» (г. Пермь) и в учебном процессе Пермского национального исследовательского политехнического университета.

На защиту выносятся:

1. методика автоматизации испытаний САУ ГТУ с использованием нейросетевых моделей ГТЭС, воспроизводящих характерные динамические процессы электрической системы, в результате достигается упрощение процедур испытаний и автоматизируются их этапы;

2. архитектура и гиперпараметры ИНС для упрощения процедуры получения нейросетевых моделей характерных режимов работы ГТЭС;

3. нейросетевые модели ГТЭС, которые строятся на базе предложенной архитектуры ИНС и учитывают взаимовлияние ГТУ и системы электроснабжения в динамике при испытаниях и настройке САУ ГТУ;

4. подсистема построения нейросетевых моделей ГТЭС для САИ САУ ГТУ, реализованная на основе оригинального программно-моделирующего комплекса;

5. результаты апробации предложенной методики автоматизации испытаний и нейросетевых моделей ГТЭС в компьютерных экспериментах по настройке параметров регулятора САУ ГТУ.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на IX, X, XI, XII Международной Интернет-конференции «Инновационные технологии: теория, инструменты, практика» (Пермь, 2017-2020), на Международной конференции «Актуальные проблемы электромеханики и электротехнологий» (Екатеринбург, 2017), на Всероссийской научно-технической конференции «АСУИТ» (Пермь, 2018, 2021), на VIII, XI Всероссийской научно-технической конференции "Инновационная энергетика" (Пермь, 2014,2020), на I, II Международных научно-технических конференциях «Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике» (Пермь, 2015,2016), на IX

Международной (XX Всероссийской) конференции по автоматизированному электроприводу «АЭП – 2016» (Пермь), на Международной научно-практической конференции «Наука сегодня: задачи и пути их решения» (Вологда, 2016), на научно-технической конференции «Климовские чтения – 2016. Перспективные направления развития авиадвигателестроения» (Санкт-Петербург, 2016) на 3-й Международной научно-практической конференции «Новая индустриализация и цифровизация: мировое, национальное, региональное измерение» (Екатеринбург, 2020), на XI Международной конференции «Инновационная энергетика» (Пермь, 2020), 2021 International Ural Conference on Electrical Power Engineering (Магнитогорск, 2021), IV Международная научно-практическая конференция «Актуальные проблемы топливно-энергетического комплекса: добыча, производство, передача, переработка и охрана окружающей среды» (Москва, 2021).

Исследования выполнялись в соответствии с госзаданием Минобрнауки РФ № 13.832.2014/К, договором 13.G25.31.0009 между ОАО «Протон-ПМ» и Минобрнауки РФ от 07.09.2010 в рамках постановления №218 Правительства РФ, исследование поддержано РФФИ и Пермским краем в рамках научного проекта № 19-48-590012.

Личный вклад. Автором диссертации разработаны новые методики и алгоритмы, проведены численные эксперименты, предложена и обоснована архитектура ИНС, разработаны нейросетевые модели. Разработанные методы, модели и алгоритмы реализованы в виде программного кода.

Публикации. Основные положения и результаты диссертационной работы опубликованы в 26 научных работах (из них 17 в рецензируемых изданиях, рекомендованных ВАК и 9 индексируемых в базе *Scopus*).

Структура и объем диссертации. Работа состоит из введения, 5 глав, заключения, списка литературы, включающего 155 наименований и 10 приложений. Работа содержит 177 страниц, 113 рисунков и 21 таблиц. Приложения содержат результаты компьютерных и натуральных экспериментов, документы о внедрении результатов работы.

Глава 1. АВТОМАТИЗАЦИЯ ИСПЫТАНИЙ ГАЗОТУРБИННЫХ УСТАНОВОК В СОСТАВЕ ГАЗОТУРБИННЫХ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ

Электроэнергетика играет значительную роль в промышленности и, как следствие, в обеспечении повседневной жизни страны. Практика развития электроэнергетических систем зарубежных стран и России [10, 11] показывает высокую эффективность применения в энергетике газотурбинных установок (ГТУ) малой и средней мощности. Значительное число таких ГТУ создается на базе конвертированных [12] авиационных газотурбинных двигателей (ГТД) отечественной разработки. Газотурбинные энергоустановки малой и средней мощности используются в качестве постоянных, резервных или аварийных источников тепло- и электроснабжения в городах [10–16], а также отдаленных, труднодоступных районах. Газотурбинные электростанции получают все более широкое распространение еще и потому, что обеспечивают минимальный ущерб для окружающей среды [15]: низкий расход масла, возможность работы на отходах производства, низкие выбросы вредных веществ. Компактные размеры и небольшой вес дают возможность размещать газотурбинную установку на малой площади, что приводит к существенной экономии материальных и денежных средств.

Для эксплуатации наземных вариантов авиационных газотурбинных двигателей [17, 18] в составе газотурбинной электростанции (ГТЭС), необходима такая система автоматического управления (САУ) ГТУ, которая должна обеспечивать требуемые показатели качества выработки электроэнергии. В основном такие САУ переносятся практически в неизменном виде со своих авиационных прототипов. Как следствие, при испытаниях, разработке и настройке САУ ГТУ влияние электроэнергетической системы (ЭЭС) учитывается лишь в незначительной степени, что приводит к препятствиям в достижении необходимых показателей качества выработки электроэнергии.

1.1 Проблемы автоматизации испытаний ГТЭС для выработки электроэнергии

Газотурбинные электростанции являются достаточно сложным объектом для управления. Это связано с тем, что в них широко распространены ГТУ, сконструированные по двухвальной (таблица 1.1) схеме (рисунок 1.1).

Таблица 1.1 – Список ГТЭС и их ГТУ производимые ОАО «ОДК-Авиадвигатель» [19]

Газотурбинная электростанция	Газотурбинная установка	Схема
ГТЭС-25П/-25ПА	ГТЭ-25П/ГТЭ-25ПА	Двухвальная
ГТЭС «Урал-2500»	ГТУ-2,5П	Двухвальная
ПАЭС-2500М		
ЭГ-2500М		
ГТЭС «Урал-4000»	ГТУ-4П	Двухвальная
ГТЭС - 4		
ГТЭС «Урал-6000»	ГТУ-6П	Двухвальная
ЭГЭС-12П	ГТУ-12ПГ-2	Двухвальная
ЭГЭС-16ПА2/ГТЭС-16ПА	ГТЭ-16ПА2/-16ПА	Двухвальная

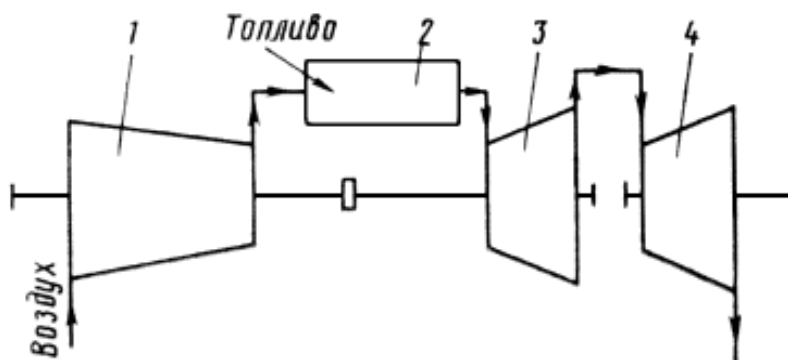


Рисунок 1.1 – Двухвальная газотурбинная установка (1 – компрессор; 2 – камера сгорания; 3 – компрессорная турбина; 4 – свободная турбина)

Двухвальная схема ГТУ дает следующие преимущества:

- 1) повышенная экономичность;
- 2) пониженная вибрация;
- 3) возможности свободно выбирать частоту вращения отдельных блоков

во время конструирования изделия [16] и управления им.

В качестве ГТУ для ГТЭС широко используются авиационные ГТД [17, 18], которые дорабатываются под наземное применение. Для использования таких ГТУ нужна система управления, которая будет удовлетворять всем необходимым показателям качества выработки электроэнергии [17]. Проблема заключается в том, что в большинстве случаев САУ переходят практически в неизменном виде со своих авиационных прототипов и совершенно не учитывают динамику переходных процессов ЭЭС. В итоге ситуация, с неподходящей для выработки электроэнергии САУ приводит к серьезным препятствиям в обеспечении наилучших эксплуатационных характеристик конечного изделия [17].

Основная причина описанной выше ситуации с САУ кроется в отсутствии адекватных программно-алгоритмических средств, обеспечивающих решение задач комплексной автоматизации испытаний САУ наземных энергетических установок.

При этом стоит отметить, что система автоматизации испытаний (САИ) является сложным человеко-машинным организационно-техническим комплексом. В ее состав входит персонал, комплекс средств автоматизации испытаний, который содержит техническое, математическое, программное, информационное, организационно-методическое обеспечения [20].

1.2 Технологический процесс испытаний САУ ГТУ

Процедура испытаний систем управления ГТУ состоит из последовательности этапов (рисунок 1.2) [18].

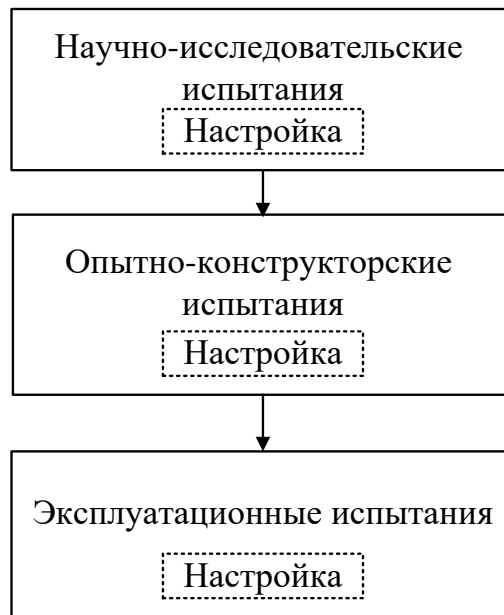


Рисунок 1.2 – Процедура испытаний системы управления

На этапах испытания САУ ГТУ выполняются следующие работы:

- 1) Научно-исследовательские испытания – разработка структуры САУ;
- 2) Опытно-конструкторские испытания – коррекция структуры САУ;
- 3) Эксплуатационные испытания – диагностика отказов и технического состояния, а также модификация САУ.

При этом каждый шаг испытаний сопровождается циклической процедурой настройки и испытаний (рисунок 1.3).

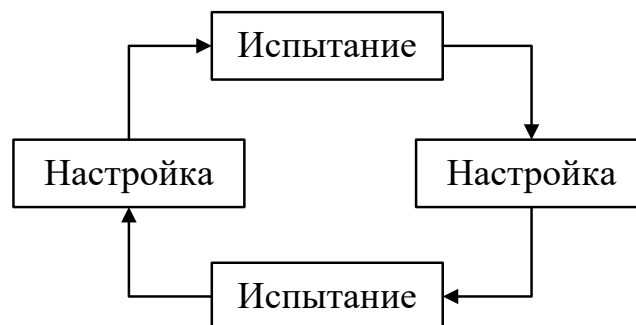


Рисунок 1.3 – Циклическая процедура настройки и испытаний

1.2.1 Настройка САУ ГТУ в составе ГТЭС

Управление техническим объектом [21–23] обычно состоит в выработке управляющих команд, реализация которых обеспечивает нужное изменение состояния данного объекта при соблюдении необходимых требований. Например, управление газотурбинной электростанции состоит в обеспечении выработки в каждый момент времени требуемого количества электроэнергии, которое может изменяться с течением времени при соблюдении требований к нормальному ведению технологического процесса.

Состояние объекта в отношении цели управления определяется текущими значениями некоторого числа контролируемых переменных, которые называются управляемыми «величинами объекта».

Воздействия, получаемые объектом управления со стороны внешней среды и приводящие к нежелательному отклонению параметров, называют «возмущающими воздействиями или возмущениями». Величины, с помощью которых мы можем осуществлять управление объектом, называют управляющими величинами. Систему, объединяющую как объект управления (ОУ), так и контроллер, называют системой автоматического управления.

В случае ГТУ и ГТЭС САУ производит управления в замкнутом контуре по выходному параметру, который контролируется на всем протяжении работы САУ.

При испытаниях системы управления ГТУ основной задачей является поддержание постоянной частоты вращения свободной турбины через изменения расхода топлива.

Определение параметров настройки системы управления ГТУ складывается из трех этапов [23]:

- 1) Определение в пространстве параметров настройки регулятора границ области, в которых ГТЭС работает не только устойчиво, но и имеет некоторый запас устойчивости;
- 2) Определение в этой области точки, удовлетворяющей требованию минимума выбранной оценки точности работы;

3) Построение графиков переходных процессов для наиболее характерных возмущений, которые могут действовать на систему, с целью определения числовых значений показателей качества, а также окончательного уточнения оптимальной настройки.

В упрощенном способе настройки регуляторов (рисунок 1.4) при настройке параметров регулятора для объекта управления необходимо знать условия функционирования данного объекта.

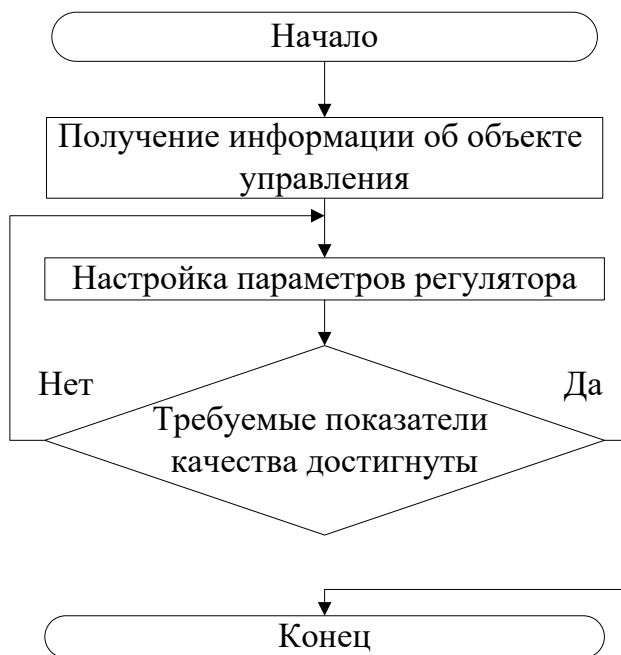


Рисунок 1.4 – Упрощенный процесс настройки САУ

Именно на основе этой информации и происходит настройка параметров, причем, такой информацией могут служить экспертные данные, передаточные звенья системы, либо статические характеристики самого объекта управления, либо иная информация.

Например, в [24] автор предлагает способы настройки параметров регулятора на основе амплитудно-фазовой, амплитудно-частотной характеристики. В [25] одним из способов синтеза параметров регулятора является использование функции Ляпунова.

1.2.2 Модельно-ориентированный подход

Многие из указанных выше способов используются достаточно давно, многие из них строятся с использованием ряда упрощений. Однако в настоящее время открыты новые возможности. Именно поэтому необходимо развивать современные варианты для настройки САУ ГТУ в ходе испытаний, например, на основе модельно-ориентированного подхода [26, 27–33] (МОП) (рисунок 1.5).

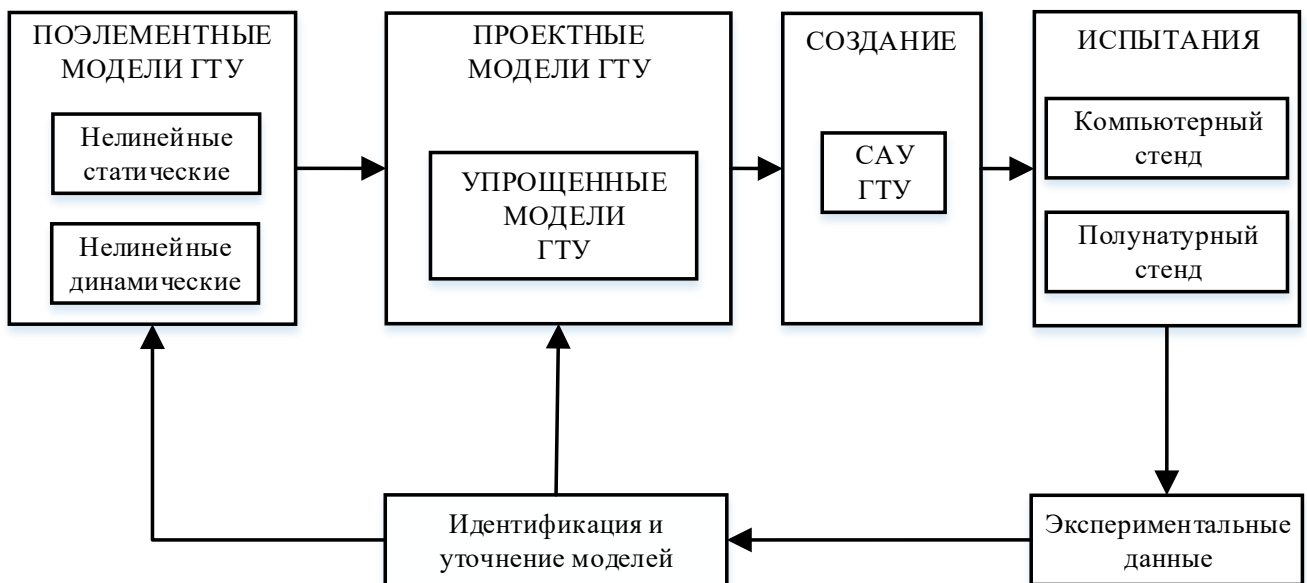


Рисунок 1.5 – Проектирование САУ на основе МОП

Например, в статье [27] рассматривается использование стенда-имитатора на всем протяжении жизненного цикла САУ. Указано, что первоначально стенды-имитаторы проектировались в основном как инструмент для тестирования аппаратных интерфейсов и простых алгоритмов. Стенд-имитатор обеспечивает возможность проведение практически полного перечня испытаний САУ, что в значительной мере сокращает требуемое время и соответственно финансовые затраты на стендовые испытания и реальную эксплуатацию. Отмечается, что имитируемая при помощи стенда-имитатора ГТЭС на основе математической модели, которая выдаёт и принимает те же физические сигналы, что и реальный объект, является оптимальным решением для интегральной верификации программного обеспечения и технических средств. При этом значительно

повышается надёжность, снижается затрачиваемое на отладку и тестирование время, а также обеспечивается обнаружение неправильного функционирования. Жизненный цикл САУ предполагает выполнение всего перечня испытаний, при этом стенд-имитатор позволяет обеспечить процесс на всех стадиях.

Режим работы в достаточно широком диапазоне и требования по ограничению различных параметров для обеспечения корректной работы и приемлемой надёжности ГТУ в составе ГТЭС требуют применять соответствующие им САУ [29, 30]. Оптимизация параметров, а также структуры ГТУ и САУ ГТУ требует проведения крайне сложного комплексного и многофакторного анализа особенностей работы системы, включающей двигатель и систему управления, на всех основных режимах работы.

При создании САУ ГТД авиационного применения накопился опыт, который показывает, что высокой эффективностью обладает именно полунатурное моделирование [26, 30], особенно на этапах исследований и доводки. Назначение такого полунатурного стенда заключается в имитации рабочих процессов и внешней среды для исследований в условиях, наиболее приближенных к реальным условиям. При высокой информативности полунатурные исследования показывают свою высокую экономичность по сравнению с испытаниями реального объекта [28]: опытно-летные испытания – 20–80 тысяч долларов США (1 час); стендовые испытания двигателя – 2–3 тысячи долларов США (1 час); полунатурные испытания – 200 долларов США (1 час).

Создание современных ГТД требует совершенствования не только конструкции, применения новых материалов и новых технологий изготовления, но также и совершенствования САУ [29, 31]. Для разработки современных САУ, а также для автоматизации этапов испытаний и отладки ГТД в настоящее время актуальной задачей является разработка системы имитационного моделирования авиационных ГТД и энергетических установок совместно с элементами САУ, контроля и диагностики.

1.3 Математические модели для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ

Существует множество способов получения математических моделей, каждый из которых обладает рядом преимуществ и недостатков перед другими. В нашем случае, нужна такая математическая модель (ММ), которая наилучшим образом подходит именно для задачи автоматизации испытаний САУ ГТУ.

Например, в [34, 35] представлены модели, которые описывают процессы, происходящие в камере сгорания. Математическая модель из статей [36, 37] позволяет производить расчёты статических характеристик газотурбинного двигателя Д045 в широком диапазоне изменения условий эксплуатации, исследовать влияние характеристик отдельных узлов на характеристики двигателя в целом, выполнять анализ результатов экспериментальных исследований характеристик ГТД и разрабатывать рекомендации по их совершенствованию. В статье [38] показаны результаты исследования от разработки математической модели до создания опытного образца имитатора маслосистемы свободной турбины. Методология моделирования, представленная в статье [39], а также математическая модель направлены на организацию эксплуатации двигателя, энергоустановок, а также на системную автоматизированную разработку. В [40] рассматривается повышение эффективности отладки автоматики форсажного контура при приемо-сдаточных испытаниях турбореактивного двухконтурного двигателя с форсажной камерой (ТРДДФ). Дано описание методики отладки автоматики, представлено описание имитационной модели двигателя, которая позволяет моделировать переходные процессы, протекающие в двигателе и его автоматике при приемо-сдаточных испытаниях, методика получения индивидуальной модели двигателя и его автоматики в процессе приемо-сдаточных испытаний. Также в статье [40] даны результаты использования методик и имитационной модели.

Отметим, что только немногие модели, например, представленные в [41, 42] подходят для задачи автоматизации испытаний САУ, так как позволяют производить моделирование динамики в достаточно широком диапазоне рабочих

режимов. Необходимо отметить существенный недостаток, присущих данному типу моделей для задач настройки, тестирования и отладки САУ ГТУ – это медленная скорость работы (моделирования) обусловленная тем, что процесс решения уравнений модели требует большого количества процессорного времени для выполнения всех необходимых вычислений. Данный недостаток лишает возможности оперативной работы при настройке, тестирования и отладки САУ ГТУ и не позволяет в значительной мере автоматизировать испытания.

Именно поэтому активно развиваются и используются упрощенные модели [26, 41-43, 44, 45]. Именно благодаря упрощениям достигается их высокая скорость работы. Рассмотрим ниже несколько способов получения таких быстрорешаемых моделей.

1.3.1 Регрессионные модели

Для определения коэффициентов регрессионной модели часто используется метод наименьших квадратов (МНК) [46].

Рассмотрим в качестве примера модель газотурбинной электростанции, о которой подробнее будет рассказано в главе 3:

Уравнение частоты вращения турбокомпрессора:

$$\dot{n}_{TK} = a_{11}G_T + a_{12}n_{TK} + a_{13}n_{CT} + a_{14}N_G + a_{15}U_f + a_{16}U + a_{17}I , \quad (1.1)$$

Уравнение частоты вращения свободной турбины:

$$\dot{n}_{CT} = a_{21}G_T + a_{22}n_{TK} + a_{23}n_{CT} + a_{24}N_G + a_{25}U_f + a_{26}U + a_{27}I , \quad (1.2)$$

Уравнение действующего значения напряжения СГ:

$$\dot{U} = a_{31}G_T + a_{32}n_{TK} + a_{33}n_{CT} + a_{34}N_G + a_{35}U_f + a_{36}U + a_{37}I , \quad (1.3)$$

Уравнение действующего значения тока СГ:

$$\dot{I} = a_{41}G_T + a_{42}n_{TK} + a_{43}n_{CT} + a_{44}N_G + a_{45}U_f + a_{46}U + a_{47}I , \quad (1.4)$$

Уравнение вырабатываемой мощности СГ:

$$\dot{N}_G = a_{51}G_T + a_{52}n_{TK} + a_{53}n_{CT} + a_{54}N_G + a_{55}U_f + a_{56}U + a_{57}I , \quad (1.5)$$

где G_T – расход топлива; n_{CT} – частота вращения свободной турбины; n_{TK} – частота вращения турбокомпрессора; U – действующее напряжение синхронного

генератора (СГ); I – действующий ток СГ; N_G – вырабатываемая мощность СГ; U_F – напряжение обмотки возбуждения.

Модель (1.1–1.5) записывается в векторно-матричном виде:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}, \quad (1.6)$$

где \mathbf{Y} – вектор производных, \mathbf{X} – вектор входных переменных, \mathbf{A} – матрица коэффициентов, размерностью $n \times n$, значения которой определяются. В нашем случае в качестве вектора выходных переменных рассматривается вектор производных – левых частей уравнений (1.1–1.5). В качестве вектора входных переменных – весь вектор состояния системы $\mathbf{X} = (G_T, n_{TK}, n_{CT}, N_G, U_f, U, I)^T$.

Матрица \mathbf{A} определяется каждый раз заново для новых режимов работы.

Уравнения (1.6) можно представить, как:

$$\mathbf{A} = \mathbf{Y}_\Sigma \mathbf{X}_\Sigma^{-1}, \quad (1.7)$$

где \mathbf{Y}_Σ и \mathbf{X}_Σ – матрицы, составленные из n векторов \mathbf{Y} и \mathbf{X} соответственно.

В случае, когда количество наблюдений больше, чем n – используется МНК в следующей форме:

$$\mathbf{A} = \mathbf{Y}_\Sigma \mathbf{X}_\Sigma^T (\mathbf{X}_\Sigma \mathbf{X}_\Sigma^T)^{-1}, \quad (1.8)$$

или $\mathbf{A} = \mathbf{Y}_\Sigma \mathbf{X}_\Sigma^+$, где матрица \mathbf{X}_Σ^+ – псевдообратная матрица, такая, что $\mathbf{X}_\Sigma \mathbf{X}_\Sigma^+ \mathbf{X}_\Sigma = \mathbf{X}_\Sigma$ [9, 47].

1.3.2 Искусственные нейронные сети в задаче получения математической модели ГТЭС

Искусственные нейронные сети (ИНС) применяются для решения большого круга задач. Как пример, в статьях [48–51] ИНС применяется для распознавания изображений, определения эмоциональной реакции человека [52], а также для синтеза нейросетевых моделей (НСМ) газотурбинных двигателей [53–58]. Как ГТУ, так и газотурбинная электростанция является нелинейной системой [59], а, как известно, нейронные сети способны аппроксимировать любой вид нелинейности [60–62].

Еще одной уникальной особенностью нейронных сетей является их обобщающая способность [60–62]. Это способность заключается в том, что после обучения, подавая на нейронную сеть данные, которые мы не подавали в процессе обучения, мы так же на выходе нейронной сети получаем адекватные значения. Рассмотрим составные элементы, на которых базируются искусственные нейронные сети.

1.3.2.1 Модель нейрона для искусственной нейронной сети

Модель нейрона выглядит следующим образом (рисунок 1.6):

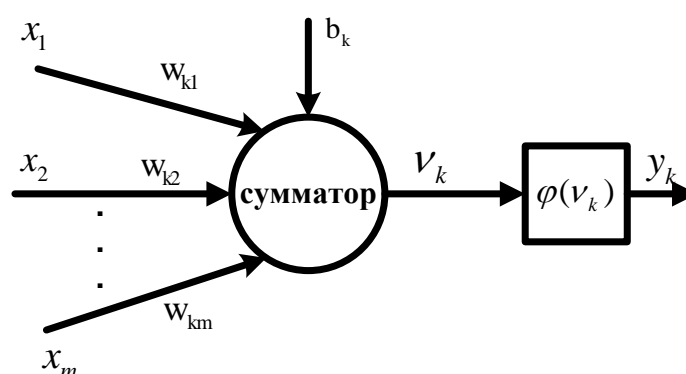


Рисунок 1.6 – Модель нейрона

Где выходное значение нейрона y_k вычисляется по (1.9), а рецептивное поле v_k находится по (1.10).

$$y_k = \varphi(v_k), \quad (1.9)$$

$$v_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i + b_k \quad (1.10)$$

В итоге, при наличии нескольких слоев, выходное значение нейронной сети вычисляется следующим образом:

$$Y = \varphi\left(\sum_k w_{0k} \varphi\left(\sum_j w_{kj} \varphi\left(\dots\left(\sum_i w_{ij} x_i\right)\right)\right)\right) \quad (1.11)$$

где w – вес связи; x – числовое значение сигнала связи; $\varphi(\dots)$ – функция активации нейрона.

1.3.2.2 Функция активации

Одним из важных аспектов ИНС является функция активации [60–62], благодаря которой сеть становится универсальным аппроксиматором функций. Функция активации – это способ нормирования входных сигналов ИНС. Если обозначить функцию активации как φ , выходной сигнал Y нейрона зависит от вектора входных значений $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ и вектора весовых коэффициентов $[w_1, w_2, \dots, w_n]$ следующим образом:

$$Y = \varphi(x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n), \quad (1.12)$$

Наиболее распространенными функциями являются:

- 1) линейная;
- 2) пороговая;
- 3) сигмоидальная:
 - 3.1) логистическая;
 - 3.2) гиперболический тангенс;
- 4) усеченное линейное преобразование (ReLU).

Основное отличие функций активации заключается в диапазоне значений и скорости обработки.

1.3.2.3 Персептрон

Персептрон [60–62] является однослойной или многослойной (рисунок 1.7) ИНС с бинарными или аналоговыми входами. Данные ИНС хорошо подходят для таких типов задач, как:

- 1) аппроксимации данных;
- 2) прогнозирования состояния на основе временного ряда;
- 3) распознавания образов и классификации.

Также могут быть использованы и в других задачах сами по себе или совместно с другими методами моделирования.

Многослойный персептрон (рисунок 1.11) эффективен при решении таких же задач, что и однослойный персептрон. При этом он обладает значительно

большей вычислительной способностью, если производить сравнение с однослойным перцептроном. Благодаря этой способности, многослойный перцептрон точнее описывает многомерные зависимости.

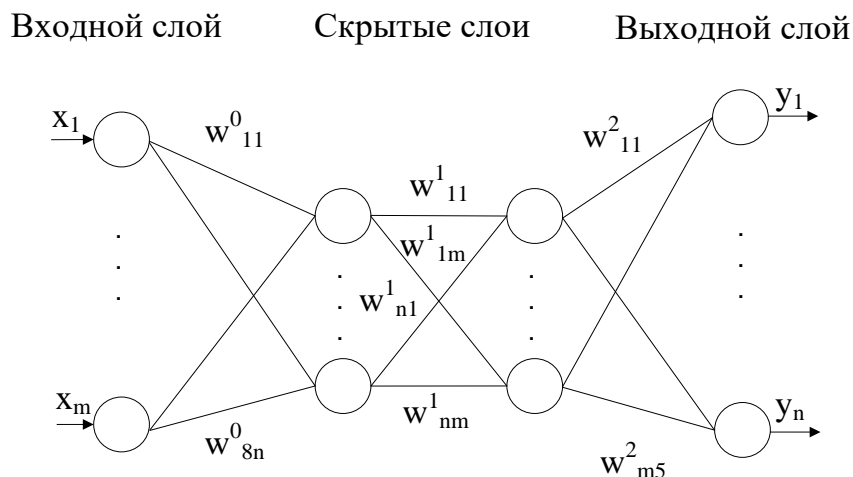


Рисунок 1.7 – Схема двухслойной искусственной нейронной сети

Представленный выше элемент позволяет собрать и частично настроить нейронную сеть из составных элементов, но такая ИНС не будет являться необходимой нам моделью. Для того чтобы такую ИНС превратить в модель, ее необходимо обучить. Существует несколько способов обучения ИНС, ниже представлены некоторые из них.

1.3.2.4 Обучение искусственной нейронной сети

Известны обучение с учителем и без учителя [60–62]. В первом случае известны пары «стимул-реакция» и именно данный способ обучения подходит для решения задачи получения нейросетевых математических моделей ГТЭС, так как известны «стимулы» (входные вектора в виде управляющих и возмущающих воздействий) и «реакция» (выходные вектора в виде моделируемых переменных) системы. Алгоритмов обучения с учителем является метод обратного распространения ошибки [60–62].

Для алгоритма обучения без учителя нейронная сеть имеет только входные вектора. Значения выходных векторов будут сформированы в зависимости от алгоритма обучения. Наиболее известными являются:

- 1) Метод обучения Хэбба;
- 2) Метод Кохонена.

1.4 Требования к испытаниям для системы автоматизации испытаний

Из теории хорошо известно, что для обеспечения требуемого режима работы СГ необходимо одновременно регулировать активную и реактивную мощности СГ [63, 64], то есть уже в этом проявляется многосвязность ГТЭС как объекта управления. Ситуацию осложняет то, что в состав ГТЭС входят САУ ГТУ и САУ СГ, взаимодействующие между собой и с внешней по отношению к ГТЭС электрической системой [65].

Поэтому в целом система управления ГТЭС является сложной и многосвязной системой [65, 66] и изменения переменных, происходящие в одной части системы (рисунок 1.8), автоматически приводит к изменениям переменных в других частях.

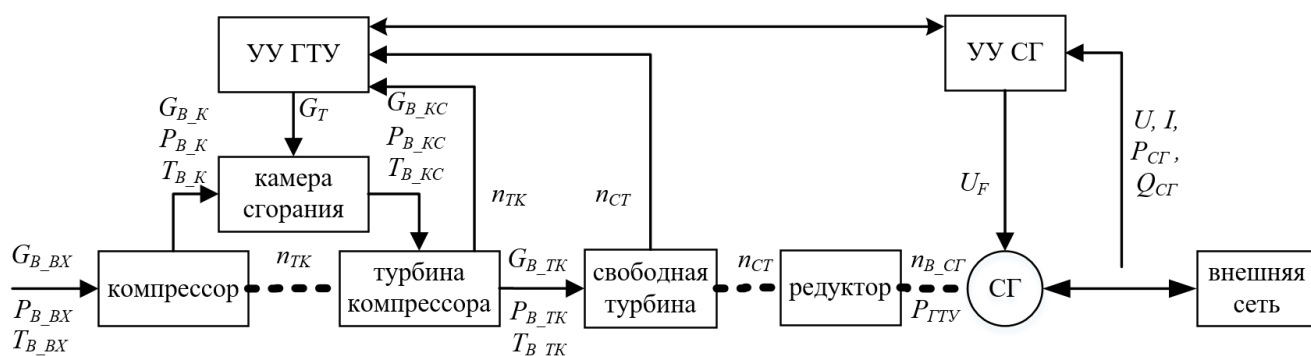


Рисунок 1.8 – Система управления ГТЭС

На рисунке 1.8: G_T – расход топлива; n_{TK} – частота вращения турбокомпрессора; n_{CT} – частота вращения свободной турбины; $P_{ГТУ}$ – вырабатываемая мощность ГТУ; $n_{B_СГ}$ – частота вращения вала СГ; U – действующее напряжение СГ; I – действующий ток СГ; $P_{СГ}$ – вырабатываемая активная мощность СГ; Q – вырабатываемая реактивная мощность СГ; U_F –

напряжение обмотки возбуждения; G_{B_BX} – расход воздуха, поступающего в ГТУ из внешней среды; P_{B_BX} – давление воздуха, поступающего в ГТУ из внешней среды; T_{B_BX} – температура воздуха, поступающего в ГТУ из внешней среды; G_{B_K} – расход воздуха через компрессор; P_{B_K} – давление воздуха через компрессор; T_{B_K} – температура воздуха через компрессор; $G_{B_КС}$ – расход газа после камеры сгорания; $P_{B_КС}$ – давление газа после камеры сгорания; $T_{B_КС}$ – температура газа после камеры сгорания; $G_{B_ТК}$ – расход газа через турбину компрессора; $P_{B_ТК}$ – давление газа через турбину компрессора; $T_{B_ТК}$ – температура газа через турбину компрессора.

Например, повышение активной и реактивной нагрузки ГТЭС автоматически (то есть за счет действия автоматических устройств управления) приводит к повышению вырабатываемой активной и реактивной мощностей СГ, повышению электрического тока СГ, вследствие чего возможно изменение напряжения СГ, изменение частоты вращения вала СГ и свободной турбины, что при автономной работе СГ приводит к изменению частоты переменного напряжения в питаемой сети. В итоге, в системе имеет место переходный режим, то есть переход системы из одного состояния в другое, при этом система управления ГТЭС продолжает менять значение расхода топлива ГТУ и величину напряжения обмотки возбуждения СГ, чтобы парировать последствия возникшего возмущения (возмущения режима).

Ситуация еще более осложняется, если несколько энергоблоков, подобных изображенному на рисунке 1.8 работают параллельно между собой на выделенную изолированную нагрузку или параллельно мощной сети. При этом в таких системах, состоящих из большого числа взаимовлияющих элементов возникают различные обменные переходные процессы, которые затрудняют управление такими системами. Как уже ранее было сказано, разработка и отладка систем управления даже отдельной одноагрегатной ГТЭС (рисунок 1.8), является очень затратной процедурой, именно поэтому для выполнения испытаний активно используется концепция модельно-ориентированного проектирования [28 – 36].

Схема на рисунке 1.8 является упрощенным представлением ГТЭС, устройств управления (УУ) ГТУ и УУ СГ. Не учитывается множество других подсистем и переменных (вибрация, системы ограничения давления, температуры и т.д.). Поэтому при рассмотрении задачи автоматизация испытаний САУ ГТУ с использованием нейросетевых моделей ГТЭС приняты следующие ограничения.

Во-первых, для настройки в дальнейшем будет рассмотрен только контур частоты вращения свободной турбины САУ ГТУ, так как именно она отвечает за частоту вырабатываемой электроэнергии. Для устранения влияния взаимодействия регуляторов на характеристики системы регулирования с одним регулирующим фактором при управлении ГТД применяют специальные устройства – селекторы сигналов, позволяющие исключить зону совместной работы разных каналов управления [59]. Селекторы обеспечивают во всех условиях работы системы подключение на регулирующий фактор только одного регулятора, включаемого в работу в зависимости от режима работы ГТУ. Таким образом, каждый из каналов управления работает автономно, и их настройка так же осуществляется автономно, что значительно упрощает процесс настройки при ограничении различных параметров.

Во-вторых, любая модель всегда создается для выполнения какой-либо конкретной задачи и отбрасываются переменные, которые оказывают незначительное влияние на исследуемые процессы. Например, в статьях [67, 68] нейросетевые модели создаются для диагностики вибрационных процессов и не учитывают температуру и давление в разных частях газотурбинной установки. В статье [69] имитационная модель, разработанная для доводки САУ ГТД на испытательном стенде, не учитывает изменение давления окружающей среды, а температура учитывается только при нормальных условиях и в значении 249 К.

В-третьих, доводочные испытания всей САУ ГТУ, со всеми контурами регулирования и контурами ограничений, проводятся на последующих этапах с использованием поэлементной всережимной математической модели, которая учитывает все переменные. САУ ГТУ так же проходит доводочную настройку на этапе натурных испытаний, когда непосредственно задействована реальная ГТУ в

составе ГТЭС. Именно поэтому в разрабатываемой нейросетевой математической модели ГТЭС будут рассматриваться переменные, которые напрямую влияют на решение поставленной задачи, а именно:

1) управляющие и возмущающие переменные, которые задают режим работы ГТЭС для выработки электроэнергии: расход топлива ГТУ, напряжение обмотки возбуждения СГ, мощность электрической нагрузки;

2) значимые для выработки электроэнергии ГТЭС выходные переменные: частота вращения свободной турбины (влияет на частоту переменного напряжения в сети), действующего напряжения СГ (система управления должна поддерживать данную переменную на заданном уровне), частота вращения турбокомпрессора (отвечает за подготавливаемую мощность ГТУ), действующий ток СГ, вырабатываемая мощность СГ, активная и реактивная.

Рассмотрим другие требования и ограничения, предъявляемые к математической модели для системы автоматизации испытаний.

В первую очередь, математическая модель для САИ должна обладать высокой скоростью работы по сравнению с традиционными сложными поэлементными моделями [34–40], чтобы обеспечивать необходимую скорость работы процедуры настройки параметров регуляторов САУ ГТУ. Так как настройка параметров регулятора САУ подразумевает под собой итеративную процедуру (рисунок 1.3), с множеством повторяющихся операций изменения параметров регулятора и, непосредственно, процедуры моделирования переходных процессов при заданных параметрах регулятора, то скорость работы модели является узким местом всей процедур настройки параметров САУ. Именно поэтому целесообразным является наличие такой модели объекта управления в составе системы автоматизации испытаний, которая позволит с наименьшими временными затратами получать новые параметры регуляторов САУ ГТУ, проводя для этого множество процедур настройки таких параметров. Высокая скорость работы математической модели для САИ может быть достигнута только за счет упрощения [26, 41, 44, 45]. При этом такая быстрорешаемая модель должна обладать достаточной точностью для

обеспечения процедуры настройки параметров регулятора САУ ГТУ с использованием данной модели. То есть данная упрощенная быстрорешаемая модель синтезируется с задачей замены традиционных сложных поэлементных моделей для непосредственного использования этой модели в составе системы автоматизации испытаний.

Во-вторых, для достижения приемлемых результатов процедуры настройки параметров регулятора САУ ГТУ используемая быстрорешаемая модель должна учитывать влияние со стороны ЭЭС, то есть учитывать влияние синхронного генератора, его электрическую нагрузку и внешнюю электрическую сеть. При этом не обязательно получать всережимную математическую модель, которая учитывает все возможные режимы работы ГТЭС, включая аварийные режимы, а синтезировать модель под конкретный характерный режим работу и конкретную схему функционирования ГТЭС. Благодаря данному ограничению удастся добиться упрощения процедуры синтеза математических моделей ГТЭС с сохранением высоких показателей скорости моделирования, с сохранением приемлемой точности модели. Дополнительно исследуется возможность получения многорежимной и многосхемной математической модели ГТЭС, о чем рассказано в 3 главе кандидатской диссертации.

В-третьих, следствием предыдущего условия является тот факт, что получаемая математическая модель ГТЭС корректно работает только для режима и схемы функционирования, экспериментальные данные которого использовались для получения данной модели. В итоге мы можем говорить об адекватности математической модели ГТЭС только для конкретного режима и конкретной схемы функционирования.

В-четвертых, необходимо задать вектора входных и выходных переменных быстрорешаемой математической модели ГТЭС. Вектор входных и выходных переменных строго ограничен входящим в состав ГТЭС элементами и выполняемой моделью задачей. Для задачи испытания САУ ГТУ в составе ГТЭС в вектор входных переменных входит расход топлива ГТУ, напряжение обмотки возбуждения СГ и электрическая мощность нагрузки внешней сети. Для вектора

выходных переменных выбраны следующие переменные: частота вращения свободной турбины ГТУ, так как данная переменная отвечает за частоту переменного тока в энергосети, и действующее напряжение СГ, которое САУ СГ должна поддерживать в энергосистеме при ее функционировании. Несмотря на то, что в ходе процедуры настройки параметров регулятора САУ ГТУ будут меняться и улучшаться показатели качества переходного процесса частоты вращения ГТУ, немаловажным является проверка показателей качества при изменении действующего напряжения СГ. В случае, если улучшение показателей качества частоты вращения свободной турбины удастся добиться в ходе процедуры настройки параметров САУ ГТУ, но при этом ухудшаются показатели качества переходного процесса по напряжению, то такая настройка является нежелательной. Обоснование необходимости моделирования других выходных переменных раскрывается в 3 главе кандидатской диссертации.

В-пятых, из предыдущего пункта и выполняемой задачи по автоматизации испытаний САУ ГТУ, мы приходим к следующему требованию. Для ММ ГТЭС не важна внутренняя структура математической модели, а важны только пары векторов «вход-выход», которые задают режим работы всей системы и по которым мы можем оценить результаты работы САУ. Самое главное требование к модели заключается в том, чтобы упрощенная математическая модель ГТЭС выдавала те же моделируемые переменные, что и реальная ГТЭС, при подаче на нее заданного вектора входных переменных. Именно в этом смысле следует говорить о точности, либо адекватности модели.

1.5 Вывод по первой главе

Газотурбинные установки хорошо себя зарекомендовали в роли привода для синхронного генератора в задачах выработки электроэнергии. При этом они обладают рядом преимуществ, таких как экологичность, мобильность, а также высокий уровень КПД (особенно в случае когенерации). Для эксплуатации конвертированных авиационных ГТУ в составе электростанции, необходима

система САУ ГТУ, которая должна обеспечивать требуемые показатели качества выработки электроэнергии.

Процесс настройки САУ ГТУ является составной частью испытаний ГТЭС. Особенно затратными по времени являются операции неавтоматизированной ручной настройки САУ на разных этапах испытаний. В настоящее время САУ ГТУ синтезируются без должного учета влияния энергосистемы, поэтому для учета динамики ЭЭС предлагается использовать объединенную математическую модель ГТУ и ЭЭС на основных этапах испытаний ГТЭС.

Традиционные модели для такого структурно-сложного объекта как ГТУ [34–40] и ГТЭС вызывают сложности при использовании их для решения задачи автоматизации испытаний САУ ГТУ, так как, как уже было сказано ранее, обладают низкой скоростью работы. Альтернативным вариантом получения моделей ГТЭС для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ является использование теории искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети хорошо себя зарекомендовали для построения математических моделей ГТД [53–55, 56, 57, 58], поэтому целесообразным является использовать именно их для получения нейросетевых моделей ГТЭС, в которых кроме ГТУ также будет присутствовать энергосистема. Нейросетевые модели ГТЭС должны обладать высокими показателями скорости работы благодаря тому, что синтезируются с учетом ряда ограничений и упрощений. При этом такие нейросетевые модели ГТЭС должны обладать необходимой адекватностью, чтобы с их использованием настраивать параметры регулятора САУ ГТУ. Для получения таких нейросетевых моделей ГТЭС необходимо разработать методику проведения эксперимента для получения экспериментальных данных, а также подобрать архитектуру и гиперпараметры ИНС, которые позволят с наименьшими затратами получать такие математические модели.

Таким образом, выявлена следующая проблемная ситуация: ИНС предоставляют хорошие возможности для получения быстродействующих моделей ГТУ и ЭЭС, пригодных для использования в САИ, но до настоящего времени отсутствует методика их использования в составе САИ.

Исходя из необходимости решения проблемной ситуации, формируется цель данной работы: автоматизировать настройку регуляторов ГТУ для электростанций с использованием нейросетевых математических моделей.

Для решения поставленной цели необходимо выполнить следующее:

1. Разработать новую методику автоматизации испытаний САУ ГТУ с использованием нейросетевых моделей ГТЭС;
2. Построить нейросетевые модели ГТЭС для основных характерных режимов работы ГТЭС;
3. Создать программно-моделирующий комплекс для построения нейросетевых моделей ГТЭС;
4. Апробировать эффективность предложенной методики автоматизации испытаний и работоспособность нейросетевых моделей ГТЭС в экспериментах по настройке регулятора САУ ГТУ.

Глава 2. МЕТОДИКА ИСПЫТАНИЙ САУ ГТУ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛЕЙ ГТЭС И ЭЭС

В первой главе показано, что при испытаниях САУ ГТУ в составе ГТЭС необходимо учитывать различные режимы функционирования ЭЭС. Такой учет практически возможен только на основе математического моделирования. Показано, что использование традиционных моделей ЭЭС встречает при этом значительные трудности. Прежде всего, это происходит в связи со значительным временем расчета, а получение упрощенных (быстрорешаемых) моделей для каждого конкретного режима работы ЭЭС представляет собой отдельную проблему. Поэтому в первой главе предложено искать решение за счет использования при испытаниях нейросетевой модели ГТУ и ЭЭС.

Для испытаний САУ ГТУ с использованием НСМ необходимо разработать и реализовать новую методику, на основе которой будут выполняться все необходимые действия и процедуры по настройке САУ ГТУ.

2.1 Требования к испытаниям САУ

При использовании известных подходов [21–23, 29] к проектированию системы автоматического управления сложными системами, к их основным обобщенным характеристикам чаще всего относят:

- 1) Цели управления;
- 2) Качество достижения поставленных целей;
- 3) Вычислительные ресурсы;
- 4) Трудозатраты.

Для получения САУ ГТУ, удовлетворяющей всем необходимым условиям выработки электроэнергии, необходимо проводить достаточно большое количество экспериментов, тестов, испытаний с участием объекта управления, для которого САУ разрабатывается. При этом стоит понимать, что каждая минута эксплуатации объекта управления стоит денег, а также требует непосредственного участия квалифицированных специалистов. Именно поэтому для того, чтобы испытать работоспособность системы управления ГТУ во всей совокупности

разнообразных режимов и требуется моделировать ГТУ и ЭЭС, испытывать и настраивать САУ ГТУ не на реальном объекте, а на его модели. Такой подход называется модельно-ориентированным [28, 43, 44, 70–72].

2.2 Разработка методики испытания САУ ГТУ с использованием НСМ

Применительно к испытаниям системы управления ГТУ в составе ГТЭС модельно-ориентированный подход базируется на получении необходимой точности математической модели ГТЭС с последующим испытанием на ней САУ ГТУ. Стоит отметить, что получаемые модели должны обладать высокой скоростью моделирования выходных переменных, иначе процедура настройки параметров регулятора может быть трудновыполнимой, либо вообще невыполнимой. Именно поэтому такой тип моделей называют упрощенными [73–75], либо быстрорешаемыми [26, 45], так как приходится прибегать к некоторым упрощениям ради достижения высокой скорости работы.

На рисунке 1.4 главы 1 представлена упрощенная методика настройки САУ ГТУ в ходе испытаний с участием математической модели, более подробный алгоритм представлен на рисунке 2.1.

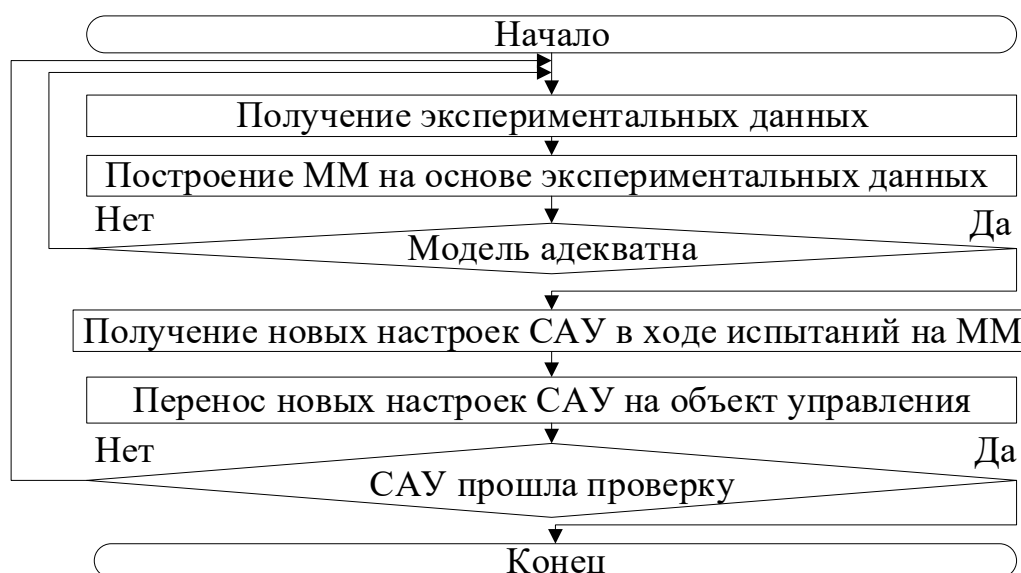


Рисунок 2.1 – Алгоритм получения новых настроек САУ ГТУ в ходе испытаний на основе моделей ОУ

2.2.1 Отличия новой методики испытания САУ от стандартной методики

Самым затратным по интеллектуальным усилиям и по времени является этап построения математической модели (рисунок 2.1). Поэтому, если есть возможность процедуру получения математической модели упростить, например, автоматизировать, то такой возможностью необходимо воспользоваться. Именно за счет нейросетевого подхода достигаются основные преимущества новой методики. Рассмотрим ниже некоторые из этих преимуществ.

2.2.1.1 Объединение структурной и параметрической идентификации

Одной из возможностей упрощения процедуры получения математической модели является построение математической модели ГТЭС на базе искусственной нейронной сети [53–55].

На рисунке 2.2 представлено преимущество нового нейросетевого подхода.

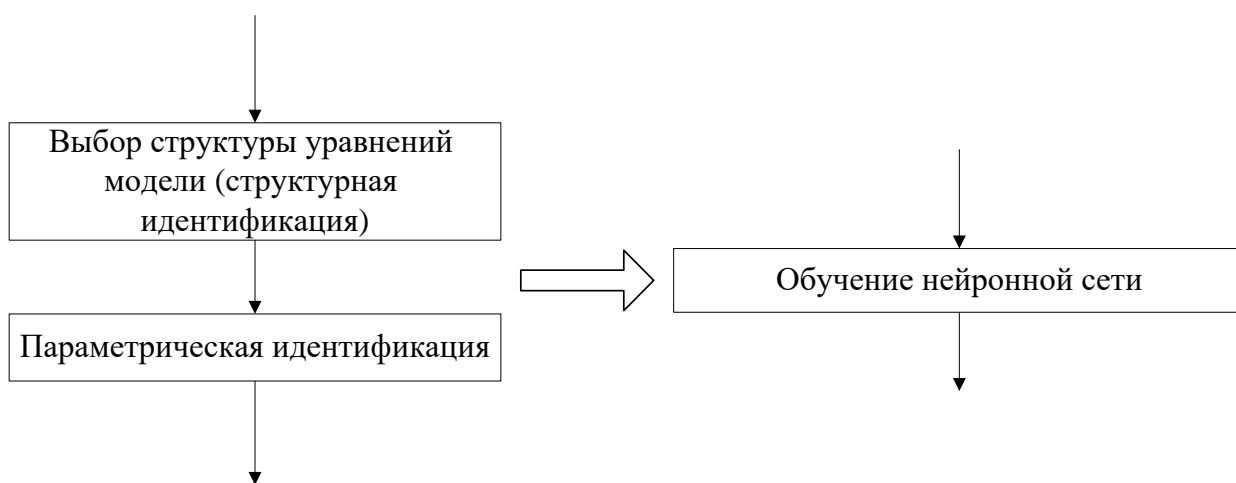


Рисунок 2.2 – Сравнение алгоритмов построения математической модели прежней и новой методики (слева – традиционные уравнения регрессии, справа – нейронные сети)

Структурная идентификация является наиболее сложным с точки зрения алгоритмизации этапом существующего алгоритма и всей методики в целом (более подробно данная проблема будет раскрыта в 3 главе диссертации).

Нейросетевой подход же лишен данного недостатка, так как в ходе процесса обучения автоматически осуществляется как структурная, так и параметрическая идентификация объекта управления.

2.2.1.2 Дообучение нейронной сети

Другое существенное отличие новой методики заключается в возможности дообучения нейронной сети. При использовании дообучения процедура получения новой модели значительно упрощается (рисунок 2.3).

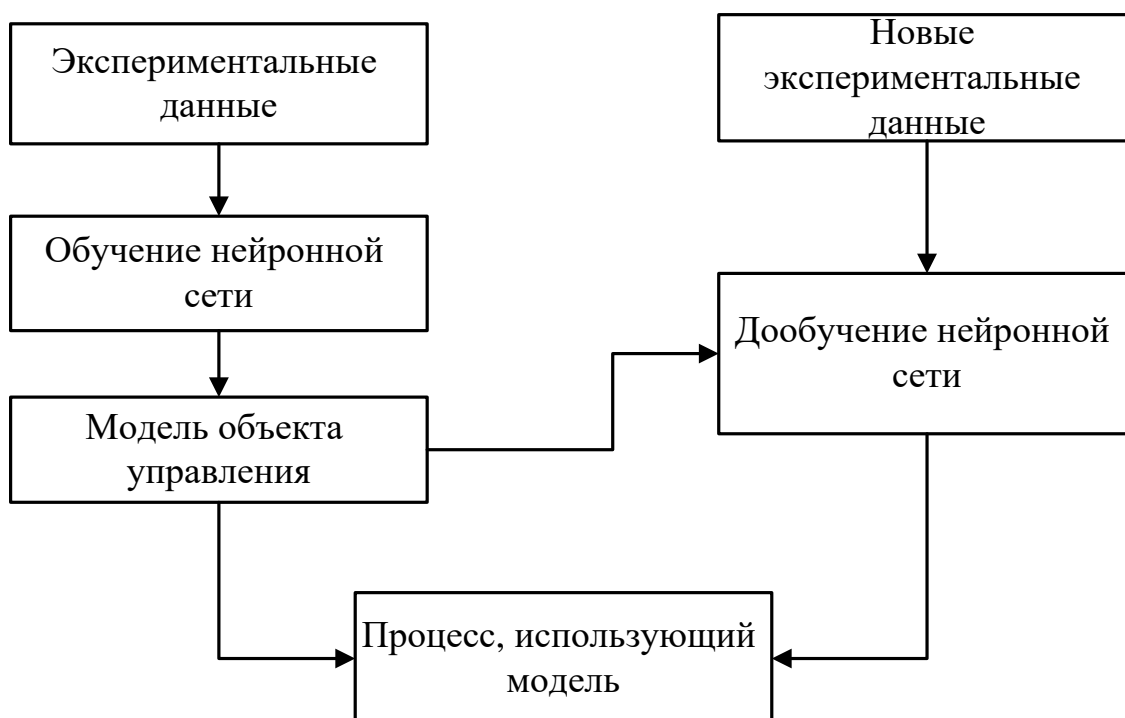


Рисунок 2.3 – Дообучение нейронной сети

В отличие от других способов построения математических моделей [34–42] нейросетевой подход позволяет дообучать НСМ ОУ в случае получения нового набора экспериментальных данных или изменении параметров объекта управления, а не строить модель заново. Причем это относится и к случаям, когда структура модели значительно изменяется, например, в случае добавления новых входов или выходов модели.

2.2.1.3 Аппроксимирующая способность нейронной сети

Еще одной уникальной особенностью нейронных сетей является их способность «учиться» выполнять различные процедуры, например, есть возможность обучить нейронную сеть не только для получения модельных данных, но, также и законам управления [62]. Тем самым можно объединить регулятор и объект управления (рисунок 2.4) в рамках одного блока (рисунок 2.5).



Рисунок 2.4 – Стандартная схема САУ

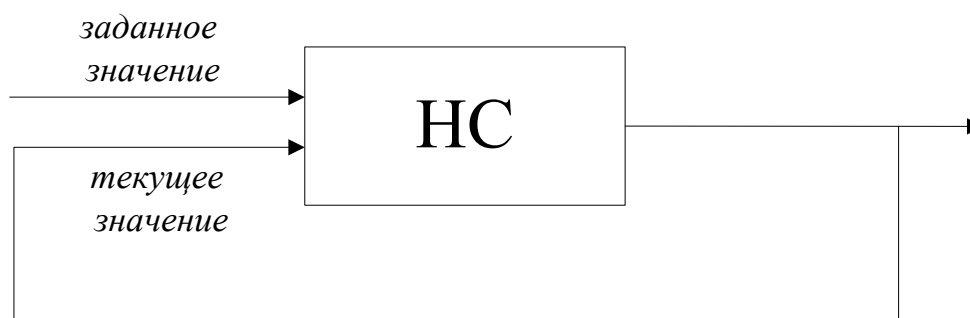


Рисунок 2.5 – Новая схема САУ (где НС – нейронная сеть)

Поэтому в показанных выше особенностях и заключается преимущества новой методики, так как они позволяют значительно упростить и ускорить процедуру получения математических модели как ГТУ, так и ГТЭС.

2.2.1.4 Преимущество методики получения нейросетевых математических моделей для системы автоматизации испытаний

Использование нейронной сети для построения модели ГТЭС позволяет сократить количество выполняемых процедур (рисунок 2.6), а также более гибко настраивать саму модель за счет дообучения.

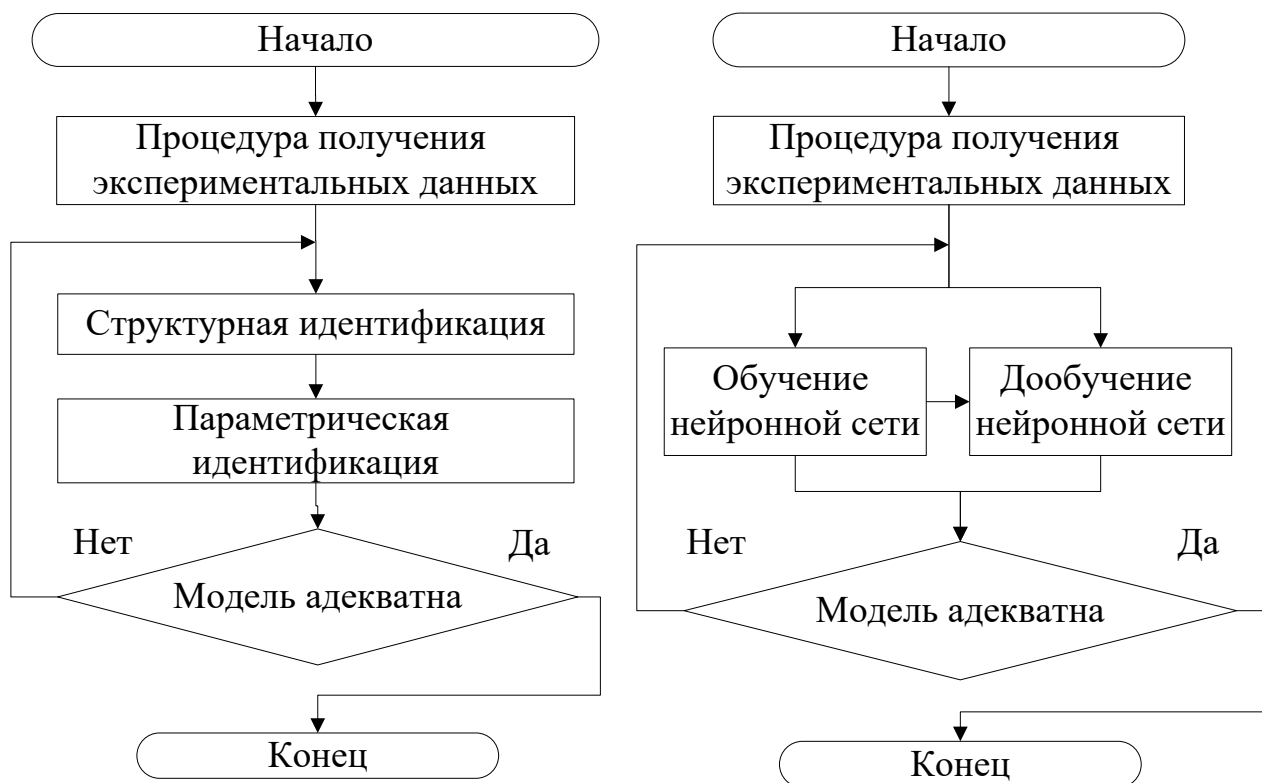


Рисунок 2.6 – Сравнение алгоритмов получения математической модели (слева – на основе уравнений регрессии, справа – на основе нейронных сетей)

2.2.2 Содержание новой методики испытания системы управления ГТУ в составе ГТЭС

Рассмотрим содержание предлагаемой методики, которое представлено ниже.

2.2.2.1 Этап 1 – Получения экспериментальных данных

В первую очередь, так как модель будет строиться на основе экспериментальных данных, необходимо получить эти данные с объекта управления или его сложной верифицированной динамической модели [43]. При этом стоит отметить тот факт, что не все данные, которые мы можем получить с

реального объекта, нам подходят. В некоторых случаях необходимо проводить заданный набор экспериментов, например, это могут быть эксперименты пуска, останова газотурбинной электростанции. Так как САУ будет испытываться и настраиваться для определенного режима (или режимов), именно эксперименты в рамках этого режима и будут необходимы для построения упрощенной математической модели.

Более подробно о формировании наборов экспериментальных данных рассказано в главе 3.

2.2.2.2 Этап 2 – Построение математической модели

Можно использовать различные подходы для получения упрощенных моделей, например, построение регрессионных моделей [76–84] или с использованием искусственных нейронных сетей [53, 54, 85, 86]. Немаловажным является тот факт, что иногда способ для получения математических моделей необходимо выбирать до того, как экспериментальные данные были получены, так как набор экспериментальных данных может напрямую зависеть от выбранного подхода.

Благодаря преимуществам нейросетевого подхода данную процедуру можно значительно упростить, так как параметрическая и структурная идентификация происходят в рамках процедуры обучения нейронной сети [53, 54, 85, 86].

Кроме того, благодаря дообучению достигается высокая гибкость НСМ. Например, при добавлении новых переменных, которые необходимо моделировать в случае усложнения модели, нет необходимости заново получать модель, необходимо лишь произвести обучение модели с учетом новых переменных. Подробно об этапе получения математических моделей представлено в главе 3.

2.2.2.3 Этап 3 – Оценка меры адекватности модели

У полученной упрощенной математической модели, в первую очередь, необходимо оценить меры адекватности, насколько точно модель повторяет поведение реального объекта. На первом этапе необходимо проверить полученную упрощенную модель на экспериментальных данных (рисунок 2.7), на основе которых эта математическая модель была получена.

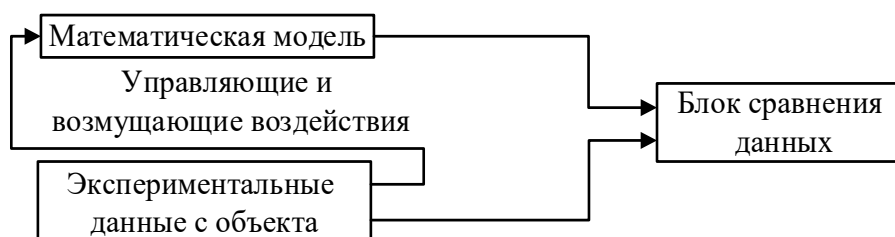


Рисунок 2.7 – Проверка адекватности модели на экспериментальных данных

Если меры адекватности модели на экспериментальных данных нас устраивают, то мы переходим ко второму этапу. Вторым этапом проверки является проверка на тестовой (независимой выборке), то есть на основе таких данных, которых не было в экспериментальных данных, на основе которых эта математическая модель была получена (рисунок 2.8).

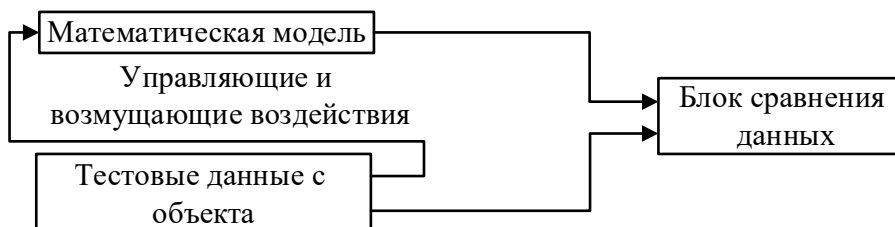


Рисунок 2.8 – Проверка адекватности модели на тестовых данных

Последним, завершающим, этапом проверки адекватности упрощенной модели является проверка в замкнутом контуре (рисунок 2.9), когда модель работает совместно регулятором. Здесь необходимо отметить, что для проверки модельных данных с данными с объекта, на самом объекте необходимо провести аналогичный эксперимент.

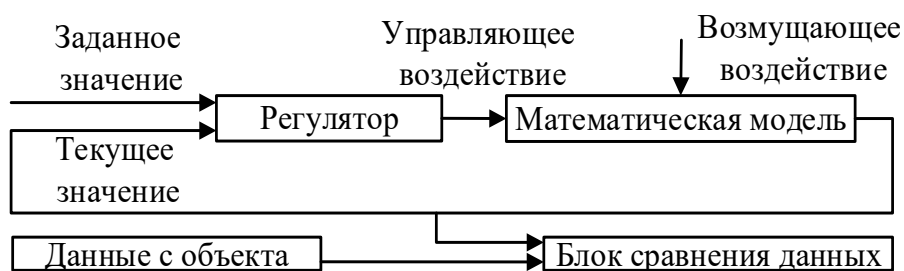


Рисунок 2.9 – Проверка адекватности модели в замкнутом контуре

Если на всех этапах упрощенная модель показала приемлемый уровень мер адекватности, следует считать, что она подходит для настройки параметров регулятора.

2.2.2.4 Этап 4 – Настройка параметров регулятора САУ ГТУ на базе полученной математической модели

На основе упрощенной модели, могут использоваться различные методы оптимизации, например, генетические алгоритмы [87–91], симплекс-метод [92], градиентный спуск [92]. Производится настройка регуляторов. Наиболее важными показателями качества работы регулятора являются:

- 1) Быстродействие (время переходного процесса);
- 2) Максимальное отклонение.

Именно эти, наиболее существенные, показатели качества должны улучшаться в ходе работы алгоритмов настройки. При этом в зависимости от количества выходных переменных модели, есть возможность проводить оптимизацию по нескольким выходным значениям одновременно. Более подробно об алгоритмах оптимизации написано в 4 главе диссертации.

В случае, если новые настройки регулятора показали улучшение показателей качества переходного процесса ГТУ, то эти же настройки переносятся на полунатурный стенд или реальный объект и, с применением всех необходимых средств предосторожности, тестируются.

2.2.2.5 Этап 5 – Испытание новых настроек регулятора на реальном объекте

Параметры регуляторов переносятся на полунатурный стенд, натурный испытательный стенд [8] (рисунок 2.10) или непосредственно на реальный объект, и проводятся испытания с этими параметрами регуляторов САУ.

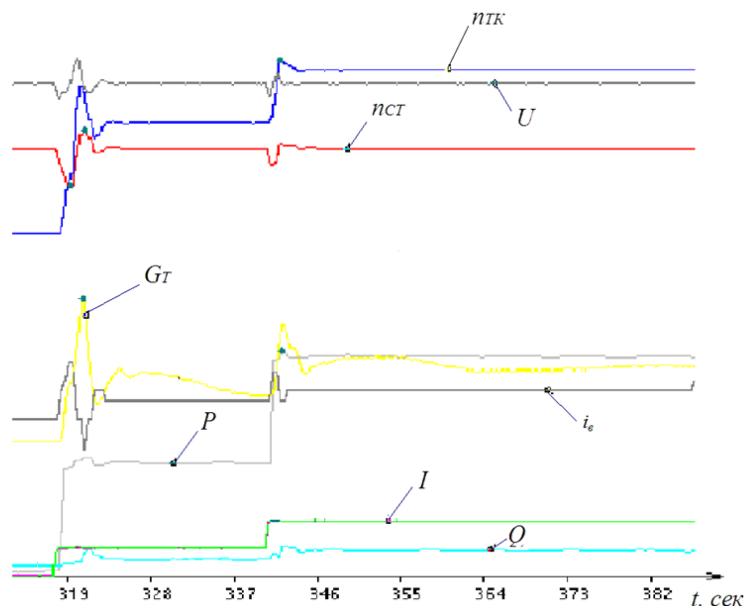


Рисунок 2.10 – Часть графика регистрации натуральных испытаний ГТЭС-2500 кВт, показаны изменения переменных при набросе нагрузки с холостого хода последовательно двумя ступенями по 0,5 МВт

В случае если новые настройки регулятора, полученные на математической модели, обеспечивают улучшения и на реальном объекте, то следует считать, что поставленная задача выполнена. При этом нужно качественно и количественно сравнить улучшения, полученные на модели и при реальном эксперименте (например, на полунатурном стенде), и сделать вывод о приемлемости полученных улучшений. Этот этап является ключевым для всей методики, именно на нем происходит итоговая проверка как полученных моделей, так и результатов настройки. Результаты данного этапа подробнее представлены в 5 главе.

2.2.3 Модернизация алгоритма испытания САУ на основе математической модели в ходе испытаний

К сожалению, у представленной выше методики есть ограничения в условиях проведения экспериментов на реальном объекте (этап 1). Например, в некоторых случаях необходимо получать экспериментальные данные без участия САУ, а такие эксперименты никто не позволит проводить на рабочем агрегате. Сама процедура проведения экспериментов может быть затратной и трудно выполнимой, а иногда не выполнимой вообще. В этом случае есть альтернативный способ получения экспериментальных данных, а именно на основе полученной ранее полной верифицированной модели исследуемого объекта [43] (рисунок 2.11). В этом случае возможно получать такие экспериментальные данные, которые было бы проблематично, невозможно или даже опасно, получать на реальном объекте.



Рисунок 2.11 – Модернизированный алгоритм автоматизированной настройки САУ ГТУ в ходе испытаний

Главное преимущество такого подхода заключается в том, что мы не привязаны к реальному объекту, следовательно, скорость выполнения некоторых этапов, а именно получение экспериментальных данных, а также количество получаемых упрощенных моделей (в случае, если мы разрабатываем несколько упрощенных моделей), значительно возрастает. При этом сама полная модель должна с достаточно точностью описывать только необходимые для выполнения исследуемой задачи величины. Например, система охлаждения, температура внешней среды, давления, модель камеры сгорания являются в нашем случае избыточными [43].

Для выполнения подобной задачи заданная точность необходима лишь для настройки параметров конкретного регулятора, и если при перенесении настроек с модели на реальный объект (где действуют и другие подсистемы) мы также получаем улучшение показателей качества, то поставлена задача, в итоге, считается выполненной. Конечно же, как полную модель, так и упрощенную модель обязательно необходимо проверять на адекватность, иначе приемлемых результатов будет достичь крайне сложно.

В алгоритм (рисунок 2.11) добавлено несколько новых этапов. Это, в первую очередь, процедура получения полной модели (в случае если таковой заранее не имеется), а также проверка данной модели на адекватность. Также, после того, как мы получили новые настройки регулятора на упрощенной модели их, в первую очередь, необходимо проверить на полной модели, а потом проверять на реальном объекте. Так как наиболее сложными из всех этапов являются этапы получения моделей, то по временным затратам модернизированный алгоритм не сильно отстает от своей первоначальной версии.

2.2.4 Преимущества представленной методики

Одним из важнейших преимуществ представленной методики настройки САУ ГТУ является возможность автоматизации некоторых его этапов, а именно этап получения математической модели и этап получения новых настроек регулятора. В отличие от испытаний только ГТУ (рисунок 2.12) здесь необходимо

получить математическую модель, объединяющую ГТУ и ЭЭС, тем самым, при проведении испытания ГТУ (рисунок 2.13), также берется в расчет влияние динамики энергосистемы.

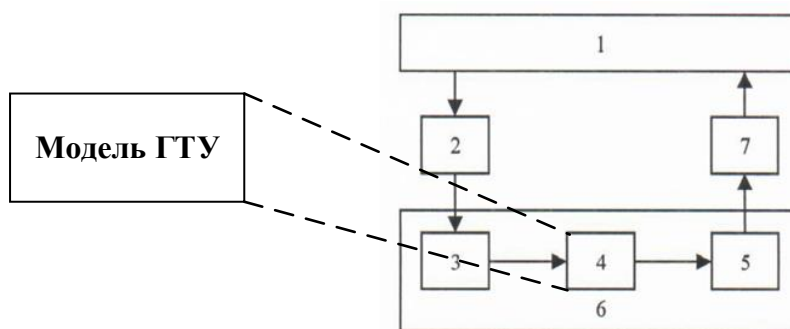


Рисунок 2.12 – Стенд для испытаний ГТУ

На рисунке 2.12 обозначено: 1 – устройство управления; 2 – линия связи; 3 – модуль обработки сигналов; 4 – математическая модель; 5 – функциональный модуль обработки выходных сигналов; 6 – имитатор объекта; 7 – линии связи.

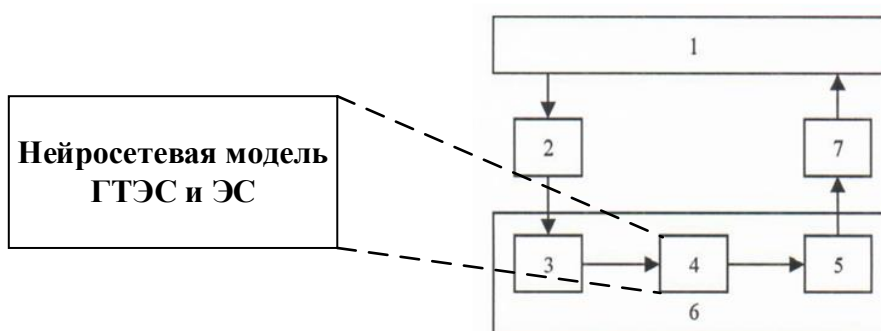


Рисунок 2.13 – Стенд для испытаний ГТУ в составе ГТЭС

На рисунке 2.13: 1 – управляющее устройство; 2 – линия связи; 3 – модуль обработки сигналов; 4 – математическая модель; 5 – модуль обработки сигналов; 6 – имитатор объекта; 7 – линии связи.

Для достижения всего вышеописанного, необходимо, в первую очередь, разработать упрощенные математические модели для реализации представленной методики, именно эти модели будут одним из основных рабочих инструментов данной методики, так как на их основе будут проводиться все необходимые

эксперименты и процедуры по настройке САУ ГТУ. Во-вторых, разработать человеко-машинную систему подготовки НСМ ГТЭС для системы автоматизации испытаний.

2.2.5 Человеко-машинная подсистема подготовки НСМ для испытательного стенда

Для реализации представленной методики автоматизации испытаний САУ ГТУ для ГТЭС необходимо автоматизировать процесс получения новых быстрорешаемых НСМ. С этой целью стандартная структура САИ должна быть дополнена специальной человеко-машинной подсистемой подготовки НСМ (рисунок 2.14).

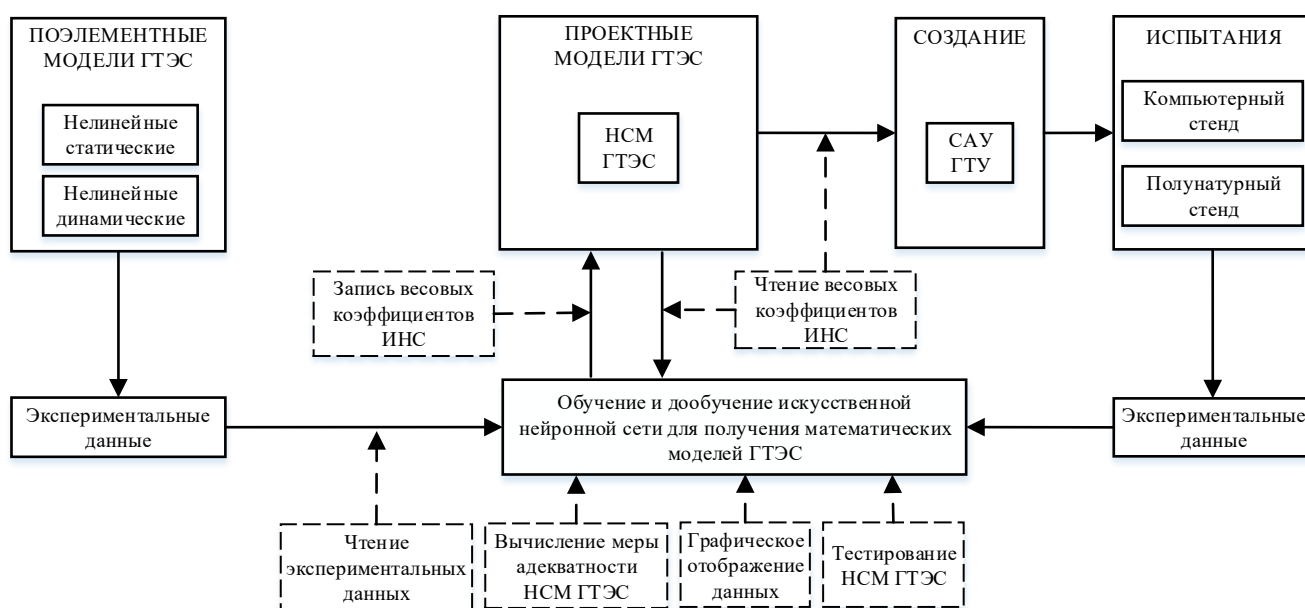


Рисунок 2.14 – Человеко-машинная подсистема подготовки НСМ для САИ

Именно в составе этой подсистемы САИ должны быть программно реализованы разработанные методики, алгоритмы и модели, а сама эта подсистема (рисунок 2.14) представляет собой методическую основу для автоматизации испытаний САУ электроэнергетическими ГТУ с использованием НСМ.

Таким образом, необходимо разработать человеко-машинную подсистему подготовки НСМ для САИ и реализовать её в виде программного комплекса. Эта задача решается в 4 главе

2.3 Вывод по второй главе

Новизна предложенной методики испытаний САУ ГТУ заключается в использовании совместной НСМ ГТУ и ЭЭС. Благодаря данной методике, у нас есть возможность решить проблемные аспекты, поднятые в 1 главе данной диссертации. А именно, появляется возможность настраивать САУ ГТУ конкретно для задач выработки электроэнергии, учитывая все ее особенности и аспекты. Кроме того, предложенной человеко-машинной системы подготовки НСМ позволяет в значительной мере автоматизировать процедуру получения таких моделей, так как в ходе процесса обучения автоматически осуществляется как структурная, так и параметрическая идентификация объекта управления.

Как результат сокращаются затраты времени процедуры настройки САУ ГТУ, а также сокращается стоимость такой процедуры (рисунок 2.14). Это является прямым следствием предлагаемой автоматизации испытаний САУ ГТУ на основе разработанной концепции «человеко-машинной подсистемы подготовки НСМ для САИ» (рисунок 2.14).

Для реализации такой системы подготовки НСМ необходимо разработать и обосновать архитектуру ИНС для получения упрощенных математических моделей газотурбинной электростанции, апробировать эти модели для алгоритмов автоматической настройки параметров регуляторов САУ ГТУ, а также выполнить их программную реализацию в виде программного комплекса (главы 3–5).

Глава 3. РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ ИСПЫТАНИЙ САУ ГТУ.

Рассмотрим основные способы получения математических моделей, описывающих ГТУ и ЭЭС, которые предназначены для использования при настройке параметров регуляторов САУ электроэнергетическими ГТУ, как одного из этапов испытаний САУ.

3.1 Сложные поэлементные модели

Рассмотрим построения математических моделей ГТУ и СГ на основе уравнений, которые учитывают физику процессов, протекающих в данных объектах управления.

3.1.1 Модель синхронной машины

Систему уравнений отдельного структурного элемента ЭЭС относительно внешних переменных можно представить в общем виде следующим векторно-матричным уравнением:

$$p\mathbf{I}_s = \pm\mathbf{A}\mathbf{U} - \mathbf{B}\mathbf{I} - \mathbf{H}, \quad (3.1)$$

где: \mathbf{I} – вектор токов элемента; $p\mathbf{I}_s$ – вектор производных внешних (статорных) токов элемента; \mathbf{U} – вектор напряжений, приложенных между внешними зажимами элемента; \mathbf{A} , \mathbf{B} – матрицы, размерность которых зависит от системы координат, в которых моделируется структурный элемент, а также от того полные это уравнения или упрощенные; \mathbf{H} – вектор, определяющий воздействие на элемент со стороны средств регулирования электрических параметров.

Для синхронного генератора, имеющего на роторе два эквивалентных демпферных контура, полную систему уравнений Парка – Горева удобно записать в следующем виде:

$$\left\{ \begin{array}{l} U_d = -\Psi_q \omega - \frac{d\Psi_d}{dt} - I_d r; \\ U_q = -\Psi_d \omega - \frac{d\Psi_q}{dt} - I_q r; \\ U_f = \frac{d\Psi_f}{dt} - I_f r_f; \\ 0 = \frac{d\Psi_D}{dt} - I_D r_D; \\ 0 = \frac{d\Psi_Q}{dt} - I_Q r_Q; \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{T_M} (M_T - M); \\ \frac{d\gamma}{dt} = \omega; \\ d\delta/dt = \omega - \omega_0; \end{array} \right. , \quad (3.2)$$

где: ω_0 – угловая частота вращения поля статора, ω – угловая частота вращения ротора, δ – внутренний угол машины (угол нагрузки), γ – угол поворота оси d по отношению к неподвижной оси a (рисунок 3.1), M_T – момент турбины, M – электромагнитный момент генератора, Ψ_d, Ψ_q – потокосцепления статора по продольной и поперечной осям, Ψ_D, Ψ_Q – потокосцепления демпферных контуров по продольной и поперечной осям, I_d, I_q – токи статора по продольной и поперечной осям, I_D, I_Q – токи демпферных контуров по продольной и поперечной осям, r – активное сопротивление обмотки статора, r_D, r_Q – активные сопротивления демпферных контуров по продольной и поперечной осям, Ψ_f, i_f, r_f – потокосцепление, ток и активное сопротивление обмотки возбуждения, T_M – электромеханическая постоянная времени электрической машины, U_d, U_q – напряжение на обмотке статора по продольной и поперечной осям.

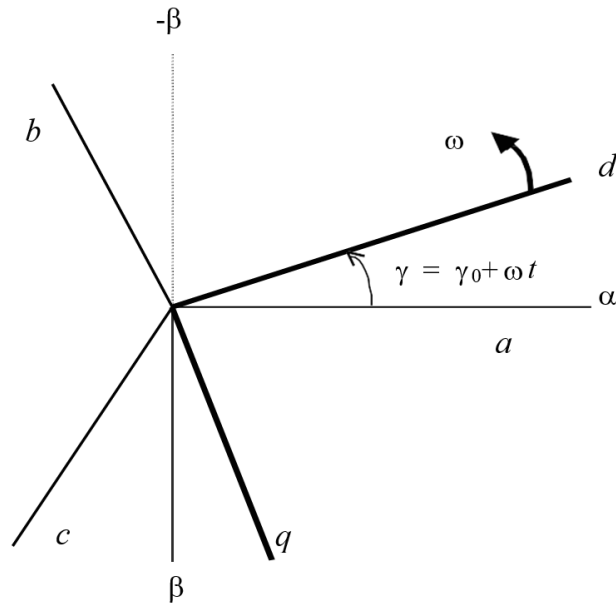


Рисунок 3.1 – Соотношение между координатами (a, b, c) , (d, q) и (α, β)

Уравнения записаны для взаимного расположения координатных осей, показанного на рисунке 3.1. Это обстоятельство специально подчеркивается, так как в литературе существует 128 вариантов записи уравнений (3.2), отвечающей различным комбинациям направлений d, q, ω, γ [65].

Эквивалентирование ротора по каждой оси одним демпферным контуром оказывается вполне достаточным для анализа электромеханических процессов при скольжениях 0–0,1. При более точном синтезе контуров ротора (трех–пяти контуров по каждой оси) их параметры определяются частотными методами [93].

Отметим, что в силу принятой записи уравнений (3.2), матрицы прямого и обратного преобразования координат d, q и a, b, c имеют следующий вид:

$$\mathbf{\Gamma} = \frac{2}{3} \begin{pmatrix} \cos \gamma & \cos \left(\gamma - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\gamma - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \sin \gamma & \sin \left(\gamma - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\gamma - \frac{4\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}, \quad (3.3)$$

$$\mathbf{\Gamma}^{-1} = \begin{pmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 1 \\ \cos \left(\gamma - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\gamma - \frac{2\pi}{3} \right) & 1 \\ \cos \left(\gamma - \frac{4\pi}{3} \right) & \sin \left(\gamma - \frac{4\pi}{3} \right) & 1 \end{pmatrix}, \quad (3.4)$$

Уравнения связи электрических контуров при отсутствии насыщения записываются в векторной форме:

$$\Psi = \mathbf{X} \mathbf{I}, \quad (3.5)$$

где \mathbf{X} – матрица индуктивных сопротивлений, которая в принятых относительных единицах равна матрице индуктивностей; \mathbf{I} и Ψ – векторы тока и потокосцеплений.

Поскольку матрица \mathbf{X} в первом приближении принимается постоянной то, найдя один раз обратную ей матрицу \mathbf{X}^{-1} , умножив вектор переменного столбца свободных членов Ψ на постоянную матрицу \mathbf{X}^{-1} , можно вычислить вектор токов \mathbf{I} [94]:

$$\mathbf{I} = \mathbf{X}^{-1} \Psi, \quad (3.7)$$

После ряда взаимных подстановок итоговое выражение в форме (3.1) для синхронной машины имеет следующий вид [95]:

$$p\mathbf{I}_s = -\mathbf{A}\mathbf{U} - \mathbf{B}\mathbf{I} - \mathbf{H}, \quad (3.12)$$

где обозначено: $\mathbf{A} = \mathbf{L}^*$, $\mathbf{B} = \mathbf{L}^* \times \mathbf{V}^*$, $\mathbf{H} = \mathbf{L}^* \times \mathbf{C}^* \times \mathbf{U}_f$, причем матрицы имеют следующий размер: матрица \mathbf{L}^* – размер 2×2 , матрица \mathbf{V}^* – размер 2×5 , матрица \mathbf{C}^* – размер 2×1 , таким образом, все перемножаемые матрицы являются соответственными [96]; $p\mathbf{I}_s = \frac{dI_d/dt}{dI_q/dt}$ – вектор производных статорных токов;

$\mathbf{I} = (I_d \ I_q \ I_f \ I_D \ I_Q)^T$ – вектор токов; $\mathbf{U} = (U_d \ U_q)^T$ – вектор статорных напряжений.

Таким образом:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{x_f x_D - x_{ad}^2}{x_d x_f x_D - x_{ad}^2 (x_d + x_D + x_f - 2x_{ad})} & 0 \\ 0 & \frac{x_Q}{x_q x_Q - x_{ad}^2} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} a_{11} r & a_{11} \omega x_q & -a_{11} r_f \frac{x_D x_{ad} - x_{ad}^2}{x_f x_D - x_{ad}^2} & -a_{11} r_f \frac{x_D x_{ad} - x_{ad}^2}{x_f x_D - x_{ad}^2} & a_{11} \omega x_{aq} \\ -a_{22} \omega x_d & a_{22} r & -a_{22} \omega x_{ad} & -a_{22} \omega x_{ad} & -a_{22} r_Q \frac{x_{aq}}{x_Q} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} \frac{x_D x_{ad} - x_{ad}^2}{x_d x_f x_D - x_{ad}^2 (x_d + x_D + x_f - 2x_{ad})} U_f \\ 0 \end{pmatrix}.$$

Различные варианты уравнений подробно рассмотрены в [65, 97–103].

3.1.2 Модель газотурбинной установки

Рассмотрим уравнения элементов всережимной-динамической модели (ВДМ) ГТУ.

3.1.2.1 Вход в двигатель

$$T_{\text{H}}^{\text{MCA}} = T_{\text{H}}(H),$$

$$P_{\text{H}}^{\text{MCA}} = P_{\text{H}}(H),$$

где $T_{\text{H}}^{\text{MCA}}$, $P_{\text{H}}^{\text{MCA}}$ – температура и давление воздуха окружающей среды при нормальных условиях; T_{H} , P_{H} – температура и давление воздуха окружающей среды.

Статические давления и температуры, соответствующие стандартным атмосферным условиям (МСА):

$$T_{\text{H}} = T_{\text{H}}^{\text{MCA}} + \Delta T_{\text{H}},$$

$$K_{\text{ВХ}} = K(T_{\text{H}}),$$

$$T_{\text{H}}^* = T_{\text{H}} [1 + (K_{\text{ВХ}} - 1)/2 \cdot M^2],$$

$$P_{\text{H}}^* = P_{\text{H}} [1 + (K_{\text{ВХ}} - 1)/2 \cdot M^2]^{K_{\text{ВХ}}/(K_{\text{ВХ}} - 1)},$$

$$T_{\text{ВХ}}^* = T_{\text{H}}^*,$$

$$P_{\text{ВХ}}^* = \sigma_{\text{ВХ}}(M) P_{\text{H}}^*,$$

где M – число Маха; T_{H}^* , P_{H}^* – температура и давление заторможенного потока воздуха окружающей среды; $T_{\text{ВХ}}^*$, $P_{\text{ВХ}}^*$ – температура и давление заторможенного потока воздуха на входе ГТУ; $\sigma_{\text{ВХ}}(M)$ – коэффициент потери давления воздуха на входе в ГТУ.

3.1.2.2 Компрессор низкого давления

$$n_{\text{В пр}} = n_{\text{В}} \cdot \sqrt{T_{\text{ВХ}}^0} / \sqrt{T_{\text{ВХ}}^*},$$

$$\pi_{\text{В}} = P_{\text{В}}^* / P_{\text{ВХ}}^*,$$

$$G_{в пр} = G_{в пр} (n_{в пр}, \pi_{в}^*, \varphi_{в}),$$

$$\eta_{в}^* = \eta_{в}^* (n_{в пр}, \pi_{в}^*, \varphi_{в}),$$

$$T_{в}^* = T_{вх}^* [1 + (\pi_{в}^* \frac{K_{вх} - 1}{K_{вх}} - 1) / \eta_{в}^*],$$

$$G_{в пр} = G_{в пр} (P_{в}^* / P_{вх}^0) \sqrt{T_{вх}^0 / T_{вх}^*},$$

$$N_{в} = G_{в} [i(T_{в}^*) - i(T_{вх}^*)],$$

$$\Delta K_{у_{в}} = \frac{(\pi_{в}^* / G_{в пр})_{гр} - (\pi_{в}^* / G_{в пр})}{\pi_{в}^* / G_{в пр}} 100\%,$$

где $T_{в}^0$ – температура воздуха, принятая в качестве базовой; $n_{в}$ – скорость вращения компрессора низкого давления; $n_{в пр}$ – приведенная скорость вращения компрессора низкого давления; $\pi_{в}$ – отношение давления воздуха; $\varphi_{в}$ – угол установки направляющего аппарата; $\eta_{в}^*$ – коэффициент полезного действия компрессора низкого давления; $G_{в}$ – расход воздуха через компрессор низкого давления; $G_{в пр}$ – приведенный расход воздуха через компрессор низкого давления; $P_{в}^0$ – давление воздуха, принятое в качестве базового; $N_{в}$ – мощность компрессор низкого давления; $\Delta K_{у_{в}}$ – дельта запас гидродинамической устойчивости компрессор низкого давления.

3.1.2.3 Компрессор высокого давления

Уравнения, описывающие процессы в компрессоре высокого давления, аналогичны ранее записанным для компрессора низкого давления для параметров $n_{к пр}$, $\pi_{к}^*$, $G_{к пр}$, $\eta_{к}^*$, $T_{к}^*$, $G_{к}$, $N_{к}$ и $\Delta K_{у_{к}}$.

Расход через наружный контур:

$$G_{вх нк}^{вх} = G_{в} - G_{к} - G_{кнд}^{кнд}.$$

3.1.2.4 Турбины низкого и высокого давления

Поскольку в ВДМ турбины низкого и высокого давления рассматривается в целом, без деления на ступени, принимается ряд допущений для учета влияния охлаждения воздуха на рассчитываемые параметры. Полагается, что воздух, используемый для охлаждения соплового аппарата турбины, подмешивается к газу в сечении перед турбиной, а воздух, используемый для охлаждения рабочего

колеса, – в сечении за турбиной. В ряде случаев для повышения точности расчетов на установившихся режимах можно иным способом перераспределить суммарный расход охлаждающего воздуха между входным и выходным сечением. Например, если известны экспериментальные или другие достоверные данные по параметрам турбины различных режимов двигателя, можно в зависимости от этих режимов менять характер распределения суммарного расхода охлаждающего воздуха между входным и выходным сечением трубы [43].

В качестве исходной информации использованы параметры турбины [43]:

$$\pi_{\tau\Sigma}^* = P_{31}^*/P_{42}^*, n_{\text{ТВД пр}} = n_{\text{к}} \sqrt{T_{\Gamma}^0/T_{\Gamma}^*},$$

где T_{Γ}^0 – температура газа в камере сгорания, принятая за базовую; T_{Γ}^* – температура газа в камере сгорания, начальное условие; $n_{\text{ТВД пр}}$ – приведенная скорость вращения турбины высокого давления; $n_{\text{к}}$ – скорость вращения компрессора высокого давления.

Для расчета турбины высокого давления вводится цикл итераций [43]. Стоит отметить, что добавление свободной турбины в ВДМ в значительной мере усложняет процедуру расчетов.

Как было сказано в первой главе кандидатской диссертации, сложные поэлементные модели мало подходят для системы автоматизации испытаний САУ ГТД [41–43], так как к одним из основных недостатков относится их медленная скорость работы, которая связана с необходимостью расчете всех входящих в модель уравнений. На примере программно-моделирующего комплекса (ПМК) «КМЭС» (используется на АО ОДК «Авиадвигатель» для испытания алгоритмов управления ГТЭС) [104–106], в котором реализована сложная поэлементная модель ГТУ и энергосистемы, было показано, что для моделирования 1 секунды затрачивается порядка 86,6 секунд реального времени на компьютере, обладающий характеристиками: Intel(R) Core™ i5-3330 CPU @ 3.00GHz, 3.47 Гб ОЗУ. Для получения всего лишь одного переходного процесса длительностью 20 секунд (рисунок 3.3) было затрачено 1732 секунды реального времени. Именно поэтому возникает задача получения такого вида моделей,

которые называют упрощенными или быстрорешаемыми, и которые обладают как необходимой точностью, так и скоростью работы. О таких видах моделей будет рассказано далее.

3.2 Разработка упрощенных моделей

Исходя из того, что сложные модели в составе ПМК «КМЭС» плохо подходят для выполнения задач настройки, отладки, испытаний САУ ГТУ из-за их основного недостатка в виде скорости работы, приходим к выводу, что необходимы упрощенные модели. В отличие от сложных моделей, упрощенные модели должны проводить моделирование значительно быстрее и, в то же время, гарантированно выполнять поставленную задачу.

3.2.1 Модель на основе уравнений регрессии

Модель такая традиционно состоит в объединении линейной динамической модели и нелинейных статических характеристик ГТУ [43, 59].

$$\dot{A}_{DI} = (A_{DIZ} - A_{DI}) / T_{DI}, \quad (3.13)$$

$$G_{TS} = f(A_{DI}), \quad (3.14)$$

$$\dot{G}_{TS} = (G_{TS} - G_T) / T_{GT}, \quad (3.15)$$

$$n_{TS} = f(G_T), \quad (3.16)$$

$$\dot{n}_{TK} = (n_{TS} - n_{TK}) / T_{NTK}, \quad (3.17)$$

$$N_E = f(n_{TK}), \quad (3.18)$$

$$n_{CTZ} = f(N_E), \quad (3.19)$$

$$\dot{n}_{ТНД} = (n_{ТНДЗ} - n_{ТНД}) / T_{ТНД} n_{ТНД}. \quad (3.20)$$

В уравнениях (3.13–3.20) приняты обозначения: A_{DI} – угол поворота дозатора газа; A_{DIZ} – заданный угол поворота дозатора газа; n_{TK} – частота вращения ротора турбокомпрессора; $n_{ТНДЗ}$ – частота вращения ротора турбины низкого давления по статической характеристике; $n_{ТНД}$ – частота вращения ротора турбины низкого давления; n_{TS} – установившаяся частота вращения ротора турбокомпрессора; G_{TS} – расход топлива по статической характеристике; G_T –

расход топлива; N_E – располагаемая мощность свободной турбины; $T_{ТНД}$ – постоянная времени турбины низкого давления; $T_{МТК}$ – постоянная времени ротора турбокомпрессора; T_{GT} – постоянная времени расхода топлива; T_{DI} – постоянная времени дозатора газа.

Представленная модель относится к чисто авиационному ГТД, при моделировании наземной ГТУ необходимо в уравнении (3.8) учесть действие нагрузки на валу свободной турбины, для ГТЭС – это мощность электрогенератора N_G .

После преобразований, для удобства уравнения (3.13, 3.15, 3.17, 3.20) целесообразно представить в следующем виде:

$$\dot{x}_i = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + \dots + a_i x_i + a_{i+1} x_{i+1} + \dots, \quad (3.21)$$

где \dot{x} – производная моделируемой переменной; $x_1, x_2, x_3 \dots$ – переменные, от которых зависит моделируемая величина; a_i – коэффициенты перед переменными. В состав этих коэффициентов входят в том числе нелинейные коэффициенты, полученные по уравнениям (3.18, 3.19).

Для получения модели, в первую очередь, необходимо определить конкретную структуру уравнений вида (3.21) модели, этот процесс является структурной идентификацией. Во-вторых, необходимо определить значения коэффициентов уравнений (3.21) в ходе параметрической идентификацией (рисунок 3.2).

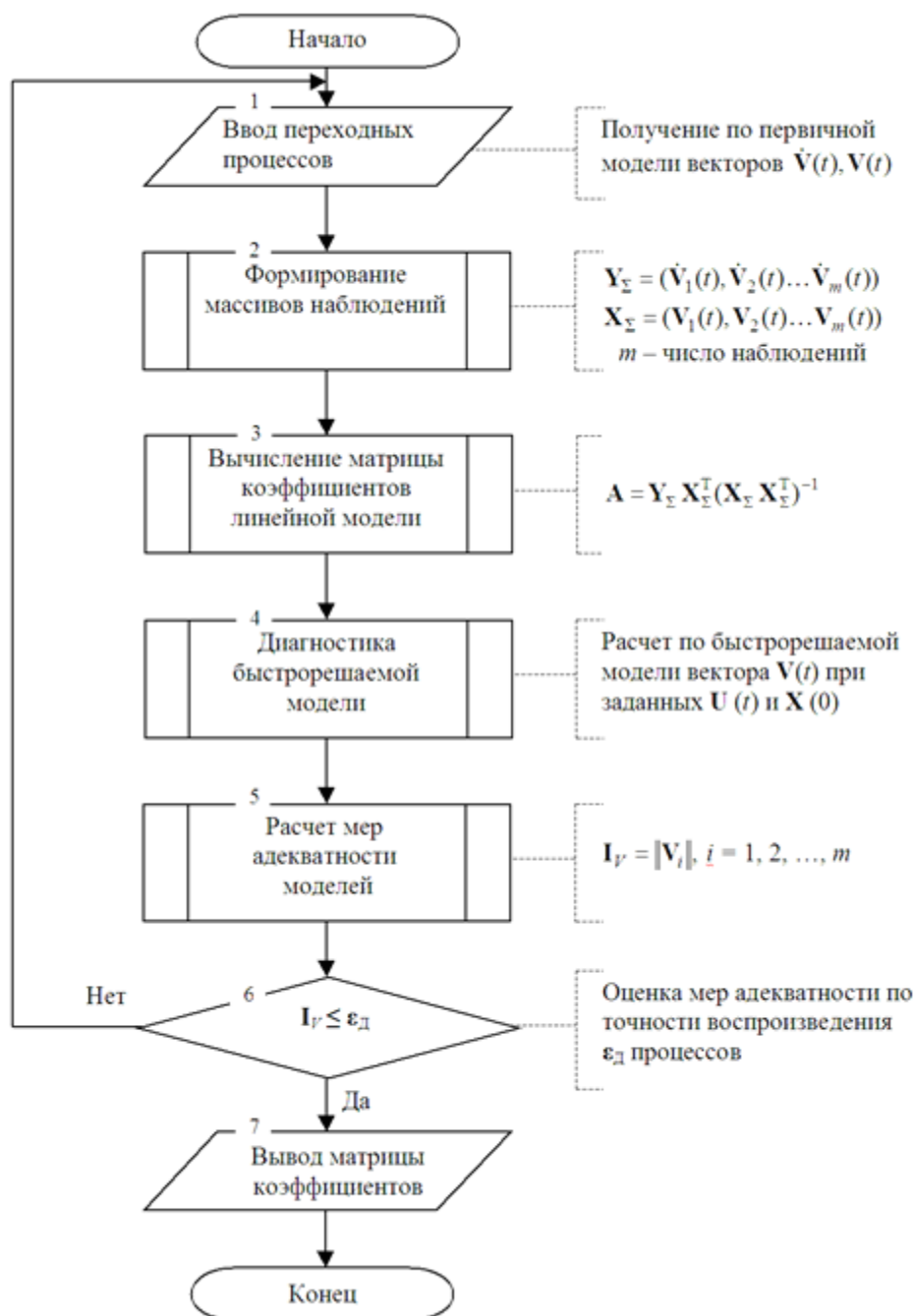


Рисунок 3.2 – Алгоритм параметрической идентификации методом наименьших квадратов

Стоит отметить, что структурную идентификацию, в отличие от параметрической идентификации достаточно сложно алгоритмизировать и в большинстве случаев подбор структуры происходит по сути «вручную» на основе экспертных мнений или даже интуиции. Поэтому процесс получения

регрессионной модели (3.21) обычно бывает двухэтапным (структурная, а затем параметрическая идентификация) и выглядит следующим образом (рисунок 3.3):

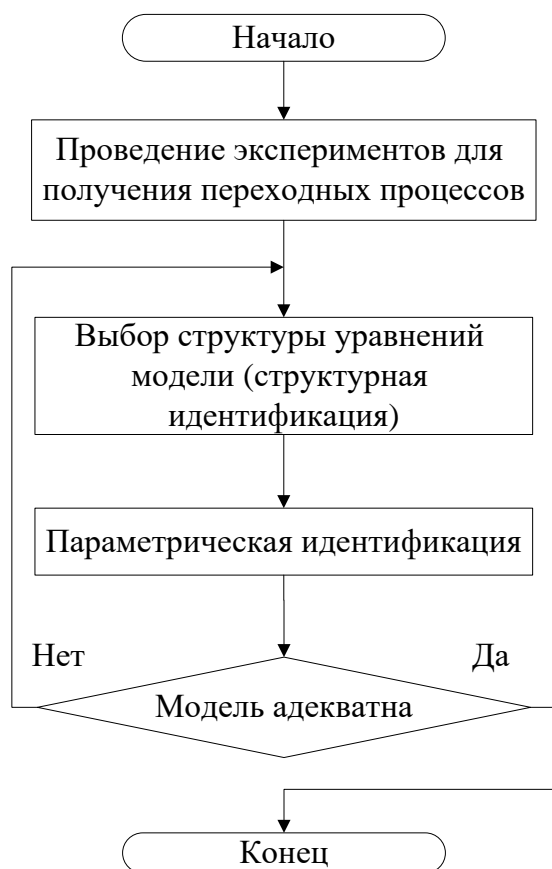


Рисунок 3.3 – Алгоритм получения математической модели на основе структурной и параметрической идентификации

3.2.1.1 Математическая модель ГТУ

Целесообразно вначале исследовать этот способ построения модели применительно к ГТУ без электрогенератора и электрической нагрузки [107–113], так как ГТУ как объект моделирования заведомо проще чем ГТЭС.

Пусть в ГТУ будет 2 уравнения, для частоты вращения турбокомпрессора и частоты вращения свободной турбины. Рассматривается конвертированный ГТД, у которого вместо вала турбины низкого давления поставлена свободная турбина. Эта свободная турбина со стороны электрогенератора нагружается некой постоянной условной мощностью N_G .

Уравнение частоты вращения турбокомпрессора:

$$\dot{n}_{TK} = a_{11} + a_{12}G_T + a_{13}n_{TK} + a_{14}n_{CT}, \quad (3.22)$$

Уравнение частоты вращения свободной турбины:

$$\dot{n}_{CT} = a_{21}G_T + a_{22}n_{TK} + a_{23}n_{CT} + a_{24}N_G, \quad (3.23)$$

где: G_T – расход топлива; n_{TK} – частота вращения ротора турбокомпрессора; n_{CT} – частота вращения ротора свободной турбины; N_G – потребляемая мощность свободной турбины.

Необходимо отметить, что все экспериментальные данные были получены на ПМК «КМЭС», так как в его состав входят поэлементные модели ГТД и ЭЭС и он используется на АО «ОДК-Авиадвигатель» для испытания алгоритмов управления ГТД.

На рисунках 3.4 и 3.5 представлены результаты моделирования: экспериментальные (с ПМК «КМЭС») и модельные, полученные по модели (3.22–3.23). Переходные процессы при мощности нагрузки равной значению 4000 кВт и изменению расхода топлива с 1455 кг/час до 1705 кг/час. В таблице 3.1 представлены меры адекватности по критерию Тейла [114] данного переходного процесса.

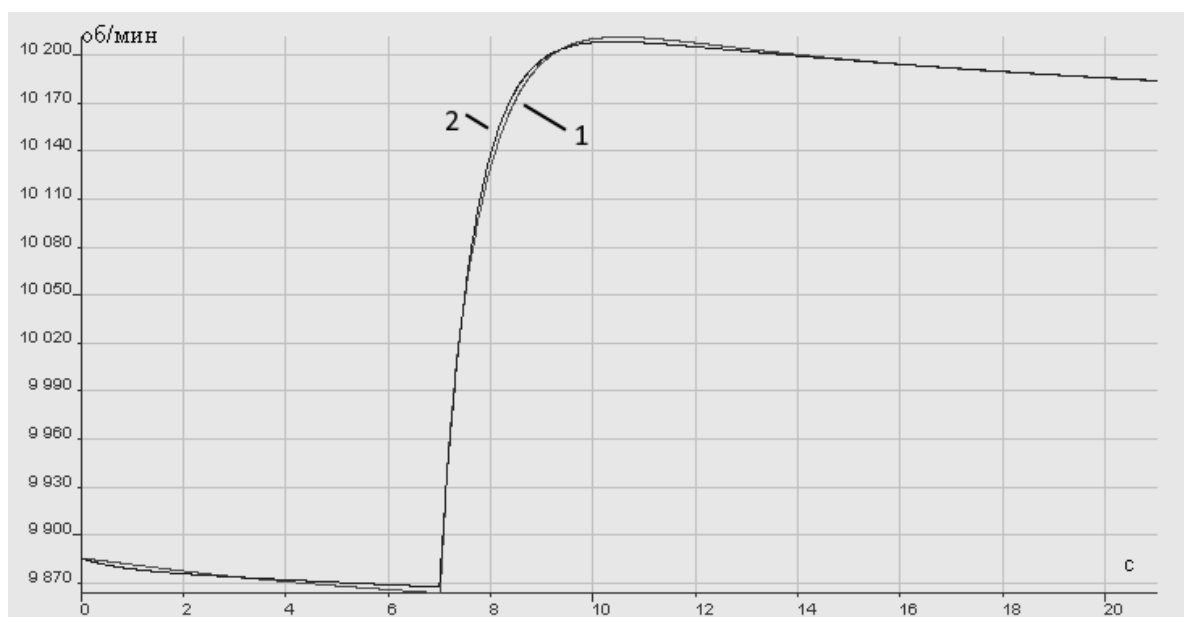


Рисунок 3.4 – Переходный процесс частоты вращения турбокомпрессора (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

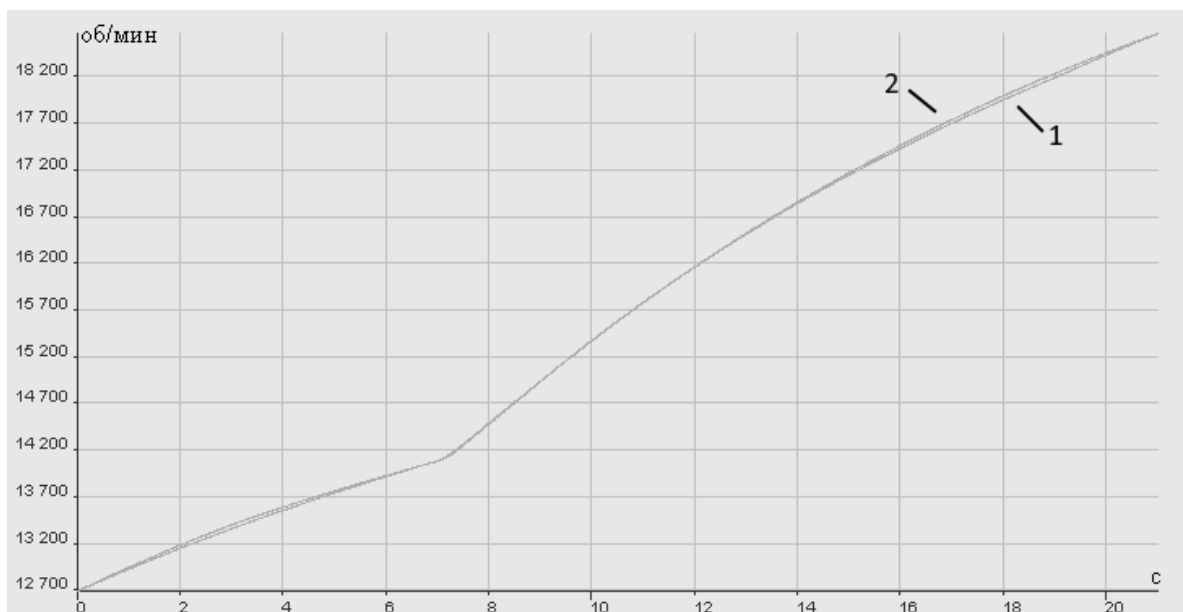


Рисунок 3.5 – Переходный процесс частоты вращения свободной турбины (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

Таблица 3.1 – Меры адекватности по критерию Тейла

Мера адекватность n_{TK}	Мера адекватность n_{CT}
0.000239	0.00155

На рисунках 3.6 и 3.7 представлены переходные процессы при постоянной мощности нагрузки равной значению 4000 кВт и при другом изменении расхода топлива через дозатор газа (с 1705 кг/час до 1955 кг/час). В таблице 3.2 представлены меры адекватности по критерию Тейла данного переходного процесса.

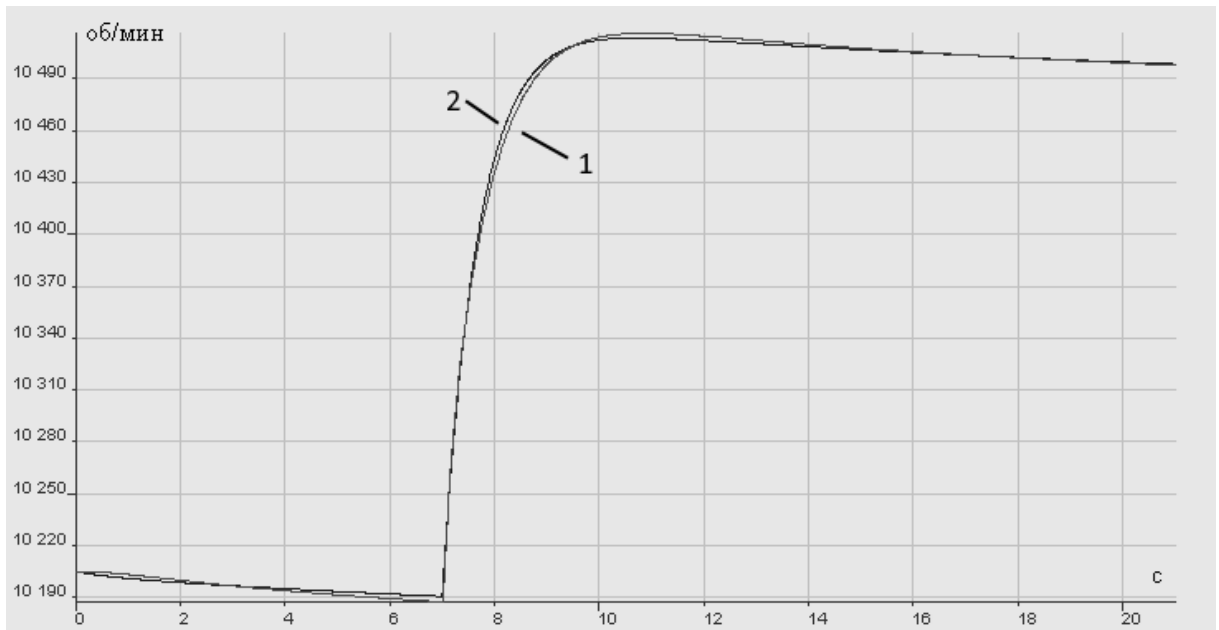


Рисунок 3.6 – Переходный процесс частоты вращения турбокомпрессора (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

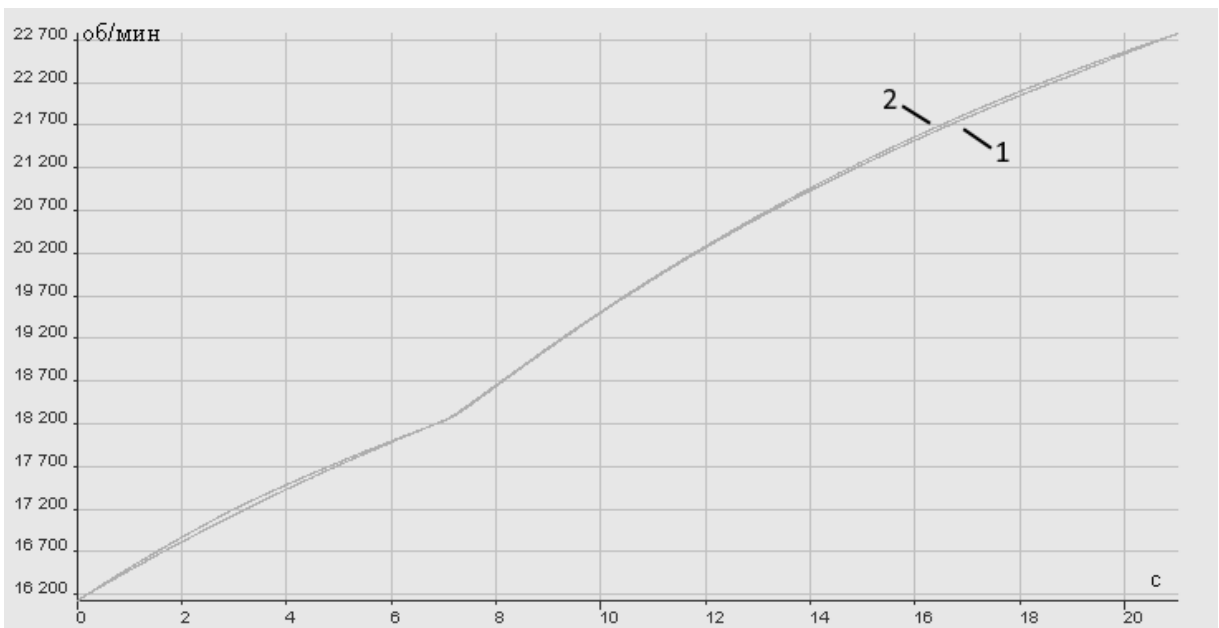


Рисунок 3.7 – Переходный процесс частоты вращения свободной турбины (желтая – экспериментальная, розовая – модельная)

Таблица 3.2 – Меры адекватности по критерию Тейла

Мера адекватность n_{TK}	Мера адекватность n_{CT}
0.000224	0.00173

Математическая модель ГТУ (3.22, 3.23) должны учитывать нелинейные процессы, которые происходят ГТУ, для этого необходимо проводить несколько экспериментов, так как коэффициенты модели будут отличаться для разных значений расхода топлива.

Именно таким образом для упрощенной математической модели ГТУ получают матрицы коэффициентов, мощность нагрузки фиксировалась, расход топлива менялся. Такие эксперименты проводились для широкого диапазона мощности нагрузки, чтобы построить поверхности зависимости коэффициентов модели, как от расхода топлива, так и от мощности нагрузки.

Число экспериментов оценивалось по допустимой погрешности моделирования.

Проверим модель на тестовой выборке, особенность которой заключается в том, что на вход модели поступают такие значения, которых не было в ходе получения коэффициентов.

На рисунках 3.8, 3.9 представлено сравнение модельных и экспериментальных данных, на рисунке 3.10 график изменения мощности нагрузки, на рисунке 3.11, график изменения расхода топлива, в таблицах 3.3 представлены меры адекватности по критерию Тейла.

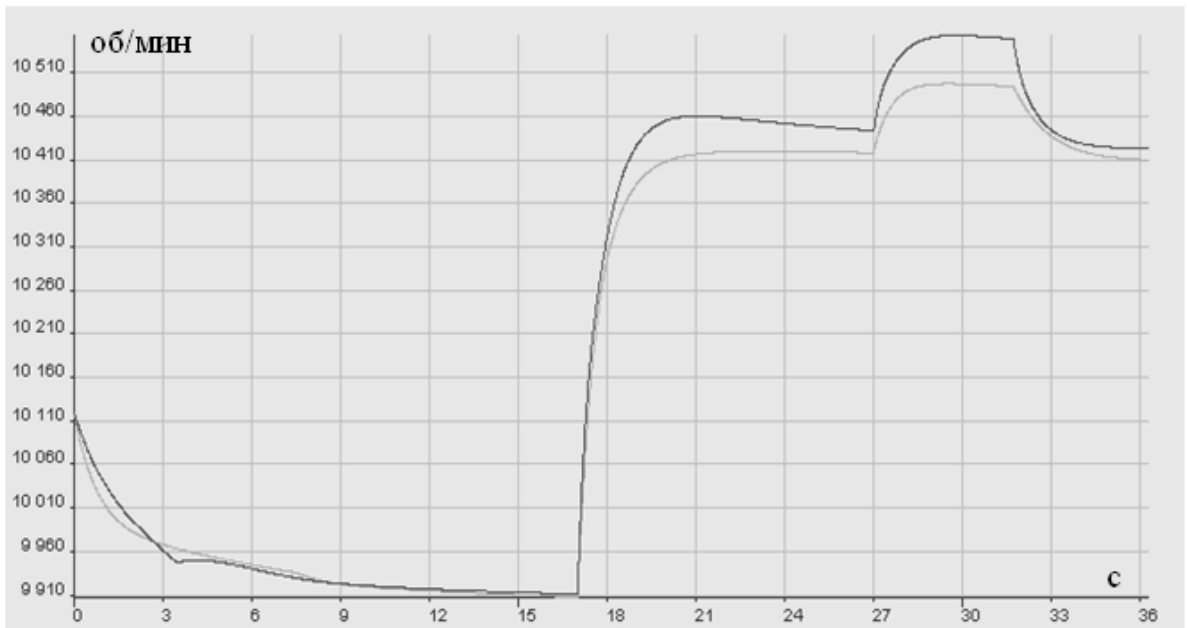


Рисунок 3.8 – Изменение частоты вращения турбокомпрессора (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

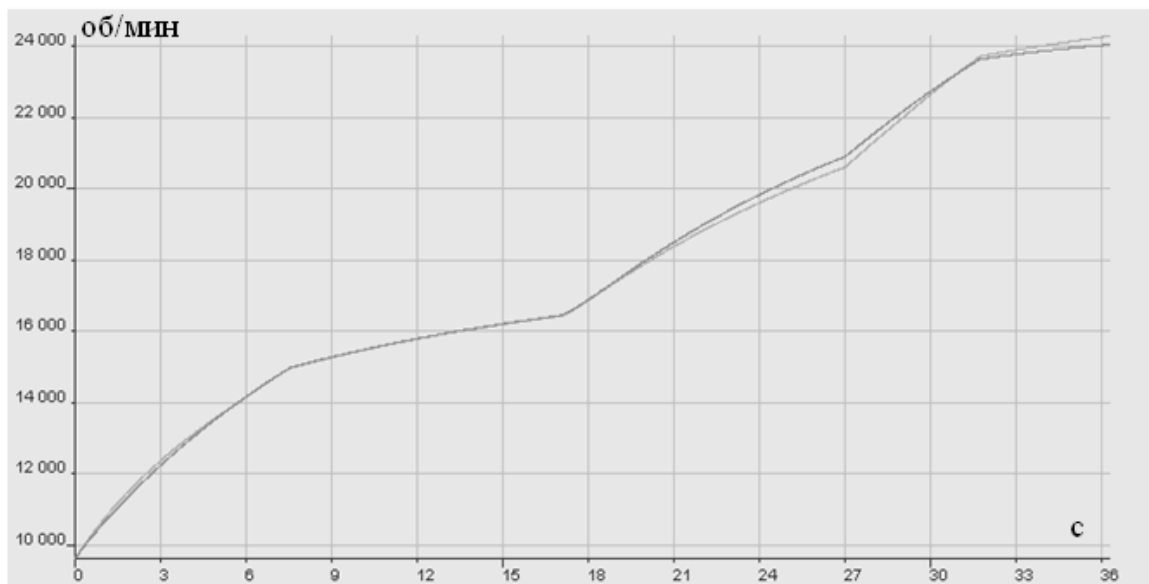


Рисунок 3.9 – Изменение частоты вращения свободной турбины (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

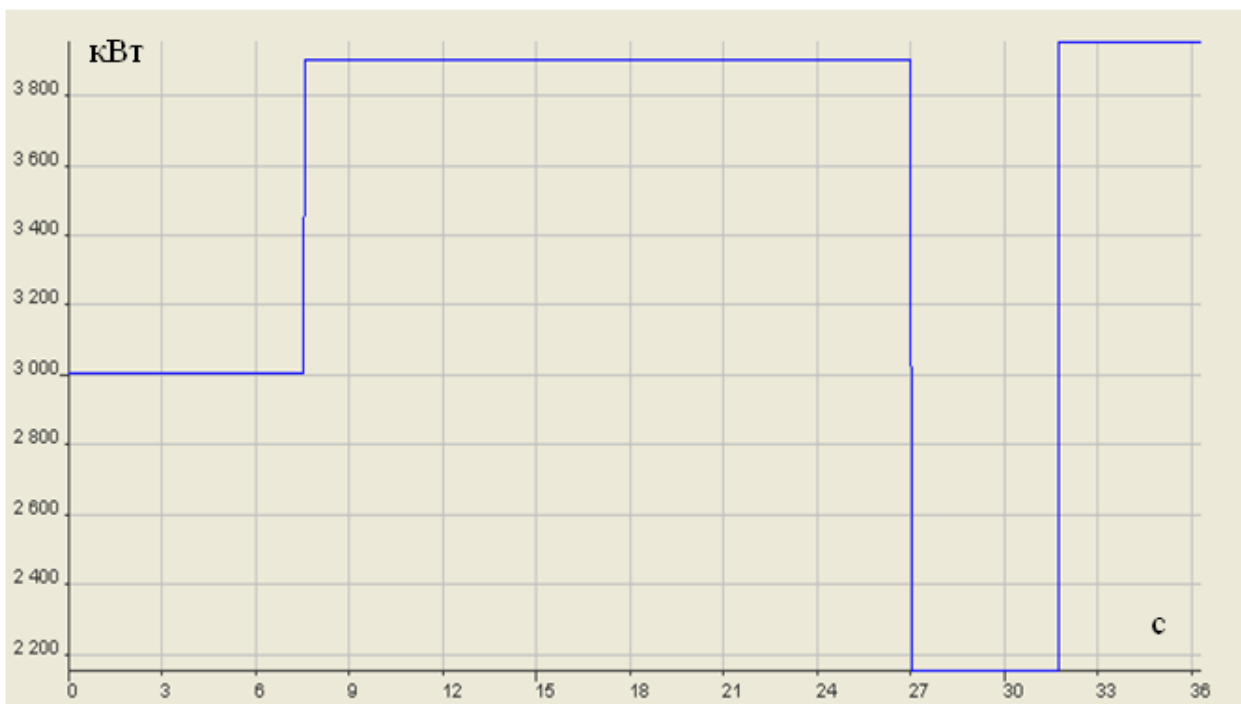


Рисунок 3.10 – Изменение мощности нагрузки

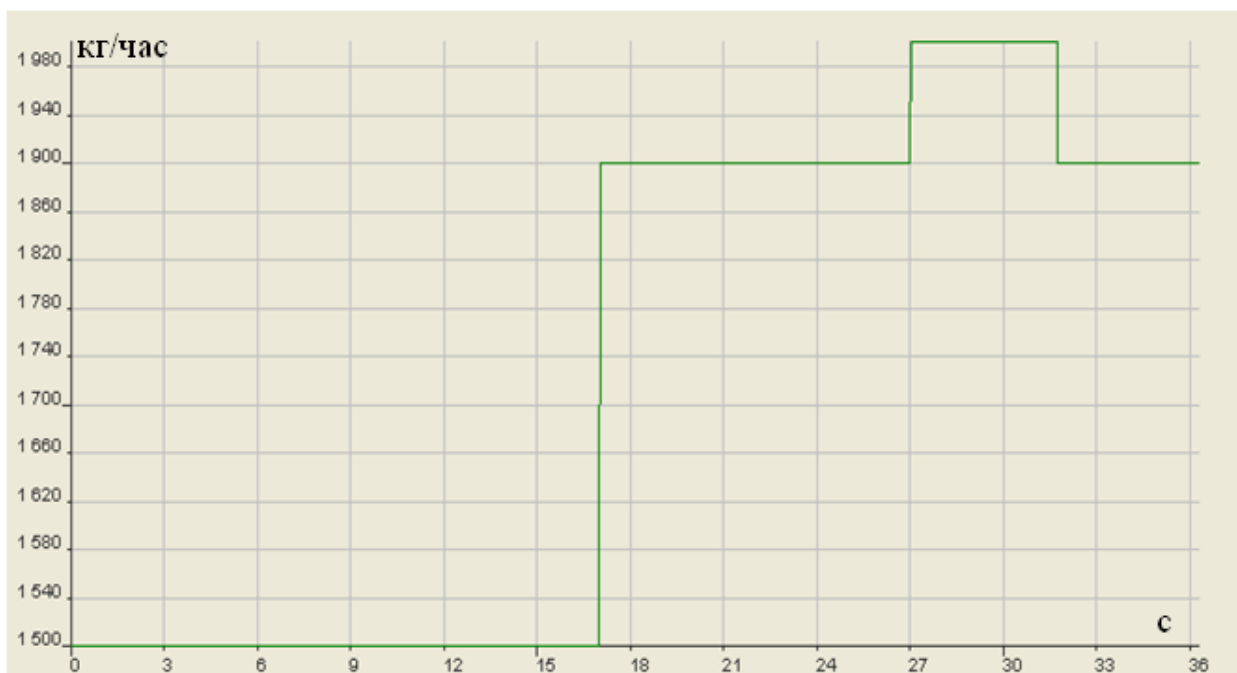


Рисунок 3.11 – Изменение расхода топлива

Таблица 3.3 – Меры адекватности по критерию Тейла

Мера адекватность n_{TK}	Мера адекватность n_{CT}
0.00269	0.0072

3.2.1.2 Математическая модель газотурбинной электростанции

Однако адекватность более сложной модели (ГТЭС), очевидно, потребует проведения значительно большего числа экспериментов, также должны существенно сократиться и области адекватности при построении поверхностей коэффициентов, а значит существенно вырасти временные затраты на получение таких моделей.

Объединим ранее полученную быстрорешаемую модель ГТУ с переменными, характеризующими рабочий процесс в СГ (U_f – напряжение обмотки возбуждения, U – действующее напряжение СГ, I – действующий ток СГ, N_G – вырабатываемая мощность СГ). В результате получим быстрорешаемую модель ГТЭС (1.1–1.5).

Модель (1.1–1.5) будет получена при изменении мощности нагрузки сети с 1000 кВт до 6000 кВт. Так как во время броска нагрузки САУ меняет расход долива для поддержания постоянной частоты вращения свободной турбины, необходимо провести несколько экспериментов без САУ с различными значениями расхода топлива. Это необходимо в первую очередь для того, чтобы быстрорешаемая модель адекватно реагировала на изменение расхода топлива в замкнутом контуре.

На рисунках 3.12–3.13 представленный графики сравнения экспериментальных и модельных данных частоты вращения свободной турбины и действующего напряжения СГ при изменении мощности нагрузки сети с 1000 кВт до 6000 кВт и расхода топлива с 608 кг/ч до 850 кг/час. Меры адекватности по критерию Тейла [114] всех моделируемых переменных представлена в таблице 3.4.

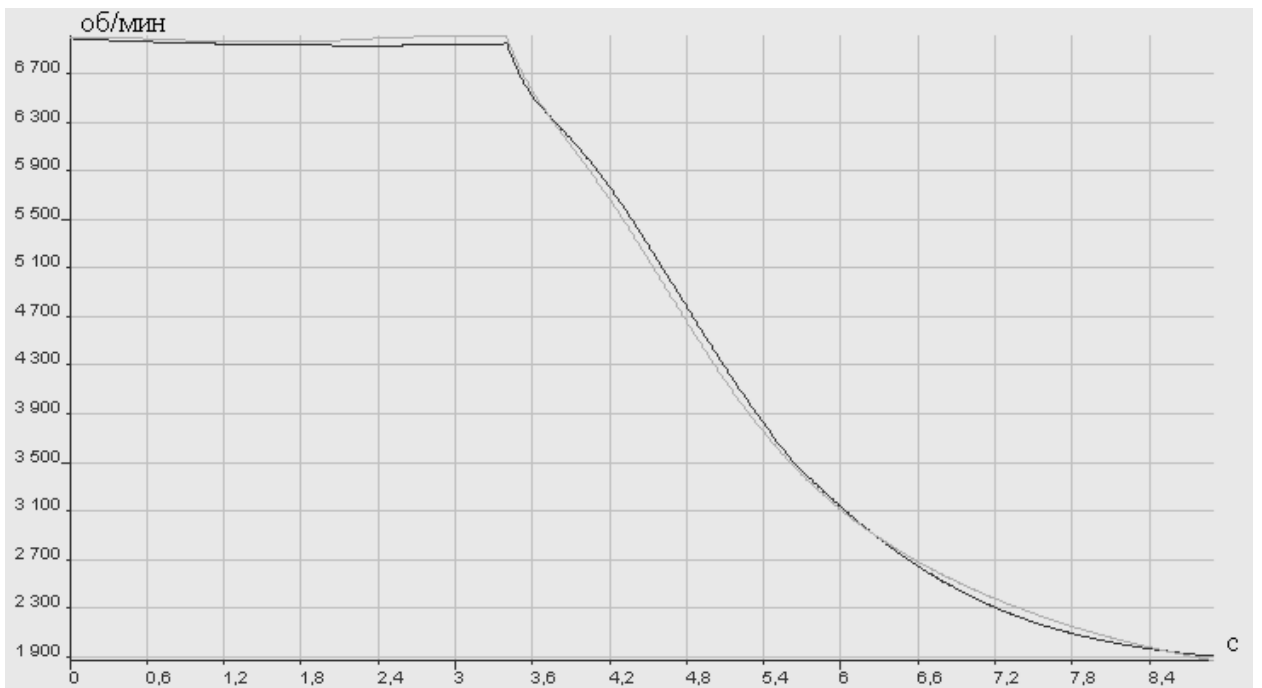


Рисунок 3.12 – Изменение частоты вращения свободной турбины (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

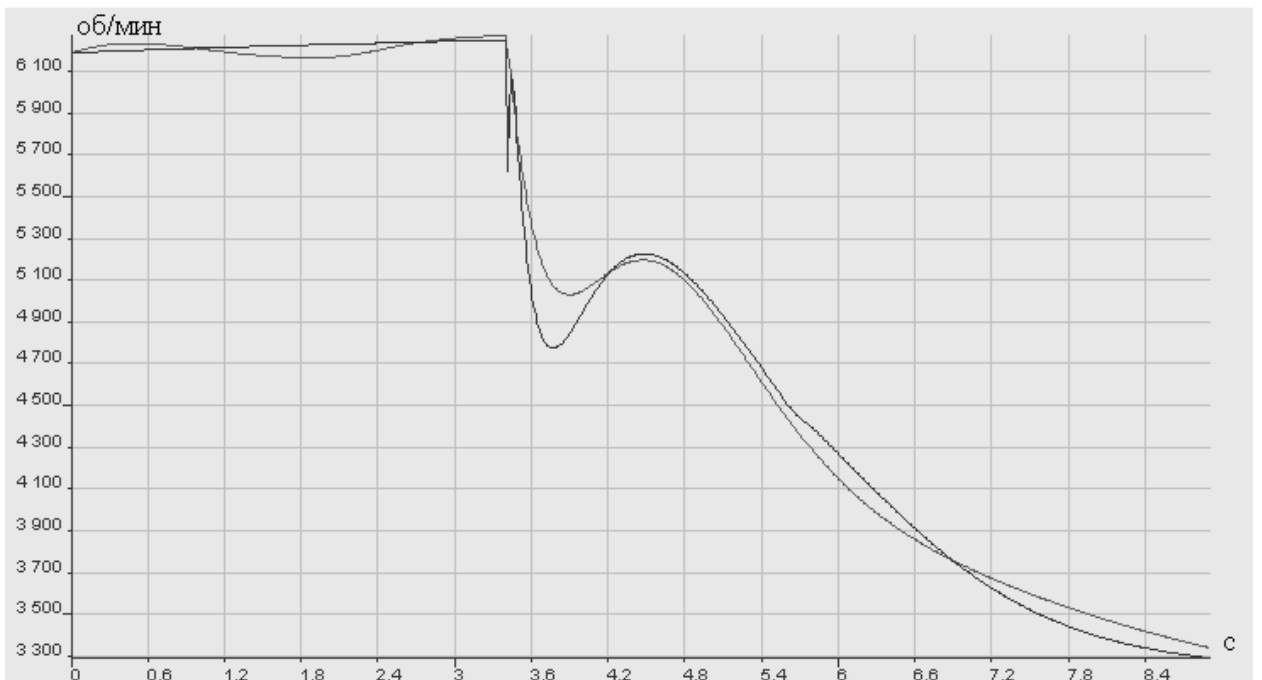


Рисунок 3.13 – Изменение действующего значения напряжения СГ (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

Таблица 3.4 – Меры адекватности по критерию Тейла

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.00172
Частота вращения свободной турбины	0.01114
Действующий ток синхронного генератора	0.04904
Действующее напряжение синхронного генератора	0.01667
Вырабатываемая мощность синхронного генератора	0.06935

В дальнейшем получены таблицы коэффициентов для изменения расхода топлива с 608 кг/час (изменение расхода топлива всегда начинается с 608, мощность нагрузки сети всегда изменяется с 1 000 кВт до 6 000 кВт, напряжение обмотки возбуждения так же во всех экспериментах изменяется со 180 В до 391 В) до 630 кг/час, 708 кг/час, 808 кг/час, 908 кг/час, 1080 кг/час, 1108 кг/час, 1200 кг/час, 1300 кг/час, 1500 кг/час, 1613 кг/час. Все эти коэффициенты объединены в одну таблицу для получения функциональной модели и протестированы на тех же самых данных, на которых были получены.

На рисунках 3.14–3.15 сравнение экспериментальных и модельных данных частоты вращения свободной турбины и действующего напряжения СГ при тестировании модели (3.24–3.28) с объединенной таблицей коэффициентов СГ при изменении мощности нагрузки сети с 1000 кВт до 6000 кВт и расхода топлива с 608 кг/ч до 1613 кг/час.

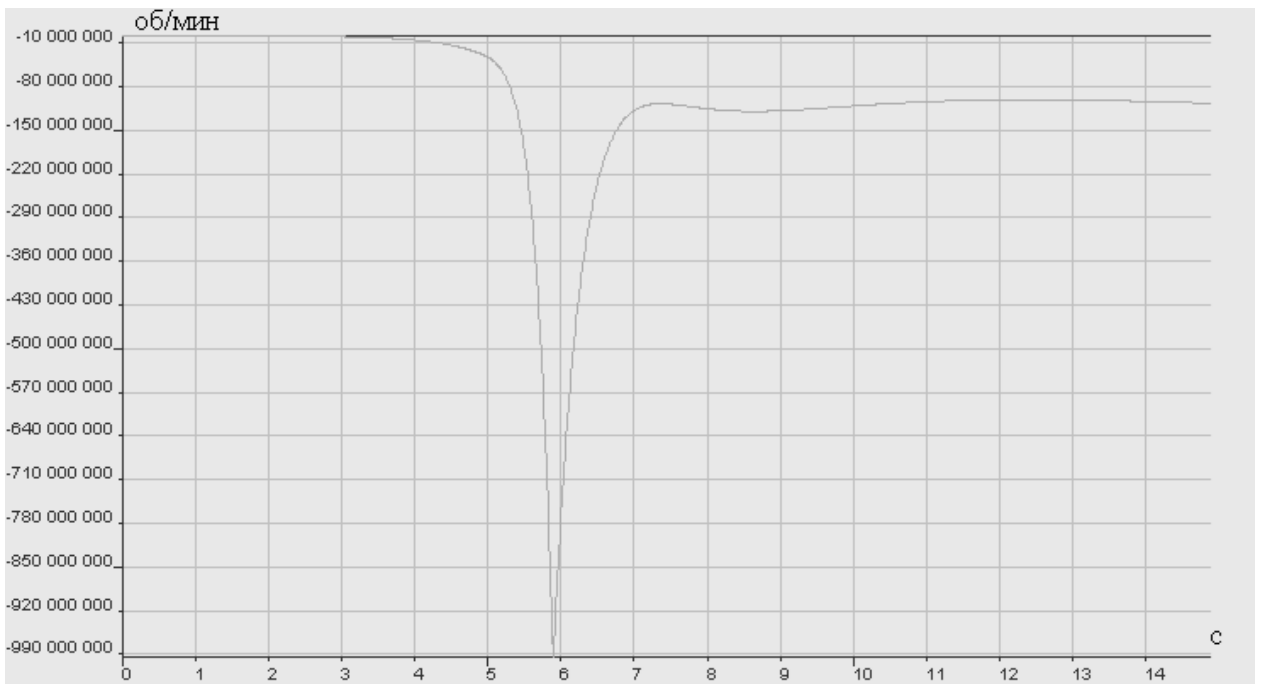


Рисунок 3.14 – Изменение частоты вращения свободной турбины (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

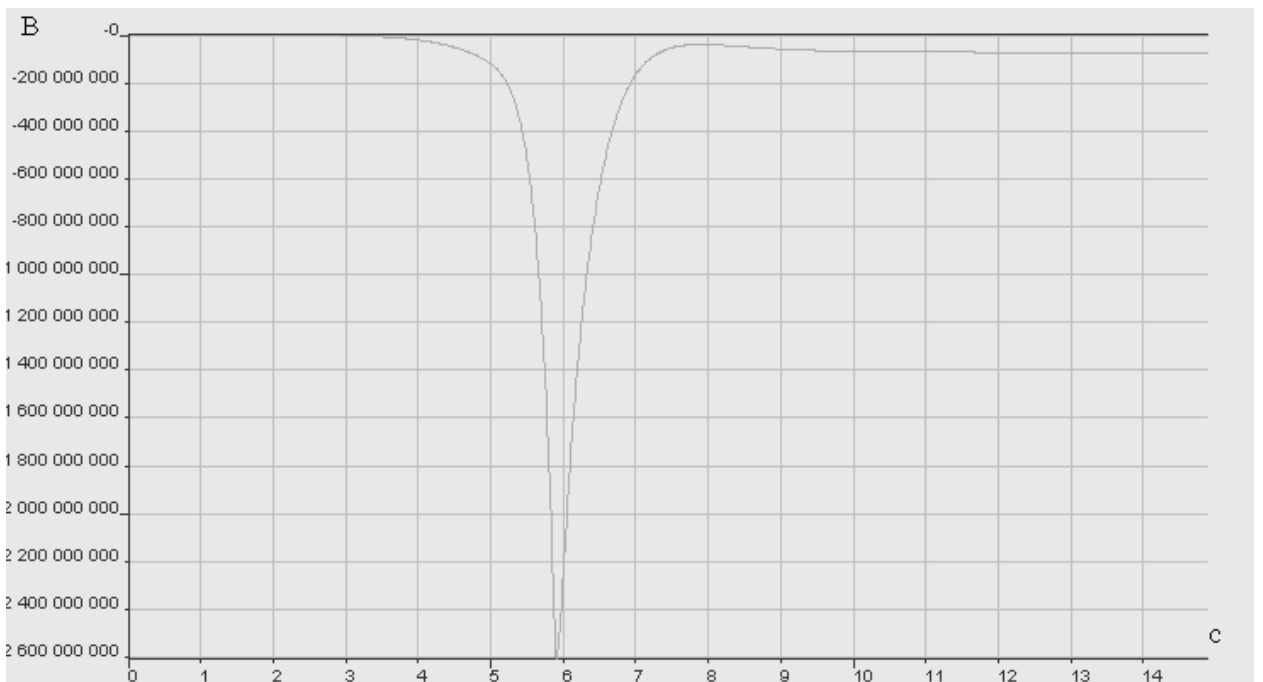


Рисунок 3.15 – Изменение действующего значения напряжения СГ (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

Как можно видеть из вышеперечисленных данных, полученная модель является неадекватной. Кроме того, в данном подходе к построению модели есть и другие недостатки:

- 1) В случае появления новых управляющих и возмущающих воздействий резко возрастает сложность и трудоемкость построения модели;
- 2) Необходимость задания структуры модели вручную (требуется структурная идентификация), причем зачастую при скудности априорной информации;
- 3) Сложность, плохая сопровождаемость и возможность модернизации программного кода.

На основании представленной информации и других ранее рассмотренных материалов [53, 54] следует сделать вывод о необходимости рассмотрения других подходов для построения моделей как ГТУ, так и ГТЭС. Как показано в первой главе таким подходом является применение ИНС для получения моделей, при этом сразу решается задача как структурной, так и параметрической идентификации, но для этого необходимо построить ИНС, выбрать и обосновать ее архитектуру ИНС, а также разработать методику получения моделей подобного класса с помощью выбранной архитектуры ИНС.

3.2.2 Математическая модель ГТЭС с использованием ИНС

Предлагаемый подход базируется на теории нейронных сетей [60–62], в особенности на том факте, что они могут аппроксимировать любой вид нелинейности. Как и для уравнений регрессии, для данного подхода необходимы экспериментальные данные. При этом все экспериментальные данные могут быть получены не только с реальных электростанций (что очень часто бывает просто невозможно, особенно при исследовании аварийных или околоаварийных режимов), но и с помощью поэлементных моделей с заранее подтвержденной адекватностью, например, с помощью ПМК «КМЭС» [104–106].

Рассмотрим пример. Пусть для получения экспериментальных данных был выбран режим наброса нагрузки во внешней сети с 1000 кВт до 6000 кВт (рисунок 3.16). Тогда, как и в случае с экспериментами для уравнений регрессии эксперименты следует проводить с выключенной САУ ГТУ. Это необходимо для того, чтобы входные воздействия, в виде расхода топлива ГТУ (рисунок 3.17) и

изменений активно-индуктивной нагрузки не коррелировали с выходными переменными. В каждом из пяти экспериментов вручную меняется расход топлива ГТУ, со значения, соответствующего установившемуся режиму (при мощности нагрузки сети 1000 кВт), до значения несколько большего, чем соответствующего установившемуся режиму при мощности нагрузки со стороны сети в 6000 кВт, а так же непосредственно меняется мощность активно-индуктивной нагрузки со стороны сети с 1000 кВт до 6000 кВт в каждом из пяти экспериментов.

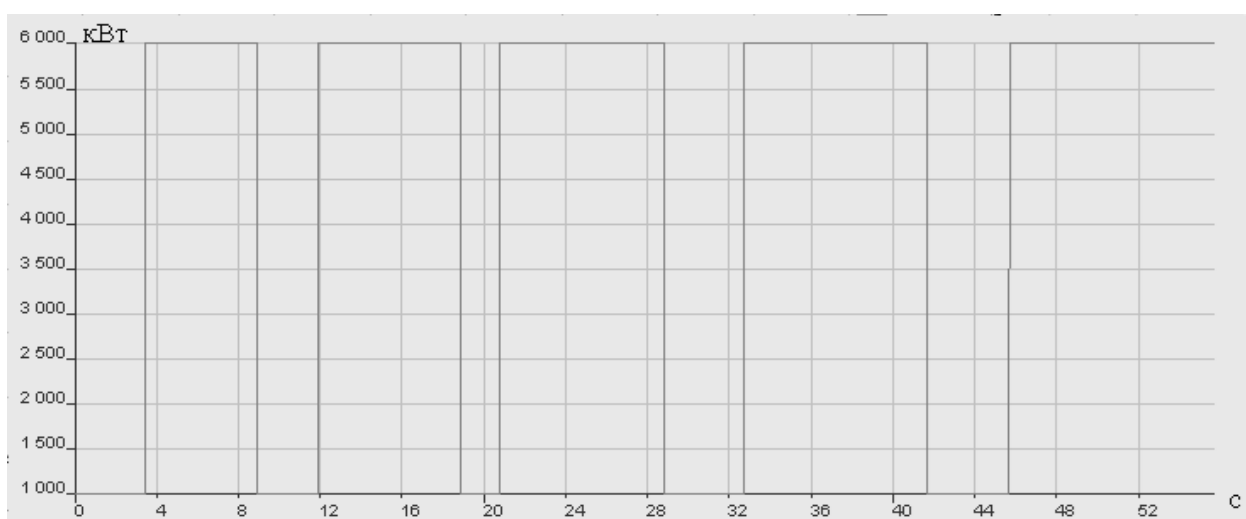


Рисунок 3.16 – Изменение активно-индуктивной нагрузки во внешней сети (обучающая выборка)

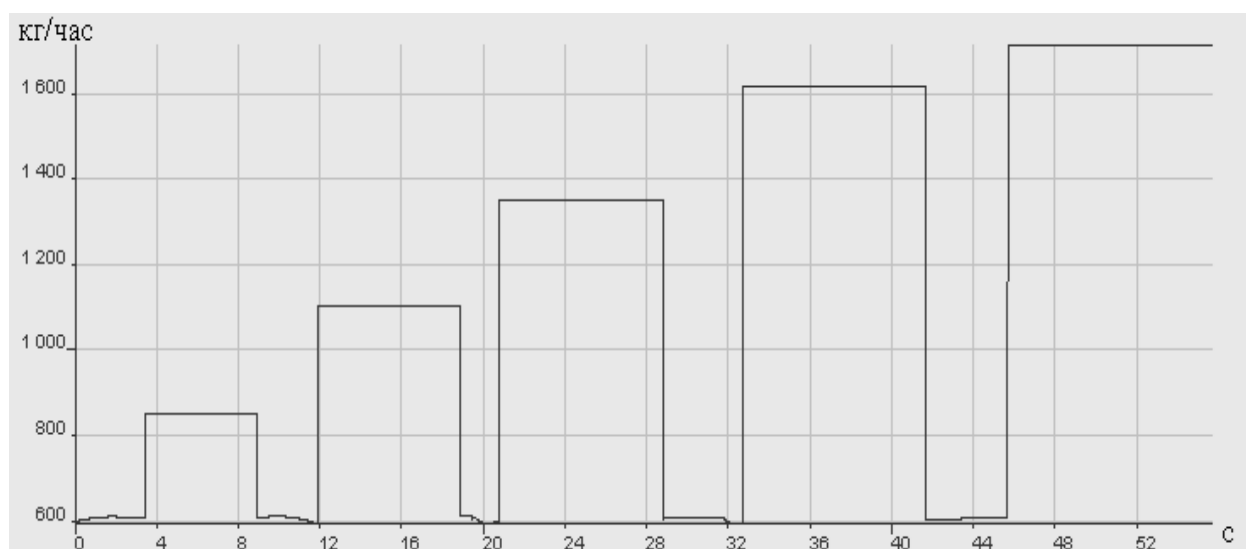


Рисунок 3.17 – Изменения расхода топлива (обучающая выборка)

Подготовленные таким образом исходные данные необходимо использовать для обучения ИНС. Но вначале нужно построить ИНС применительно к решаемой задаче.

3.3 Выбор и обоснование архитектуры и гиперпараметров искусственной нейронной сети

Выбор и обоснование архитектуры и гиперпараметров нейронной сети является важной задачей, так как, применительно к каждой конкретной области использования этот выбор неоднозначен и нуждается в обосновании для получения требуемого результата, который планируется достичь. Под архитектурой искусственной нейронной сети принято понимать совокупность значимых параметров сети, определяющих ее назначение и возможности, среди которых: структура и конфигурация слоев нейронной сети, а также характер взаимодействия между слоями [50, 60, 115 – 124].

Определившись с архитектурой ИНС, необходимо определить значения ее гиперпараметров [60, 61, 125 – 128]. Под гиперпараметрами принято понимать настраиваемые параметры ИНС, позволяющие управлять процессом обучения ИНС и не зависящие от входных данных. Представим перечень возможных гиперпараметров ИНС (согласно [60, 61, 124, 125]): шаг обучения; функция активации; алгоритм инициализации весов ИНС; критерий останова; алгоритм обучения; глубина обратных связей; коэффициент регуляризации; размер мини-батча; вероятность дропаута; сдвиг и растяжение, применяемые в пакетной нормализации.

Таким образом, при построении ИНС для получения НСМ ГТЭС и ЭЭС необходимо выбрать и обосновать архитектуру и гиперпараметры ИНС.

На основании изучения рекомендаций литературных источников [50, 60, 61, 117 – 124] определим следующий перечень настраиваемых параметров проектируемой ИНС. Перечень разобьем на две группы.

1. Параметры структуры ИНС: а) количество нейронов во входном слое, б) количество нейронов в выходном слое, в) количество скрытых слоев, г) количество нейронов в скрытых слоях.

2. Гиперпараметры ИНС: а) шаг обучения, б) функция активации, в) алгоритм инициализации весов ИНС, г) алгоритм обучения, д) глубина обратных связей.

Декомпозиция на две группы произведена для упрощения задачи построения ИНС с тем, чтобы сначала определить структуру ИНС, а затем произвести выбор большинства гиперпараметров для этой выбранной структуры.

1) Вначале предложим следующую математическую формулировку задачи построения ИНС.

1.1) Пусть имеется множество возможных типов архитектур ИНС:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, \quad (3.24)$$

где a_1 – сверточная ИНС, a_2 – автокодировщик, a_3 – генеративно состязательные сети (ГСС), a_4 – сети метода опорных векторов, a_5 – самоорганизующиеся карты Кохонена, a_6 – сети прямого распространения, a_7 – рекуррентные ИНС и др.

1.2) Введем множество настраиваемых параметров (параметров структуры и гиперпараметров) ИНС:

$$R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}, \quad (3.25)$$

где r_1 – число нейронов во входном слое, r_2 – число нейронов в выходном слое, r_3 – число скрытых слоев, r_4 – число нейронов в скрытых слоях, r_5 – шаг обучения; r_6 – функция активации; r_7 – алгоритм инициализации весов ИНС, r_8 – алгоритм обучения, r_9 – глубина обратных связей.

1.3) Для каждого из m настраиваемых параметров ИНС из множества R существует множество вариантов выбора настройки этого параметра:

$$I_m = \{i_1, i_2, \dots, i_s\}, \quad (3.26)$$

например, для числа скрытых слоев множество представляет собой ряд натуральных чисел от единицы до некоторого максимально допустимого числа слоев:

$$I_1 = \{1, 2, \dots, i\}, \quad (3.27)$$

где i – максимально допустимое число скрытых слоев.

1.4) Введем множество показателей качества ИНС:

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}, \quad (3.28)$$

среди основных показателей – среднеквадратичная ошибка, время обучения, интегральные оценки, критерий Тейла и др.

1.5) Введем множество ограничений на настраиваемые параметры ИНС:

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_l\}, \quad (3.29)$$

их выбор выполняется на основе рекомендаций других авторов, возможностей физической реализуемости [60, 61, 53, 54, 126 – 129].

1.6) Также необходимо ввести множество экспериментов [130] для получения экспериментальных данных при построении НСМ ГТЭС:

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_p\}. \quad (3.30)$$

1.7) На первом этапе для фиксированного типа архитектуры ИНС из множества A производится для каждого из настраиваемых параметров ИНС (множество R) проверка всех вариантов настройки из множеств I_m на соответствие множеству G на множестве U . При этом для каждого опыта записываются значения показателей качества из множества Q .

1.8) В случае удовлетворения множеству G вариант настраиваемых параметров вместе с соответствующим ему показателями качества из множества Q сохраняется как возможный. В случае нарушения каких-либо ограничений из G данный вариант гиперпараметров отвергается.

1.9) Так происходит до тех пор, пока не будут рассчитаны в соответствии с планом эксперимента все выбранные варианты гиперпараметров и конфигураций слоев ИНС.

2) Вслед за этим возможно сформулировать вторую, экстремальную задачу выбора наилучшей ИНС: из совокупности найденных приемлемых вариантов ИНС выбирается оптимальный набор настраиваемых параметров, который можно

представить в виде вектора \mathbf{R} , соответствующего экстремальному значению некоторой целевой функции:

$$F(\mathbf{R}, Q, G, U) \rightarrow \underset{\mathbf{R} \in R}{\text{extr}}, \quad (3.31)$$

для данного типа архитектуры ИНС и всех ограничений.

Отметим, что в зависимости от полноты постановки задачи выбора наилучших значений параметров ИНС мощность множеств (3.24–3.30) может быть различна.

На основании рассмотренной математической формулировки задачи построения ИНС сделан следующий вывод. Поскольку рассмотренная задача является многокритериальной и с большим многомерным пространством поиска целесообразно разработать практически реализуемый алгоритм поиска допустимой ИНС путем декомпозиции исходной задачи на ряд последовательных подзадач с ограниченным пространством поиска. В этом случае отдельные подзадачи могут решаться как задачи оптимизации по одному или максимум двум критериям. В результате ставится задача получить не оптимальную, но допустимую, приемлемую архитектуру ИНС для построения ИНС

Рассмотрим разработанную методику построения ИНС для создания НСМ ГТЭС и ЭЭС.

3.3.1 Методика построения ИНС.

В основе разработанной методики лежит алгоритм последовательного получения и обоснования архитектуры и гиперпараметров ИНС, который можно представить тремя основными этапами.

1) Первый этап алгоритма. Производится выбор фиксированного типа архитектуры ИНС. При выборе используются экспертные оценки и результаты анализа литературных источников. Обоснованный выбор фиксированного типа ИНС позволит сразу же существенно сократить пространство поиска.

1.1) Для начала рассмотрим наиболее популярные и исследованные существующие типы архитектур искусственных нейронных сетей и обоснуем целесообразность их использования для решаемой задачи.

Сверточные нейронные сети показывают замечательные результаты при применении их в задачах распознавания образов [48–51]. Эта архитектура является наиболее подходящей для распознавания изображений и их классификации, но плохо подходит для задачи моделирования переменных сложного технологического объекта, которым в нашей задаче является ГТЭС.

В архитектуре автокодировщика искусственная нейронная сеть повторяет выходной вектор на выходе и в основном применяется для предварительного обучения нейронных сетей. Как понятно из описания архитектуры автокодировщика, она так же не подходит для задачи получения НСМ ГТЭС, так как выходной вектор переменных обязательно должен отличаться от входного вектора переменных. Более подробно о применении автокодировщика для ускорения процедуры обучения искусственной нейронной сети будет сказано далее.

Генеративные состязательные сети (ГСС) [131] принадлежат к семейству искусственных нейронных сетей, где присутствует две сети, которые работают вместе. ГСС состоит из любых двух сетей, это могут быть сети прямого распространения или сверточные. Одна из сетей генерирует данные, которую называют «генератор», а вторая – анализирует, которую называют «дискриминатор», сгенерированные данные. В основном ГСС применяют для генерации музыки [132], создания изображений [133] рукописных цифр [134] и для задачи моделирования их не применяют. Возможность применения ГСС для задачи моделирования параметров ГТЭС является отдельной научной задачей, которая не рассматривается в рамках текущей кандидатской диссертации.

Сети метода опорных векторов [135] служит для нахождения оптимальных решений в задачах классификации. Такие сети способны категоризировать линейно разделяемые данные и не подходит для задачи моделирования ГТЭС.

Самоорганизующаяся карта Кохонена [136] применяются для соревновательного обучение для классификации данных без учителя и также не подходит для задачи моделирования ГТЭС.

И наконец, рассмотрим наиболее распространенные и изученные архитектуры ИНС, такие как сети прямого распространения и рекуррентные нейронные сети [125]. Рекуррентные ИНС являются Тьюринг полными, то есть способны вычислить любую вычисляемую процедуру. Кроме того, в сетях прямого распространения нет никакой возможности учесть порядок во времени в отличие от рекуррентных ИНС, где данный учет осуществляется за счет наличия обратных связей и поэтому они лучше подходят для задачи моделирования временных последовательностей.

1.2) Таким образом, применительно к задаче получения математической модели ГТЭС выбран тип архитектуры рекуррентной ИНС, так как она является наиболее простой в реализации, хорошо изученной, и наиболее подходит для решаемой задачи [60, 61]. Поэтому целесообразно зафиксировать эту архитектуру, это существенно снизит пространство поиска.

2) Второй этап алгоритма. На втором этапе алгоритма определяем начальную структуру и гиперпараметры ИНС для ранее выбранного типа архитектуры. Выбор начальной структуры и гиперпараметров ИНС выполняется на основе априорных данных, предварительных экспериментальных исследований и рекомендаций других авторов. Вслед за этим на основе экспериментальных исследований будет последовательно решен ряд локальных оптимизационных задач для окончательного выбора параметров структуры и гиперпараметров ИНС.

2.1) Выберем первый настраиваемый параметр структуры ИНС (r_1) – число нейронов во входном слое. Его, как и тип архитектуры возможно тоже сразу же зафиксировать, так как r_1 определяется числом управляющих и возмущающих переменных для ГТЭС: а) расход топлива (управляющее воздействие для ГТУ), б) напряжение обмотки возбуждения (управляющее воздействие для СГ), в) активная и г) реактивная мощности нагрузки ЭЭС (возмущающее воздействие для СГ). Таким образом, следует выбрать 4 нейрона во входном слое. Согласно (3.26) выбираем: $I_1 = 4$.

2.2) Рассмотрим выбор количества моделируемых переменных ИНС, то есть число нейронов в выходном слое (r_2), для получения НСМ ГТЭС. Решение принимается на основе следующих соображений. Так как мы рассматриваем НСМ ГТЭС, то обязательно должны моделировать частоту вращения свободной турбины, которая отвечает за частоту электроэнергии в сети, и действующее напряжение СГ. Не менее важными переменными, которые также необходимо наблюдать у модели, являются частота вращения турбины компрессора, активная вырабатываемая мощность СГ и действующий ток СГ. Поэтому было принято решение моделировать именно 5 переменных, то есть в выходном слое выбираем $I_2 = 5$ нейронов. Правильность принятого решения будет дополнительно обоснована на основе экспериментальных результатов далее.

2.3) Рассмотрим выбор количества скрытых слоев ИНС (r_3) для получения НСМ ГТЭС и ЭЭС. Основываясь на рекомендациях [60 – 62], где советуют использовать не менее 2 скрытых слоев, и практических результатах [85, 115–123, 137–139] принято решение о выборе $I_3 = 2$ скрытых слоя. Правильность принятых решений будет доказана на основе практических результатов далее.

2.4) Для выбранного на предыдущем этапе числа скрытых слоев производится выбор числа нейронов в скрытых слоях ИНС (r_4). Исходя из требуемого объема данных (рисунки 3.16 – 3.17) и зная параметры структуры ИНС можно определить необходимое количество нейронов в скрытых слоях. Примем, что в ИНС два скрытых слоя и выведем следующее уравнение:

$$(i \cdot h_1 + h_1 \cdot h_2 + h_2 \cdot o) \cdot n = p \quad (3.32)$$

где i – количество нейронов в входном слое (с учетом наличия обратных связей); h_1, h_2 – число нейронов в скрытых слоях; o – число нейронов в последнем слое ИНС; n – коэффициент, определяющий соотношения числа настраиваемых параметров к мощности обучающих данных; p – количество точек в экспериментальных данных.

Известно, что число весовых коэффициентов (настраиваемых параметров ИНС) должно быть в $2 \div 5$ раз меньше, чем количество примеров в обучающих

данных [60, 61], то есть $n = 2 \div 5$. Количество точек так же известно и $p = 5500$ точек. Для удобства вычислений возьмем, что $h_1 = h_2$ и количество входов $i = 14$ (4 - количество управляющих и возмущающих воздействий, глубина обратных связей 2 с 5 переменными для каждой) и $o = 5$ (количество моделируемых переменных). В итоге уравнение (3.32) примет следующий вид:

$$(h^2 + 9 \cdot h) \cdot (2 \div 5) = 5500 \quad (3.33)$$

где h – количество нейронов в скрытом слое.

Примем $n = 3$, в итоге получим:

$$h^2 + 19 \cdot h - 1833 = 0 \quad (3.34)$$

Решив уравнение 3.34, получим $h = 34$, то есть следует рекомендовать по 34 нейрона в каждом из скрытых слоев. Согласно (3.26) выбираем: $I_4 = 34$.

Однако необходимо отметить, что в случае рекуррентной сети, когда присутствуют обратные связи, количество нейронов в скрытых слоях будет меняться, так как увеличится количество нейронов в входном слое (в которые поступает сигнал обратной связи с выхода ИНС) и, как следствие, количество настраиваемых параметров (связей) между входным и скрытым слоем ИНС.

2.5) Рассмотрим выбор глубины обратных связей ИНС (r_9) для получения НСМ ГТЭС и ЭЭС. Основываясь на материалах [60 – 62, 125], примем в качестве начального параметра архитектуры $I_9 = 2$ – глубина обратных связей рекуррентной ИНС. Правильность принятых решений будет доказана на основе практических результатов далее.

В результате на данном этапе алгоритма оказывается сформированной архитектура ИНС, так как ранее была определена структура и конфигурация слоев нейронной сети, а также характер взаимодействия между слоями. Поэтому целесообразно перейти к выбору гиперпараметров ИНС.

2.6) Рассмотрим выбор первого гиперпараметра ИНС – алгоритма обучения ИНС (r_8) для получения НСМ ГТЭС. Как показали проведенные исследования, для рассматриваемого класса задач целесообразен алгоритм обратного распространения ошибки [60, 61], как самый простой в реализации и наиболее

распространенный, и широко используемый в настоящее время на практике для получения моделей ГТУ [53, 54]. Таким образом, принимаем $I_8 =$ «алгоритм обратного распространения ошибки». Исследовался также генетический алгоритм [87–89, 108] для настройки весовых коэффициентов ИНС. Но этот алгоритм нельзя рекомендовать для обучения ИНС: из-за большого количества настраиваемых параметров время обучения с использованием генетического алгоритма значительно больше времени обучения при использовании алгоритма обратного распространения ошибки.

2.7) Рассмотрим выбор второго гиперпараметра ИНС функции активации (r_6) для ранее выбранного типа архитектуры и алгоритма обучения ИНС. В качестве функции активации для НСМ ГТЭС для нейронов скрытых слоев и выходного слоя рекомендована сигмоидальная функция активации [60, 61] (глава 1), которая так же ранее использовалась для получения НСМ ГТУ [53, 54], по следующим причинам:

а) сигмоида – нелинейная по своей природе, а комбинация таких функций производит тоже нелинейную функцию;

б) сигмоида – не бинарная, что делает активацию аналоговой, в отличие от ступенчатой функции;

в) для сигмоиды характерен гладкий градиент.

Таким образом, принимаем I_6 – «сигмоидальная функция активации».

2.8) Рассмотрим выбор шага обучения ИНС (r_5) для получения НСМ ГТЭС и ЭЭС. Материалы в источниках [60 – 62] говорят если размер коэффициента очень мал, то сходимость будет слишком медленная, если коэффициент слишком велик, то может возникнуть неустойчивость обучения или ИНС потеряет способность к обучению. Поэтому примем $I_9 = 0,07$ как начальное значение шага обучение ИНС, которое в дальнейшем будет уточнено на основе экспериментальных данных.

2.9) Рассмотрим выбор алгоритма инициализации весов ИНС (r_7). В [60] есть рекомендации по инициализации весов таким образом, чтобы индуктивное

поле нейрона приходилось на линейную часть сигмоидальной функции активации и не достигало области насыщения. Так как нормированные входные данные находятся в диапазоне от 0 до 1 [60], то для избегания насыщения необходимо учитывать количество входных сигналов для нейрона. Примем количество входных сигналов за n . В качестве начального гиперпараметра (r_7) примем способ инициализации весов (I_7) – «случайная инициализация веса в диапазоне от 0 до 1 и делением полученного числа на n ».

2.10) В результате на втором этапе алгоритма получена следующая начальная ИНС.

1. Для r_1 выбран $I_1 = 4$ нейрона во входном слое;
2. Для r_2 выбран $I_2 = 5$ нейронов в выходном слое;
3. Для r_3 выбран $I_3 = 2$ скрытых слоя;
4. Для r_4 выбран $I_4 = 34$ нейронов в каждом скрытом слое;
5. Для r_5 выбран $I_5 = 0.07$ шаг обучения;
6. Для r_6 выбран $I_6 =$ сигмоидальная функция активации нейрона;
7. Для r_7 выбран $I_7 =$ случайная инициализация весов в диапазоне от 0 до 1 и делится на n , где n – количество входных сигналов нейрона;
8. Для r_8 выбран $I_8 =$ алгоритм обратного распространения ошибки;
9. Для r_9 выбран $I_9 =$ глубина обратных связей равна 2.

3) Третий этап алгоритма. На основе начальной архитектуры ИНС производится окончательный выбор значений параметров структуры и гиперпараметров итоговой архитектуры ИНС.

Задача третьего этапа алгоритма уже должна решаться как оптимизационная задача, то есть за счет выбора наилучших решений при заданных ограничениях.

Как было отмечено выше, необходимо выполнить декомпозицию задачи с целью упрощения. Для этого нужно единую задачу разбить на последовательность локальных подзадач. При этом становится велика роль исследователя – лица, принимающего решение.

3.1) Предложенная процедура выбора архитектуры ИНС представляет собой последовательное уточнение значений параметров структуры и гиперпараметров ИНС путем перехода от одного параметра r_i к другому с учетом полученного ранее результата настройки этого параметра I_i и новой информации Y , полученной на предыдущем шаге лицом, принимающим решение (ЛПР). Схематически процесс поиска решения для каждого r_i можно представить в следующем виде:

$$r_1, I_1, G_1, Q_1 \xrightarrow{Y_1} r_2, I_2, G_2, Q_2 \xrightarrow{Y_2} \dots \xrightarrow{Y_{k-1}} r_k, I_k, G_k, Q_k \xrightarrow{Y_k} \dots \xrightarrow{Y_{n-1}} r_n, I_n, G_n, Q_n, \quad (3.35)$$

где G_i , Q_i – соответственно множество ограничений и множество показателей качества на i -м шаге.

На каждом шаге ЛПР осуществляет выбор граничных условий из G_i , показателей качества из Q_i и выполняет оптимизацию. При этом в процессе, заданном соотношением (3.35), происходит накопление информации в процессе обучения ЛПР и его приспособление к решаемой задаче. Также при этом происходят параллельно два вида адаптации: а) показателей качества из множеств Q_i к системе предпочтений ЛПР и б) ЛПР к решаемой задаче. Адаптация первого типа связана с учетом информации, получаемой ЛПР на предыдущем шаге. Адаптация второго типа осуществляется в процессе обучения самого ЛПР.

В общем случае после получения конкретной архитектуры ИНС возможно повторить весь или частично процесс (3.35) с учетом полученной в ходе этого процесса информации Y с целью дальнейшего улучшения характеристик ИНС или проверки возможности такого улучшения.

3.2) Прежде чем перейти к осуществлению процесса поиска наилучших решений согласно (3.35) необходимо решить важную задачу: ограничить пространство поиска оптимальных настраиваемых параметров ИНС.

Для этого из множества R выберем следующие настраиваемые параметры структуры и гиперпараметры:

r_2 – число нейронов в выходном слое ИНС; r_3 — число скрытых слоев; r_5 – шаг обучения; r_7 – алгоритм инициализации весов ИНС; r_9 – глубина обратных связей.

Указанные параметры структуры и гиперпараметры выбраны по той причине, что имеют широкий диапазон возможных значений (r_5, r_9), позволяют задать обобщающую способность [60 – 62] ИНС (r_2, r_3, r_7). Кроме того, для этих настроечных параметров ИНС недостаточно априорной информации.

Выбранные настраиваемые параметры можно разделить на две группы: параметры структуры (r_2, r_3, r_9) и гиперпараметры (r_5, r_7), значения которых будет определяться при решении оптимизационных задач. Вначале целесообразно оптимизировать параметры структуры ИНС. Поскольку гиперпараметры относятся уже к конкретной структуре ИНС.

Поэтому рекомендуется следующая последовательность настройки параметров ИНС:

$$r_3 \rightarrow r_2 \rightarrow r_9 \rightarrow r_5 \rightarrow r_7$$

Такая последовательность поиска определена исходя из значимости этих параметров на итоговые показатели качества ИНС для ЛПР на основе материалов [60 – 62].

3.3) Начинаем с r_3 – числа скрытых слоев. Это, пожалуй, самый важный параметр архитектуры ИНС. Поэтому, поскольку от выбора числа скрытых слоев существенно зависят итоговые свойства ИНС, предложено оценивать выбор по двум критериям: среднеквадратичному отклонению и времени обучения. В одинаковых условиях сравнивались результаты для одного, двух, трех и четырех скрытых слоев (по пять экспериментов для каждой структуры). То есть задаем ограничение $g_3 \leq 4$. При этом для каждого эксперимента реализовывались пять тысяч эпох обучения.

На рисунках 3.18–3.21 показано сравнение экспериментальных и модельных данных для нейронной сети в которой один скрытый слой.

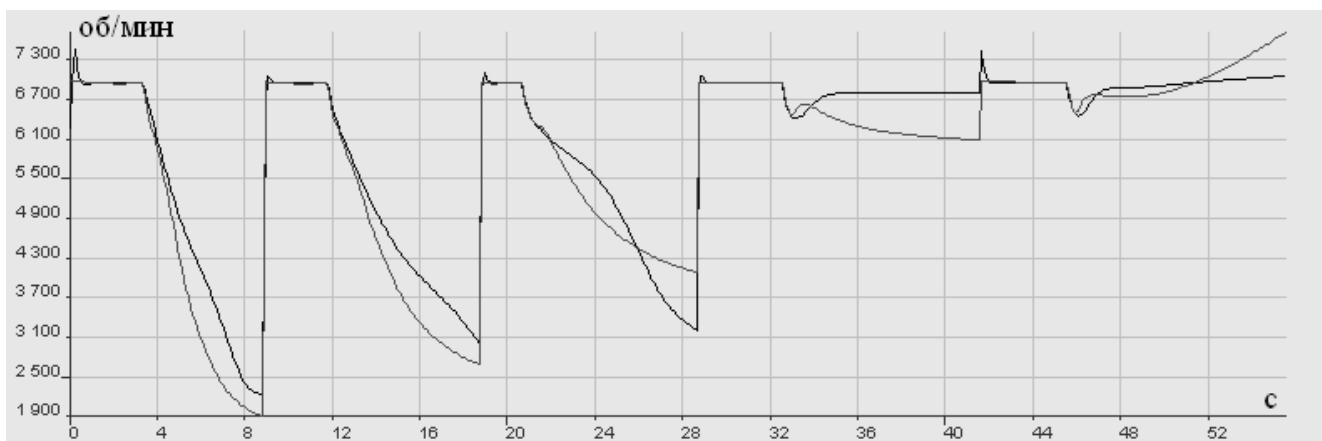


Рисунок 3.18 – Изменение частоты вращения свободной турбины в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

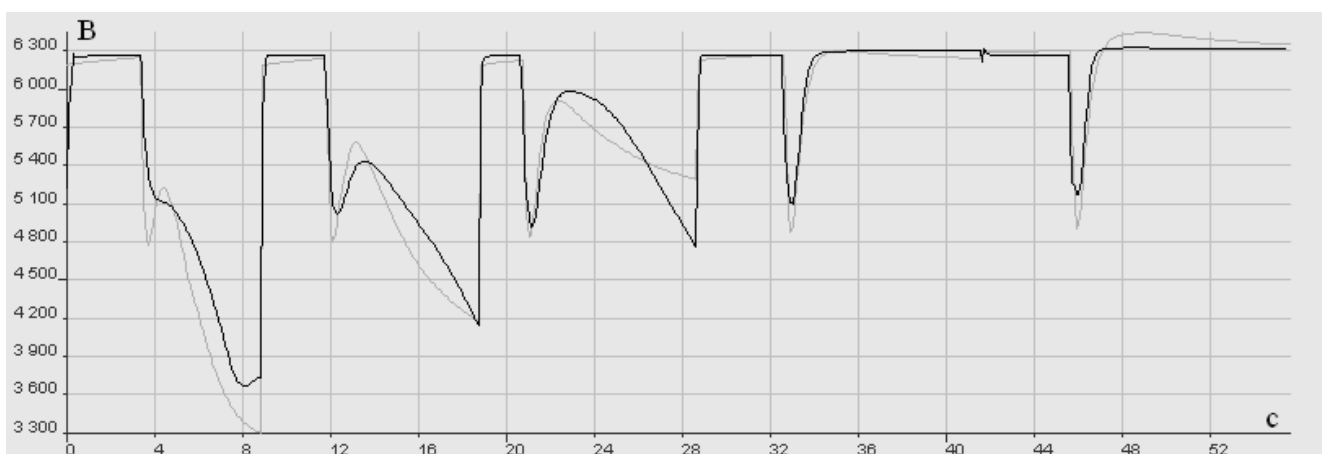


Рисунок 3.19 – Изменение действующего напряжения СГ в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

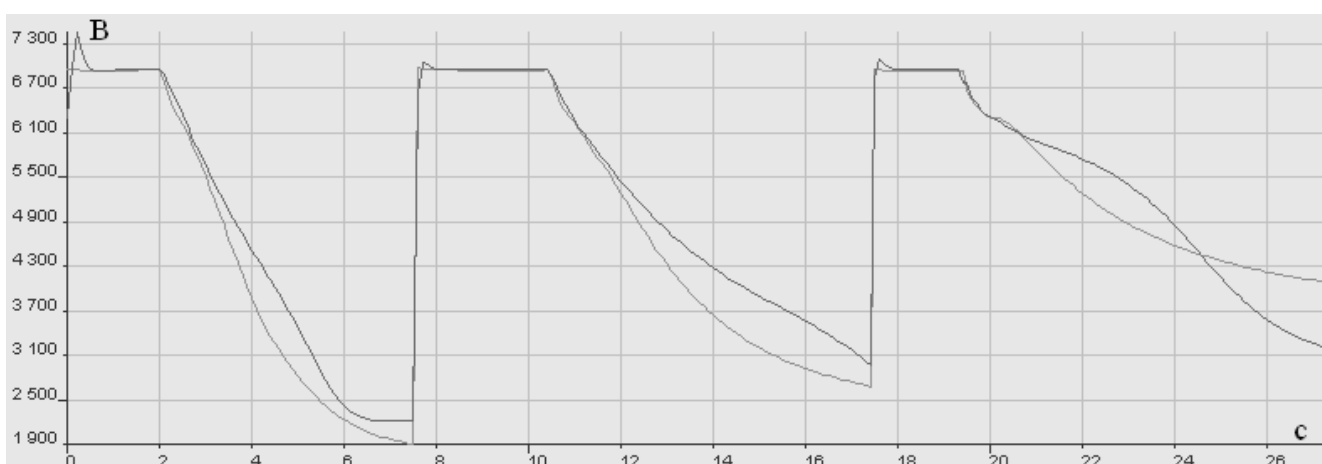


Рисунок 3.20 – Изменение частоты вращения свободной турбины в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

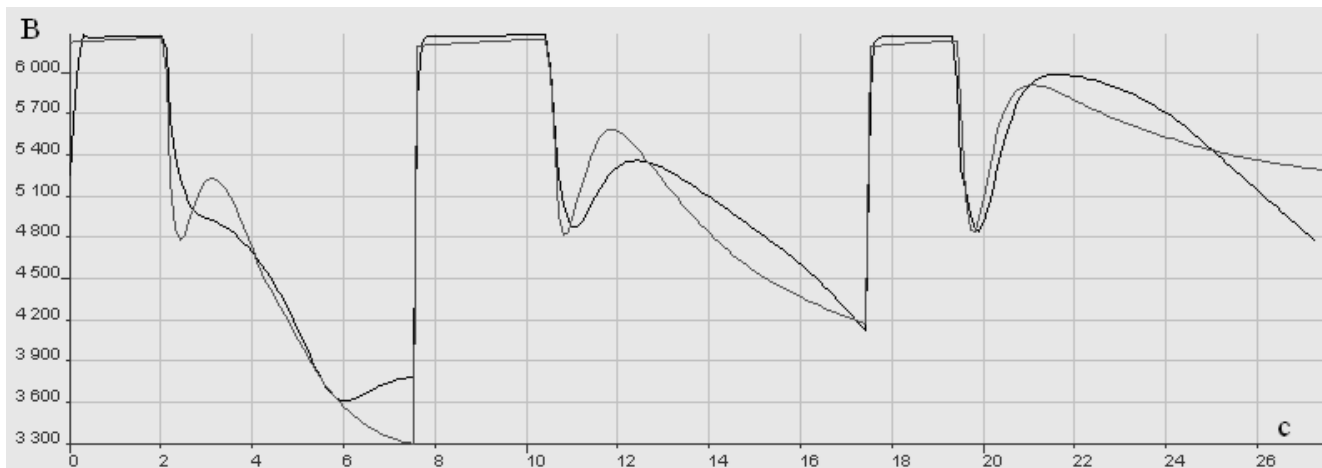


Рисунок 3.21 – Изменение действующего напряжения СГ в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

В таблице 3.5 отображены меры адекватности по каждой моделируемой переменной как для обучающей, так и для тестовой выборки по критерию Тейла [114].

Таблица 3.5 – Меры адекватности для одного скрытого слоя

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения свободной турбины, обучающая выборка	0.06344
Частота вращения турбокомпрессора, обучающая выборка	0.01328
Действующее напряжение СГ, обучающая выборка	0.03043
Действующий ток СГ, обучающая выборка	0.07944
Вырабатываемая мощность СГ, обучающая выборка	0.09137
Частота вращения свободной турбины, тестовая выборка	0.07125
Частота вращения турбокомпрессора, тестовая выборка	0.01588
Действующее напряжение СГ, тестовая выборка	0.03833
Действующий ток СГ, тестовая выборка	0.10357
Вырабатываемая мощность СГ, тестовая выборка	0.13262

Для двух, трех и четырех скрытых слоев результат моделирования оказался значительно лучше и очень близки для всех архитектур. Поэтому покажем здесь сравнение экспериментальных и модельных данных только для четырех скрытых слоев (рисунки 3.22–3.25).

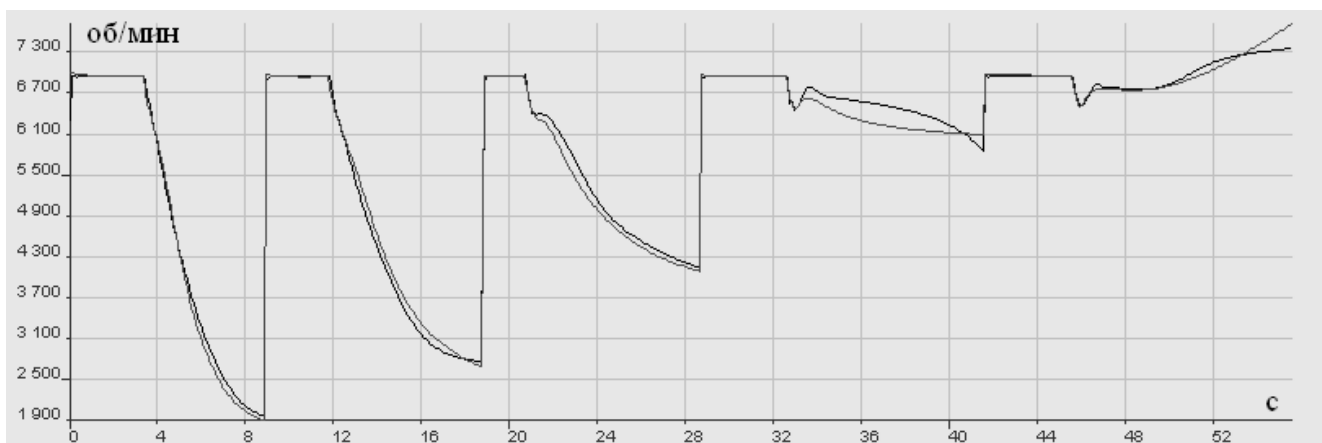


Рисунок 3.22 – Изменение частоты вращения свободной турбины в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

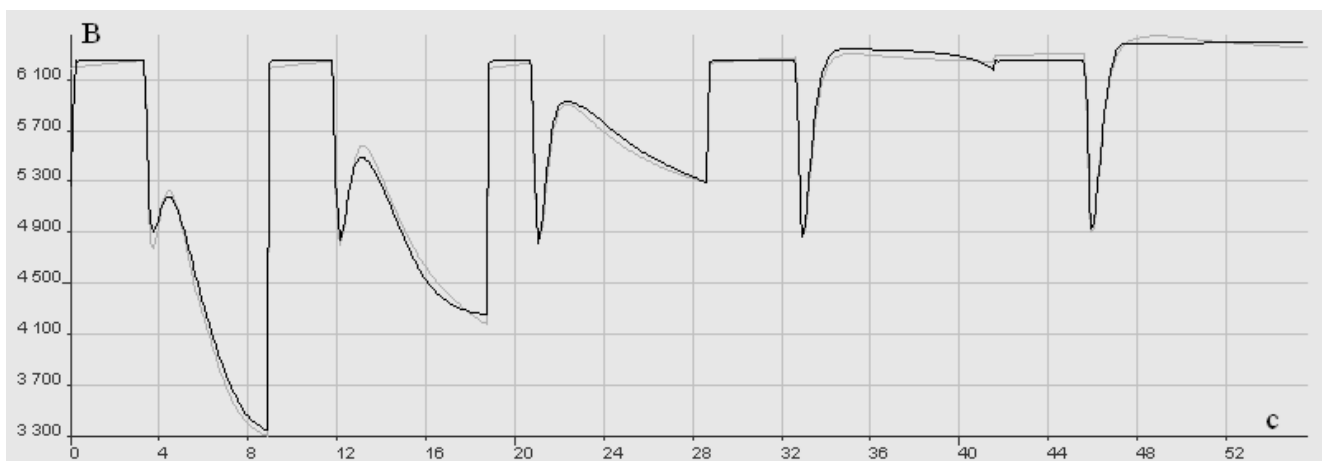


Рисунок 3.23 – Изменение действующего напряжения СГ в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

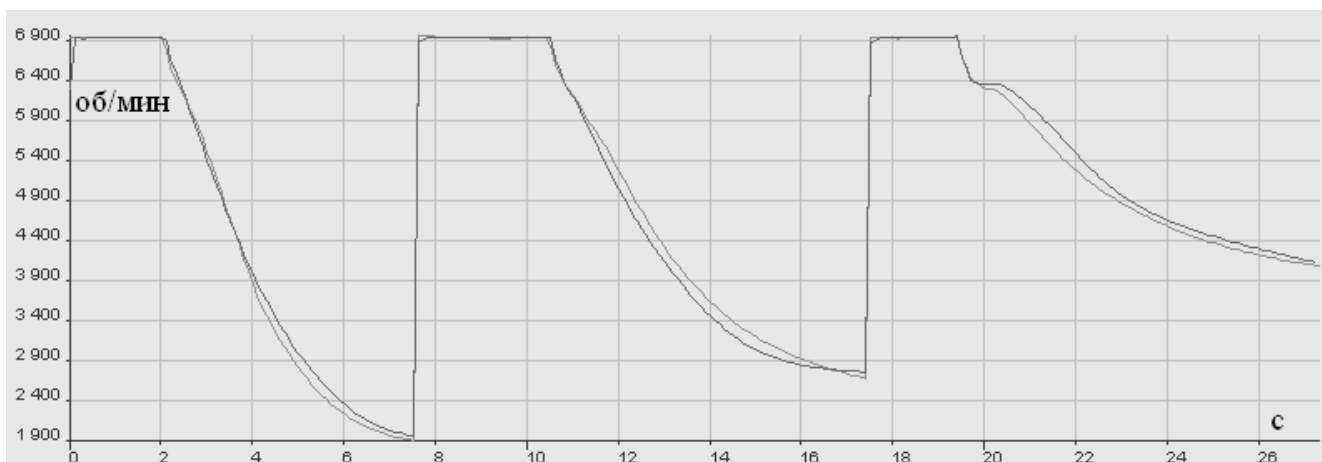


Рисунок 3.24 – Изменение частоты вращения свободной турбины в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

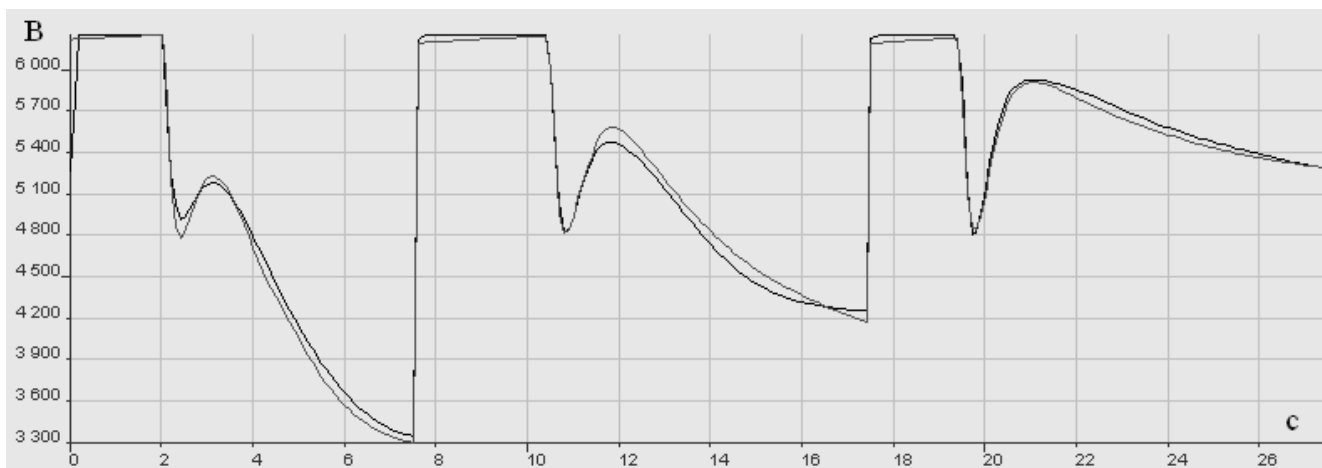


Рисунок 3.25 – Изменение действующего напряжения СГ в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

В таблице 3.6 отображены меры адекватности по каждой моделируемой переменной как для обучающей, так и для тестовой выборки по критерию Тейла для четырех скрытых слоев ИНС [114].

Таблица 3.6 – Меры адекватности для четырех скрытых слоев

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения свободной турбины, обучающая выборка	0.0205
Частота вращения турбокомпрессора, обучающая выборка	0.00713
Действующее напряжение СГ, обучающая выборка	0.01114
Действующий ток СГ, обучающая выборка	0.05553
Вырабатываемая мощность СГ, обучающая выборка	0.06295
Частота вращения свободной турбины, тестовая выборка	0.02272
Частота вращения турбокомпрессора, тестовая выборка	0.00716
Действующее напряжение СГ, тестовая выборка	0.01603
Действующий ток СГ, тестовая выборка	0.08467
Вырабатываемая мощность СГ, тестовая выборка	0.09532

Несмотря на похожие результаты, время обучения для разного количества слоев заметно отличается. В таблице 3.7 показано время за 1000 эпох обучения.

Таблица 3.7 – Время обучения разного количества скрытых слоев

Количество скрытых слоев	Время обучения
1 скрытый слой	210 секунд
2 скрытых слоя	240 секунд
3 скрытых слоя	310 секунд
4 скрытых слоя	320 секунд

Двухкритериальная задача сводится к однокритериальной за счет линейной свертки. Такое решение было принято на основании ранее полученной экспериментальной информации (рисунок 3.26 и 3.27).

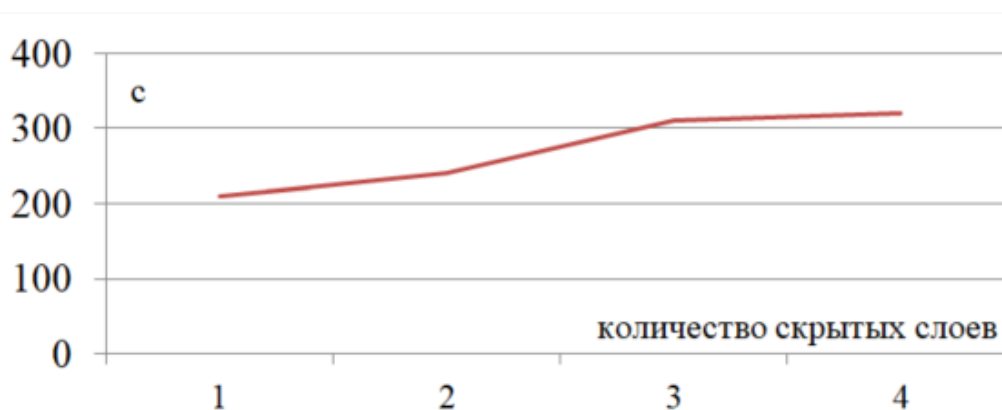


Рисунок 3.26 – Зависимость времени обучения за 1000 итераций от количества скрытых слоев нейронной сети

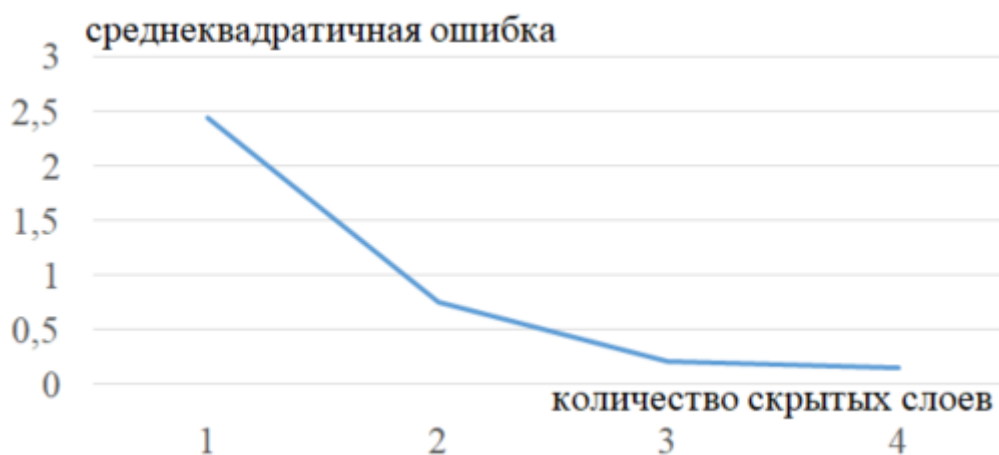


Рисунок 3.27 – Зависимость среднеквадратичной ошибки от количества скрытых слоев

Из рисунков 3.26 – 3.27 видно, что значения критериев получаются разного порядка, поэтому их значения необходимо нормировать.

Предложен следующий критерий для выбора числа скрытых слоев (r_3):

$$J_3 = k_\sigma J_\sigma + k_t J_t \rightarrow \min_{l_3}, \quad (3.36)$$

J_σ – среднее арифметическое среднеквадратичных ошибок по проведенным экспериментам с разным значением исследуемого параметра структуры или гиперпараметра:

$$J_\sigma = \frac{\sum_{i=1}^M e_i}{M}, \quad (3.37)$$

где M – число экспериментов по обучению ИНС с одинаковым значением гиперпараметра. Для последующих экспериментов $M = 2 \div 5$.

$$e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - d_i)^2}{N}} - \text{среднеквадратичная ошибка по всем экспериментальным}$$

данным.

N – объем выборки экспериментальных данных.

y_i – текущее выходное значение модели.

d_i – желаемое выходное значение модели.

$k_\sigma = 1/e_{\max}$ – нормализующий коэффициент для среднеквадратичной ошибки, чтобы привести ее к диапазону $0 \div 1$.

e_{\max} – максимальное значение усредненной среднеквадратичной ошибки из экспериментов с разным количеством скрытых слоев (рисунок 3.27);

J_t – время, затраченное на обучение (рисунок 3.26):

$$J_t = \sum_{i=0}^N \Delta t, \quad (3.38)$$

где Δt – время, затраченное на одну итерацию обучения

$k_t = 1/t_{\max}$ – нормализующий коэффициент для времени обучения, чтобы привести ее к диапазону $0 \div 1$.

t_{\max} – максимальное значение времени обучения из экспериментов с разным количеством скрытых слоев (рисунок 3.26).

Значения критерия J_3 (3.36) для различного количества слоев представлен в табличном (таблица 3.8) и графическом виде (рисунок 3.28).

Таблица 3.8 – Значение критерия оценки числа скрытых слоев ИНС

	$I_3 = 1$	$I_3 = 2$	$I_3 = 3$	$I_3 = 4$
$k_{\sigma}J_{\sigma}$	1	0,30793835	0,093919584	0,059567381
k_tJ_t	0,65625	0,75	0,96875	1
J_3	1,65625	1,05793835	1,06269584	1,059567381

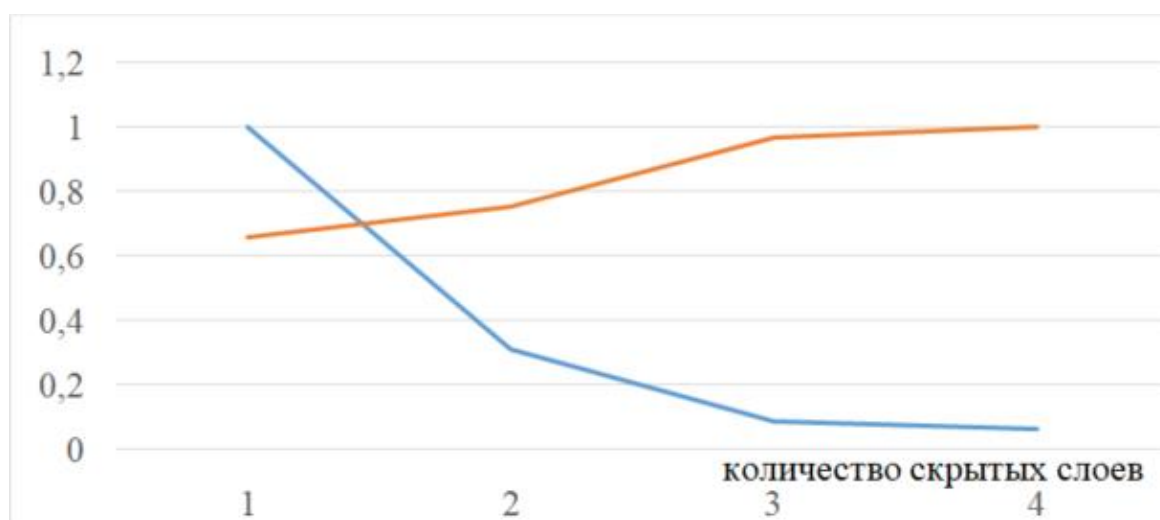


Рисунок 3.28 – Графическое отображение нормализованной среднеквадратичной ошибки и времени обучения для разного количества скрытых слоев ИНС

Вывод. Минимизация критерия J_3 дает нам два скрытых слоя. Поэтому принимаем $I_3 = 2$.

Хотя для решения многих задач [53, 54] одного скрытого слоя достаточно, практика работы с нейронными сетями [85, 115–123] подтвердила целесообразность использования как минимум двух скрытых слоев.

3.4) Вторая поисковая задача решается по количеству нейронов в выходном слое – r_2 . Она состоит в минимизации меры адекватности получаемых НСМ до ее вхождения в заданную допустимую область при варьировании числа нейронов в выходном слое. При достижении допустимой области поиск прекращается.

Рассмотрим поиск количества нейронов в выходном слое как минимизацию ошибки при заданном ограничении:

$$\begin{cases} J_2 = e \rightarrow \min_{I_2} \\ e \leq e_{\max} \end{cases}, \quad (3.39)$$

где

$$e = K_T = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - d_i)^2}{\sum_{i=1}^N y_i^2 + \sum_{i=1}^N d_i^2}} - \text{мера адекватности модели по критерию Тейла}$$

[114].

$$e_{\max} = 0.1[114].$$

В первых экспериментах нейросетевая модель обучалась для моделирования частоты вращения свободной турбины, которая отвечает за частоту в электрической сети, и действующего напряжения синхронного генератора, которое влияет на напряжение изолированной электросистемы. На рисунках 3.29 – 3.32 показано сравнение экспериментальных и модельных данных.

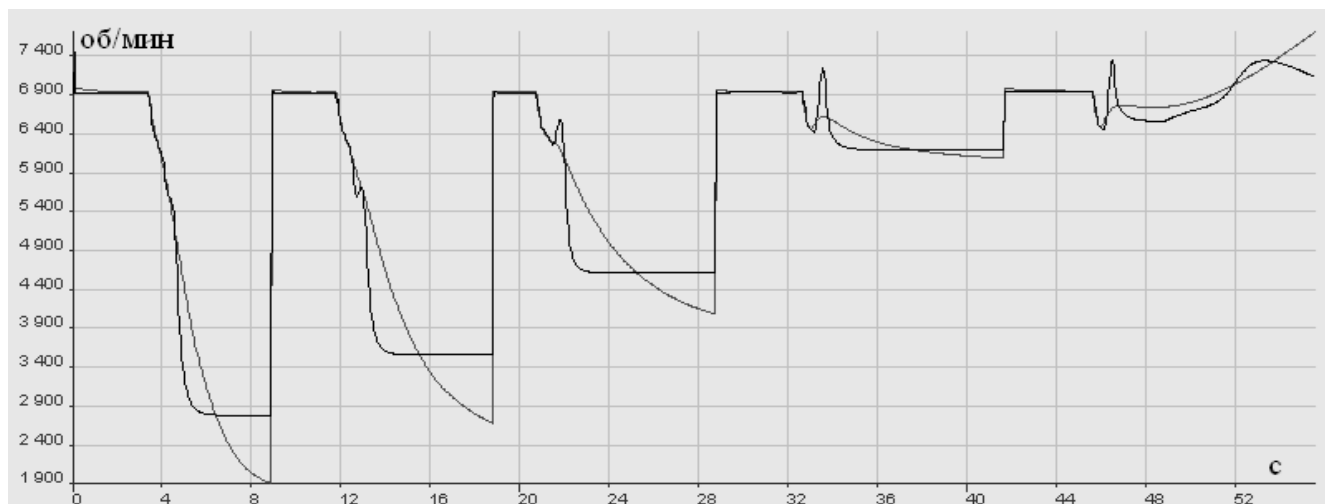


Рисунок 3.29 – Изменение частоты вращения свободной турбины в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

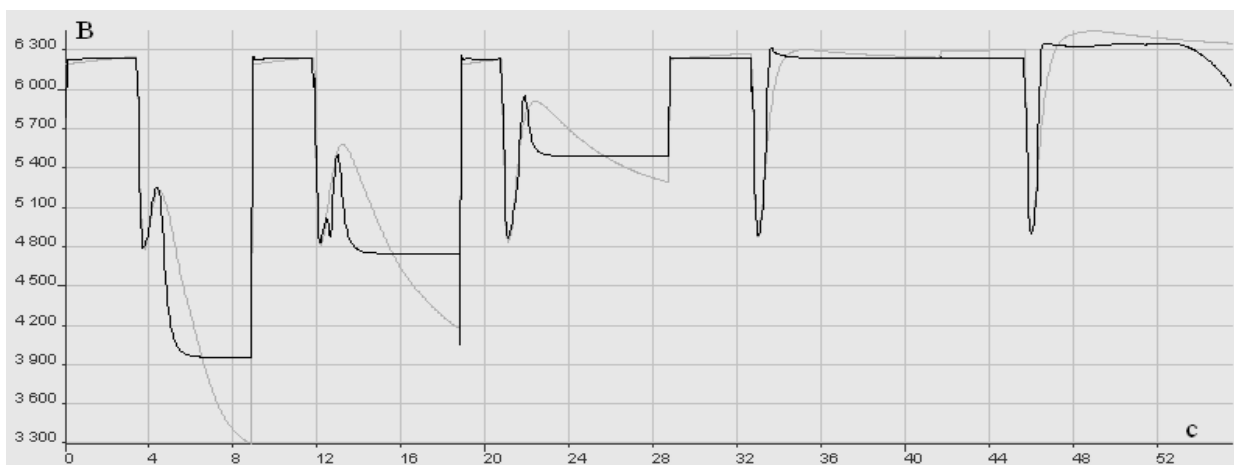


Рисунок 3.30 – Изменение действующего напряжения СГ в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

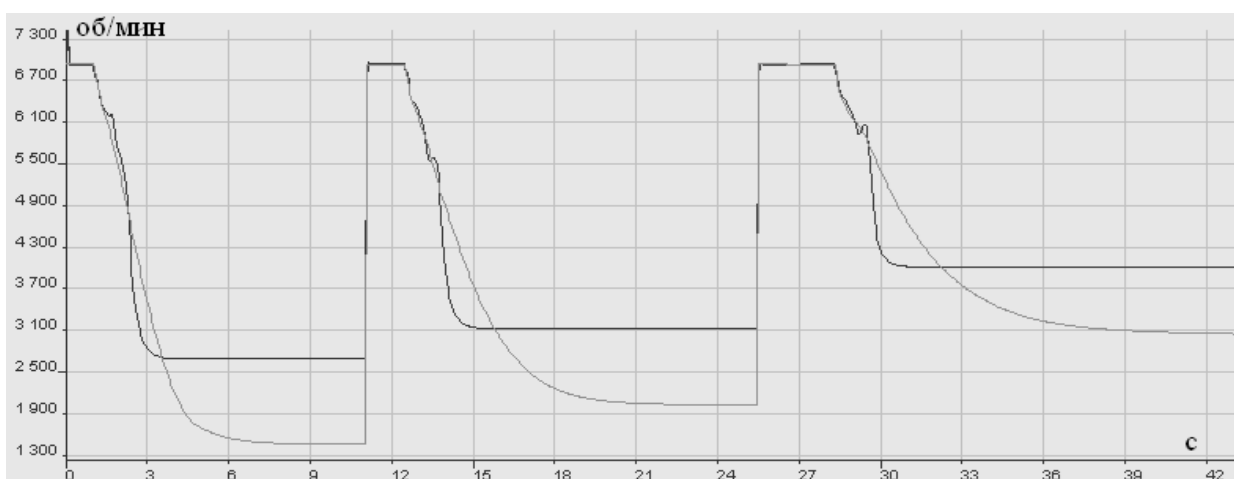


Рисунок 3.31 – Изменение частоты вращения свободной турбины в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)



Рисунок 3.32 – Изменение действующего напряжения СГ в обучающей выборке (темная – экспериментальная, светлая – модельная)

В таблице 3.9 показаны меры адекватности модели по критерию Тейла [114].

Таблица 3.9 – Меры адекватности

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения свободной турбины, обучающая выборка	0.05604
Действующее напряжение СГ, обучающая выборка	0.03606
Частота вращения свободной турбины, тестовая выборка	0.17049
Действующее напряжение СГ, тестовая выборка	0.11160

Для улучшения точности модели необходимо, как показали проведенные исследования, увеличить количество моделируемых переменных. Как было показано в (3.40) необходимо также принимать во внимание дополнительную информацию Y , которую оценивает ЛПР. Здесь такой дополнительной информацией является понимание работы ГТЭС и ЭЭС [17, 18, 35, 78 – 80, 65]. В итоге, только при моделировании 5 переменных, а именно: частоты вращения свободной турбины, частоты вращения турбокомпрессора, действующего напряжения СГ, действующего тока СГ и вырабатываемой мощности СГ удастся получить точности модели, которая укладывается в заданные ограничения (3.44).

7) Выберем глубину обратных связей (r_9) для получения НСМ ГТЭС. Произведем выбор глубины обратных связей как минимизацию функционала:

$$J_9 = J_\sigma \rightarrow \min_{I_9}, \quad (3.40)$$

где номер критерия соответствует настраиваемому параметру r_9 ;

где $I_9 = (0, 1, 2, \dots, 12)$ – глубина обратных связей. То есть задаем ограничение $g_9 \leq 12$.

Вначале построим ИНС без обратных связей (рисунок 3.33–3.36).

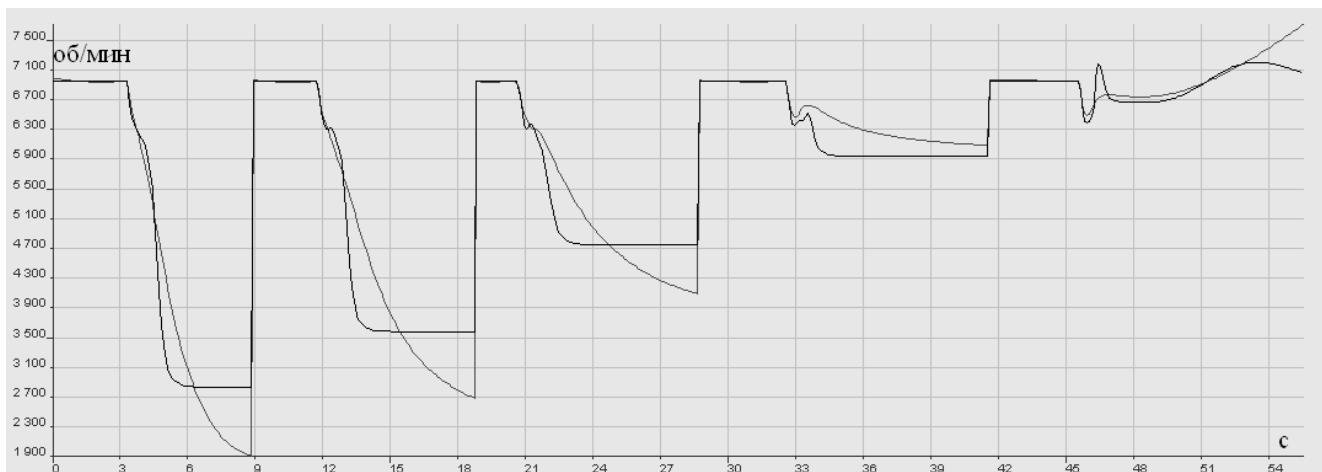


Рисунок 3.33 – Изменение частоты вращения свободной турбины в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

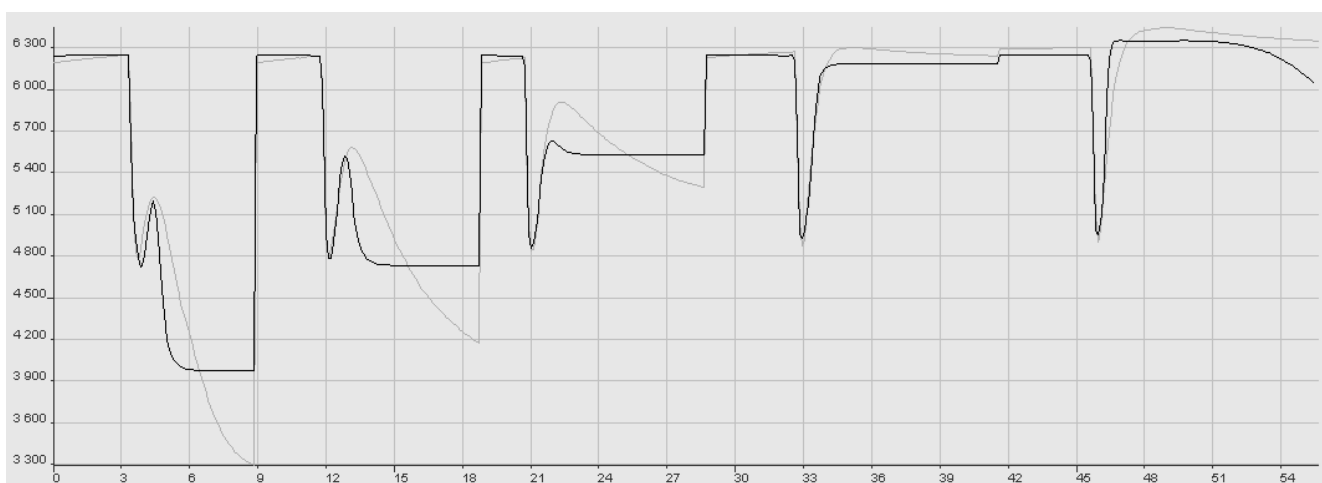


Рисунок 3.34 – Изменение действующего значения напряжения СГ в обучающей выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

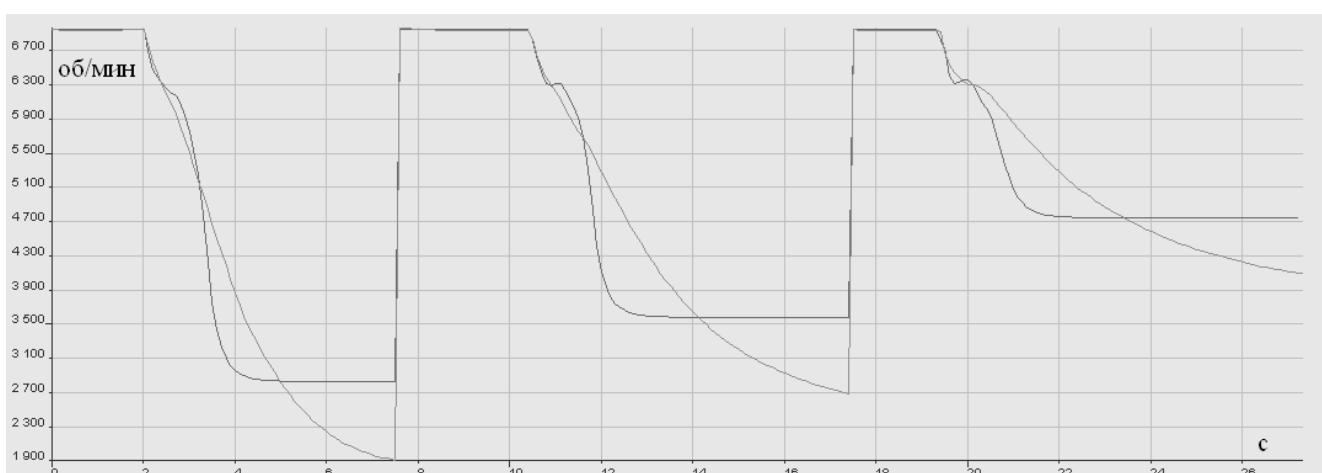


Рисунок 3.35 – Изменение частоты вращения свободной турбины в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

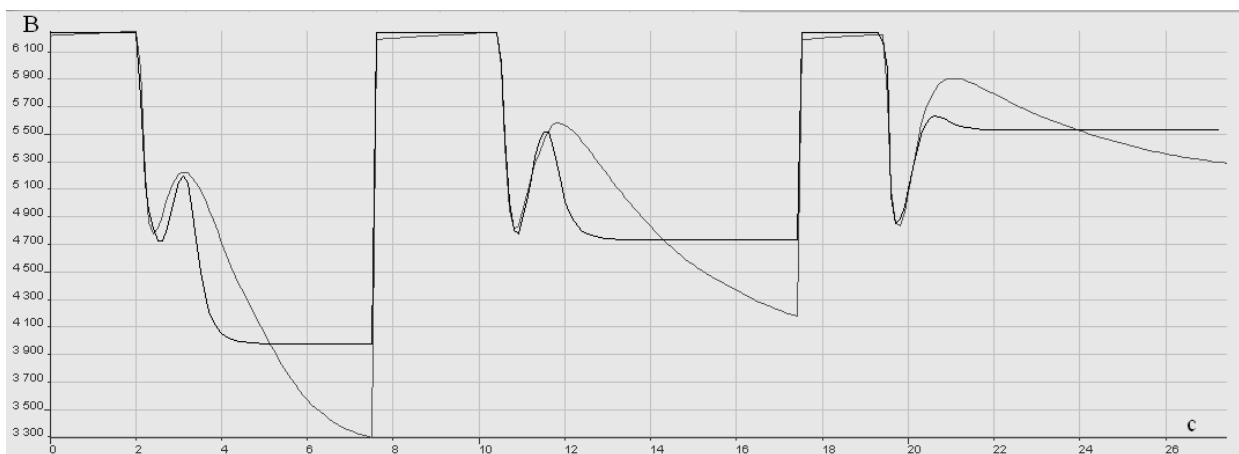


Рисунок 3.36 – Изменение действующего значения напряжения СГ в тестовой выборке (светлая – экспериментальная, темная – модельная)

Несмотря на то, что по критерию Тейла (таблица 3.10) модель можно считать адекватной [114], на основании анализа полученных результатов было принято решение, что для моделирования ГТЭС обычной полносвязной сети прямого распространения [60, 61] недостаточно, так как для моделирования сложных процессов (происходящих в ГТЭС) необходимо наличие памяти в ИНС, которую и обеспечит наличие обратных связей, рекуррентная ИНС. Поэтому исследуем влияние глубины обратных связей на точность модели [60, 61].

Таблица 3.10 – Меры адекватности по критерию Тейла для разных выборок

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения свободной турбины, обучающая	0.05792
Частота вращения турбокомпрессора, обучающая	0.01168
Действующее напряжение СГ, обучающая	0.03553
Действующий ток СГ, обучающая	0.04494
Вырабатываемая мощность СГ, обучающая	0.07003
Частота вращения свободной турбины, тестовая	0.08505
Частота вращения турбокомпрессора, тестовая	0.00959
Действующее напряжение СГ, тестовая	0.05084
Действующий ток СГ, тестовая	0.06818
Вырабатываемая мощность СГ, тестовая	0.10983

На рисунке 3.37 показана зависимость среднеквадратичной ошибки от глубины обратных связей.

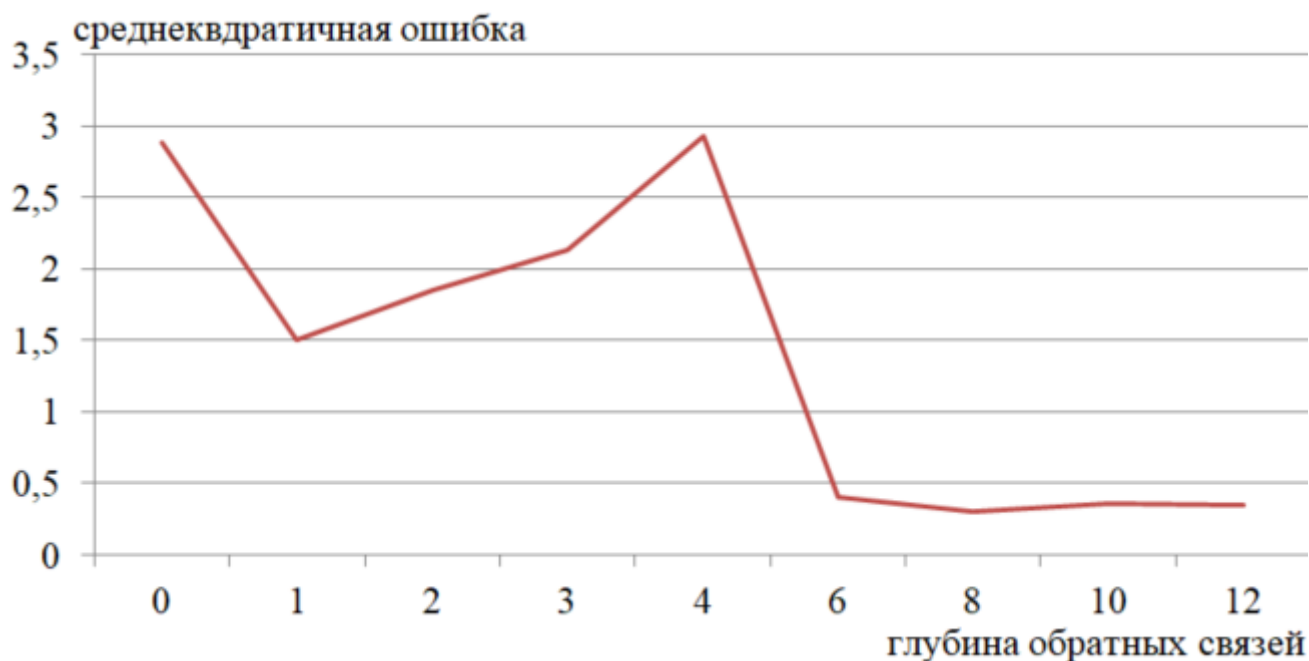


Рисунок 3.37 – Зависимость среднеквадратичной ошибки от глубины обратных связей

Анализа данных (рисунок 3.37) показал целесообразность использования глубины обратных связей для рассматриваемой в диссертации задачи равным 8 в связи с минимально достигаемым значением ошибки. Согласно (3.31) выбираем: $I_9 = 8$.

Но как было показано в (3.35) необходимо также принимать во внимание дополнительную информацию Y , которую оценивает ЛПР. Здесь такой дополнительной информацией является график на рисунке 3.37, на основании которого можно сделать вывод, что ошибка после глубины обратных связей равной 6 практически не меняется и исходя из принципа минимальной сложности можно принять $I_9 = 6$.

8) Рассмотрим выбор начальной инициализации весов ИНС для получения НСМ ГТЭС (r_7). Немаловажным при построении нейронной сети является начальная инициализация весов.

$$J_7 = J_\sigma \rightarrow \min_{I_7}, \quad (3.41)$$

где $I_7 = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ – способ инициализации весов ИНС. Так же задаем ограничение $g_7 \leq 5$ на количество способов инициализации весов.

Для определения способа начальной инициализации весов был проведен ряд экспериментов. В [60] есть рекомендации по инициализации весов таким образом, чтобы индуктивное поле нейрона приходилось на линейную часть сигмоидальной функции активации и не достигало области насыщения. Так как нормированные входные данные находятся в диапазоне от 0 до 1 [60], то для избегания насыщения необходимо учитывать количество входных сигналов для нейрона. Примем количество входных сигналов за n .

Графики изменения ошибки для обучающей и тестовой выборки при различных способах инициализации весов представлены в приложении В. Рассмотрены следующие способы инициализации весов:

1. каждый вес при инициализации равен $0.01/n$;
2. каждый вес при инициализации равен $0.5/n$;
3. каждый вес при инициализации равен $1/n$;
4. веса инициализируются случайно в диапазоне от -1 до 1 и делятся на n ;
5. веса инициализируются случайно в диапазоне от 0 до 1 и делятся на n ;

Анализируя данные (приложение А), сделан вывод что в случае случайной инициализации весов ошибка обучения меньше (на 30%), при том же количестве итераций, чем в случае фиксированного способа инициализации весов ИНС. В итоге рекомендовано решение использовать случайную инициализацию весов.

9) Определим значение коэффициента скорости обучения ИНС для получения НСМ ГТЭС. Для определения коэффициента η обучения были проведены эксперименты, с различным значением этого коэффициента. Для тестирования были выбраны значения коэффициента скорости обучения равные 0.4, 0.04 и 0.004.

$$J_5 \rightarrow \min_{I_5}, \quad (3.42)$$

где $I_5 = f(B)$ – экспертная оценка графика изменения среднеквадратичной ошибки в ходе обучения ИНС.

$B = \{0.4, 0.04, \dots, 0.004\}$ – значение коэффициента скорости обучения.

Проведено 3 эксперимента для каждого коэффициента с 2000 итераций обучения. На рисунках 3.38–3.43 показано сравнение среднеквадратичной ошибки при текущей итерации обучения, одной эпохи, в зависимости от коэффициента скорости обучения для обучающих и независимых (тестовых данных). Проверка модели на независимых (тестовых) данных обязательно необходима для оценки обобщающей способности ИНС.

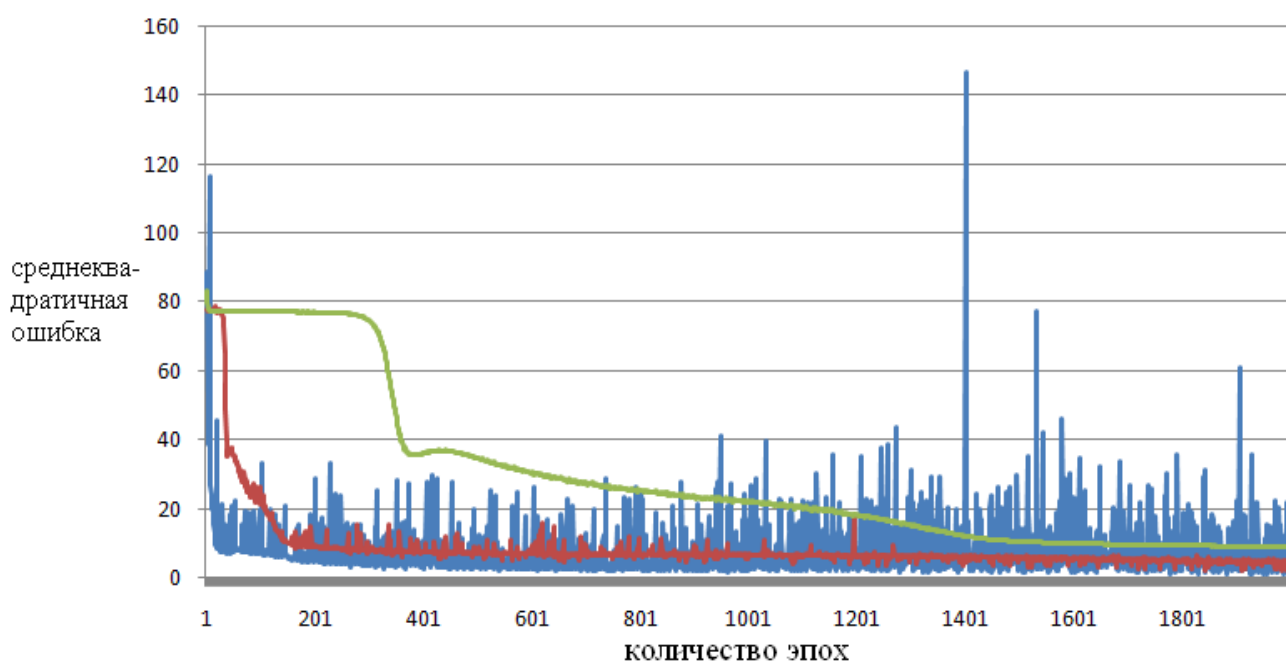


Рисунок 3.38 – Сравнение среднеквадратичной ошибки в первом эксперименте на обучающих экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

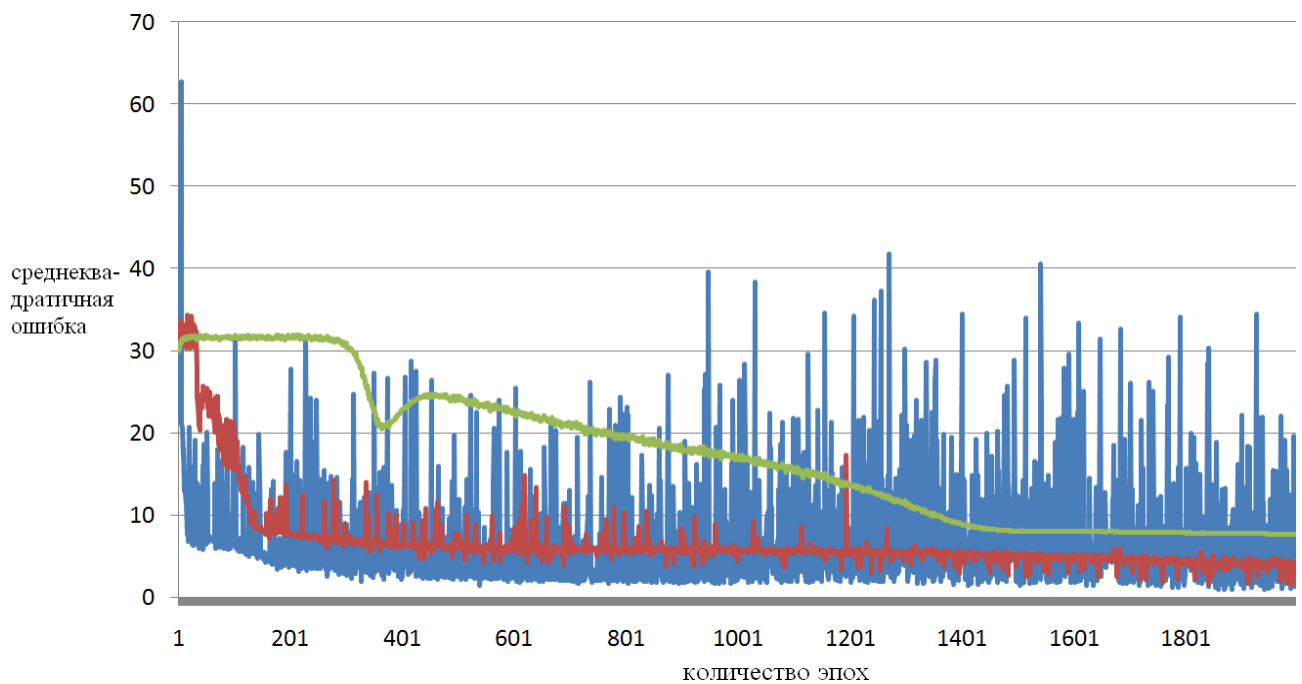


Рисунок 3.39 – Сравнение среднеквадратичной ошибки в первом эксперименте на независимых (тестовых) экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

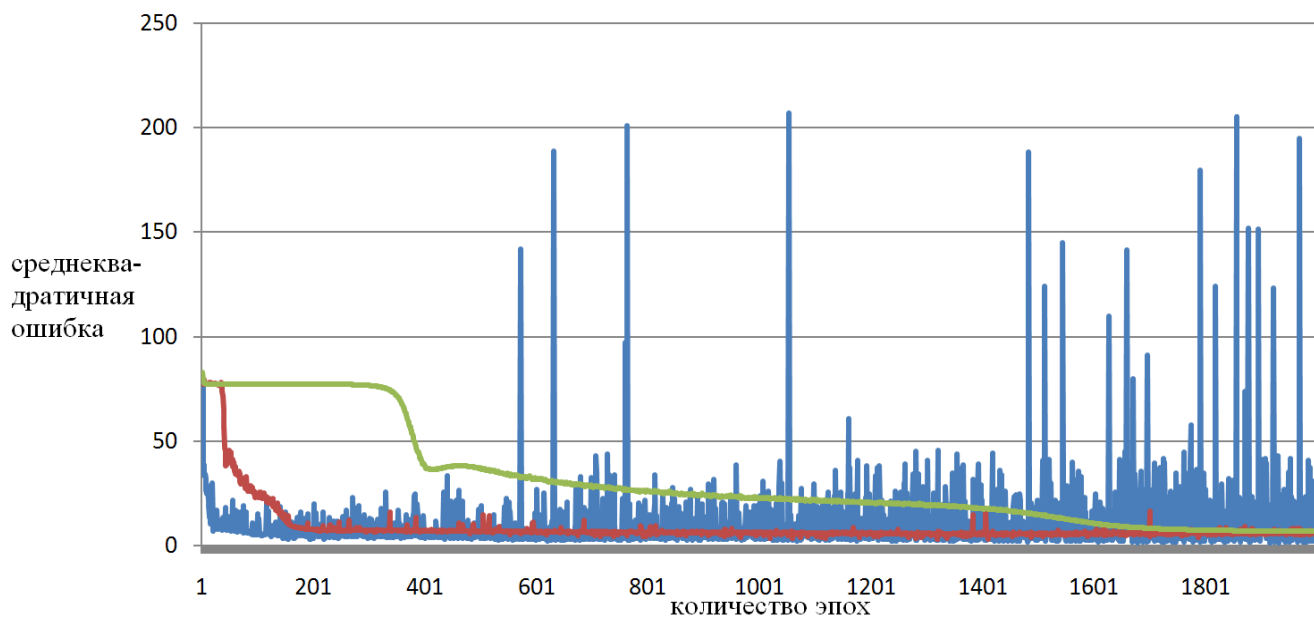


Рисунок 3.40 – Сравнение среднеквадратичной ошибки во втором эксперименте на обучающих экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

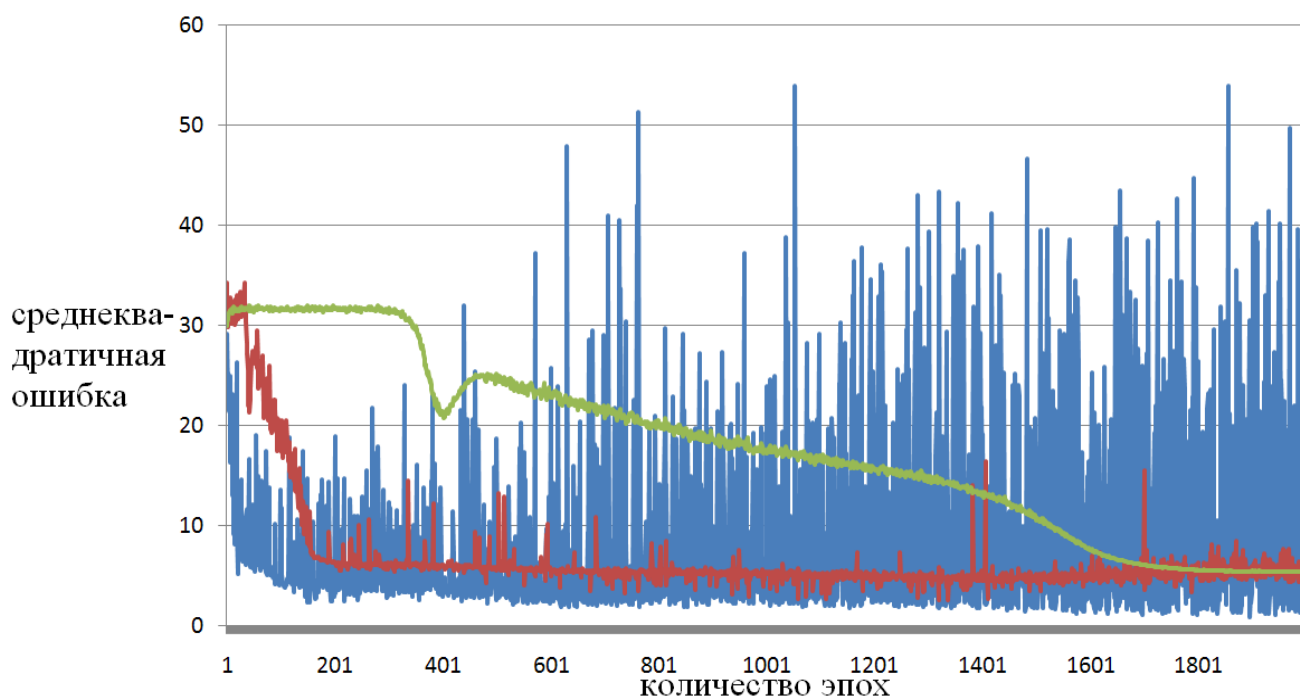


Рисунок 3.41– Сравнение среднеквадратичной ошибки во втором эксперименте на независимых (тестовых) экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

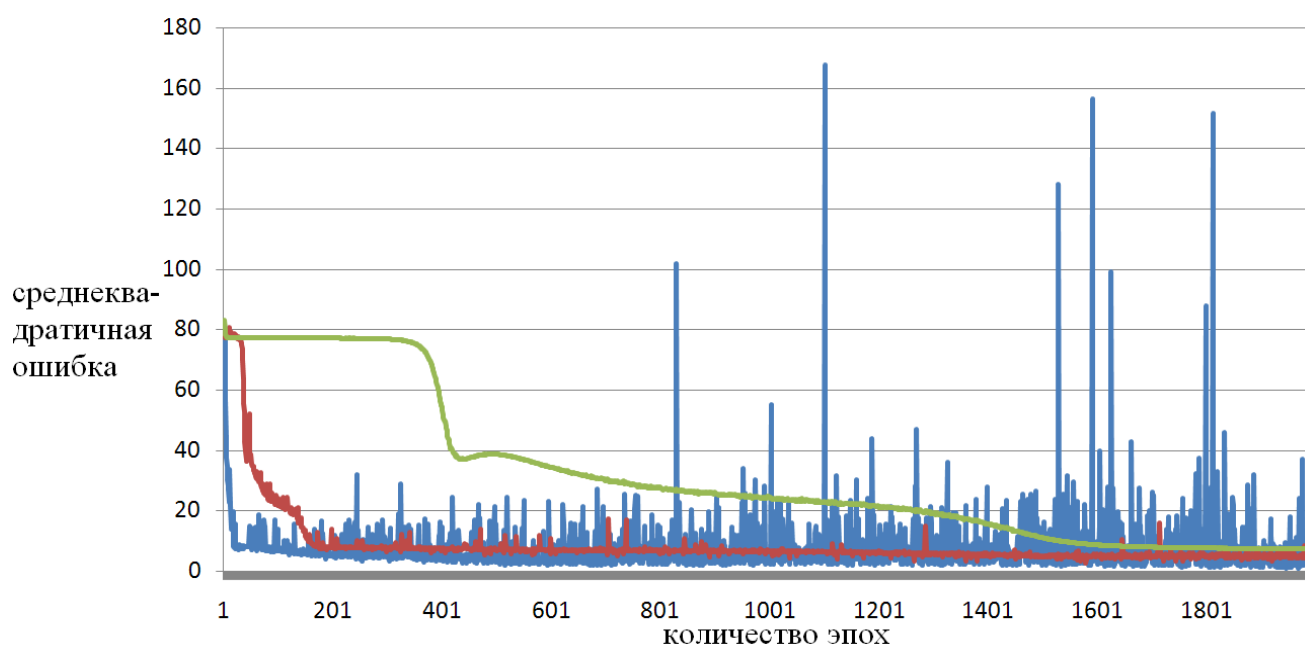


Рисунок 3.42 – Сравнение среднеквадратичной ошибки в третьем эксперименте на обучающих экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

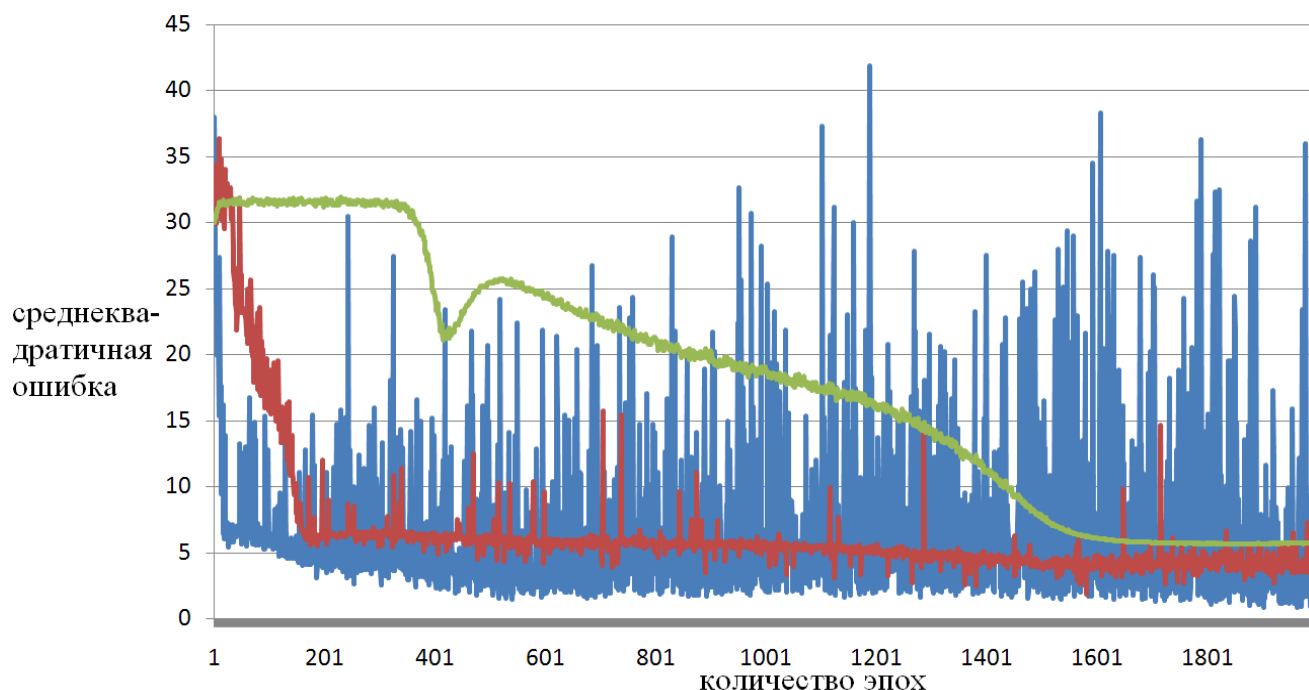


Рисунок 3.43 – Сравнение среднеквадратичной ошибки в третьем эксперименте на независимых (тестовых) экспериментальных данных (синяя – $\eta = 0.4$, красная – $\eta = 0.04$, зеленая – $\eta = 0.004$)

Из представленных выше рисунков видно, что чем больше коэффициент скорости обучения, тем сильнее разброс в ошибке, но при этом модель быстрее достигает минимума при данном количестве итераций. И наоборот, чем меньше коэффициент скорости обучения, тем медленнее, но при этом точнее идет процесс обучения. Поэтому на основе представленных экспериментов и анализа полученных результатов принято решение рекомендовать установить значение коэффициента скорости обучения ближе к значению 0,1. Согласно (3.26) выбираем: $I_5 = 0,1$. Такое значение коэффициента обеспечивает хорошее сочетание динамики изменения ошибки и времени обучения.

В целом методика получения ИНС содержит три основных рассмотренных этапа и имеет следующую укрупненную структуру (рисунок 3.44):

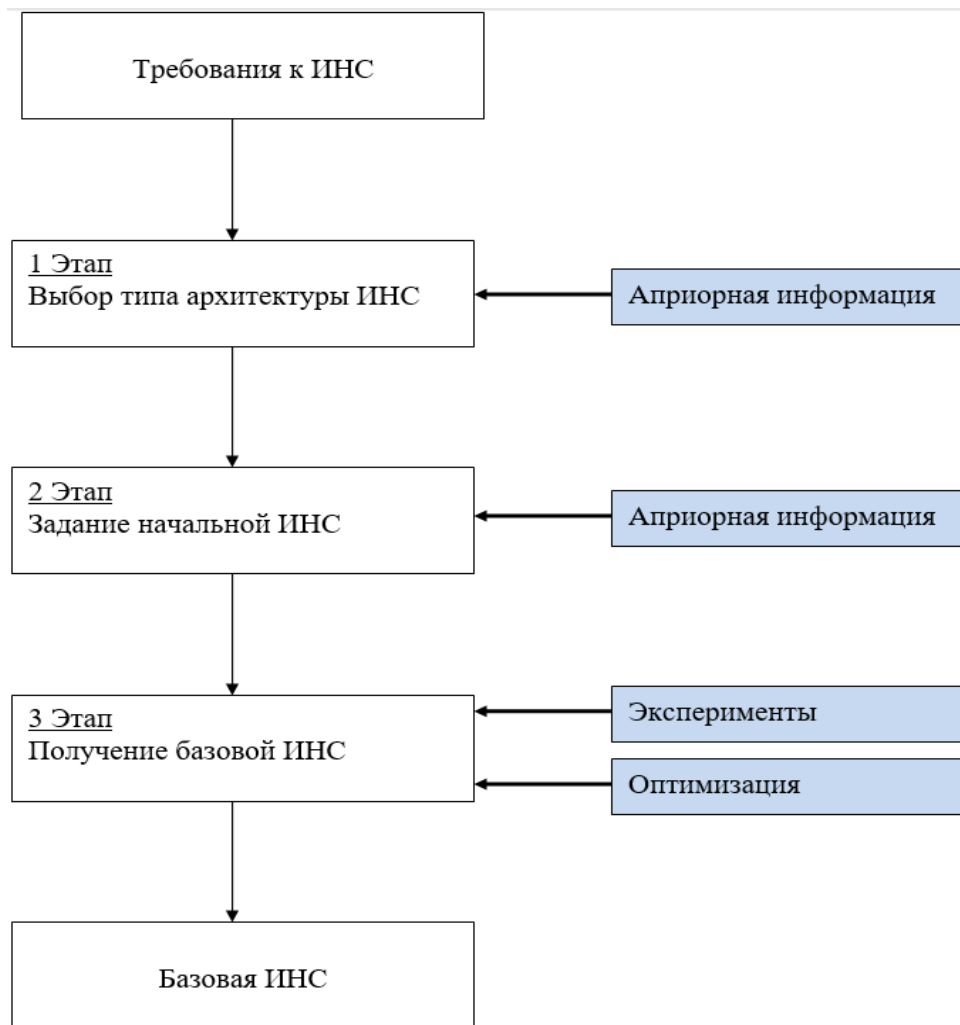


Рисунок 3.44 – Методика получения архитектуры и гиперпараметров базовой ИНС

3.4 Базовая ИНС

В результате реализации методики поиска архитектуры и гиперпараметров была получена ИНС, которую мы называем базовой (рисунок 3.45).

Далее исследования проводятся с этой базовой ИНС.

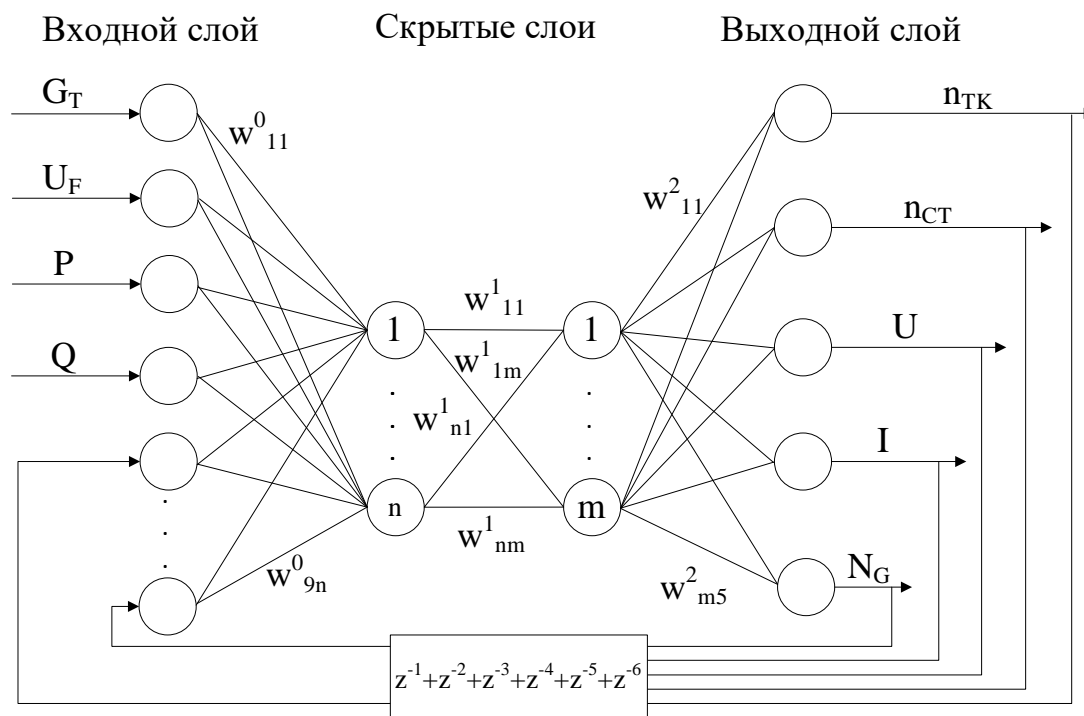


Рисунок 3.45– Базовая ИНС ГТЭС и ЭЭС

На рисунке 3.45 обозначено: n_{TK} – частота вращения турбокомпрессора; n_{CT} – частота вращения свободной турбины; U – напряжение синхронного генератора (СГ); I – ток СГ; N_G – мощность СГ; G_T – расход топлива; U_F – напряжение обмотки возбуждения; P – активная мощность нагрузки сети; Q – реактивная мощность нагрузки сети; $w^{a_{bc}}$ – весовой коэффициент связи (a – индекс таблицы весов, b – номер нейрона в слое откуда идет связь, c – номер нейрона в слое куда приходит связь), z^{-i} – оператор задержки (i – число шагов задержки).

Базовая ИНС отличается от начальной ИНС следующим: шаг обучения 0.1, вместо 0.07; глубина обратных связей 8, вместо 2. По остальным параметрам структуры и гиперпараметрам ИНС подтверждена правильность принятых решений, выбранных для начальной ИНС на базе априорной информации и рекомендаций.

3.5 Критерий останова обучения ИНС

После определения параметров базовой ИНС определим выбор критерия останова (r_8) ИНС для получения НСМ ГТЭС. В известной литературе [60, 61]

говорится, что если сеть стала терять обобщающую способность, то на данном этапе обучение можно заканчивать (рисунок 3.46).

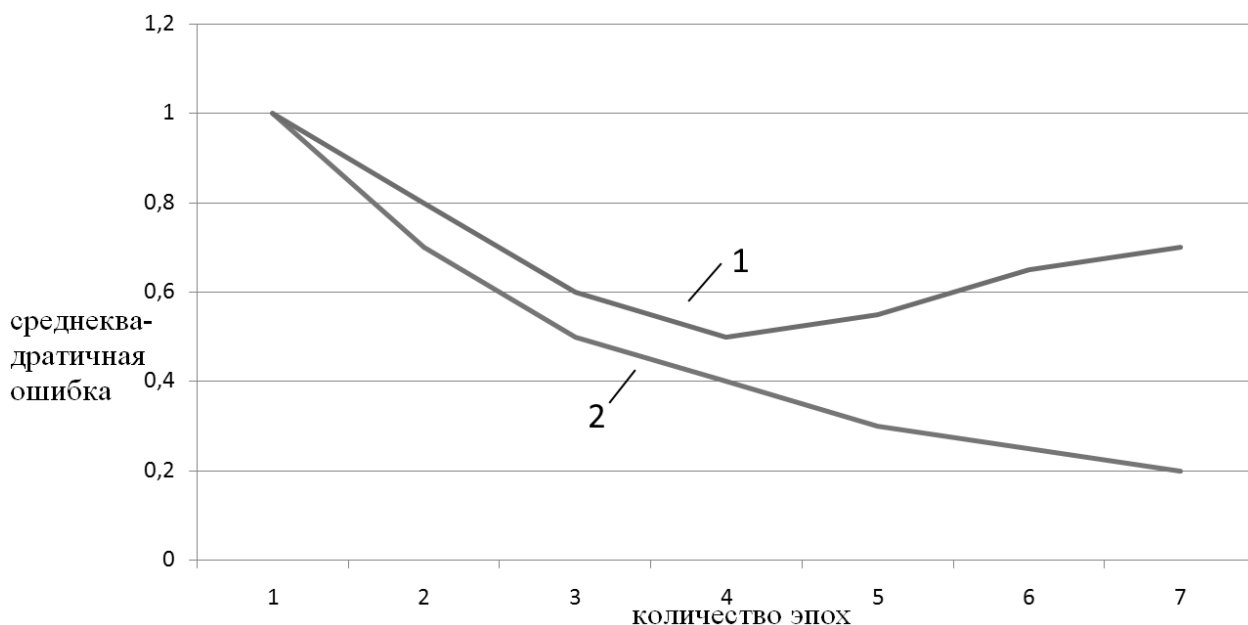


Рисунок 3.46 – Сравнение среднеквадратичной ошибки для обучающих и независимых (тестовых) экспериментальных данных (красная – для независимых (тестовых) данных, синяя для обучающих данных)

Когда ошибка по обучающим данным уменьшается в процессе обучения, а ошибка по тестовым данным начинает расти, это значит, что ИНС потеряла способность к обобщению и ее дальнейшее обучение следует прекратить. При этом такая ситуация может возникнуть до того, как модель достигла необходимой точности, так и после этого. В представленных выше экспериментах (рисунки 3.38–3.43) ситуация, показанная на рисунке 3.46, является сложно выявляемой, особенно в случае большого значения коэффициента скорости обучения. При этом за 2000 итераций обучения, которые заняли менее чем 10 минут времени, была получена модель приемлемой точности. Именно поэтому часто в качестве критерием останова используют количество итераций, ошибка или ограничения по времени получения модели:

$$\begin{cases} t \leq t_{\max} \\ n \leq n_{\max} \\ e \leq e_{\max} \end{cases}, \quad (3.43)$$

где t – время обучения; n – количество итераций обучения; e – ошибка обучения.

В разработанной человеко-машинной системе подготовки нейросетевых, подробно о котором будет рассказано в главе 5, есть возможность оценивать ошибку моделей по различным критериям и сохранять те модели, значение мер адекватности которых удовлетворяют цели исследования. Например, по критерию Тейла [114] модель считается адекватной, если ее мера адекватности меньше 0.1. Такой подход позволяет получить модель ГТЭС приемлемой точности за допустимы предел времени обучения.

3.6 Способы ускорения обучения ИНС для получения НСМ ГТЭС

Одним из способов ускорения обучения является использование генетического алгоритма [87–91] для начальной инициализации весов. Более подробно о генетическом алгоритме будет рассказано в главе 4. На рисунках 3.47–3.48 показано сравнение изменения ошибки в ходе работы алгоритма обратного распространения ошибки как для случайной инициализации весов, так и для сети, которая настраивалась генетически алгоритмом.

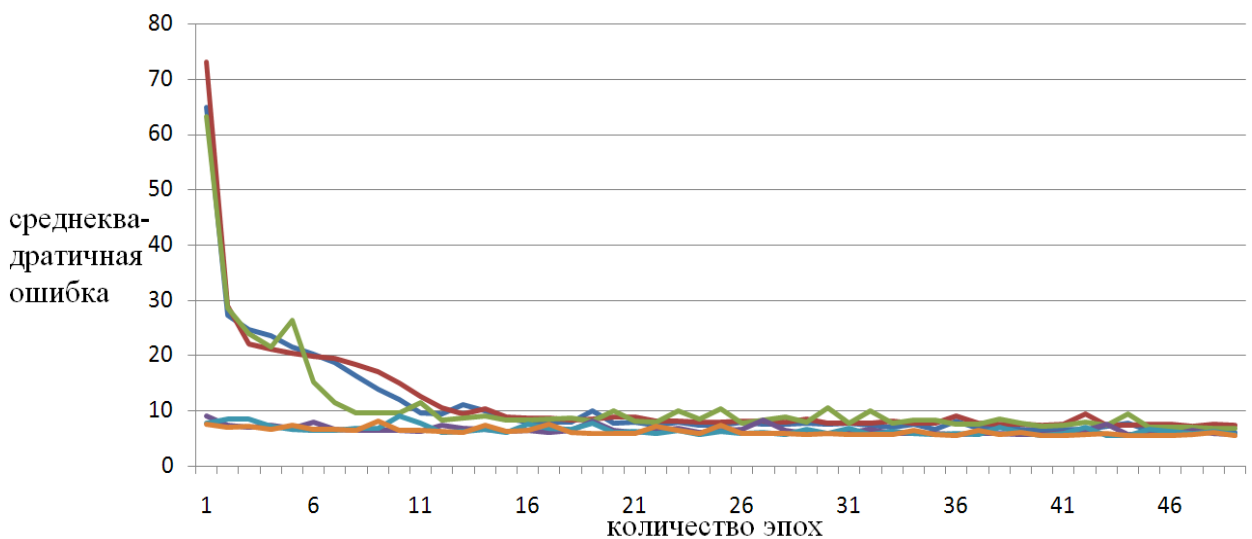


Рисунок 3.47 – Изменение ошибки в ходе работы алгоритма обучения для обучающей выборки (синяя, красная, зеленая – веса инициализированы случайно; фиолетовая, голубая, коричневая – настройка весов генетическим алгоритмом)

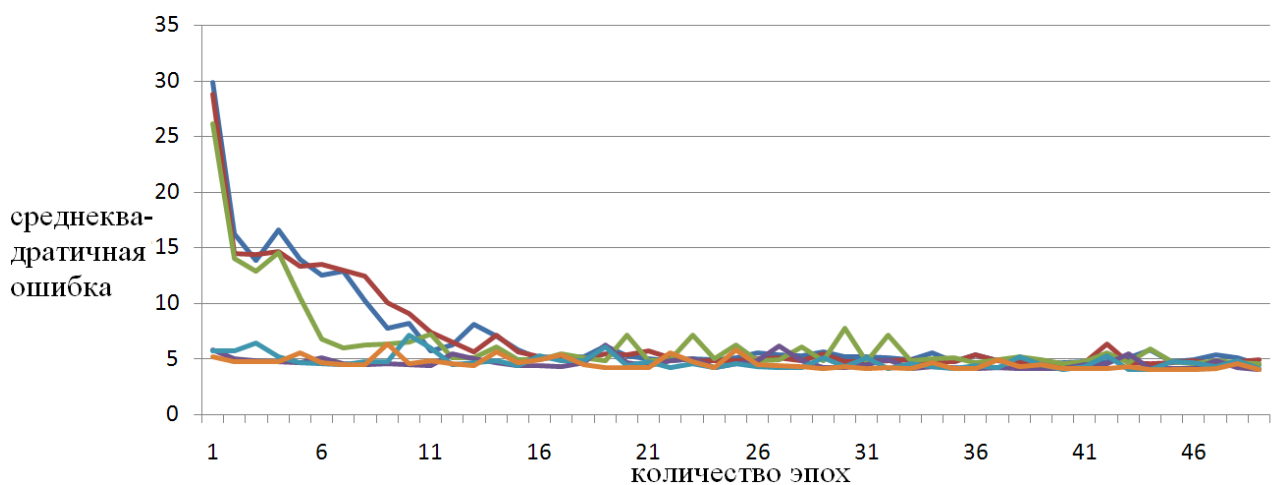


Рисунок 3.48 – Изменение ошибки в ходе работы алгоритма обучения для тестовой выборки (синяя, красная, зеленая – веса инициализированы случайно; фиолетовая, голубая, коричневая – настройка весов генетическим алгоритмом)

По представленным выше результатам видно, что, начиная с 20 итерации, величины ошибки начинают совпадать. При этом на работу генетического алгоритма было затрачено 30 минут, а алгоритм обратного распространения достиг аналогичных результатов за несколько секунд (Intel(R) Core™ i5-3330 CPU

@ 3.00GHz, 3.47 ГБ ОЗУ). В итоге следует рекомендовать отказаться от использования генетического алгоритма для предварительной настройки весов нейронной сети.

Другим способом ускорения обучения является тонкая настройка весов ИНС [140, 141] с использованием архитектуры автокодировщик, которая позволяет осуществить тонкую инициализацию весов по алгоритму (рисунок 3.49):



Рисунок 3.49 – Тонкая настройка весов

Для проверки использовалась тестовая архитектура нейронной сети (АНС) где отсутствовали обратные связи, с 2 скрытыми слоями, по 10 нейронов в каждом слое и гиперпараметрами, определенными ранее (рисунок 3.50–3.53).

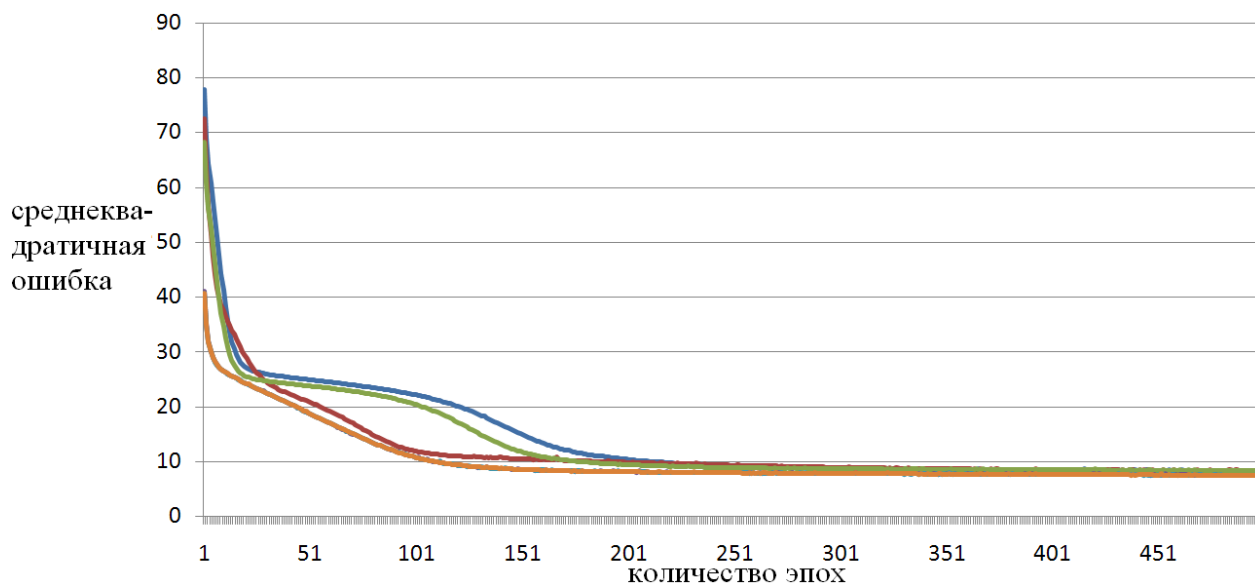


Рисунок 3.50 – Изменение ошибки по эпохам обучения для обучающей выборки (синяя, зеленая, красная – нет тонкой настройки; коричневая, голубая, фиолетовая – есть тонкая настройка)

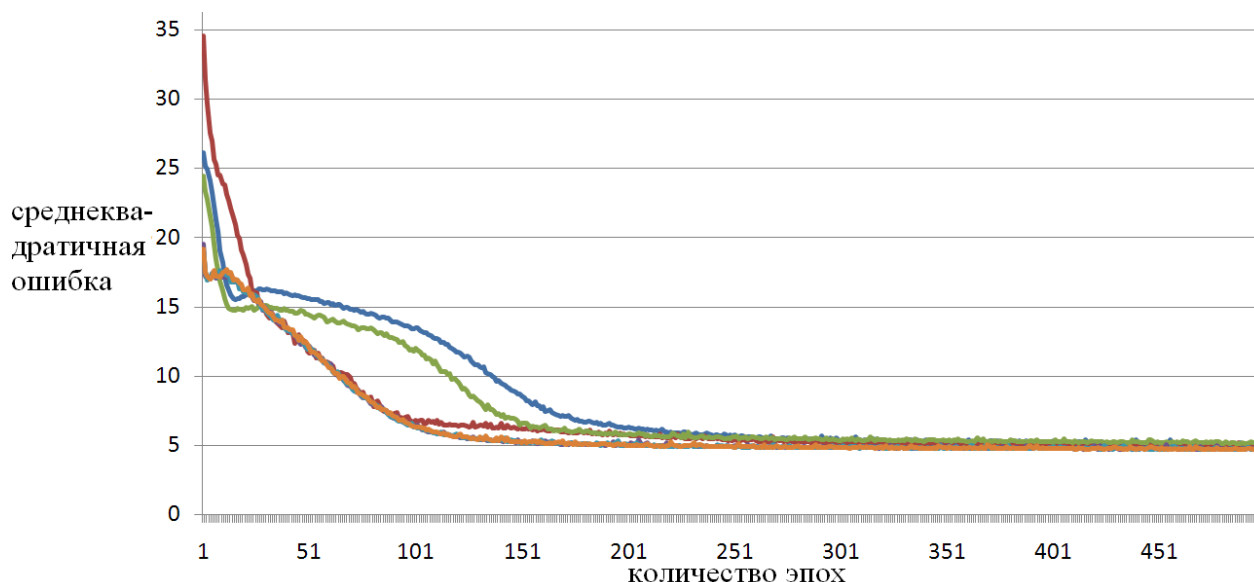


Рисунок 3.51 – Изменение ошибки по эпохам обучения для тестовой выборки (синяя, зеленая, красная – нет тонкой настройки; коричневая, голубая, фиолетовая – есть тонкая настройка)

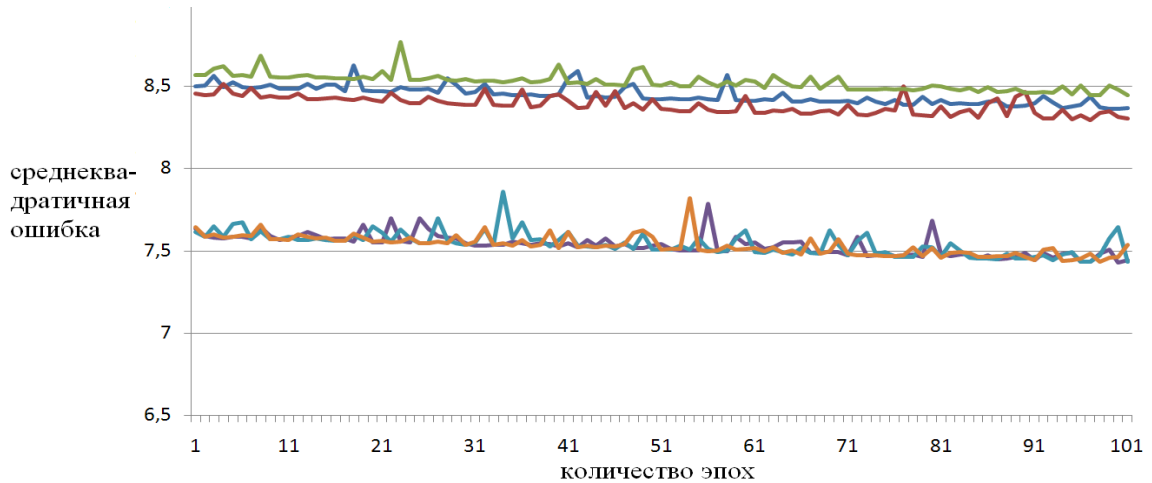


Рисунок 3.52 – Изменение ошибки последних 100 эпох обучения для обучающей выборки (синяя, зеленая, красная – нет тонкой настройки; коричневая, голубая, фиолетовая – есть тонкая настройка)

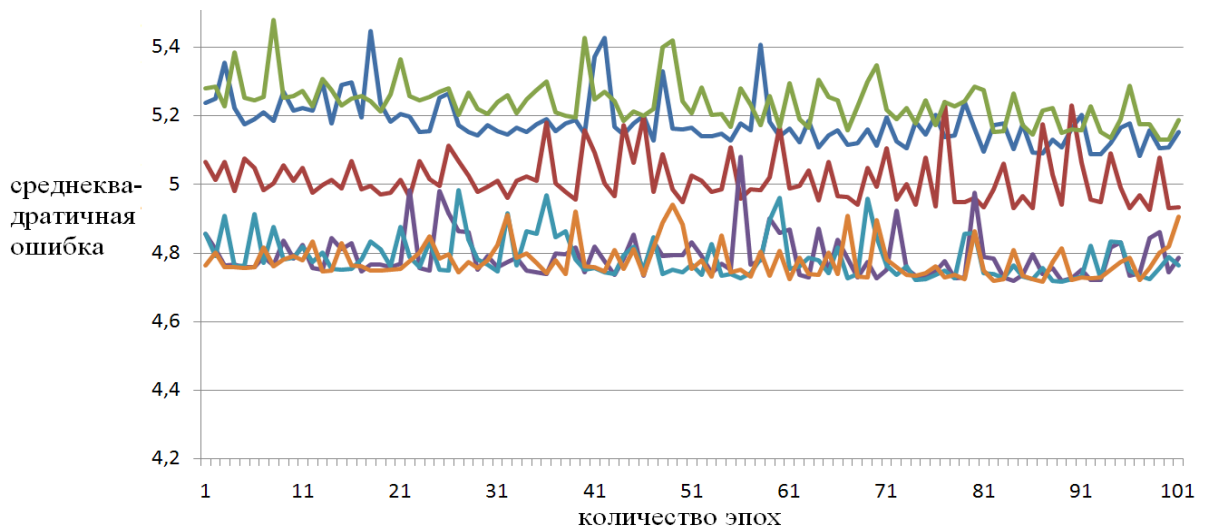


Рисунок 3.53 – Изменение ошибки последних 100 эпох обучения для тестовой выборки (синяя, зеленая, красная – нет тонкой настройки; коричневая, голубая, фиолетовая – есть тонкая настройка)

Хорошо заметно преимущество тонкой настройки весовых коэффициентов ИНС, как в скорости уменьшения ошибки, так и в самой ошибке.

3.7 Методика получения экспериментальных данных для построения моделей газотурбинных электростанций различной конфигурации

Для получения нейросетевой математической модели ГТЭС и энергосистемы необходимы экспериментальные данные, на которых нейронная сеть будет обучаться. При этом экспериментальные данные должны быть репрезентативными, то есть максимально точными для возможности обобщения поведения динамики системы. Отсюда следует, что не все экспериментальные данные, которые мы можем получить, подходят для обучения ИНС и нужна специальная методика проведения эксперимента для получения такого типа данных. Для получения данных используется сложная поэлементная модель ГТЭС и энергосистемы программного комплекса «КМЭС». Методика содержит следующие основные этапы:

- 1) Выбор режима функционирования;
- 2) Выбор схемы электроснабжения;
- 3) Определение диапазона изменения управляющих и возмущающих воздействий;
- 4) Система автоматического управления разомкнута;
- 5) Проведение эксперимента с установившегося режима;
- 6) Изменение управляющих и возмущающих воздействий в выбранном диапазоне для получения репрезентативного эксперимента;
- 7) Сохранение необходимого количества экспериментальных данных;
- 8) Проведение экспериментов с измененными управляющими и возмущающими воздействиями для покрытия выбранного диапазона изменения управляющих и возмущающих воздействий;
- 9) Объединение экспериментальных данных, в один файл и использовать его для обучения нейронной сети.

Методика оформлена в виде документа, где все указанные этапы подробно описываются, и передана на предприятия по месту внедрения результатов диссертационной работы.

Стоит отметить, что получаемая с помощью полученных экспериментальных данных НСМ ГТЭС адекватна только для режима и схемы функционирования, которые были выбраны для получения этих экспериментальных данных.

3.8 Нейросетевая математическая модель ГТЭС

После получения необходимых экспериментальных данных в соответствии с разработанной методикой и обоснования выбранной архитектуры и гиперпараметров ИНС (рисунок 3.45) необходимо исследовать процесс получения на ее основе нейросетевой математической модели.

Общий алгоритм получения НСМ ГТЭС выглядит следующим образом (рисунок 3.54):

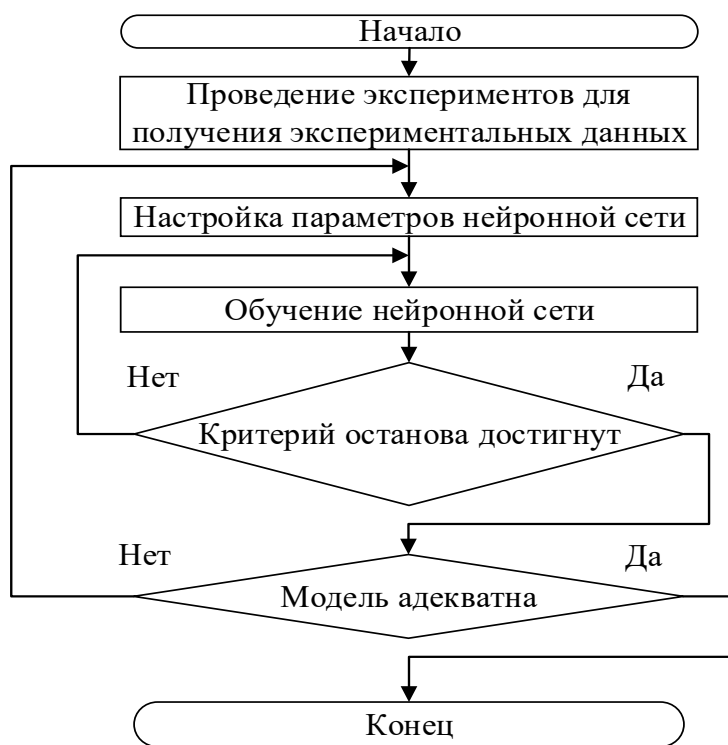


Рисунок 3.54 – Алгоритм получения НСМ ГТЭС

Рассмотрим получение нейросетевых математических моделей ГТЭС и ЭЭС различных конфигураций на основе разработанной методики получения экспериментальных данных и с использованием предложенной архитектуры

нейронной сети. Далее рассмотрены наиболее типовые режимы работы энергосистемы (для которых будут получены нейросетевые модели), когда происходит наброс и сброс мощности нагрузки ЭЭС различных конфигураций.

Рассмотрим нейросетевую математическую модель ГТЭС, работающей на выделенную нагрузку (рисунок 3.55).

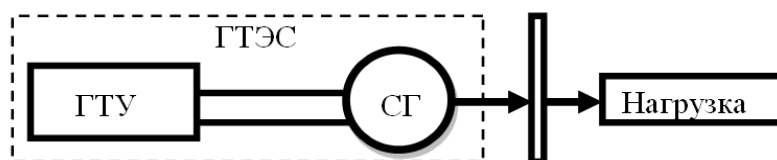


Рисунок 3.55 – Схема ГТЭС, работающей на выделенную нагрузку

На рисунках (приложение Б) показаны экспериментальные данные для режима наброса нагрузки по выше описанной методике получения данных для построения моделей ГТЭС различной конфигурации.

На рисунках 3.56 – 3.57 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при работе системы управления.

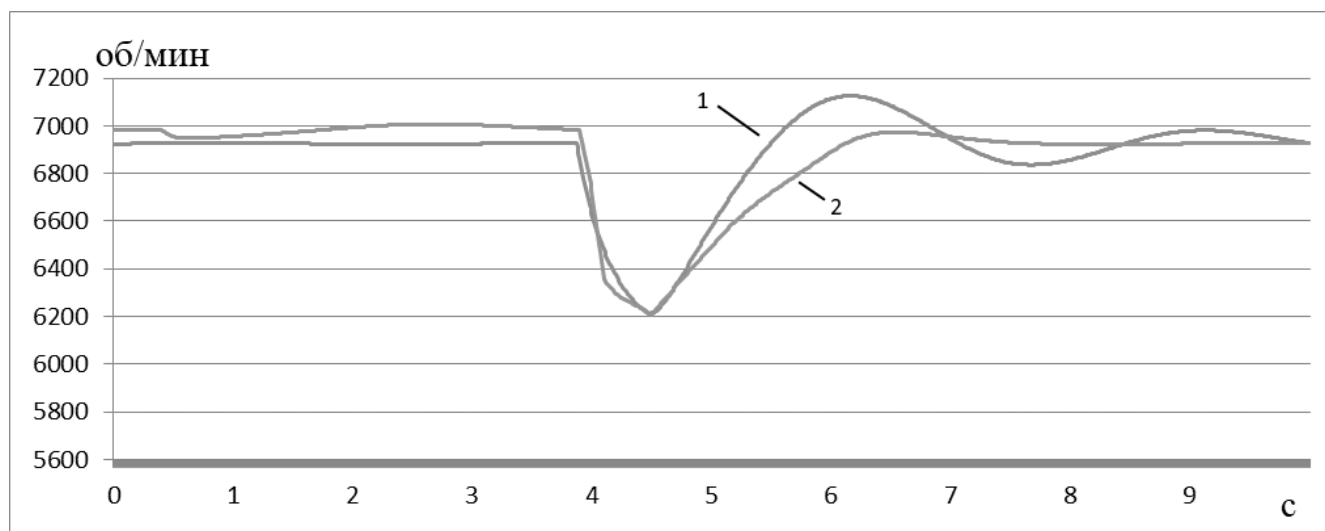


Рисунок 3.56 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ при работе ГТЭС на нагрузку (2 – экспериментальные данные, 1 – модельные данные)

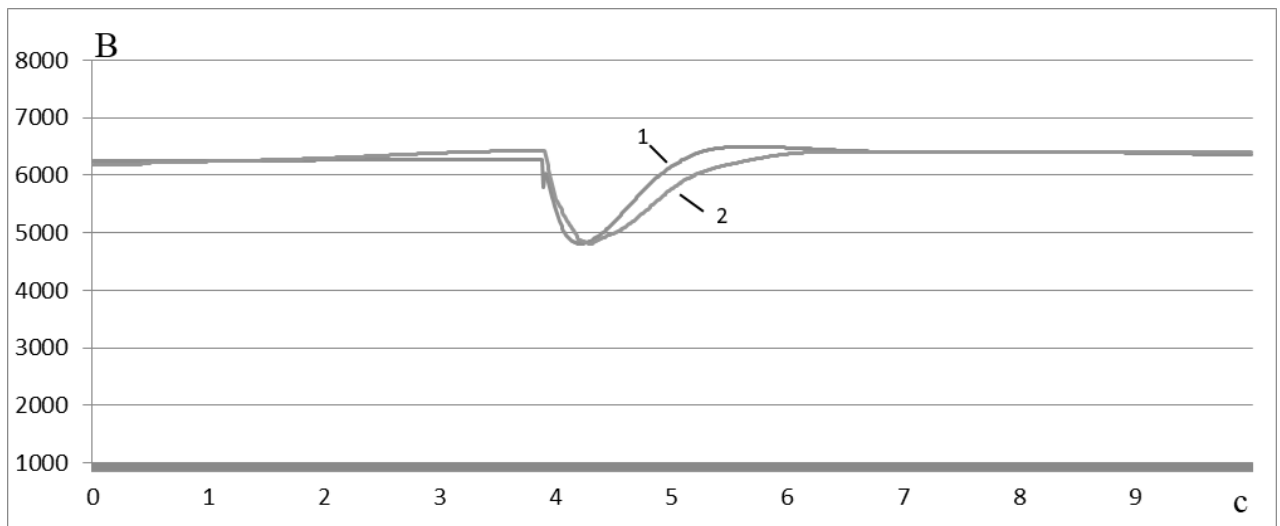


Рисунок 3.57 – Изменение действующего напряжения СГ ГТУ при работе ГТЭС на нагрузку (2 – экспериментальные данные, 1 – модельные данные)

В таблице 3.11 представлены меры адекватности нейросетевой модели при ее работе в замкнутом контуре с работающей САУ.

Таблица 3.11 – Меры адекватности по критерию Тейла

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.01715
Частота вращения свободной турбины	0.01303
Действующий ток СГ	0.07187
Действующее напряжение СГ	0.02233
Вырабатываемая мощность СГ	0.07485

На рисунках (приложение В) показаны экспериментальные данные для режима сброса нагрузки по выше описанной методике.

На рисунке 3.58 – 3.59 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при работе системы управления при сбросе нагрузки с 6000 кВт до 1000 кВт.

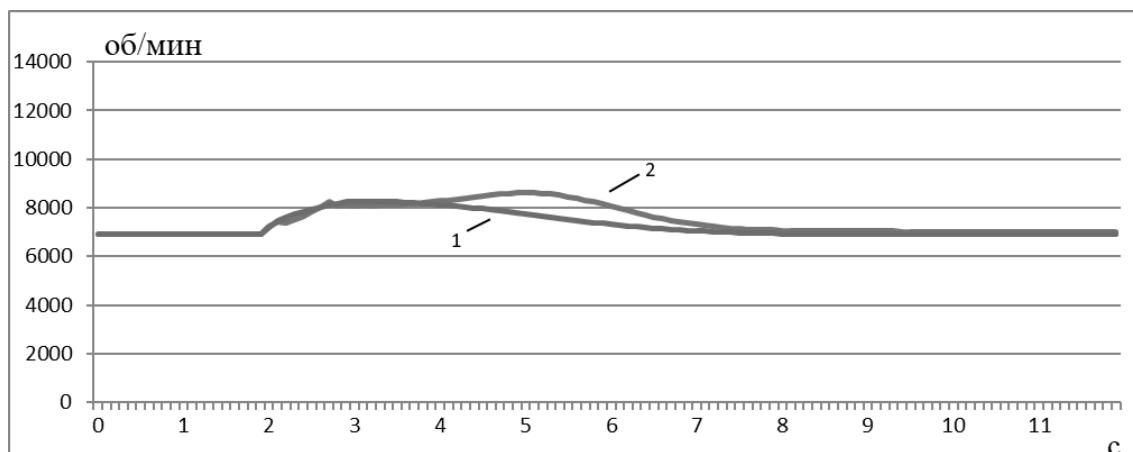


Рисунок 3.58 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ при работе ГТЭС на нагрузку (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

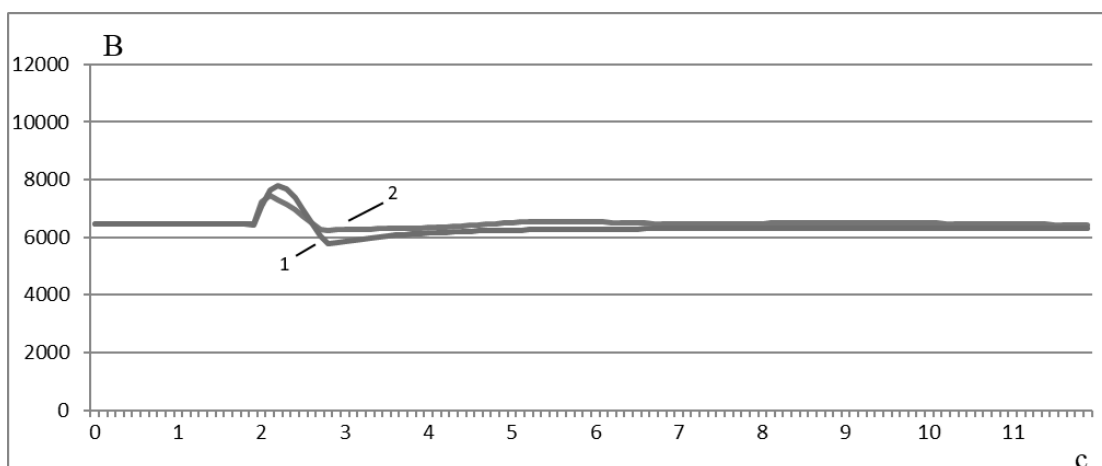


Рисунок 3.59 – Изменение действующего напряжения СГ ГТУ при работе ГТЭС на нагрузку (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

В таблице 3.12 представлены меры адекватности нейросетевой модели при ее работе в замкнутом контуре с работающей САУ.

Таблица 3.12 – Меры адекватности по критерию Тейла

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.01525
Частота вращения свободной турбины	0.01401
Действующий ток СГ	0.06978
Действующее напряжение СГ	0.02135
Вырабатываемая мощность СГ	0.07658

Рассмотрим работу ИНС в случае, когда необходимо моделировать различные режимы функционирования энергосистемы. В качестве различных режимов рассмотрим полученные режимы сброса и наброса нагрузки. На рисунках (приложение Г) показаны экспериментальные данные для режима наброса и сброса мощности нагрузки.

Количество экспериментов для данного режима будет другим, так как по разработанной методике необходимо получить эксперименты как для наброса нагрузки, так и для сброса нагрузки.

На рисунке 3.60–3.61 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при работе системы управления при набросе нагрузки с 1000 кВт до 6000 кВт и сбросе нагрузки с 6000 кВт до 1000 кВт.

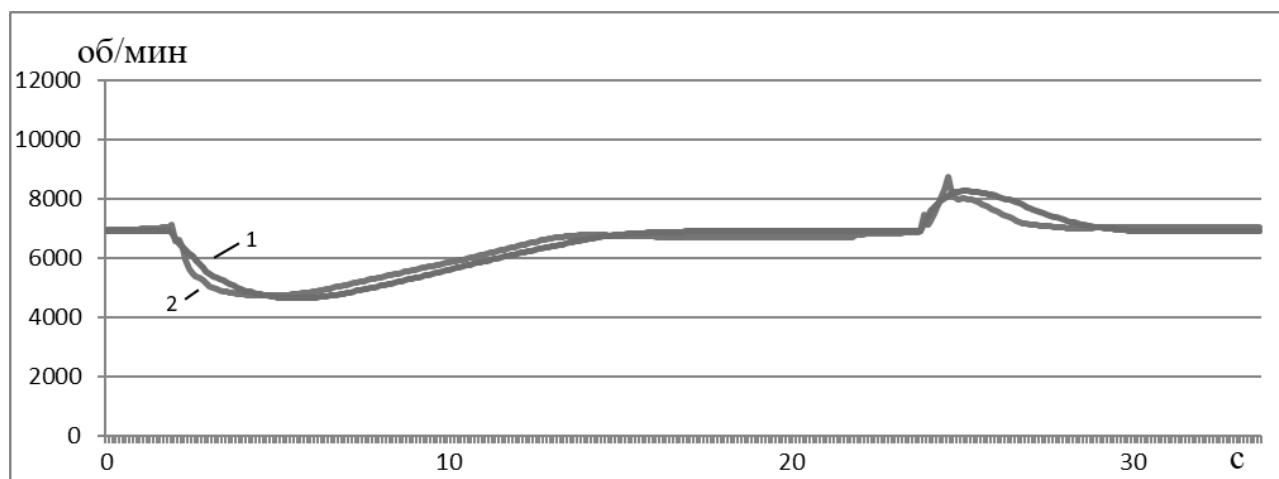


Рисунок 3.60 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ при работе ГТЭС на нагрузку и набросе и сбросе значения этой нагрузки (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

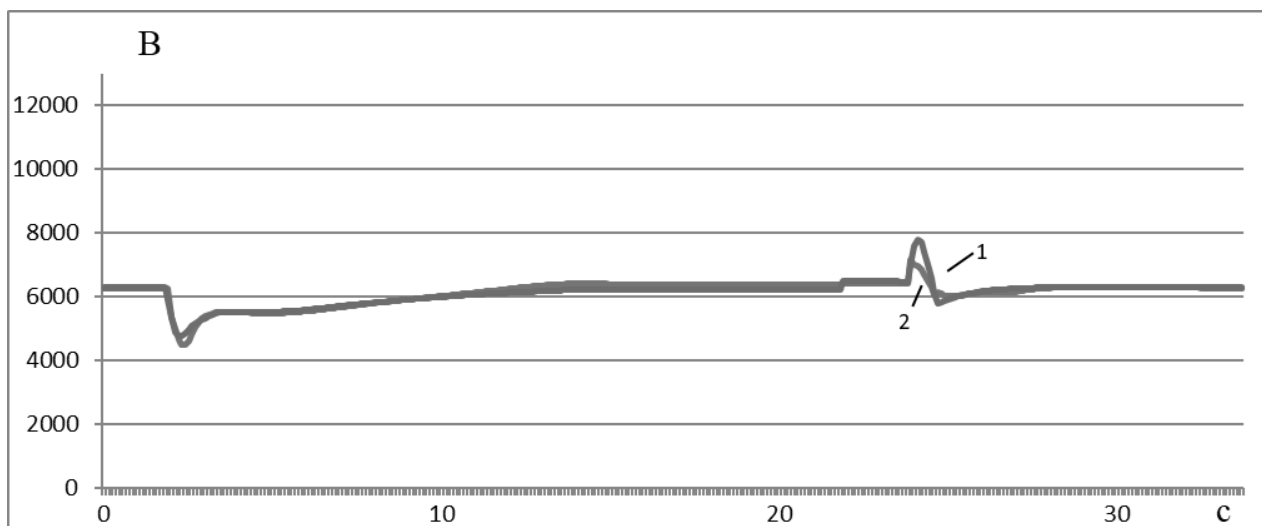


Рисунок 3.61 – Изменение действующего напряжения СГ при работе ГТЭС на нагрузку и набросе и сбросе значения этой нагрузки (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

В таблице 3.13 представлены меры адекватности нейросетевой модели при ее работе в замкнутом контуре с работающей САУ по критерию Тейла.

Таблица 3.13 – Меры адекватности нейросетевой модели

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.00167
Частота вращения свободной турбины	0.00101
Действующий ток СГ	0.00783
Действующее напряжение СГ	0.0006
Вырабатываемая мощность СГ	0.0622

Рассмотрим нейросетевую математическую модель ГТЭС, работающей на выделенную нагрузку параллельно сети бесконечной мощности. На рисунке 3.62 показана схема энергосистемы, когда ГТЭС работает на выделенную нагрузку параллельно сети бесконечной мощности.

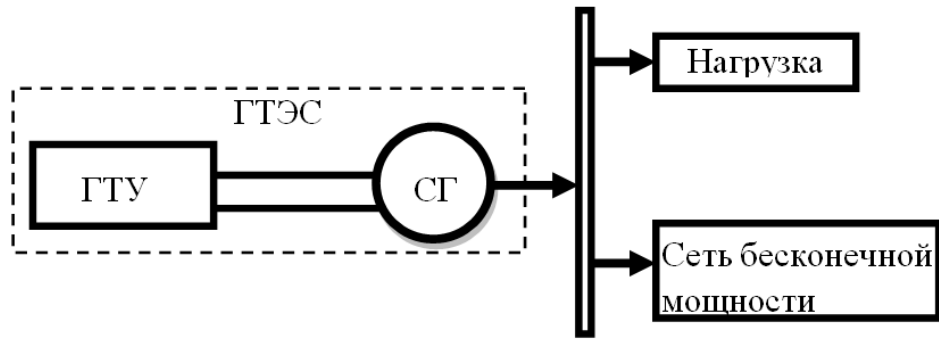


Рисунок 3.62 – Схема модели ГТЭС, работающей на выделенную нагрузку параллельно сети бесконечной мощности

Для конфигурации энергосистемы, представленной на рисунке, 3.59 были получены экспериментальные данные, представленные на рисунках (приложение Д).

На рисунке 3.63–3.64 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при работе системы управления при набросе нагрузки с 1000 кВт до 2000 кВт.

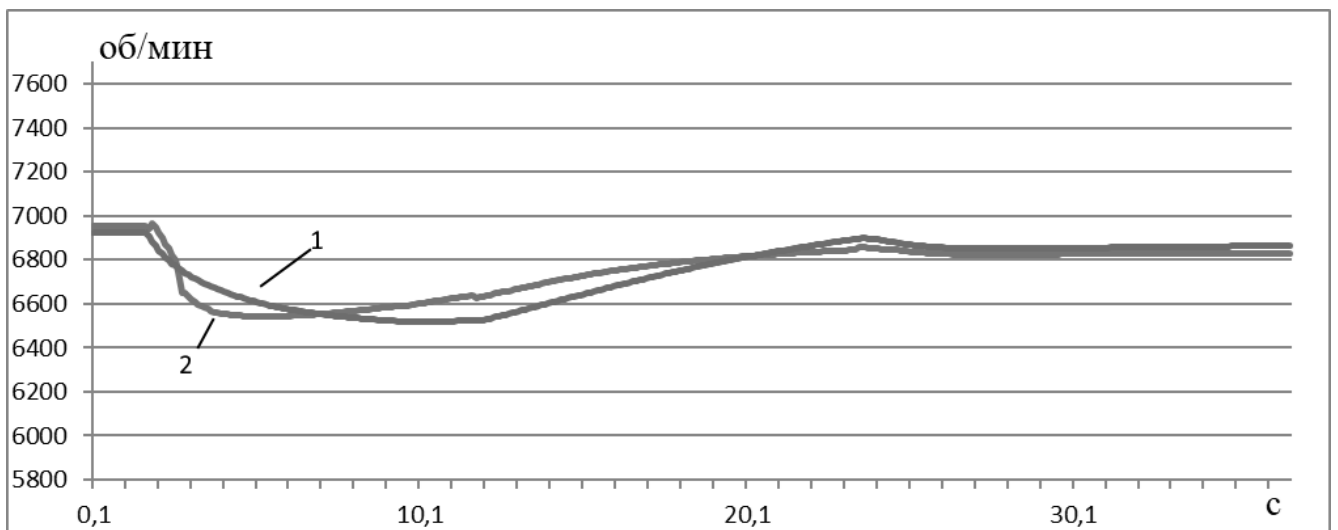


Рисунок 3.63 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ при работе ГТЭС параллельно сети бесконечной мощности (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

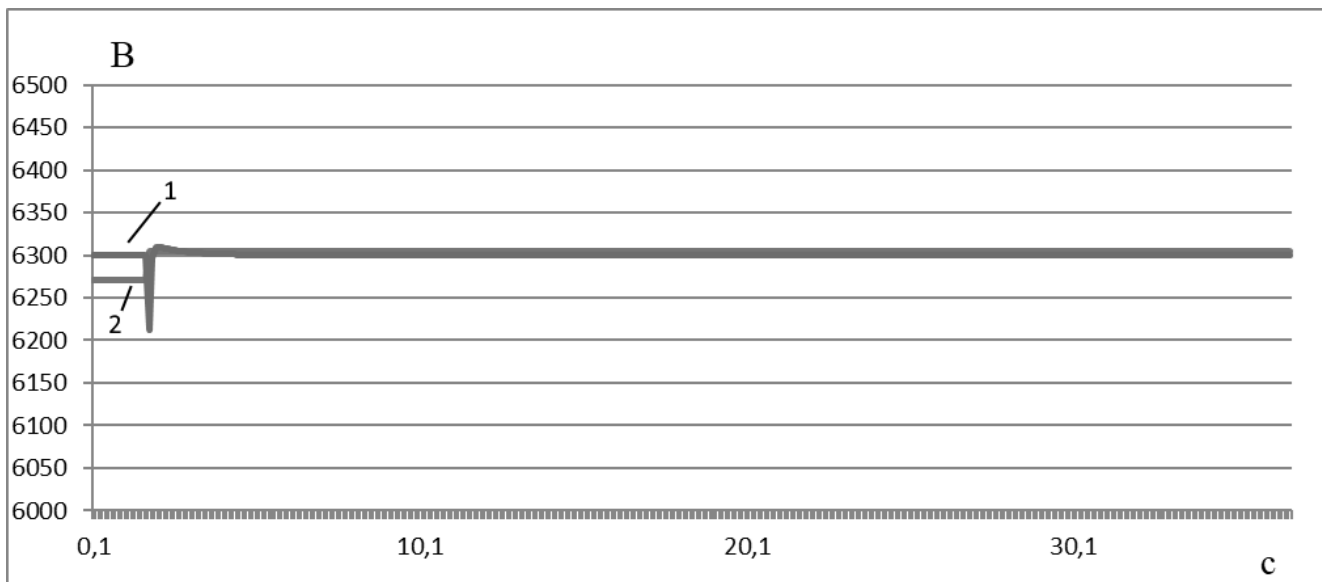


Рисунок 3.64 – Изменение действующего напряжения СГ при работе ГТЭС параллельно сети бесконечной мощности (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

В таблице 3.14 представлены меры адекватности нейросетевой модели при ее работе в замкнутом контуре с работающей САУ.

Таблица 3.14 – Меры адекватности нейросетевой модели

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.01633
Частота вращения свободной турбины	0.01425
Действующий ток СГ	0.06833
Действующее напряжение СГ	0.02274
Вырабатываемая мощность СГ	0.07224

Рассмотрим нейросетевую математическую модель двух ГТЭС, работающей параллельно на выделенную нагрузку. На рисунке 3.65 показана схема энергосистемы, когда две ГТЭС работают на выделенную нагрузку.

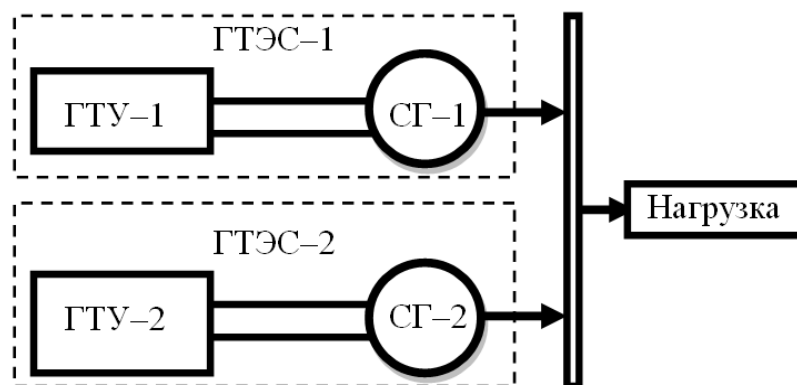


Рисунок 3.65 – Схема двух ГТЭС параллельно работающих на выделенную нагрузку

Для конфигурации энергосистемы, представленной на рисунке 3.64, были получены экспериментальные данные, представленные на рисунках (приложение Е). Особенность этой конфигурации заключается в том, что все этапы методики необходимо выполнять для каждой ГТЭС одновременно.

На рисунке 3.66 – 3.67 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при работе системы управления при набросе мощности нагрузки с 1000 кВт до 2000 кВт.

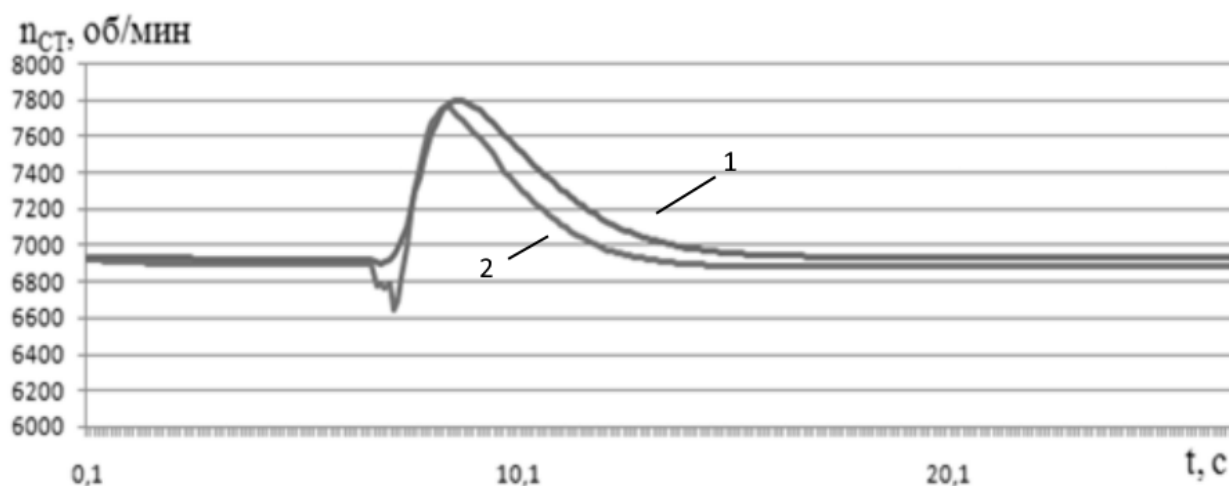


Рисунок 3.66 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ при параллельной работе двух ГТЭС на нагрузку (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

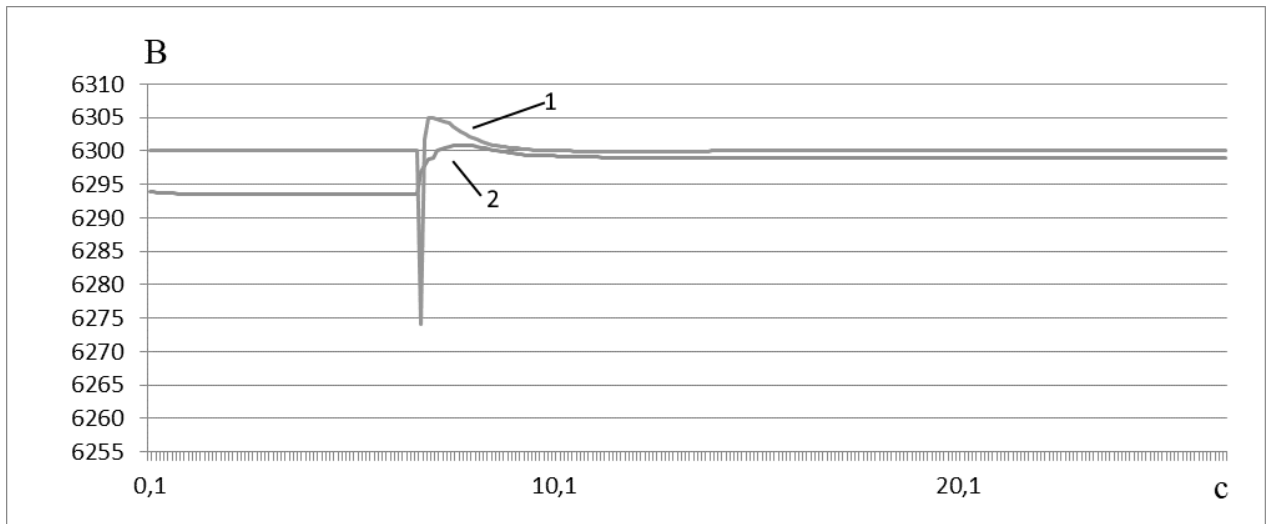


Рисунок 3.67 – Изменение действующего напряжения СГ при параллельной работе двух ГТЭС на нагрузку (1 – экспериментальные данные, 2 – модельные данные)

В таблице 3.15 представлены меры адекватности нейросетевой модели при ее работе в замкнутом контуре с работающей САУ.

Таблица 3.15 – Меры адекватности нейросетевой модели

Переменная	Мера адекватности
Частота вращения турбокомпрессора	0.01221
Частота вращения свободной турбины	0.01252
Действующий ток СГ	0.04931
Действующее напряжение СГ	0.0235
Вырабатываемая мощность СГ	0.0582

Рассмотрим нейросетевую математическую модель ГТЭС, учитывающей различные конфигурации схем электроснабжения. Ранее рассмотрены модели ГТЭС и ЭЭС которые учитывают конкретную схему электроснабжения. Покажем на примере принципиальную возможность получения модели ГТЭС и ЭЭС которая позволяет моделировать не только различные режимы, но и различные

схемы электроснабжения. Понятно, что получение такой модели – процесс более сложный.

В качестве источника экспериментальных данных рассмотрим две схемы энергоснабжения с различными режимами:

1. ГТЭС работает на выделенную нагрузку, режим сброса мощности активно-индуктивной нагрузки с 6000 кВт до 1000 кВт;

2. ГТЭС работает на выделенную нагрузку параллельно с сетью бесконечной мощности, режим наброса мощности активно-индуктивной нагрузки с 1000 кВт до 2000 кВт;

Экспериментальные данные для обучения ИНС такой схемы энергоснабжения представляют собой сумму экспериментальных данных этих схем энергоснабжения. На рисунках 3.68–3.71 показано сравнение экспериментальных и модельных данных в замкнутом контуре, при включенной САУ.

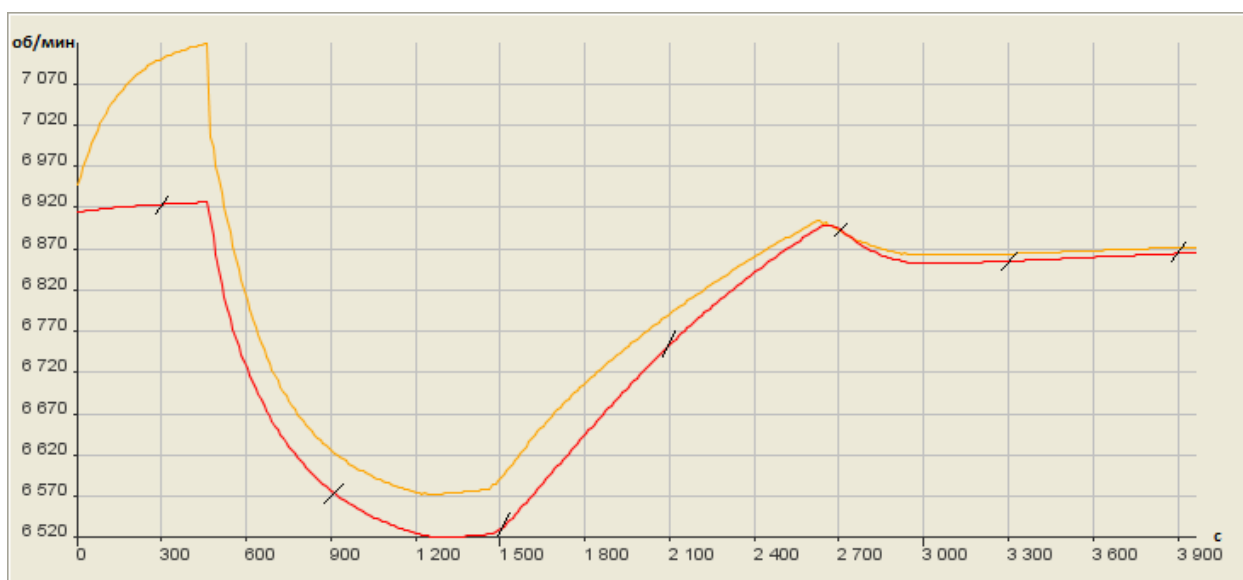


Рисунок 3.68 – Изменение частоты вращения свободной турбины в замкнутом контуре с работающей САУ для режима наброс нагрузки 1000-2000

Экспериментальные данные – —

Модельные данные – /

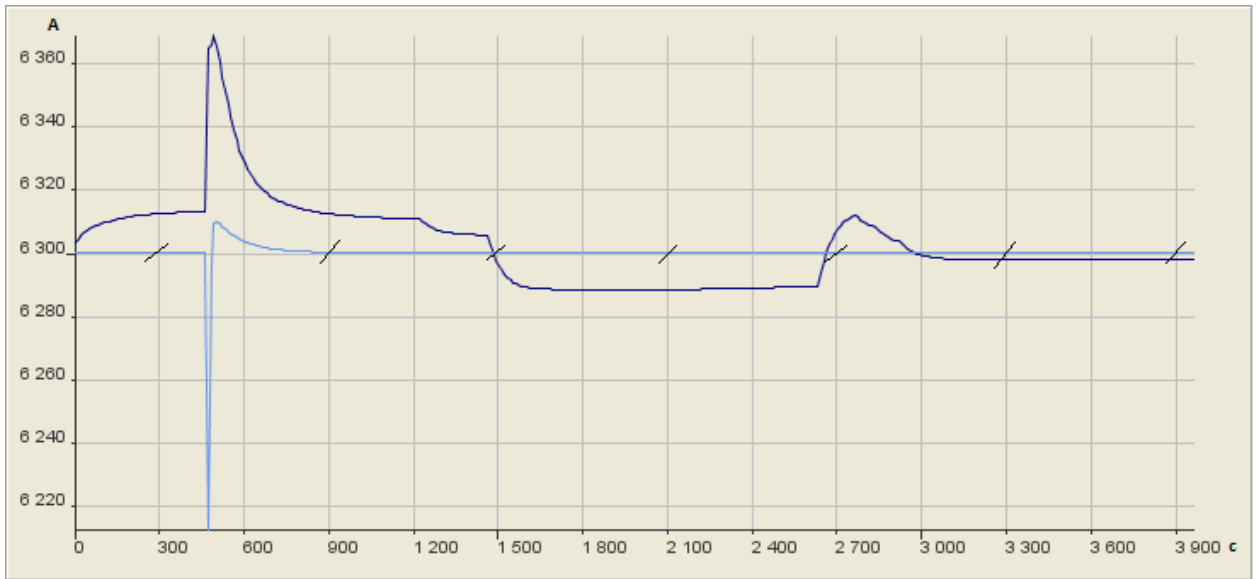


Рисунок 3.69 – Изменение напряжения свободной турбины в замкнутом контуре с работающей САУ для режима наброс нагрузки 1000-2000

Экспериментальные данные – —

Модельные данные – —/—

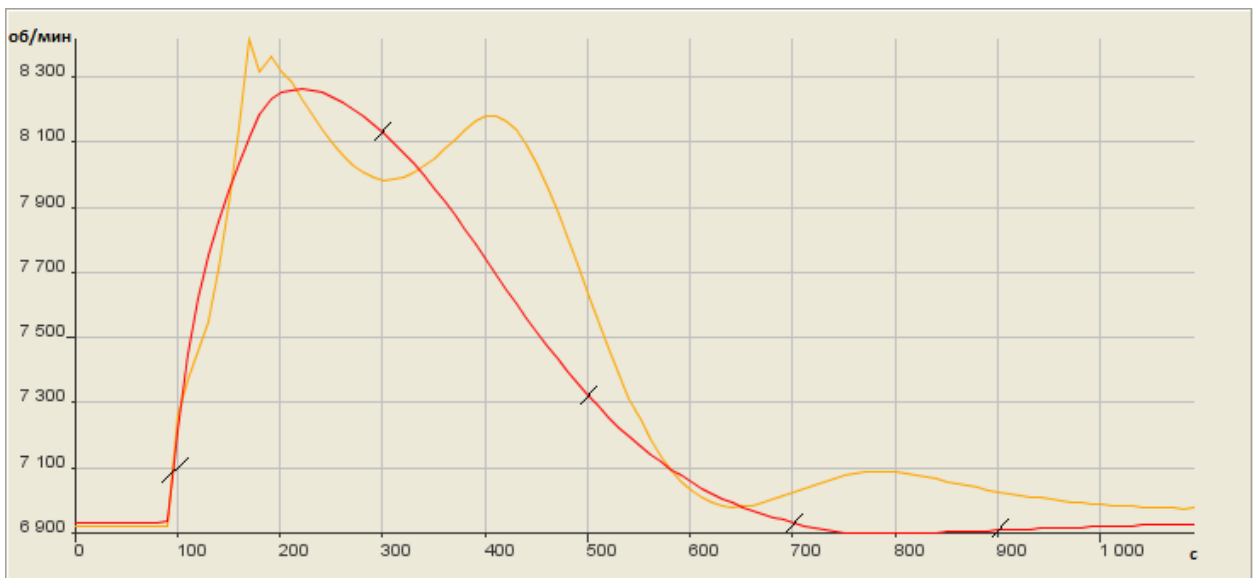


Рисунок 3.70 – Изменение частоты вращения свободной турбины в замкнутом контуре с работающей САУ для режима сброс нагрузки 6000-1000

Экспериментальные данные – —

Модельные данные – —/—

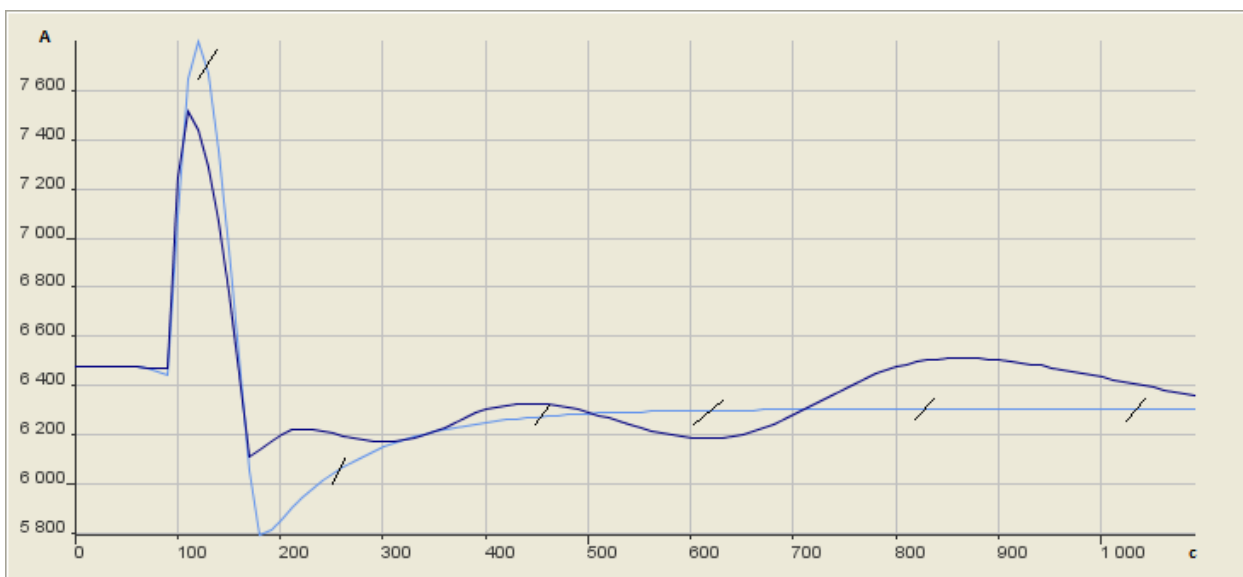


Рисунок 3.71 – Изменение напряжения свободной турбины в замкнутом контуре с работающей САУ для режима сброс нагрузки 6000-1000.

Экспериментальные данные – —
 Модельные данные — /

Таблица 3.16 – Меры адекватность по критерию Тейла

Переменная		Мера адекватности
Частоты вращения свободной турбины	Обучающая выборка	0,03212
	Тестовая выборка	0,02125
Линейное напряжение синхронного генератора	Обучающая выборка	0,02389
	Тестовая выборка	0,02176

Полученные результаты дают нам возможность предположить, что в рамках одной нейронной сети мы можем моделировать не только большинство режимов эксплуатации энергосистемы, но и различные схемы такой энергосистемы. В перспективе это дает нам огромное преимущество, так как позволяет получить универсальную нейросетевую математическую модель энергосистемы, что должно значительно упростить процедуру испытаний такой энергосистемы. Основная сложность получения такой модели заключается в необходимом

количестве экспериментальных данных, которые необходимо где-то получить, а также во времени обучения, так как объем экспериментальных данных будет значительным.

3.9 Вывод по третьей главе

Способов получения математических моделей различных сложных технологических систем существует множество. Каждый из способов обладает как преимуществами, так и недостатками. В основном это обусловлено областью и задачами, для которой такие математические модели создаются.

Основной решаемой задачей является автоматизация испытаний САУ ГТУ в составе ГТЭС за счет автоматизации настройки САУ ГТУ. Благодаря данной процедуре мы имеем возможность значительно сократить время и трудозатраты персонала при испытаниях и настройке регуляторов САУ. Сама же автоматизация настройки базируется на идее, что мы можем с помощью специальной компьютерной системы получить необходимой точности модель системы, а на этой модели производить все необходимые для выполнения решаемой задачи действия.

Именно в этом связи в диссертации поднимается вопрос о способах получения моделей. Первый рассмотренный подход базируется на построении математической модели с использованием уравнений механики, газодинамики, термодинамики [40, 41, 43], электродинамики. Полученный в результате этого подхода вид моделей обладает рядом преимуществ, например, он способен производить эксперименты, которые выходят за рамки рабочих процессов. К сожалению, единственный существенный недостаток сводит на нет все преимущества. Этим недостатком является низкая скорость работы (моделирования). Из-за этого недостатка для автоматизации настройки регулятора такой тип моделей либо мало подходит, либо не подходит совсем.

Основываясь на таком выводе, принимается решение получать упрощенные модели с приемлемой скоростью работы [43]. Основным смыслом упрощенных моделей состоит в том, что, используя обоснованное количество допущений,

достигается высокая скорость работы, но, при этом, эти допущения не должны мешать выполнению основной задачи, для которых создается упрощенная модель.

Одним из таких способов является получения моделей, базирующихся на уравнениях регрессии [76–80]. Показав приемлемые результаты при работе с ГТУ, у этого способа выявлены существенные недостатки при дальнейших исследованиях. Узким местом такого подхода является тот факт, что структуры уравнения регрессии необходимо задавать вручную, опираясь на экспертные оценки или априорную информацию. В случае ГТУ количество переменных не так велико, и нередко даже способ полного перебора вариантов приводит к успеху, хотя это и очень затратно во временном плане. При получении математической модели ГТЭС эта проблема проявляет себя еще более остро, так как количество уравнений и переменных значительно возрастает [78–80]. В случае же появления дополнительных нелинейностей, например, в виде произведения переменных, количество возможных комбинаций значительно возрастает.

Именно поэтому был предпринят поиск альтернативных способов построения моделей. Одним из таких способов является построение математической модели с использованием нейронной сети [60, 61]. Если архитектуру самой нейронной сети задавать и обосновывать приходится, то структуру внутренних взаимодействий системы задавать нет необходимости, так как эта процедура происходит автоматически в ходе обучения нейронной сети. У нейросетевого подхода есть недостатки, но они незначительны по сравнению с ее преимуществами и полученными результатами. Было проведено большое количество экспериментальных исследований для обоснования выбора архитектуры и гиперпараметров ИНС (рисунок 3.50). Также разработана и внедрена методика проведения эксперимента для получения репрезентативных экспериментальных данных для обучения ИНС. Правильность выбранной архитектуры ИНС с гиперпараметрами подтверждена получением нейросетевых математических моделей не только для различных режимов функционирования энергосистемы, но также и для разных схем энергосистемы. Кроме того, показана

возможность получения нейросетевой математической модели, которая учитывает не только различные режимы, но и различные схемы энергоснабжения одновременно.

Новизна полученных результатов заключается в создании оригинальных НСМ ГТЭС, в которых учитывается работа различных режимов ГТУ совместно с ЭЭС. При этом стоит отметить, что получаемые НСМ ГТЭС адекватны только для режима (режимов) и схемы (схем) энергоснабжения, для которых по разработанной методике были получены экспериментальные данные и на основе которых обучалась ИНС.

Полученные результаты дают возможность предположить, что в рамках предложенной архитектуры нейронной сети возможно моделировать не только большинство режимов эксплуатации энергосистемы, но и различные схемы такой энергосистемы. В перспективе это дает возможность получить многорежимную нейросетевую математическую модель ГТЭС, что должно значительно упростить процедуру испытаний. Основная сложность получения такой модели заключается в необходимом количестве экспериментальных данных, которые необходимо где-то получить, а также во времени обучения, так как объем экспериментальных данных будет значительным.

4 СОЗДАНИЕ ЧЕЛОВЕК-МАШИННОЙ ПОДСИСТЕМЫ ПОДГОТОВКИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

В четвертой главе диссертационной работы обобщаются и структурируются алгоритмы и модели, полученные в предыдущих главах, и выполняется их программная реализация в виде человеко-машинной системы подготовки нейросетевых моделей ГТЭС и ЭЭС (рисунок 2.14) с использованием языка программирования *Java* и среды разработки *NetBeans*. Эта система в дальнейшем предназначена к использованию в качестве специальной подсистемы САИ для подготовки НСМ. Формируются требования и необходимые условия для функционирования программного обеспечения человеко-машинной системы.

4.1 Назначение человеко-машинной подсистемы САИ для подготовки нейросетевых моделей

Создание ПМК «НейроДин» позволяет реализовать на его основе специальную подсистему САИ для подготовки нейросетевых моделей. Концепция такой новой подсистемы САИ была сформулирована во второй главе диссертации. Включение этой подсистемы в традиционную структуру САИ позволяет автоматизировать получение НСМ для различных режимов работы ГТЭС, тем самым автоматизировать длительные по времени и интеллектуально затратные процедуры получения быстрорешаемых моделей для испытания САУ ГТУ, а, следовательно, упростить процедуру испытаний регуляторов САУ газотурбинных электростанций, также повысить надежность и устойчивость энергосистемы за счет улучшения показателей качества выработки электроэнергии. В первую очередь это достигается за счет того, что человеко-машинная подсистема позволяет:

- 1) Создавать быстродействующие нейросетевые модели ГТЭС для испытаний и настройки САУ ГТУ;

- 2) Гибко настраивать архитектуру и гиперпараметры искусственной нейронной сети:

- 2.1) Задавать алгоритм обучения;

- 2.2) Задавать функцию активации;
- 2.3) Задавать количество скрытых слоев и нейронов в скрытых слоях;
- 2.4) Выбирать количество моделируемых переменных;
- 2.5) Задавать глубину обратных связей;
- 2.6) Задавать коэффициент обучения;
- 2.7) Задавать критерий останова;
- 3) Оценивать меру адекватности созданных нейросетевых моделей:
 - 3.1) На обучающих экспериментальных данных;
 - 3.2) На тестовых экспериментальных данных;
 - 3.3) При работе нейросетевой модели в замкнутом контуре с включенной САУ.

Человеко-машинная подсистема подготовки нейросетевых моделей ГТЭС была реализована в виде программно-моделирующего комплекса «Нейродин» [142]. Эта подсистема интегрирует все разработанные в настоящей диссертации методики, модели и алгоритмы и предназначена для автоматизированного построения в составе САИ нейросетевых моделей ГТЭС. Рассмотрим ядро этой подсистемы – ПМК «НейроДин».

4.2 Программно-моделирующий комплекс «Нейродин»

При тестировании разработанных алгоритмов разработчики подходят к реализации данных алгоритмов на каком-либо из языков программирования. При низком качестве кода, либо при неправильной проработке архитектуры программного кода, скорость, а также мотивация последующей разработки значительно падает [143].

Грамотная архитектура программного обеспечения (ПО) в первую очередь основана на использовании в полной мере современных подходов проектирования, модульности и шаблонов. Разбиение программного продукта на независимые библиотеки, модули и классы с минимальной связностью друг с другом увеличивает читабельность, сопровождение, доработку общего программного продукта и упрощает его текущее и дальнейшее тестирование.

Для реализации поставленной задачи был разработан программный комплекс «НейроДин», который реализует все необходимые этапы. Данный программный комплекс написан на языке программирования *Java*, в среде разработки *NetBeans*.

Преимущества этой среды следующие.

Мультиплатформенность. Немаловажным преимуществом языка программирования *Java*, перед другими языками программирования, является ее мультиплатформенность. Код, написанный на *Java*, можно запускать на любом устройстве, способным запустить *java*-машину.

Бесплатная лицензия. Язык программирования *Java* распространяется бесплатно.

Объектно-ориентированный язык программирования. *Java* является объектно-ориентированным языком программирования, это открывает огромные возможности по гибкой настройке разрабатываемого продукта для программиста.

Большое количество сторонних библиотек. Благодаря тому, что язык программирования *Java* является актуальным в наше время, на нем написано огромное количество сторонних библиотек, которые значительно ускоряют процесс разработки.

Большое количество профильных ресурсов. Так как язык программирования *Java* является основным рабочим языком для многих программистов по всему миру, то существует огромное количество профильных ресурсов, на которых можно задавать вопросы, делиться мнениями, спрашивать совета.

Главный недостаток этой среды – *низкая скорость работы*. Так как для функционирования *Java* необходимо в обязательном порядке запускать *java*-машину, в конечном счете, это сказывается на производительности данного языка, по сравнению с другими языками программирования.

Рассмотрим составные части разработанного ПМК «Нейродин», как ядра подсистемы САИ.

4.2.1 Модули ПМК «Нейродин»

Разработанный ПМК «Нейродин» [142] позволяет на основе экспериментальных данных с использованием методов теории искусственных нейронных сетей получать НСМ ГТЭС для системы автоматизации испытаний [60, 61, 137–139]. ПМК «Нейродин» состоит из нескольких модулей (рисунок 4.1).

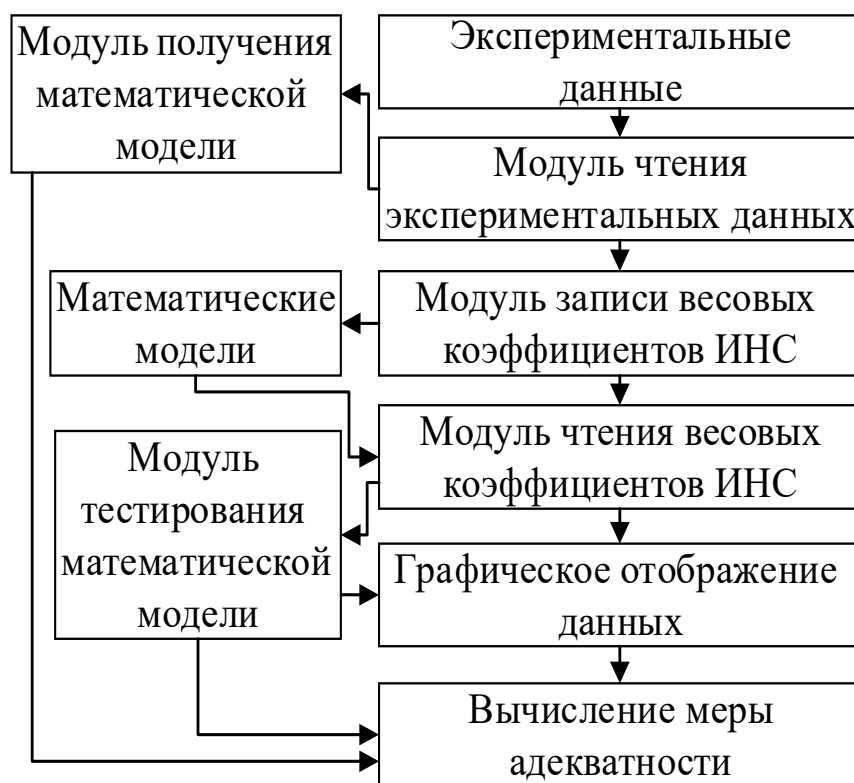


Рисунок 4.1 – Функциональная схема ПМК «Нейродин»

В приложении Ж представлено описание основных модулей созданной человеко-машинной подсистемы подготовки НСМ.

Таким образом ПМК «Нейродин» готовит НСМ ГТЭС (Модуль получения математической модели), подтверждает ее работоспособность (Модуль тестирования математической модели) и вслед за этим предоставляет через специальный протокол НСМ для использования в составе САИ САУ ГТУ для испытаний и настройки САУ ГТУ, также эти НСМ становятся доступными профильным отделам предприятий-разработчиков САУ для проведения параллельных научных исследований. Испытания и настройка САУ ГТУ

производятся вначале при компьютерном моделировании процессов управления ГТЭС (ПМК «КМЭС» (АО «ОДК-Авиадвигатель»), библиотеки *Simulink* и др.), затем на полунатурных и полнатурных испытательных стендах [144]. НСМ применяются на этапах компьютерных и полунатурных испытаний для имитации поведения ГТЭС при разнообразных режимных ситуациях в электрической системе и характерных возмущениях со стороны потребителей электрической мощности. При выявлении недостаточной точности НСМ она возвращается для уточнения и возможного дообучения средствами человеко-машинной подсистемы подготовки НСМ. Полнатурные испытания САУ завершают процесс испытаний и настройки САУ, пополняют базу данных человеко-машинной подсистемы подготовки НСМ для получения и обучения НСМ.

4.3 Вывод по четвертой главе

Созданный ПМК является оригинальным, мощным, полезным и специально разработанным инструментом для построения на его основе принципиально новой подсистемы САИ для подготовки НСМ. Тем самым в соответствии с предложенной во второй главе концепцией разработана подсистема подготовки нейросетевых моделей ГТЭС для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ, отличающаяся возможностью дополнительной автоматизации испытаний САУ ГТУ, которая позволяет существенно сократить сроки получения математических моделей ГТЭС. Создание такой подсистемы является одним из основных результатов диссертации, построение ПМК для ее алгоритмической и программной реализации потребовало значительных усилий, которые были оправданы тем, что ПМК и подсистемы автоматизации испытаний на его основе оказались востребованы на рынке программных продуктов, вызвали интерес у потенциальных заказчиков, позволили заключить хоздоговоры с предприятиями, внедрить результаты диссертации у заказчика.

Немаловажным преимуществом является возможность дополнительной автоматизации некоторых этапов испытаний, что положительно сказывается на времени выполнения задач. Важной особенностью разработанного ПМК является

возможность получения быстродействующей математической модели газотурбинной электростанции и электросети, то есть НСМ учитывает, как поведение газотурбинной установки, так и поведение синхронного генератора совместно с электросетью.

Кроме того, внедрение новой подсистемы САИ позволяет сэкономить значительное количество как материальных, так и человеческих ресурсов. Экономия заключается, в том, что быстрорешаемые модели ГТЭС строятся с помощью ИНС, то есть достигается автоматизация важного этапа испытаний – подготовки моделей для испытаний и настройки САУ ГТУ, также все эксперименты по настройке САУ ГТУ осуществляются на модели, нет необходимости в эксплуатации реального объекта. В отличие от подхода, описанного в статьях [145–148], использование НСМ позволяет достичь максимальной результативности от текущей САУ, без каких-либо дополнений и преобразований.

Также стоит отметить еще одно потенциальное преимущество данного ПМК, которое заключается в возможной его дальнейшей модернизации в мобильный настроечный комплекс (МНК). Суть МНК заключается в том, что специалист (инженер) на месте, проведя необходимый набор экспериментов на реальной установке, может в одиночку получить необходимую (оптимальную) настройку САУ.

Глава 5. АПРОБАЦИЯ РАЗРАБОТАННЫХ НСМ ПРИ НАСТРОЙКЕ ПАРАМЕТРОВ САУ ГТУ ДЛЯ ГТЭС

В третьей главе рассмотрено получение и обоснование архитектуры ИНС и создание на этой основе нейросетевых быстрорешаемых моделей. Полученные модели обладают достаточной точностью, то есть демонстрируют хорошее совпадение с исходными экспериментальными данными, они показывают высокое быстродействие, а сам процесс построения этих моделей автоматизирован за счет применения ИНС. Однако окончательно судить о пригодности полученных моделей следует только после проверки их на соответствие цели, для которой они были получены. Цель получения нейросетевых быстрорешаемых моделей – это использование их для испытаний и настройки САУ ГТУ для ГТЭС. Поэтому здесь на первый план выдвигается даже не точность и быстродействие моделей, которые оценивались в третьей главе, а следующие вопросы.

1. Возможно ли использовать полученные НСМ для испытания и настройки алгоритмов управления САУ ГТУ? Позволяет ли точность моделей достичь требуемого результата?

2. Насколько достигается сокращение времени и снижения трудоемкости проведения испытаний и настройки?

3. Удастся ли и насколько улучшить показатели качества переходных процессов за счет настройки САУ ГТД на нейросетевых моделях?

Поэтому следующим этапом, после того как математическая модель ГТЭС прошли все необходимые этапы тестирования и проверки адекватности, является проверка (апробирование) моделей при настройке параметров регуляторов САУ ГТУ при проведении испытаний с использованием НСМ [149]. Процедура настройки, как отмечалось в первой главе – это наиболее трудоемкая часть операций при испытании САУ ГТУ для ГТЭС. Поэтому проверку работоспособности разработанных моделей целесообразно проводить согласно процедуре, представленной на рисунке 5.1.

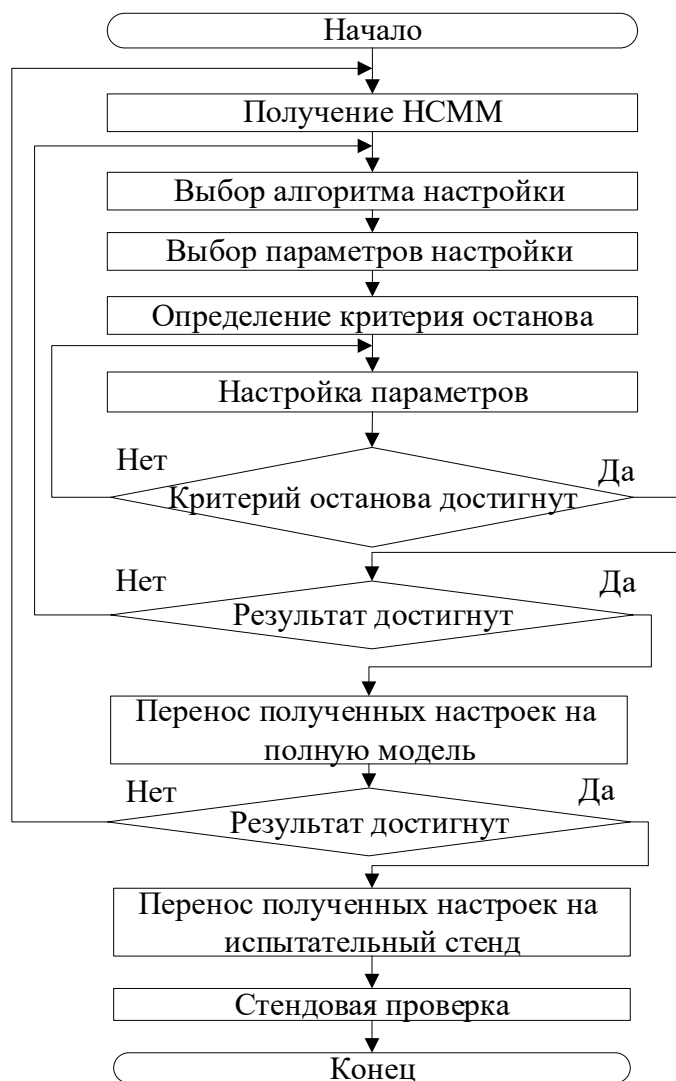


Рисунок 5.1 – Процедура проверки работоспособности НСМ при настройке регуляторов САУ ГТУ для ГТЭС

Именно данный алгоритм (рисунок 5.1) лежит в основе процедуры апробации моделей, то есть проверки работоспособности полученных моделей НСМ для испытаний САУ ГТУ. Задача этой проверки – подтвердить соответствие НСМ своему назначению. Сопутствующая задача – оценить достигаемые показатели качества при использовании НСМ при испытаниях и настройке алгоритмов САУ ГТУ.

5.1. Критерии качества при настройке САУ ГТУ

В инженерной практике широко используются интегральные критерии качества [149, 150]. Это особая категория показателей качества, которые

вычисляют либо непосредственно по переходной функции системы, либо по коэффициентам передаточной функции системы.

Поэтому в дальнейшем предлагается интегральную оценку, которая преимущественно используется для сравнения качественно однородных результатов между собой, дополнить прямыми показателями качества, которые придадут общей оценке дополнительную наглядность: быстродействие и максимальное отклонение от заданного значения стабилизации управляемой величины.

Поэтому целесообразно избрать следующий метод оценки качества. Вначале задаются граничные (предельно допустимые) прямые показатели качества: быстродействие и максимальное отклонение, затем рассчитывается интегральный критерий для нескольких близких результатов работы алгоритмов настройки и исходной настройки параметров регулятора. Таким образом интегральный критерий качества должен использоваться при ограничениях, которые заранее задаются прямыми показателями качества. Но здесь возникает вопрос выбора этих начальных граничных значений показателей качества. Целесообразен тут следующий путь. Вначале они задаются предварительно. А затем – их возможно сдвигать в сторону ужесточения до тех пор, пока алгоритм настройки будет справляться со своей задачей.

Рассмотрим известные интегральные критерии качества. Линейные интегральные критерии качества переходных процессов в системах управления имеют следующий вид:

$$J = \int_0^{t_{\text{пп}}} (y) dt, \quad (5.1)$$

где $t_{\text{пп}}$ – время переходного процесса; $y = y(t) = (n_{\text{зад}} - n)$ – функция времени, характеризующая отклонение регулируемого параметра от заданного значения.

Квадратичные интегральные критерии качества переходных процессов в системах управления имеют следующий вид:

$$J = \int_0^{t_{\text{пп}}} (y^2) dt, \quad (5.2)$$

Однако более сложная интегральная форма позволяет избежать колебательный процесс, который в ряде случаев может оказаться лучше монотонного, имеет вид:

$$J = \int_0^{t_{\text{пп}}} [y^2 + \tau^2 \cdot (y')^2] dt, \quad (5.3)$$

где y – отклонение регулируемого параметра от заданного значения,
 y' – скорость изменения отклонения регулируемого параметра от заданного значения, τ – постоянная, имеющая размерность времени [149, 150].

В варианте привода ГТУ для ГТЭС оптимизация реализуется по выходной координате – частоте вращения свободной турбины, так как необходимо при строго поддерживать частоту сети в ЭЭС. Учет нескольких переменных в общем критерии автоматической настройки САУ ГТУ может осуществляться посредством сложения критериев для каждой переменной в отдельности с весовыми коэффициентами (5.4) [149, 150].

$$J_{\Sigma} = \sum_{i=1}^{\infty} (J_i \cdot w_i), \quad (5.4)$$

где J_{Σ} – суммарный интегральный критерий качества нескольких переменных; J_i – интегральный критерий качества i переменной; w_i – вес интегрального критерия качества i переменной.

В итоге в качестве критерия, рекомендованного для оценки качества регулирования частоты вращения ГТУ при настройке САУ ГТУ на нейросетевых моделях, выбран критерий:

$$\left\{ \begin{array}{l} J = \int_0^{t_{\text{пп}}} [y^2 + \tau^2 \cdot (y')^2] dt \\ y(t) \leq y_{\text{max}} \\ t_{\text{пп}} \leq t_{\text{пп max}} \end{array} \right. , \quad (5.5)$$

где $t_{\text{пп max}}$ – максимально допустимое время переходного процесса.

Критерий (5.5) учитывает ограничения, при достижении которых границы могут быть сдвинуты в сторону ужесточения требований. В итоге получаем

алгоритм «подвижных границ», когда с определенным шагом допустимые границы уменьшаются до тех пор, пока они остаются достижимыми. В итоге, благодаря критерию (5.5) мы можем, например, сократить время переходного процесса, но не выходя за границы допустимого максимального отклонения и наоборот.

5.2. Выбор алгоритма настройки

Из всего множества алгоритмов оптимизации (настройки) для настройки параметров регуляторов в настоящее время на практике часто [87–92] используют следующие алгоритмы:

- 1) Градиентный спуск;
- 2) Симплекс метод;
- 3) Генетические алгоритмы;

Каждый из этих алгоритмов, за приемлемый промежуток времени, позволяет оптимизировать (настроить) необходимые параметры регулятора. При этом, для достижения наилучших результатов, все три алгоритма могут участвовать в процессе настройки параметров регулятора, так как, в зависимости от начальных условий, каждый из них может показать результат лучше, чем другие. Рассмотрим в качестве примера генетический алгоритм.

5.6.1. Генетический алгоритм

Генетический алгоритм является комбинированным подходом. Процедуры мутации и скрещивания в каком-то смысле реализуют переборную часть метода, а отбор реализует градиентный спуск [151]. На рисунке 5.2 показано, что такая комбинация позволяет обеспечить устойчиво хорошую эффективность генетического поиска для любых типов задач.

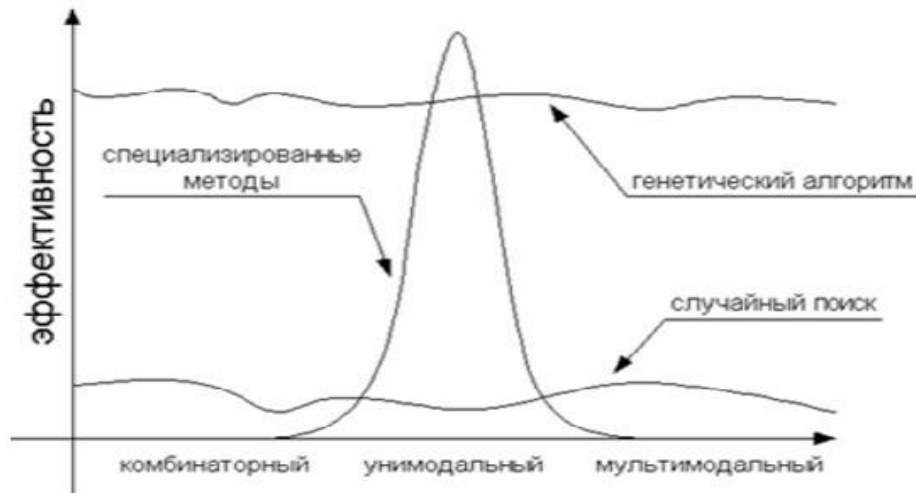


Рисунок 5.2 – Сравнение генетического алгоритма со стандартными алгоритмами

5.6.2. Градиентные методы

Для градиентного метода техника поиска экстремума основана на расчетах, которые позволяют определить направление наиболее быстрого изменения оптимизируемого критерия.

Если критерий задан следующим уравнением:

$$F = F(x_1, x_2, \dots, x_n) , \quad (5.6)$$

то его градиент в точке (x_1, x_2, \dots, x_n) определяется вектором:

$$\text{grad}F = \left(\frac{\partial F}{\partial x_1}, \frac{\partial F}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial F}{\partial x_n} \right) , \quad (5.7)$$

Частная производная $\frac{\partial F}{\partial x_i}$ пропорциональна косинусу угла, образуемого вектором градиента с i -й осью координат. При этом

$$\frac{\left(\frac{\partial F}{\partial x_i} \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial F}{\partial x_i} \right)^2}} = \cos(\text{grad}F x_i) , \quad (5.8)$$

Несмотря на существующие различия между градиентными методами, последовательность операций при поиске оптимума в большинстве случаев одинакова и сводится к одной и той же последовательности шагов [92].

5.3. Выбор параметров настройки

Для алгоритма настройки необходимо выбрать значения, которые он будет изменять для достижения наилучших показателей качества выработки электроэнергии. В случае стандартного регулятора ГТУ, такими значениями являются его коэффициенты, например для пропорционально-интегрального регулятора будут два параметра: коэффициенты усиления в пропорциональной и интегральной ветвях (рисунок 5.3).

5.4. Определение критерия останова

Для работы алгоритмов настройки необходимо определить критерий, на основе которого определяется качество настройки (показатели качества переходного процесса).

Как было упомянуто во второй главе, применительно к рассматриваемой задаче, такими критериями являются:

- 1) Время переходного процесса;
- 2) Максимальное отклонение;
- 3) Интегральный критерий.

Необходимо, чтобы как время переходного процесса, так и максимальное отклонение находились в допустимых пределах.

5.5. Процесс настройки параметров регулятора САУ ГТУ

В качестве примера рассмотрим схему регулирования частоты вращения свободной турбины ГТУ (рисунок 5.3) в виде ПИ-регулятора, как наиболее часто используемого регулятора в САУ ГТД:

$$W(p) = k_p + \frac{k_I}{p}, \quad (5.9)$$

где k_P – коэффициент пропорциональности, k_I – коэффициент интегрирующей составляющей.

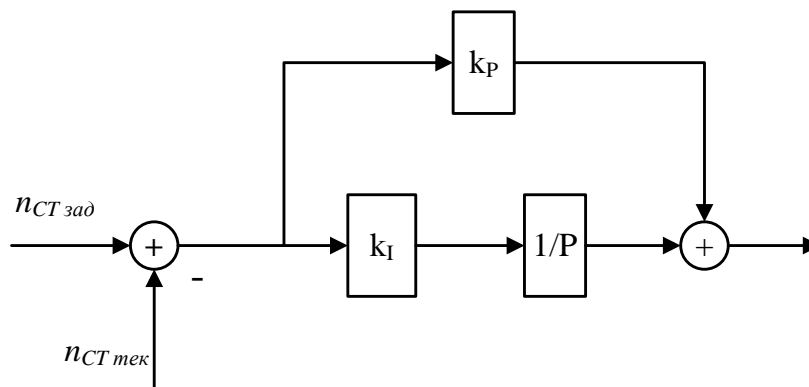


Рисунок 5.3 – ПИ-регулятор

Изначально коэффициенты регулятора были следующие $k_P = 1$, $k_I = 2$. Переходный процесс частоты вращения свободной турбины при этих параметрах имеет вид (рисунке 5.4):

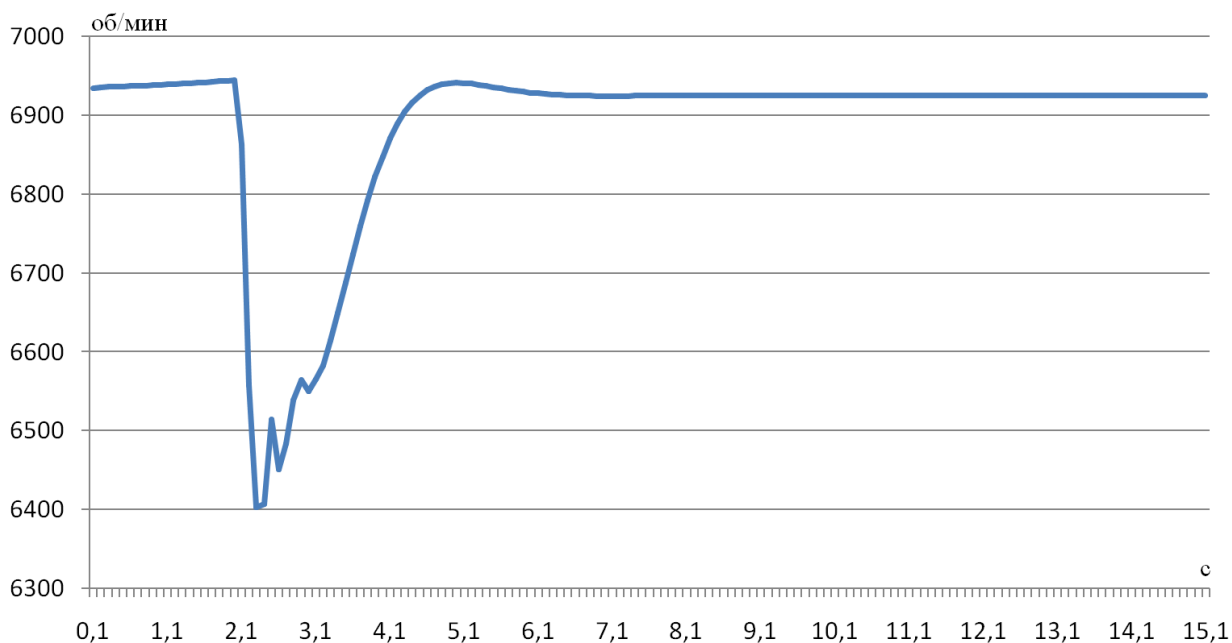


Рисунок 5.4 – Переходный процесс частоты вращения свободной турбины при изменении мощности нагрузки с 1000 кВт до 6000 кВт в замкнутом контуре

Покажем, как работают алгоритмы настройки (оптимизации) САУ ГТУ. Зададим граничные условия алгоритма настройки САУ ГТУ таким образом, чтобы уменьшить время переходного процесса (рисунок 5.4) частоты вращения свободной турбины ГТУ. Граничные условия были заданы таким образом, чтобы уменьшить время переходного процесса частоты свободной турбины до 1 секунды по сравнению с 2 секундами времени переходного процесса при начальной настройке регулятора САУ ГТУ.

В таблице 5.1 показано сравнение алгоритмов настройки по полученным коэффициентам.

Таблица 5.1 – Значения коэффициентов регулятора

Алгоритм	k_P	k_I
Градиентный спуск	0.46755	3.53098
Симплекс метод	0.46831	3.53251
Генетический алгоритм	0.46846	3.53563

На рисунке 5.5 показан график после работы алгоритма градиентного спуска.

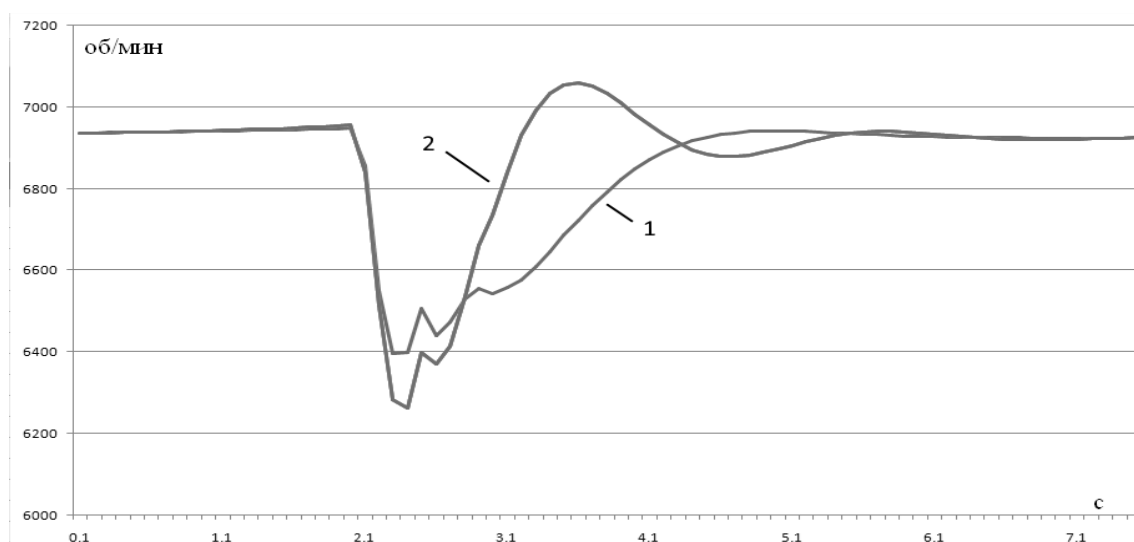


Рисунок 5.5 – Сравнение переходного процесса частоты вращения свободной турбины до и после настройки коэффициентов в замкнутом контуре (1 – до настройки, 2 – после настройки)

Для выбора алгоритма оптимизации сравним время работы алгоритмов при настройке параметров регулятора САУ ГТУ (таблица 5.2)

Таблица 5.2 – Сравнение результатов работы алгоритмов настройки

Алгоритм	Итерации	Время
Градиентный спуск	5	16 секунд
Симплекс метод	28	33 секунды
Генетический алгоритм	4	70 секунд

Анализ результатов (таблица 5.2) показывает, что по скорости работы алгоритмов оптимизации минимальным временем работы обладает градиентный спуск. Стоит отметить, что время работы алгоритмов оптимизации несравнимо меньше в сравнении со всем временем, затраченным на испытания САУ (раздел 5.6.2), поэтому целесообразным является совместное использование алгоритмов оптимизации при настройке параметров регулятора САУ ГТУ.

Непосредственные результаты работы алгоритмов и применяемых методик для штатного регулятора представлены в разделе 5.6. Как уже отмечалось ранее, данная настройка параметров регулятора выполняется только для модели, когда ГТЭС работает на выделенную нагрузку (рисунок 3.43), и для режима функционирования ГТЭС, когда мощность активно-индуктивной нагрузки скачкообразно увеличивается с 1000 кВт до 6000 кВт. Для остальных режимов и схем функционирования ГТЭС как данная ИНС, так и настройка параметров регулятора САУ ГТУ по ней, выйдут за пределы области адекватности.

5.6. Применение алгоритмов оптимизации для настройки параметров штатного регулятора САУ ГТУ

Рассмотрим работу алгоритмов настройки на примере штатного регулятора частоты вращения свободной турбины ГТУ, который используется на АО «ОДК-Авиадвигатель» в составе стандартной САУ ГТУ (рисунок 5.6) [104], и затем

выполним дальнейшую проверку полученных результатов на полной модели ГТУ в составе ГТЭС.

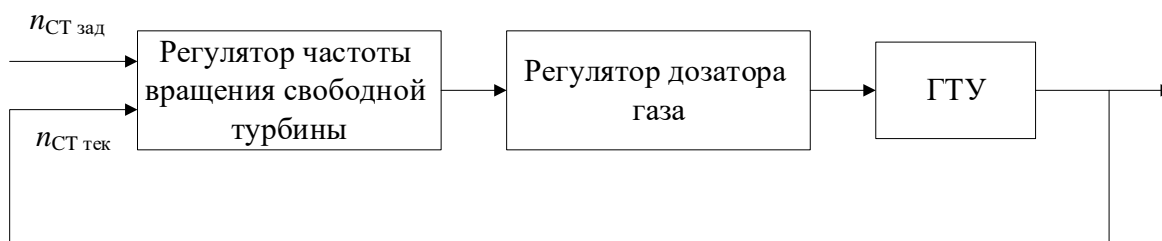


Рисунок 5.6 – Реализация регулятора частоты вращения свободной турбины САУ ГТУ в ПМК «КМЭС» ($n_{CT\text{зад}}$ – заданная частота вращения свободной турбины, $n_{CT\text{тек}}$ – текущая частота вращения свободной турбины)

Штатный регулятор частоты вращения свободной турбины, реализованный в составе селективной САУ ГТУ, представлен на рисунке 5.7.

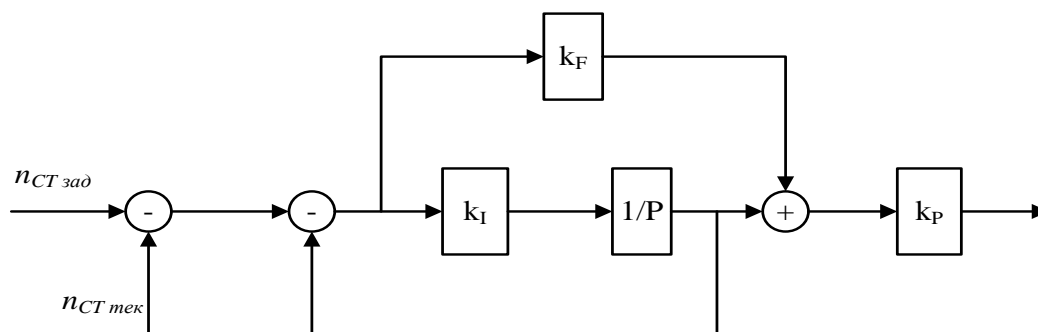


Рисунок 5.7 – Штатный регулятор частоты вращения свободной турбины ГТУ ($n_{CT\text{зад}}$ – заданная частота вращения свободной турбины, $n_{CT\text{тек}}$ – текущая частота вращения свободной турбины)

На рисунках 5.8–5.14 показано сравнение модельных и экспериментальных данных в замкнутом контуре с работающим штатным регулятором частоты вращения свободной турбины ГТУ. В таблице 5.3 показаны меры адекватности по критерию Тейла [114]. НСМ строится с помощью ранее разработанного ПМК (четвертая глава) [86] на основе экспериментальных данных. Для удобства сравнения данные частоты вращения свободной турбины представлены за период времени 50 и 10 секунд (50 секунд – для более наглядного отображения времени

переходного процесса, 10 секунд – для более наглядного сравнения экспериментальных и модельных данных). Стоит отметить, что НСМ ГТЭС позволяет моделировать несколько переменных, но так как в задаче выработки электроэнергии наиболее важными величинами являются частота сети, которая зависит от частоты вращения свободной турбины ГТУ, и напряжение сети в виде действующего напряжения синхронного генератора, то наибольшее внимание будет уделено именно им.

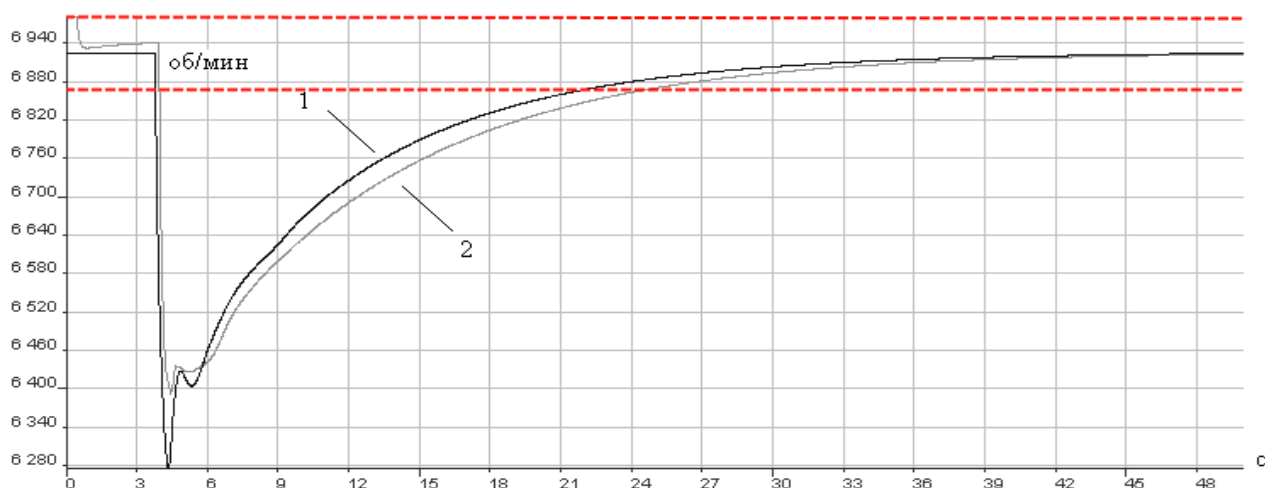


Рисунок 5.8 – Изменение частоты вращения свободной турбины

(1 – экспериментальная, 2 – модельная, данный рисунок иллюстрирует время, время переходного процесса 18 секунд)

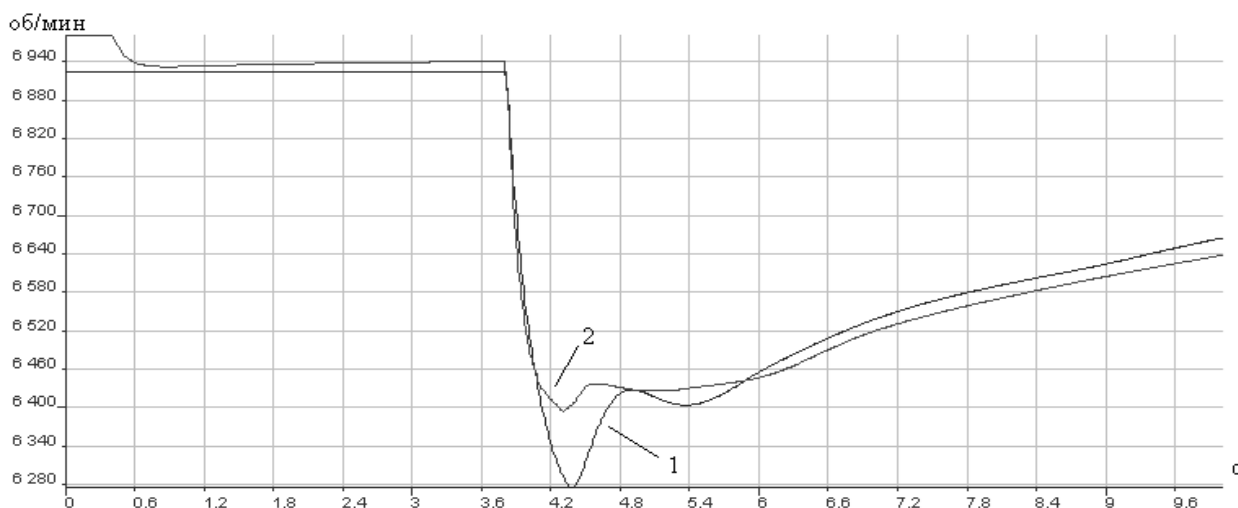


Рисунок 5.9 – Изменение частоты вращения свободной турбины

(1 – экспериментальная, 2 – модельная, данный рисунок иллюстрирует различие за время 10 секунд)

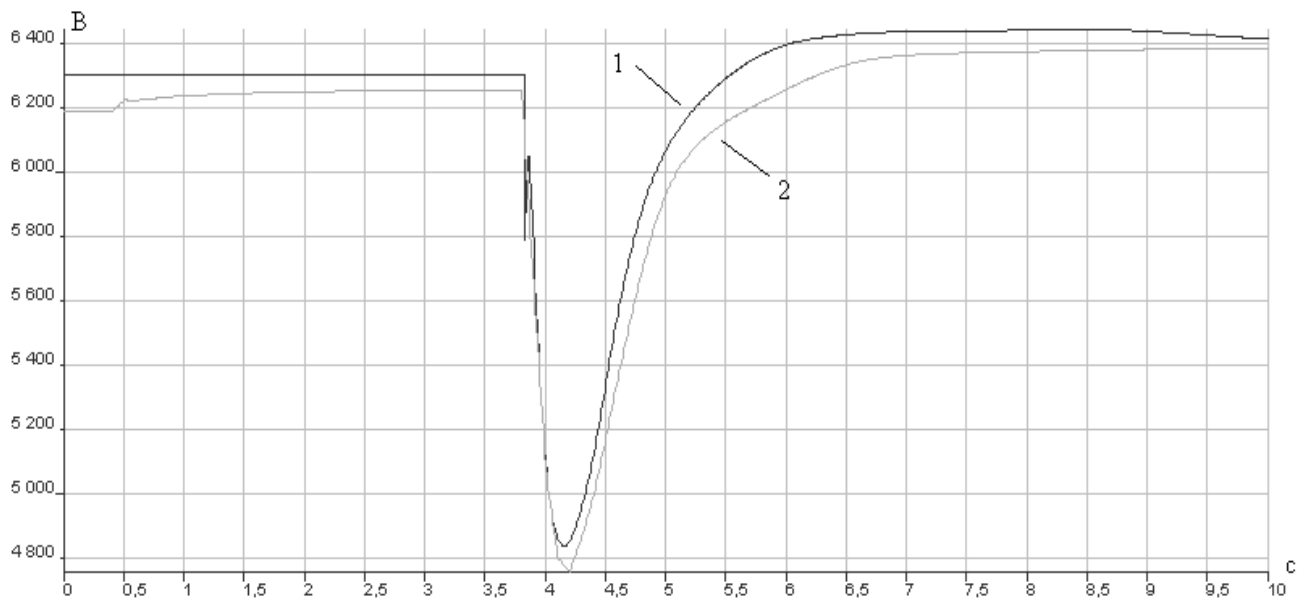


Рисунок 5.10 – Изменение напряжения СГ (1 – экспериментальная, 2 – модельная, данный рисунок иллюстрирует различие моделей за время 10 секунд)

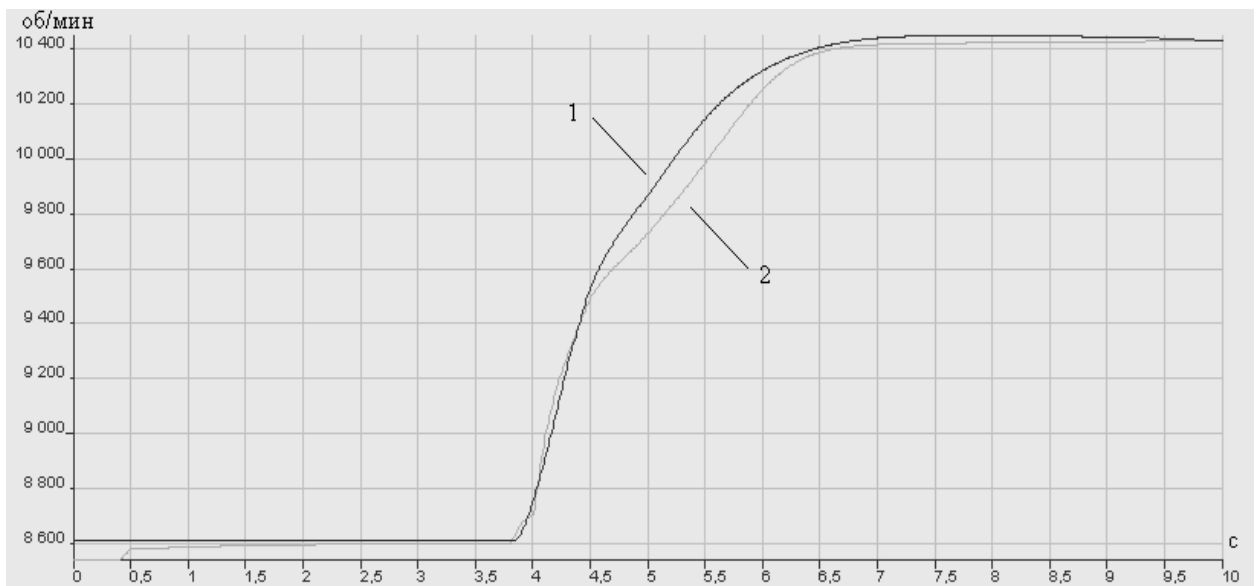


Рисунок 5.11 – Изменение частоты вращения турбокомпрессора (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

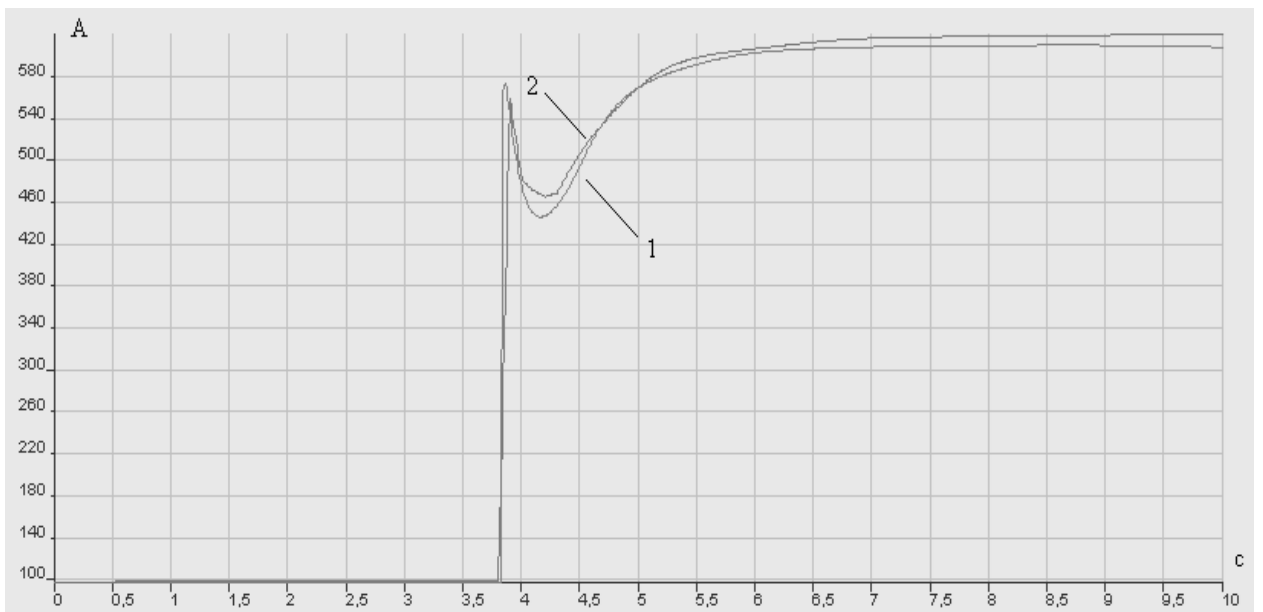


Рисунок 5.12 – Изменение тока СГ (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

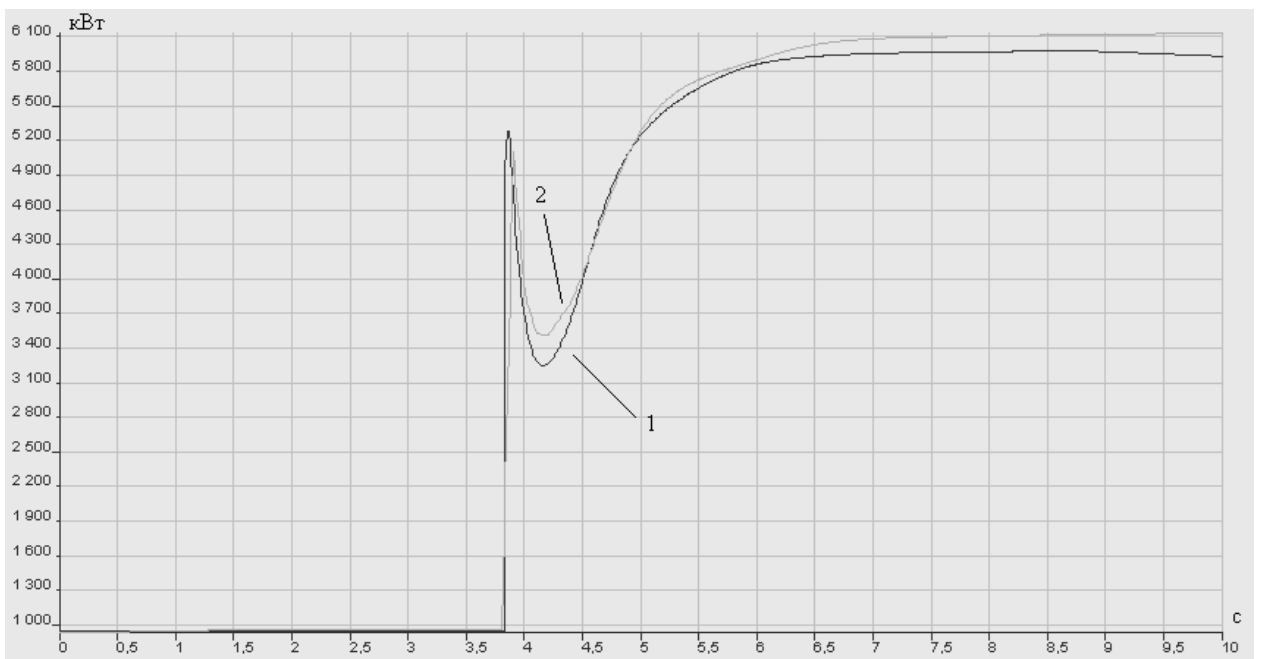


Рисунок 5.13 – Изменение вырабатываемой мощности СГ (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

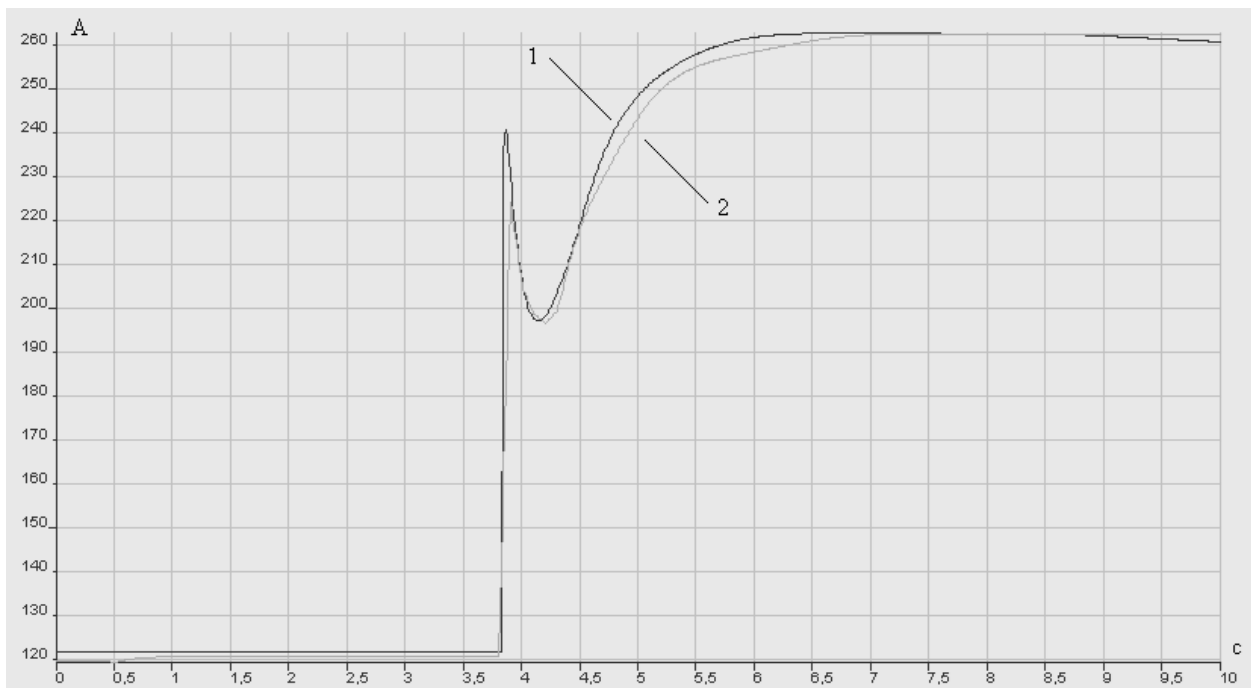


Рисунок 5.14 – Изменение тока возбуждения СГ (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

Таблица 5.3 – Меры адекватности нейросетевой модели

Переменная	Мера адекватности модели
Частота вращения турбокомпрессора	0.00583
Частота вращения свободной турбины (50 секунд)	0.00433
Частота вращения свободной турбины (10 секунд)	0.0046
Действующий ток синхронного генератора	0.03955
Действующее напряжение синхронного генератора	0.01476
Вырабатываемая мощность синхронного генератора	0.04176
Ток возбуждения синхронного генератора	0.02231

Будем считать, что погрешность НСМ ГТЭС (рисунки 5.10–5.16) допустима [152], если она не мешает выполнять процедуру настройки регуляторов ГТУ.

5.6.1. Проверка полученных настроек регулятора САУ ГТУ на полной модели ГТЭС в составе ПМК «КМЭС»

С использованием алгоритмов оптимизации были получены новые параметры регулятора частоты вращения свободной турбины, где оптимизация проводилась по выходному параметру $n_{ст}$. Проверим полученные параметры регулятора на полной модели ГТЭС в составе ПМК «КМЭС». Так как для обеспечения приемлемых показателей электроэнергии нас больше интересуют такие параметры как частота вращения свободной турбины и действующее напряжение синхронного генератора, ниже на рисунках 5.15–5.17 отображены только они. В таблице 5.4 показаны меры адекватности по критериям Тейла [114] и Пирсона [153].

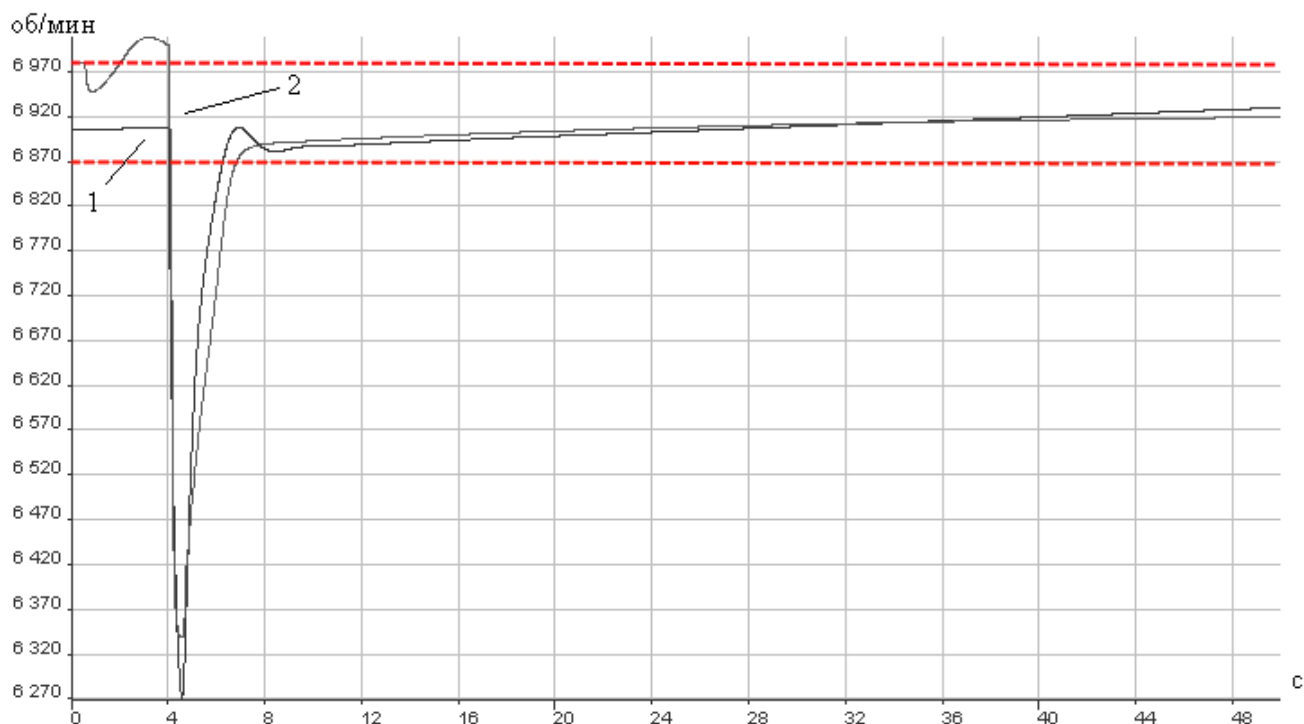


Рисунок 5.15 – Изменение частоты вращения свободной турбины (1 – экспериментальная, 2 – модельная, время переходного процесса 2 секунды)

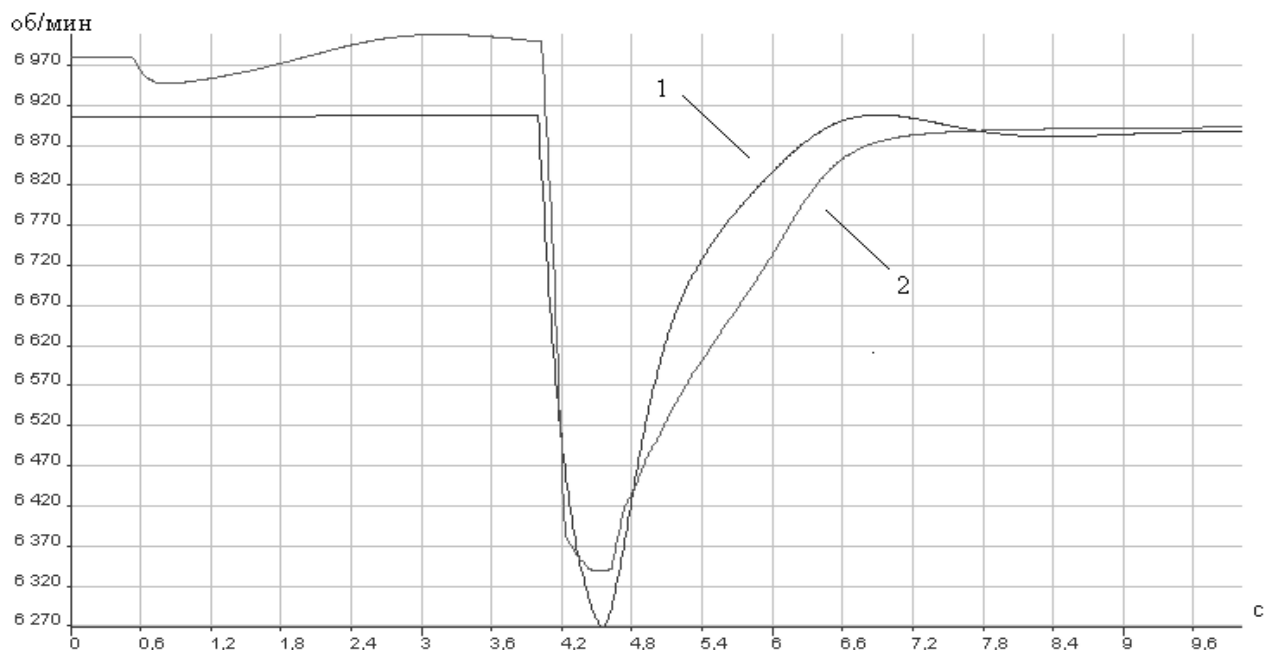


Рисунок 5.16 – Изменение частоты вращения свободной турбины (1 – экспериментальная, 2 – модельная, данный рисунок иллюстрирует различие моделей за время 10 секунд)

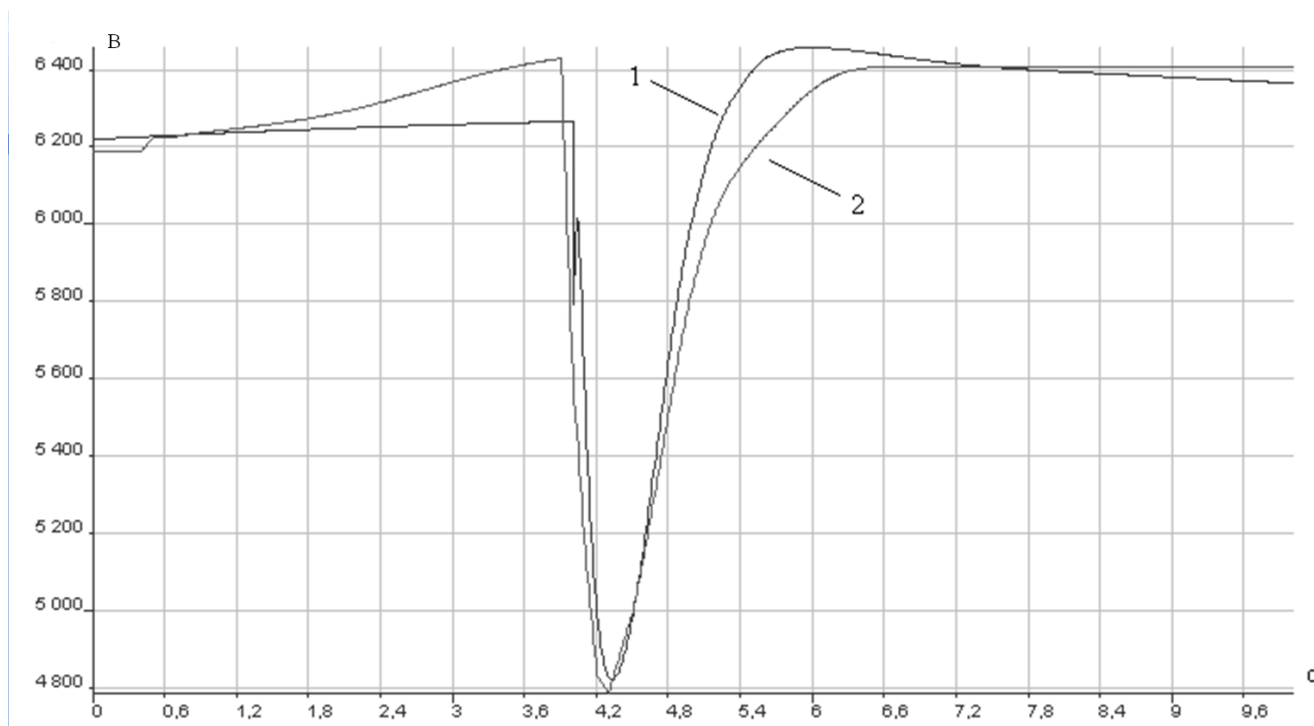


Рисунок 5.17 – Изменение напряжения СГ (1 – экспериментальная, 2 – модельная, данный рисунок иллюстрирует различие моделей за время 10 секунд)

Таблица 5.4 – Меры адекватности

Переменная	Критерий Тейла	Критерий Пирсона
n_{CT} (50 секунд)	0.016348	1.552 (χ^2 (0.05, 30) = 43.8)
n_{CT} (10 секунд)	0.03101	2.944 (χ^2 (0.05, 30) = 43.8)
U (10 секунд)	0.03068	2.91 (χ^2 (0.05, 30) = 43.8)

Мы видим, что полученные с помощью быстродействующей НСМ переходные процессы позволили получить аналогичные переходные процессы для первичной модели ГТЭС в составе ПМК «КМЭС». Кроме того, значительно увеличилось быстродействие частоты вращения свободной турбины (2 секунды времени переходного процесса при новых настройках регулятора против 18 секунд при штатной настройке (критерием времени переходного процесса взят вход в 0,8% зону от величины установившегося значения, что определяется требованиями ГОСТ 32144-2013)) при незначительном изменении значения максимального отклонения. При этом каких-либо существенных изменений действующего напряжения СГ не наблюдается.

Рассмотрим полученные настройки регулятора контура скорости вращения свободной турбины в полной САУ, с учетом всех ограничений и контуров управления САУ ГТУ. Как и следовало ожидать, результаты тут получаются хуже, это и понятно, так как другие контура могут перехватывать управление по логике селективной САУ. Тем не менее и здесь удастся достичь некоторого улучшения, тем самым на практике достигается максимальное использование возможностей существующей селективной САУ ГТУ. Одним из главных преимуществ такой селективной САУ является независимая, несвязная настройка контуров САУ, что здесь и, собственно, реализуется. На рисунках 5.18–5.19 показано сравнение частоты вращения свободной турбины и действующего напряжения СГ до и после настройки. Переходный процесс по частоте улучшился, переходный процесс по напряжению изменился меньше.

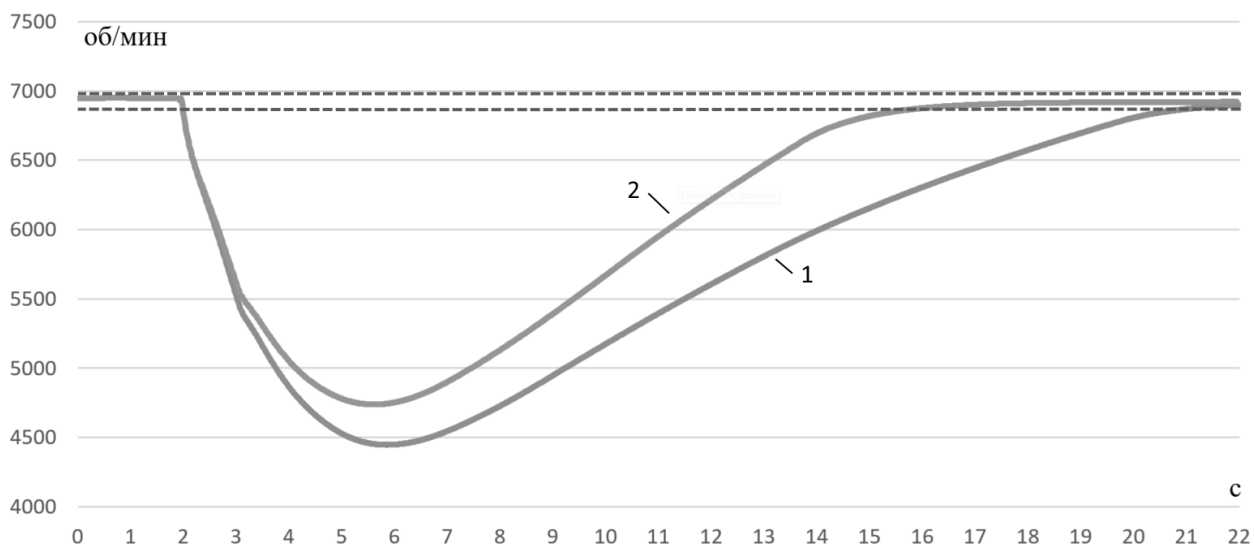


Рисунок 5.18 – Изменение частоты вращения свободной турбины
(1 – до настройки, 2 – после настройки)

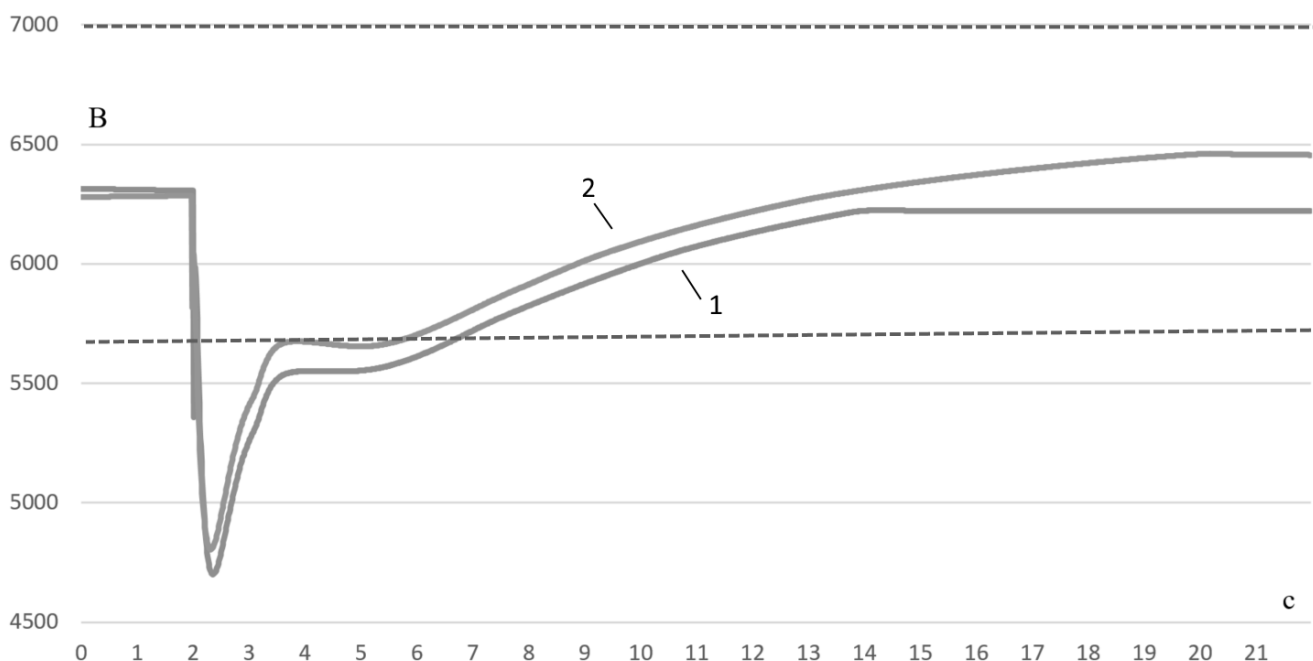


Рисунок 4.19 – Изменение действующего напряжения СГ
(1 – после настройки, 2 – до настройки)

Благодаря новым настройкам удалось уменьшить время переходного процесса частоты вращения свободной турбины с 19 секунд до 14 секунд (на 26%), а также уменьшить максимальное отклонение с 2482 об/мин до 2188 об/мин (на 12%). При этом новые настройки незначительно увеличили время

переходного процесса (критерием времени переходного процесса для действующего напряжения СГ взят вход в 10% зону от величины установившегося значения) действующего напряжения СГ с 5,56 секунд до 6,57 секунд (на 18%) и максимальное отклонение с 1495 до 1599 (на 7%).

5.6.2. Преимущество в скорости при испытаниях САУ

Рассмотрим следующие уравнения:

$$t_{nm} = \sum_{i=0}^n t_{i_exp} + t_{model} + \sum_{j=0}^m t_{j_iter} , \quad (5.10)$$

$$t_{KMЭС} = \sum_{j=0}^m t_{j_iter} , \quad (5.11)$$

где $t_{KMЭС}$ – общее время, затраченное для получения новых настроек САУ ГТЭС с использованием ПМК «КМЭС»; t_{nm} – общее время, затраченное для получения новых настроек САУ ГТЭС с использованием быстрорешаемой НСМ; t_{i_exp} – время, затрачиваемое на получение одного эксперимента в ПМК «КМЭС»; n – количество экспериментов; t_{model} – время получения быстрорешаемой НСМ; t_{j_iter} – время, затрачиваемое на одну итерацию настройки; m – количество итераций настройки.

Сравним время настройки САУ ГТУ при использовании двух подходов, представленных уравнениями (5.10) и (5.11). Рассмотрим пример с пятью экспериментами из главы 3. Время моделирования одной секунды в ПМК «КМЭС» занимает 86,6 секунд. Суммарное модельное время экспериментальных данных с ПМК «КМЭС» 56 секунд, в итоге на весь эксперимент было затрачено 4850 секунд. На получение быстрорешаемой модели было затрачено 7200 секунд. Суммарное время, затраченное на настройку параметров САУ ГТУ 5 минут (300 секунд). Получаем, что суммарное время настройки САУ ГТУ заняло $t_{nm} = 4850 + 7200 + 300 = 12350$ секунды. Оценим, сколько времени займет настройка САУ ГТУ в случае использования модели ПМК «КМЭС», зная, по итогам проверки,

что НСМ более чем в 100 раз быстрее $t_{\text{КМЭС}} = 100 \cdot 300 = 30000$ секунд. Выигрыш по времени более чем в 2,4 раза, что является существенным преимуществом.

Как видно из представленных выше цифр, самыми затратными по времени процедурами является получение экспериментальных данных и НСМ ГТЭС. В рассмотренных экспериментах представлен только режим наброса нагрузки внешней сети с 1000 кВт до 6000 кВт. Получение экспериментов для других режимов так же потребует затрат времени.

При этом процедура настройки САУ ГТУ требует в разы меньше времени. В случае, когда НСМ готова, можно провести множество настроек САУ ГТУ при различных параметрах, что приведет к еще большему выигрышу.

Целесообразность использование НСМ для настройки САУ ГТУ можно выразить следующим неравенством $t_{\text{КМЭС}} \geq t_{\text{нм}}$, или неравенством вида:

$$\sum_{j=0}^m t_{j_iter} \cdot s \geq \sum_{i=0}^n t_{i_exp} + t_{model} + \sum_{j=0}^m t_{j_iter} = \sum_{j=0}^m t_{j_iter} \cdot (s-1) \geq \sum_{i=0}^n t_{i_exp} + t_{model} =$$

$$\sum_{j=0}^m t_{j_iter} \geq \frac{\sum_{i=0}^n t_{i_exp} + t_{model}}{s-1}, \quad (5.12)$$

где s – переменная, показывающая во сколько раз НСМ быстрее модели ПМК «КМЭС».

Если общее время, затрачиваемое на процедуру настройки САУ ГТУ больше, чем общее время проведения экспериментов и получения НСМ, поделенное на $s-1$, то использование упрощенной НСМ для настройки параметров САУ ГТУ можно считать целесообразным.

5.7. Вывод по пятой главе

Во-первых, использование НСМ ГТЭС позволяет настраивать параметры регулятора САУ ГТУ в автоматическом режиме при испытаниях.

Во-вторых, благодаря НСМ есть возможность проведения большого количество необходимых экспериментов по настройке параметров регулятора

САУ ГТУ одновременно. Такой подход так же позволяет значительно ускорить процедуру настройки.

В-третьих, использование данного подхода позволяет экономить на человеческих и материальных ресурсах, ввиду исключения реального объекта из процесса настройки.

В-четвертых, так как НСМ получена для ГТЭС, настройка параметров регулятора САУ ГТУ учитывает динамику поведения ЭЭС, что, несомненно, является значительным преимуществом данной методики.

В-пятых, надо еще раз подчеркнуть, что благодаря ИНС сам процесс получения НСМ автоматизирован, человек тем самым экономит свои временные и интеллектуальные ресурсы, снижая общую стоимость испытаний.

В результате оценочное сокращение времени настройки системы управления ГТУ при проведении испытаний не менее чем в 2,4 раза, а время восстановления частоты электрогенератора ГТЭС сократилось не менее чем на 88,9% (не менее чем на 16 секунд) для контура частоты вращения свободной турбины и на 26% (на 5 секунд) при рассмотрении полной САУ с учетом всех контуров управления и ограничений. При этом в полной САУ с новыми настройками также удалось уменьшить максимальное отклонение частоты вращения свободной турбины с 2482 об/мин до 2188 об/мин (на 12%).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты работы заключаются в следующем:

1. Разработана новая методика автоматизации испытаний САУ ГТУ с использованием НСМ ГТЭС, позволяющая сократить время настройки САУ ГТУ при проведении испытаний и автоматизировать этапы испытаний;
2. С использованием оригинальной методики выбора и обоснования архитектуры и гиперпараметров ИНС получена базовая ИНС, которая позволяет упростить процедуру создания НСМ ГТЭС различных режимов работы и схем электроснабжения;
3. Построены новые нейросетевые модели для основных характерных режимов работы ГТЭС, учитывающие взаимовлияние ГТУ и системы электроснабжения в динамике, быстродействие которые более чем в 10 раз превосходит классические аналоги, что позволяет существенно сократить время настройки регуляторов САУ ГТУ при проведении испытаний;
4. Создан оригинальный программно-моделирующий комплекс для построения подсистемы подготовки нейросетевых моделей ГТЭС для системы автоматизации испытаний САУ ГТУ.
5. Исследована эффективность предложенной методики автоматизации испытаний и нейросетевых моделей ГТЭС в экспериментах по настройке параметров регулятора САУ ГТУ, достигнуто сокращение времени испытаний не менее чем в 2,4 раза, а время восстановления частоты электрогенератора ГТЭС сократилось не менее чем на 88,9%.

Принятые в диссертации требования и ограничения, предъявляемые к системам управления, испытаниям и моделям, показали свою состоятельность, что позволило получать быстрорешаемые НСМ ГТЭС, которые более чем в 10 раз быстрее сложных поэлементных моделей ГТЭС (например, реализованных в ПМК «КМЭС»).

Также значительно упрощена и автоматизирована за счет использования ИНС процедура получения НСМ ГТЭС, так как было принято, что для каждого режима функционирования и схемы энергоснабжения синтезируется своя НСМ.

Данный подход позволяет уменьшить необходимый объем экспериментальных данных для синтеза НСМ ГТЭС.

Следует отметить, что разработанные НСМ ГТЭС и известные алгоритмы оптимизации могут быть использованы для улучшения показателей качества по другим переменным состояниям селективной САУ ГТУ в составе ГТЭС.

Разработанные нейросетевые модели в перспективе могут использоваться и в других смежных областях прикладных научных исследований: в системах диагностики, в тренажерах, при разработке цифровых двойников. Все эти направления в настоящее время находятся в плане исследований кафедры электротехники и электромеханики ПНИПУ и ее научно-исследовательских групп.

В 2021 году в РФ вышел новый ГОСТ Р57700.37-2021 на цифровые двойники, использование НСМ в рамках концепции использования ИНС в качестве таких цифровых двойников для синтеза САУ имеет хорошие перспективы и прорабатывается в настоящее время совместно со специалистами ООО «НТЦ-Турбопневматик». В авиадвигателестроительной отрасли за рубежом и в России в настоящее время все шире распространяется термин «суррогатные модели» [154, 155], которые, по сути, являются моделями, воспроизводящими внешние характеристики моделируемого объекта без углубления в его физическую природу. Использование таких моделей актуально, так как они позволяют получать хорошее быстроедействие и решить при этом поставленные задачи с приемлемой точностью и эффективностью. Разработанные в настоящей диссертации НСМ и подсистема для их автоматизированного получения соответствуют этому актуальному направлению развития высокотехнологичной отрасли и дополнительно смогут способствовать их результативности. Исследования в этом направлении тоже уже проводятся.

Самостоятельное значение имеют разработанные автором диссертации программные средства и ПМК, которые уже явились основой нескольких инновационных проектов, продвигаемых по линиям различных грантовых фондов и программ, ряд высокотехнологичных предприятий выразили свою

заинтересованность в разработанных программных продуктах для своей производственной деятельности (АО «ОДК-Стар», АО «ОДК-Климов», ОАО «Протон-ПМ»). ПК «НейроДин» включен как составная часть (подсистема) в продвигаемый в настоящее время на рынок ПК «*EnergyDesk*», поддержанный ОДК (Приложение И), что дополнительно подтверждает актуальность и востребованность выполненных в диссертации исследований.

Результаты диссертационной работы внедрены в производственной деятельности ООО «НТЦ «Турбопневматик» (приложение К). Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе кафедры электротехники и электромеханики Пермского национального исследовательского политехнического университета, (приложение Л).

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шигапов, А.А. Структурная схема математической модели системы электроснабжения для испытания алгоритмов управления/ А.А. Шигапов, А.Б. Петрович, Б.В. Кавалеров //Электротехника. – 2010. – №6. – с.55 –61.
2. Кавалеров, Б.В. Математическое моделирование при испытаниях систем управления конвертированных газотурбинных установок для электроэнергетики/ Б.В. Кавалеров //Актуальные направления развития прикладной математики в энергетике, энергоэффективности и информационно-коммуникационных технологиях (сборник трудов международной научной конференции). – М.: МГТУ имени Н.Э.Баумана. – 2010. – с.15 – 19.
3. Программный моделирующий комплекс для испытания и настройки систем автоматического управления газотурбинными установками наземных электростанций/ Б.В.Кавалеров, А.И. Полулях, А.А. Шигапов, И.Г. Лисовин //Вестник Московского авиационного института. – 2010. – Т. 17. – №5. – с.200 – 211.
4. Кавалеров, Б.В. Автоматизация испытаний САУ ГТУ газотурбинных мини-электростанций при проектировании и настройке/ Б.В. Кавалеров //Автоматизация в промышленности. – 2011. – №1.– с.12 – 17.
5. Кавалеров, Б.В. Математическое моделирование электрической системы в задачах испытания и настройки средств управления газотурбинных энергетических установок/ Б.В. Кавалеров, В.П. Казанцев // Электротехнические комплексы и системы управления. – 2011. – №1.– с.2.– 8.
6. Кавалеров, Б.В. Компьютерные и полунатурные испытания средств управления энергетических газотурбинных установок/ Б.В. Кавалеров, В.П. Казанцев, И.А. Шмидт // Информационно-управляющие системы. – 2011. – № 4. – с.34 – 41.
7. Кавалеров, Б.В. Алгоритмы идентификации для получения математической модели ГТУ/ Б.В. Кавалеров, К.А. Один // Материалы V Всероссийской научно-технической интернет-конференции «Энергетика.

Инновационные направления в энергетике. CALS-технологии в энергетике», Изд-во ПНИПУ, Пермь, 2012. – С. 191–200.

8. Кавалеров, Б. В. Методологические и теоретические основы автоматизации испытаний систем управления электроэнергетическими газотурбинными установками с учетом динамики электроэнергетической системы: дис. доктор технических наук //Б.В Кавалеров. – 2012.

9. Кавалеров, Б.В. Идентификационная модель электрической нагрузки для испытания систем управления газотурбинных мини-электростанций/ Б.В. Кавалеров //Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011 – Т.7 – №1 – С. 85 – 91.

10. Романов, В.В. Применение газотурбинных технологий–эффективный путь модернизации энергетики Украины / В. В. Романов, А. А. Филоненко, В.Н. Чобенко //Наукові праці. Серія «Техногенна безпека» Миколаїв: ЧДУ ім. П. Могили – 2005 – Т. 41 – С. 163-167.

11. Фам, Х. А. Состояние и перспективы развития энергетики Вьетнама / Х. А. Фам, В. А. Рассохин, К. Д. Андреев // Научно-технические ведомости Санкт–Петербургского государственного политехнического университета СПб. – 2013 – С.32-35.

12. Бондаренко, А.С. Опыт эксплуатации конвертированных судовых газотурбинных двигателей в энергетике [Электронный ресурс] / А.С. Бондаренко, В.Л. Каллаш, А.А. Литвин. — Режим доступа: http://www.nbu.gov.ua/portal/Soc_Gum/Npchdu/Anthropogenic_safety/2004_18/18-18.pdf.

13. Новая газотурбинная установка ГТЭ- 110. Итоги работ, перспективы развития / Б.В. Исаков, В.В. Романов, Р.И. Раимов, А.А. Филоненко // Промышленная теплотехника. – Т. 25. Приложение к журналу. – 2003. – № 4.

14. Галашов, Н. Н. Эффективность применения газовых турбин на ТЭС для привода собственных нужд / Н. Н. Галашов // Известия Томского политехнического университета Томск. – 2008 – С. 48-50.

15. Фахразиев, И. З. Экономические и технологические преимущества использования газотурбинных установок на ТЭС / И. З. Фахразиев, Ю. Н. Зацаринная // Вестник Казанского технологического университета Казань. – 2013 – С. 291-292.
16. Кириллов, И. И. Автоматическое регулирование паровых и газовых турбин и газотурбинных установок/ И. И. Кириллов // — Л.: Машиностроение, 1988. — 447 с.
17. Сопряжение программных сред в задачах моделирования и тестирования систем управления энергетическими газотурбинными установками / И.А. Шмидт, Б.В. Кавалеров, К.А. Один, А.А. Шигапов // Информационно-управляющие системы СПб. – 2009 – С.25-31.
18. Исследование взаимовлияния систем управления газотурбинной установкой и электрогенератором при автоматизированной настройке регуляторов/ А.И. Полулях, И.Г. Лисовин, Б.В. Кавалеров, А.А. Шигапов // Вестник Воронежского государственного технического университета Воронеж. – 2011 – т.7 – №11.1 – С.129 - 132.
19. URL:<http://www.avid.ru/energy/engines/el/?id=19> (Дата обращения: 06.05.2021)
20. Автоматизированные испытания в авиастроении /Р.И.Адгамов, М.М. Берхеев, И.А. Заляев. – М.: Машиностроение, 1989. – 232 с.
21. Ротач, В. Я. Теория автоматического управления теплоэнергетическими процессами / В. Я. Ротач // М.: 1985.
22. Ротач, В. Я. Теория автоматического управления: учебник для вузов/ В. Я. Ротач //М.: Издательский дом МЭИ. – 2008. – Т. 396. – С. 4.
23. Ротач, В. Я. Автоматизация настройки систем управления/ В. Я. Ротач, В. Ф. Кузищин, А. С. Клюев. //М.: Энергоиздат. – 1984. – Т. 272.
24. Ротач, В. Я. Расчет настройки промышленных систем регулирования/ В. Я. Ротач // Госэнергоиздат. – 1961.

25. Ким, Д.П. Теория автоматического управления. Т.2. Многомерные, нелинейные, оптимальные и адаптивные системы: Учеб. пособие/ Д.П. Ким// М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 464с.
26. Куликов Г. Г. Динамические модели авиационных газотурбинных двигателей для создания и эксплуатации систем автоматического управления //Вестник УГАТУ. – 2000. – Т. 1. – №. 2 (2). – С. 157-164.
27. Стенды-имитаторы и их применение на различных стадиях жизненного цикла систем управления газотурбинных двигателей / Д.И. Волков, В.М. Грудинкин, В.А. Качура, А.А. Разладский//Авиационно-космическая техника и технология Харьков: – 2008 – №. 9 – С. 133-137.
28. Использование имитационного моделирования для оптимизации отладки форсажного контура ТРДДФ при приемо-сдаточных испытаниях / И. А. Кривошеев, Д. А. Ахмедзянов, А. Е. Кишалов, Е. С. Власова //Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета Уфа. – 2006 – Т. 7. – №. 3 – С.136-141.
29. Васильев, В. И. Проектирование интеллектуальных систем управления ГТД на основе принципа минимальной сложности / В. И. Васильев, С. С. Валеев //Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета Уфа. – 2007 – Т. 9 – №. 2 – С.32-41.
30. Кривошеев, И. А. Стенды полунатурного моделирования ГТД и их САУ/ И. А. Кривошеев, Д. А. Ахмедзянов, А. Г. Годованюк //Молодой ученый. – 2011. – №. 26. – С. Т. 1. 39-42.
31. Михайлов, А. Е. Формирование подходов к моделированию авиационных газотурбинных двигателей совместно с элементами систем автоматического управления, контроля и диагностики/ А. Е. Михайлов, Д. А. Ахмедзянов, А. Е. Кишалов //Молодой ученый. – 2011. – №. 7-1. – С. 15-19.
32. Епифанов, С. В. Синтез и анализ перспективной САУ ГТД / С. В. Епифанов, Е. А. Кононыхин //Авиационно-космическая техника и технология Харьков: – 2013 – №. 10 – С. 82-86.

33. Кавалеров, Б. В. Мини-электростанции на базе конвертированных авиационных двигателей: проблемы управления и испытания САУ ГТУ/ Б. В. Кавалеров, А. В. Ромодин //Вестник Северо-Восточного федерального университета им. М.К. Аммосова Якутск. – 2011 – Т. 8 – №. 3 –С. 42-49.
34. Болдырев, О. И. Математическая модель расчёта термодинамических параметров гомогенной смеси продуктов сгорания углеводородного топлива в термодинамическом цикле газотурбинных двигателей/ О. И. Болдырев //Современные проблемы науки и образования Пенза. – 2011 – №. 6 – С.123.
35. Сербин, С. И. Исследование рабочих процессов камеры сгорания ГТД с применением RQL-технологии сжигания синтетического газа/ С. И. Сербин, Н. А. Гончарова //Вісник Національного технічного університету: НТУ "ХПИ" – 2014 – №. 12 – С. 29-33.
36. Адаптация математической модели одновального ГТД Д045 к системе оптимизации OPTIMUM/ И. Е. Аннопольская, А. Л. Лютиков, А. А. Тарелин, В. Н. Ч№ //Восточно-Европейский журнал передовых технологий: НПП ЧП «Технологический Центр» – 2014 – Т. 6 – №. 8 (72) – С.14-18.
37. Чобенко, В.Н. Математическая модель одновального ГТД Д045/ В. Н. Чобенко, Р. В. Палиенко, А. Л. Лютиков //Восточно-Европейский журнал передовых технологий: НПП ЧП «Технологический Центр»– 2013 – Т. 3 – №. 12 (63) – С. 18-21.
38. Воскобойников, Д. В. Имитационное моделирование физических процессов основных систем ГТУ с конвертированными авиационными ГТД / Д. В. Воскобойников // Фундаментальные исследования. – 2015 – №. 2-18 – С.3926-3930.
39. Кожин, Д. Г. Имитационное моделирование авиационных двигателей / Д. Г. Кожин, И. А. Кривошеев, И. М. Горюнов //Современные проблемы науки и образования. – 2012 – №. 6 – С.61.
40. Кишалов, А. Е. Повышение эффективности процесса отладки форсажных режимов при испытаниях ТРДДФ/ А. Е. Кишалов, Д. А. Ахмедзянов

// Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2012 – Т. 16 – №. 2 (47) – С.87-97.

41. Тарасенко, А. И. Широкодиапазонная динамическая модель ГТД / А. И. Тарасенко, А. А. Тарасенко //Авиационно-космическая техника и технология. – 2012 – №. 9 – С. 243–247.

42. Кузьмичев, В. С. Моделирование полёта летательного аппарата в задачах оптимизации параметров рабочего процесса газотурбинных двигателей/ В. С. Кузьмичев, А. Ю. Ткаченко, В. Н. Рыбаков //Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2012 – Т. 14 – №. 1-2 – С. 491 - 494.

43. Гольберг, Ф.Д. Математические модели газотурбинных двигателей как объектов управления/ Ф.Д. Гольберг, А.В. Батенин // М.: Изд-во МАИ – 1999. – 82 с.

44. Волков, Д. И. Стенды-имитаторы и их применение на различных стадиях жизненного цикла систем управления газотурбинных двигателей / Д.И. Волков//Авиационно-космическая техника и технология. – 2008. – №. 9. – С. 133–137.

45. Кривошеев И. А. Методика представления и использования многомерной характеристики винтовентилятора при полунатурном моделировании ГТД и его САУ/ И. А. Кривошеев, Г. И. Погорелов, В. С. Фатиков //Известия вузов. Авиационная техника. – 2010. – №. 1. – С. 37.

46. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления. Оценивание параметров и состояния/ П. Эйкхофф // М.: Мир, 1975. – 685с.

47. Гантмахер, Ф.Р. Теория матриц./ Ф.Р. Гантмахер– М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 560 с.

48. Друки, А. А. Применение сверточных нейронных сетей для выделения и распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях со сложным фоном/ А. А. Друки // Известия Томского политехнического университета. – 2014 – Т. 324 – №. 5 – С.85-92.

49. Солдатова, О. П. Применение сверточной нейронной сети для распознавания рукописных цифр/ О. П. Солдатова, А. А. Гаршин //Компьютерная оптика. – 2010 – Т. 34 – №. 2 – С.252-259.
50. Дорогой, Я. Ю. Архитектура обобщенных сверточных нейронных сетей / Я. Ю. Дорогой // Вісник Національного технічного університету України. – 2011 – №. 54 – С. 229-234.
51. Нгуен, Т. Т. К. Обнаружение и распознавание текстов на изображениях сложных графических сцен с помощью свёрточных нейронных сетей / Т. Т. К. Нгуен //Электротехнические и компьютерные системы. – 2014 – №. 13 – С. 125-130.
52. Розалиев, В. Л. Применение нейронных сетей и грануляции при построении автоматизированной системы определения эмоциональной реакции человека / В. Л. Розалиев, А. С. Бобков, О. С. Федоров // Известия волгоградского государственного технического университета. – 2010 – Т. 11 – №. 9 – С.63-67.
53. Artificial neural network–based system identification for a single-shaft gas turbine / H. Asgari, X.Q. Chen, M. B. Menhaj, R. Sainudiin //Journal of Engineering for Gas Turbines and Power: American Society of Mechanical Engineers – 2013 – Т. 135 – №. 9 – С. 09Г2601 - 7.
54. Asgari, H. Modeling and simulation of gas turbines / H. Asgari, X.Q. Chen, R. Sainudiin // International Journal of Modeling, Identification and Control: Inderscience – 2013 – Т. 20 – №. 3 – С. 253-270.
55. Жернаков, С. В. Идентификация обратной многорежимной модели ГТД по параметрам его масляной системы на основе технологии нейронных сетей/ С. В. Жернаков, Р. Ф. Равилов //Вестник ИжГТУ имени МТ Калашникова. – 2011 – №. 3 – С. 126-129.
56. Абдулнагимов, А. И. Нейросетевые технологии в полунатурном моделировании: принципы реализации цифровых двойников ГТД/ А. И. Абдулнагимов, Г. К. Агеев //Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. – 2019. – Т. 23. – №. 4 (86).

57. Жернаков, С. В. Идентификация характеристик ГТД на основе технологии нейронных сетей/ С. В. Жернаков //Информационные технологии. – 2010. – №. 3. – С. 39-47.
58. Концевич, А. Г. Учет фактора времени при идентификации модели ГТД искусственной нейронной сетью/ А. Г.Концевич, С. В. Епифанов //Авиационно-космическая техника и технология. – 2006. – №. 10. – С. 144–151.
59. Гуревич, О.С. Управление авиационными газотурбинными двигателями: Учебное пособие./ О.С. Гуревич– М.: Изд-во МАИ, 2001. 100 с.
60. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Издательский дом Вильямс, 2008.
61. Роберт К. Основные концепции нейронных сетей/Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс. 2001.
62. Егупов Н. Д. и др. Методы робастного, нейронечеткого и адаптивного управления. М.: МГТУ им. НЭ Баумана. 2002.
63. Токарев, Б.Ф. Электрические машины./ Б.Ф. Токарев– М.: Энергоатомиздат, 1990. – 624 с.;
64. Брускин, Д.Э. Электрические машины и микромашины./ Д.Э Брускин, А.Е. Зорохович, В.С. Хвостов– М.: Высшая школа, 1990. – 528 с.
65. Веников В.А. Переходные электромеханические процессы в электрических системах. – М.: Высш. шк., 1985. – 536 с.
66. Морозовский, В.Т. Многосвязные системы автоматического регулирования. / В.Т. Морозовский– М.: Энергия, 1970. – 288 с.
67. Rahmoune, M. B. Neural network monitoring system used for the frequency vibration prediction in gas turbine/ Rahmoune M. B., Hafaifa A., Guemana M. //2015 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT). – IEEE, 2015. – С. 1-5.
68. Benrahmoune M. Detection and modeling vibrational behavior of a gas turbine based on dynamic neural networks approach //Strojnícky časopis-Journal of Mechanical Engineering. – 2018. – Т. 68. – №. 3. – С. 143-166.

69. Кузнецов, А. В. Имитационная модель малоразмерного газотурбинного двигателя / А. В. Кузнецов, Г. М. Макарьянц //Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. – 2017. – Т. 16. – №. 2. – С. 65-74.

70. Опыт разработки и применения интеллектуальных испытательных стендов авиационных газотурбинных двигателей при доводке цифровых САУ/ В.А. Седристый, С.В. Лозня, С.А. Пустовой, И.И. Степаненко. // “Інформаційні системи, обчислювальна й електронна техніка, системи зв'язку та прикладобудування: – 2009. – №1. – С.158 - 164.

71. Буряченко, А. Г. Стенд-имитатор турбовального двигателя АИ-450М для испытаний регулятора двигателя. Метрологическое обеспечение и аттестация стенда/ А. Г. Буряченко, В. М. Грудинкин, Д. С. Бурунов //Вісник двигунобудування. – 2015 – №. 2 – С.95-101.

72. Епифанов, С. В. Анализ методик синтеза математических моделей газотурбинных двигателей на этапе запуска / С. В. Епифанов, Ф. Ф. Сиренко, И. И. Головин //Авиационно-космическая техника и технология. – 2013 – №. 10 – С. 128-135.

73. Зеленков, Ю. А. Метод многокритериальной оптимизации на основе приближенных моделей исследуемого объекта/ Ю. А. Зеленков //Вычислительные методы и программирование. – 2010 – Т. 11. – №. 3 – С. 250-260.

74. Халилов, С. А. Исследование устойчивости отсека крыла методом идентификации краевых условий на основе упрощенной модели/ С. А. Халилов, В. Б. Минтюк //Авіаційно-космічна техніка і технологія. – 2003 – №. 2 – С. 6-10.

75. Горбунцов, В. В. Упрощенная модель динамики ракеты-носителя с учетом изгибных деформаций корпуса при полёте на активном участке траектории/ В. В. Горбунцов, А. Н. Заволока //Техническая механика. – 2010 – С. 93-102.

76. Алгоритм построения быстрорешаемой модели газотурбинной газоперекачивающей установки по экспериментальным данным/ Б.В. Кавалеров,

Г.А. Килин, К.А. Один, И.В. Бахирев, А.Ю. Поварницын //Вестник ИжГТУ имени МТ Калашникова. – 2013 – №. 3 – С. 116-118.

77. Кавалеров, Б. В. Алгоритм поиска нелинейной модели ГТУ для привода ГПА/ Б. В. Кавалеров, Г. А. Килин, И. В. Бахирев //Вестник ИжГТУ имени МТ Калашникова. – 2014 – №. 2 – С. 133-136.

78. Килин, Г. А. Получение нелинейной математической модели системы «газотурбинная установка-синхронный генератор» с помощью идентификации/ Г. А. Килин //Вестник ИжГТУ имени МТ Калашникова. – 2015 – №. 2 – С. 87-91.

79. Килин, Г.А. Программный комплекс для получения математических моделей газотурбинных электростанций/ Г.А. Килин, К.А. Один, Б.В. Кавалеров // Системы управления и информационные технологии: "Научная книга" – 2015 – Т. 59 – № 1.1 – С. 145-148.

80. Килин, Г.А. Получение быстрорешаемой модели системы «ГТУ - синхронный генератор» с помощью идентификации / Г.А. Килин, Е.О. Ждановский //Энергетика. Инновационные направления в энергетике. CALS-технологии в энергетике: Пермский национальный исследовательский политехнический университет – 2014 – № 1 – С. 178-188.

81. Kilin, G.A. Application of clustering algorithm for creating a gas turbine unit model/ G.A. Kilin// Инновационные процессы в исследовательской и образовательной деятельности: Пермский национальный исследовательский политехнический университет – 2014 – № 1 – С. 84-85.

82. Кавалеров, Б. В. Автоматизация испытаний электроэнергетических газотурбинных установок посредством программного моделирующего комплекса / Б. В. Кавалеров, В.А. Тарасов, Г.А. Килин, К.А.Один // Энергетика. Инновационные направления в энергетике. CALS-технологии в энергетике. – 2012 – №. 1 – С. 225-236.

83. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015616156 «Идентификация газотурбинных установок и электроэнергетической системы» («Идентификация ГТУ-ЭЭС»)/ Кавалеров Б.В., К.А., Один Г.А. **Килин Г.А.** Дата регистрации 02.06.2015.

84. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014660371 «Генетический идентификатор газотурбинных установок» («Генетический идентификатор ГТУ»)/ Кавалеров Б.В., Один К.А., **Килин Г.А.** Дата регистрации 07.10.2014.

85. Килин, Г.А. Получение нелинейной модели ГТУ на основе нейронной сети/ Г.А. Килин, И.В. Бахирев, Б.В. Кавалеров //Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике. – 2015. – Т. 1 – С. 72– 77.

86. свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015662588 «Автоматизированное получение нейросетевых моделей газотурбинных установок и электроэнергетической системы» («Нейросетевая модель ГТУ-ЭЭС»)/ Бахирев И.В., **Килин Г.А.**, Кавалеров Б.В. Дата приор. 05.10.2015. Дата регистрации 26.11.2015.

87. Килин, Г. А. Применение генетического алгоритма в задачах настройки и оптимизации систем управления газотурбинными установками/ Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров, К. А. Один //Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2014 – №. 2 – С.7-19.

88. Сабанин, В. Р. Модифицированный генетический алгоритм для задач оптимизации в управлении/ В. Р. Сабанин, Н. И. Смирнов, А. И. Репин //Exponenta Pro. Математика в приложениях: SoftLine – 2004 – №. 3-4 – С. 78-85.

89. Батищев, Д. И. Оптимизация многоэкстремальных функций с помощью генетических алгоритмов/ Д. И. Батищев, С. А. Исаев //Межвуз. сборник: ВГТУ – 1997 – №. 3 – С. 4-17.

90. Еремеев А. В. Генетические алгоритмы и оптимизация. – Омск: Изд-во Ом. гос. ун-та, 2008.

91. Батищев, Д. И. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации./ Д. И. Батищев, Е. А. Неймарк, Н. В. Старостин – Н. Новгород: Изд-во Нижегород. госуниверситета, 2006.

92. Сухарев, А. Г. Курс методов оптимизации./ А. Г. Сухарев, А. В. Тимохов, В. В. Федоров– Наука, 1986.

93. Гусейнов, Ф.Г. Упрощение расчетных схем электрических систем./ Ф.Г. Гусейнов–М.: Энергия, 1978. – 184 с.
94. Жуков, В.В. Короткие замыкания в узлах комплексной нагрузки электрических сетей./ В.В. Жуков– М.: Изд-во МЭИ, 1994. – 224 с.
95. Кавалеров, Б.В. Математическое моделирование в задачах автоматизации испытаний систем управления энергетических газотурбинных установок/ Б.В. Кавалеров // Известия Юго-Западного государственного университета. – 2011. – №1. – С. 74–83.
96. Клиот-Дашинский, М.И. Алгебра матриц и векторов./ М.И. Клиот-Дашинский– СПб.: Лань, 1998. – 160 с.
97. Кетнер К.К., Козлова И.А., Сендюров В.М. Алгоритмизация расчетов переходных процессов автономных электроэнергетических систем. – Рига: Зинатие, 1981. – 166 с.
98. Веников, В.А.. Электрические системы. Электрические расчеты, программирование и оптимизация режимов // В.А. Веников– М.: Высш. школа., 1973. – 318 с.
99. Radman, G. Dynamic model for power systems with multiple FACTS controllers / G.Radman. – In: Electric power systems research, Bd. 78 (2008), 3, S. 361–371.
100. Yadaiah, N. Linearisation of multi-machine power system: Modeling and control – A survey / N. Yadaiah. – In: International journal of electrical power & energy systems, Bd.29 (2007), 4, S. 297–311.
101. Xue, W. Multilevel Task Partition Algorithm for Parallel Simulation of Power System Dynamics / W. Xue. – In: Lecture notes in computer science (2007), 4487, S. 529–537.
102. Luca, A. De. Power System Simulators for Design and Operations: Two Different Approaches? // A. De Luca. – In: ESA SP, Bd. 502 (2002), S. 201–208.
103. Hiskens, I. A. Sensitivity, Approximation, and Uncertainty in Power System Dynamic Simulation / I. A. Hiskens. – In: IEEE transactions on power systems, Bd. 21 (2006), 4,S. 1808–1820.

104. Программный комплекс «Комплекс математических моделей электрогенератора и электросети» / А.Б. Петроченков, Б.В. Кавалеров, А.А. Шигапов, К.А. Один, А.И. Полулях, А.С. Ситников, И.Г. Лисовин, Е.Н. Ширинкина «КМЭС» /Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2011611839 РФ. / Дата регистрации 28.02.2011.

105. Программа «КМЭС». Руководство оператора. / Перм. гос. техн. ун-т – Пермь, 2009. – 28 с.

106. Программа «КМЭС». Руководство программиста. / Перм. гос. техн. ун-т – Пермь, 2009. – 65 с.

107. Кавалеров, Б. В. Всережимная быстрорешаемая модель газотурбинной газоперекачивающей установки/ Б. В. Кавалеров, Г. А. Килин, К. А. Один //Известия Юго-Западного государственного университета. Серия ТЕХНИКА И ТЕХНОЛОГИИ: ФГБОУ ВПО «Юго-Западный государственный университет» – 2013 – С. 42-47.

108. Килин, Г. А. Структурно-параметрическая идентификация модели газотурбинной установки на основе генетического алгоритма/ Г. А. Килин, К. А. Один, Б. В. Кавалеров //Фундаментальные исследования: Общество с ограниченной ответственностью "Издательский Дом "Академия Естествознания" – 2014 – №. 11-7 – С.1480-1484.

109. Идентификация газоперекачивающего агрегата для модельного испытания и настройки системы управления/ Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров, И.В. Бахирев, А.Ю. Поварницын //Вестник Воронежского государственного университета, Серия: Системный анализ и информационные технологии: Издательский дом ВГУ – 2014 – №1 – С.65–71.

110. Килин, Г. А. Построение быстрорешаемой модели ГТУ для автоматизированной настройки систем управления/ Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров, К. А. Один //Научные исследования и инновации. – 2012 – Т. 6. – №. 1 – С. 157-164.

111. Килин, Г. А. Идентификация МТ Capstone для модельного испытания и настройки систем управления/ Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров, К. А. Один

//Материалы VI Всероссийской научно-технической интернет-конференции «Энергетика. Инновационные направления в энергетике. CALS-технологии в энергетике. – 2012 – С. 168-174.

112. Килин Г.А., Кавалеров Б.В., Один К.А. Выбор математических моделей для газотурбинных установок различных версий применения/ Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров, К.А. Один // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2013 – № 8 – С. 155-165.

113. Кавалеров, Б. В. Автоматизированное формирование упрощенных моделей ГТУ для многофункциональных тренажерных комплексов/ Б. В. Кавалеров, К. А. Один, Г. А. Килин // ЭНЕРГЕТИКА. ИННОВАЦИОННЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ В ЭНЕРГЕТИКЕ. CALS-ТЕХНОЛОГИИ В ЭНЕРГЕТИКЕ. – 2013 – №. 1. – С. 89-97.

114. Тейл, Г. Экономические прогнозы и принятие решений./ Г. Тейл – Статистика, 1971.

115. Килин, Г. А. Автоматизация настройки систем управления электроэнергетическими газотурбинными установками на основе нейросетевых моделей/ Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2018. – С. 30-35.

116. Килин, Г. А. Выбор архитектуры нейронной сети для построения математической модели газотурбинной электростанции / Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров, Е. Д. Масыгин //Актуальные проблемы электромеханики и электротехнологий АПЭЭТ-2017. –Екатеринбург, 2017. – 2017. – С. 209-214.

117. Килин, Г. А. Настройка параметров нейронной сети для получения математической модели газотурбинной электростанции / Г. А. Килин //НАУКА СЕГОДНЯ: ЗАДАЧИ И ПУТИ ИХ РЕШЕНИЯ. – 2016. – С. 25-26.

118. Килин, Г. А. Разработка математической модели газотурбинной электростанции на основе технологии нейронных сетей/ Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров // Климовские чтения–2016: перспективные направления развития двигателестроения. –2016. – С. 229–23.

119. Килин, Г. А. Перспективы использования нейросетевых технологий в задаче получения математических моделей системы" газотурбинная установка - синхронный генератор" / Г. А. Килин, Б. В. Кавалеров //Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике. – 2016. – Т. 1. – С. 51-55.
120. Килин, Г. А. Преимущества нейронных сетей в задачах получения математических моделей системы ГТУ-СГ/ Г. А. Килин //Труды IX международной (XX Всероссийской) конференции по автоматизированному электроприводу АЭП-2016. – 2016. – С. 52-55.
121. Килин, Г.А. Использование нейросетевой модели для настройки автоматических регуляторов газотурбинной электростанции/ Г.А. Килин, И. Р. Зиятдинов, Б.В. Кавалеров // Известия Уральского государственного горного университета. – 2016. – С. 66 – 69.
122. Килин, Г.А. Разработка нейросетевой модели газотурбинной электростанции для настройки регуляторов газотурбинной установки/ Е.О. Ждановский, Б.В. Кавалеров, Г.А. Килин //Фундаментальные исследования. – 2017. – Т. 3. – №. 12. – С. 479-485.
123. A Software System for Configuring the Parameters of a Power Plant Regulator/ B.V. KavaleroV, I.V. Bakhirev, G.A. Kilin, E.A. Chabanov, E.O. Zhdanovskij // Russian Electrical Engineering. – 2018. – Vol. 89. – № 11. – С. 675-678.
124. Борисов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика/В.В. Круглов, В.В Борисов //М.: Горячая линия–Телеком. – 2001.
125. Elman J. L. Finding structure in time //Cognitive science. – 1990. – Т. 14. – №. 2. – С. 179-211.
126. Акинина А. В. Оптимизация гиперпараметров сверточной нейронной сети, используемой при построении двумерных карт местности / А. В. Акинина, М. Б. Никифоров //Современные информационные технологии и ИТ-образование. – 2020. – Т. 16. – №. 2. – С. 351-357.
127. Zheng M., Tang W., Zhao X. Hyperparameter optimization of neural network-driven spatial models accelerated using cyber-enabled high-performance

computing //International Journal of Geographical Information Science. – 2019. – Т. 33. – №. 2. – С. 314-345.

128. Шолтанюк С. В. Влияние гиперпараметров нейронной сети на её численную обусловленность //Цифровая трансформация. – 2020. – №. 1. – С. 43-50.

129. Дударенко Д. М., Смирнов П. А. Настройка гиперпараметров искусственной нейронной сети для навигации мобильной платформы //Известия Юго-Западного государственного университета. – 2020. – Т. 23. – №. 6. – С. 115-132.

130. Килин, Г.А. Получение и предобработка экспериментальных данных для создания обучающей выборки для нейронной сети/ Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров, Е.О. Ждановский // Инновационные технологии: теория, инструменты, практика. – 2018. – С. 96-100.

131. Goodfellow I. et al. Generative adversarial nets //Advances in neural information processing systems. – 2014. – Т. 27

132. Нерус Д. В. Порождение музыки с помощью генеративно-сопоставительных сетей //ИМЕНИ МВ ЛОМОНОСОВА ФИЛИАЛ МГУ В Г. СЕВАСТОПОЛЕ. – 2020. – С. 58.

133. Шкиря А. С. Разработка генеративно-сопоставительной сети для создания изображений //Научное сообщество студентов. Междисциплинарные исследования. – 2020. – С. 37.

134. Салахутдинов Э. Р. и др. Применение генеративно-сопоставительных нейронных сетей //Modern Science. – 2019. – №. 6-1. – С. 229-232.

135. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks //Machine learning. – 1995. – Т. 20. – №. 3. – С. 273-297.

136. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps //Biological cybernetics. – 1982. – Т. 43. – №. 1. – С. 59-69.

137. Килин, Г.А. Нейросетевая математическая модель для автоматизации испытаний системы автоматического управления газотурбинных электростанций

малой и средней мощности/ Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров // Современные наукоемкие технологии. – 2019. – № 2 – С. 78-82.

138. Килин, Г.А. Преимущества использования обучения с подкреплением для обучения нейронной сети/ Г.А. Килин, Е.О. Ждановский // Автоматизированные системы управления и информационные технологии. – Т. 1. – 2018. – С. 152-158.

139. Программный комплекс для реализации обучения с подкреплением/ Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров, И.В. Бахирев, Е.О. Ждановский, Д.А. Опарин// Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2018. – № 27. – С. 195-209.

140. Erhan D. et al. Why does unsupervised pre-training help deep learning? //Journal of Machine Learning Research. – 2010. – Т. 11. – №. Feb. – С. 625-660.
Neural Networks, Science, 28 July 2006, Vol. 313. no. 5786, pp. 504 - 507.

141. Hinton G. E., Salakhutdinov R. R. Reducing the dimensionality of data with neural networks //science. – 2006. – Т. 313. – №. 5786. – С. 504-507.

142. Программный комплекс «Нейродин» / Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров /Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017614742 РФ. / Дата регистрации 26.04.2017.

143. Роберт Мартин Чистый код: Создание, анализ и рефакторинг. Библиотека программиста. – СПб.: Питер, 2010. – 464 с.

144. Иноземцев А.А., Нихамкин М.А. и др. Автоматика и регулирование авиационных двигателей и энергетических установок, Т.5. – М.: Машиностроение, 2008. – 190 с.

145. KavaleroV B. V., Bakhirev I. V., Kilin G. A. An investigation of adaptive control of the rotation speed of gas turbine power plants //Russian Electrical Engineering. – 2016. – Т. 87. – №. 11. – С. 607-611.

146. KavaleroV B. V., Bakhirev I. V., Kilin G. A. Adaptive control of the rotational frequency of a gas-turbine unit using a tunable model // Russian Electrical Engineering. – 2017. – Т. 88. – №. 11. – С. 738-741.

147. О задачах исследования адаптивного управления электростанциями на базе конвертированных авиационных ГТУ/ Б.В. Кавалеров, Е.А. Маталасова, И.В. Бахирев, Г.А. Килин//Вестник ПНИПУ. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2014. – №. 11. – С. 65-77.

148. Килин, Г.А. Адаптивное управление автономными и неавтономными газотурбинными электростанциями с учетом электрической нагрузки/ И.В. Бахирев, Г.А. Килин, Б.В. Кавалеров // Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике. – 2016. – С. 15–23.

149. Кавалеров Б.В., Один К.А., Даденков Д.А. Автоматическая настройка систем автоматического управления газотурбинными установками с использованием алгоритмов библиотеки Apache Commons Math. Современные проблемы науки и образования, 2014, №1. URL: www.science-education.ru/115-12039 (дата обращения: 12.03.2014).

150. Васильев В.Г. Критерии качества систем автоматического управления. Тверь. – 2007, 17 с.

151. URL: <http://www.neuroproject.ru/genealg.php> (дата обращения 10.04.2014)

152. Сильверстов А.Н., Чинаев П.И. Идентификация и оптимизация автоматических систем./ А.Н. Сильверстов, П.И. Чинаев– М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.

153. Кожевников, Ю.В. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебное пособие для вузов. / Ю.В. Кожевников. – М.: Машиностроение, 2002. – 416 с.

154. Скоробогатов С. В. Факторный анализ процессов в камере сгорания авиационного двигателя как основа для обоснования номенклатуры эксплуатационных требований //Crede Experto: транспорт, общество, образование, язык. – 2020. – №. 3. – С. 6-19.

155. Giangaspero G., MacManus D., Goulos I. Surrogate models for the prediction of the aerodynamic performance of exhaust systems //Aerospace Science and Technology. – 2019. – Т. 92. – С. 77-90.

Приложение А

Изменение ошибки в процессе обучения нейронной сети в зависимости от способа инициализации весовых коэффициентов

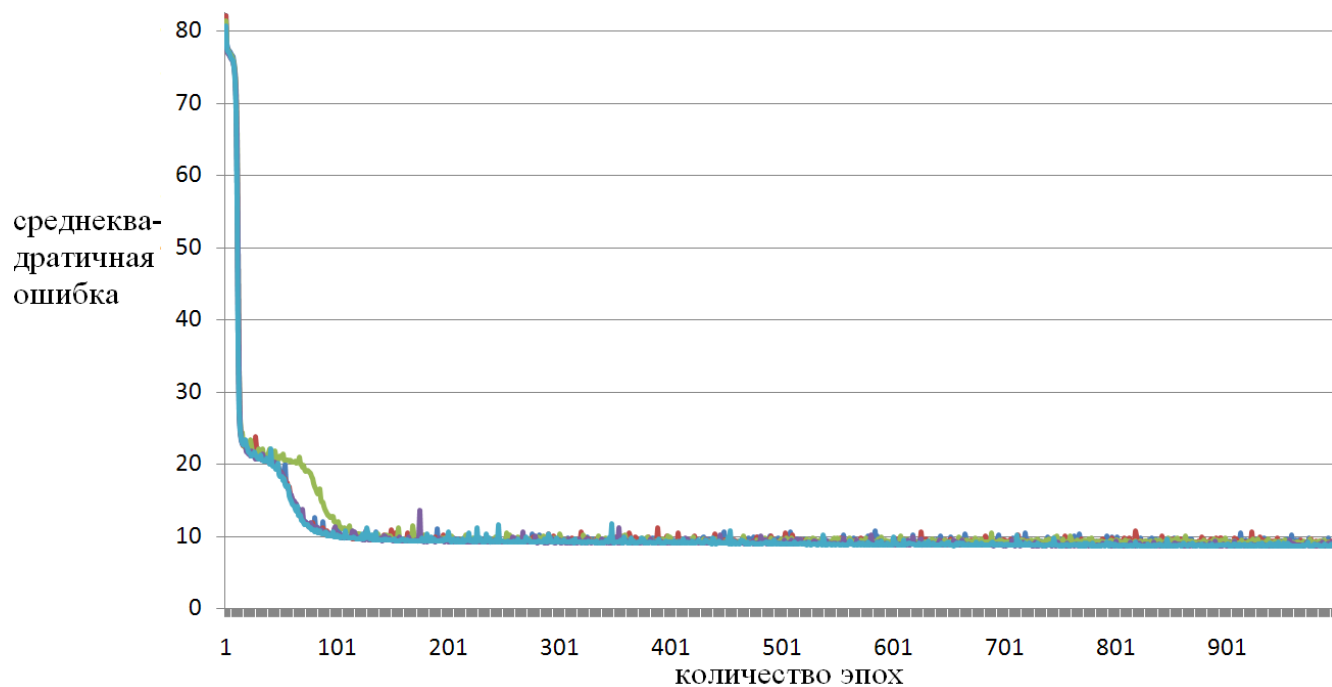


Рисунок А.1 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для обучающей выборки (каждый вес при инициализации равен $0.01/n$)

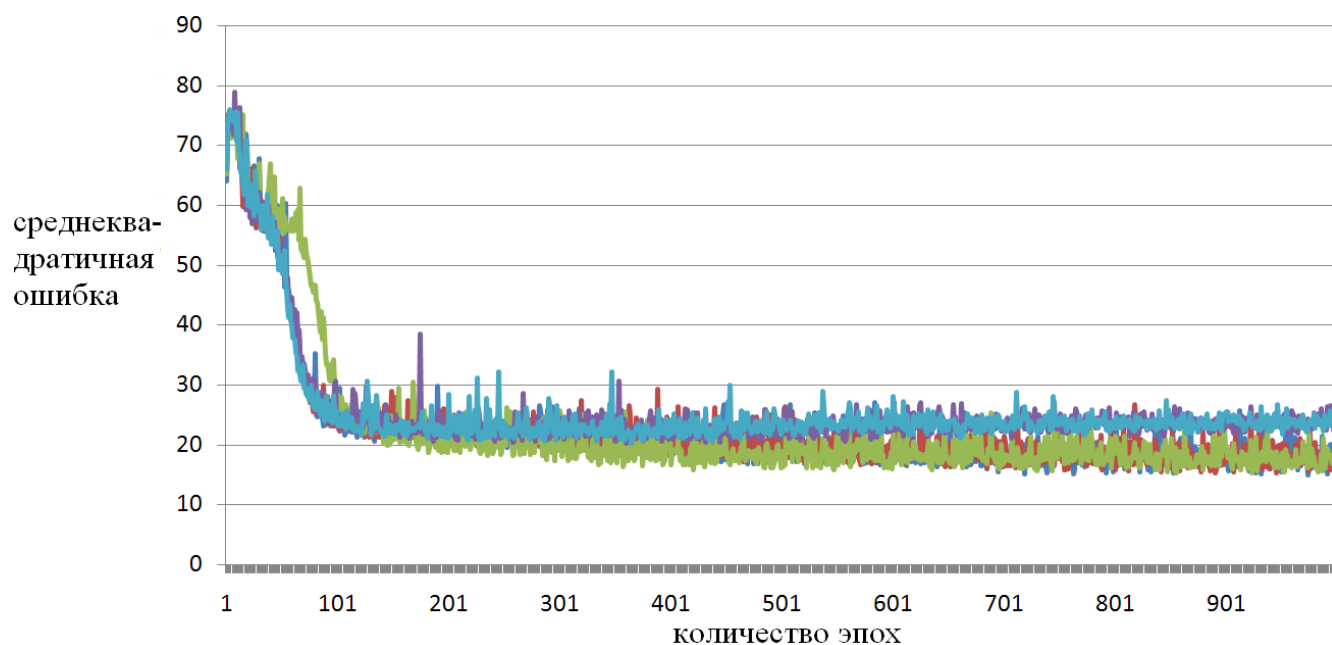


Рисунок А.2 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для тестовой выборки (каждый вес при инициализации равен $0.01/n$)

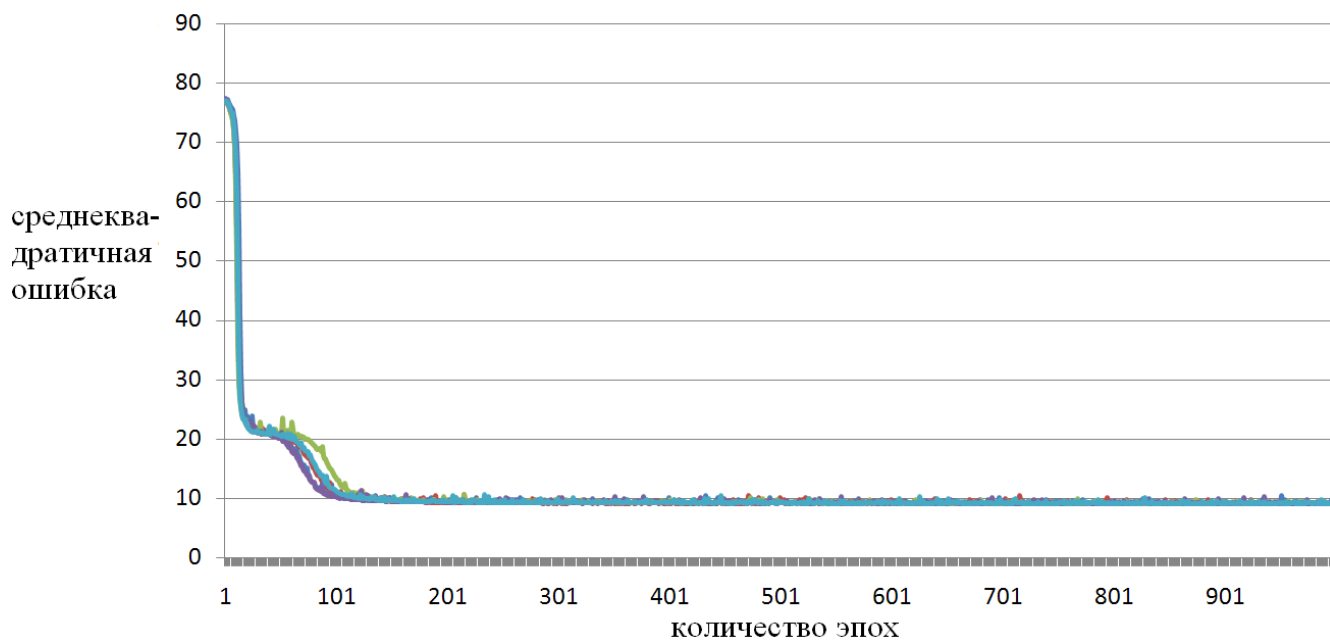


Рисунок А.3 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для обучающей выборки (каждый вес при инициализации равен $0.5/n$)

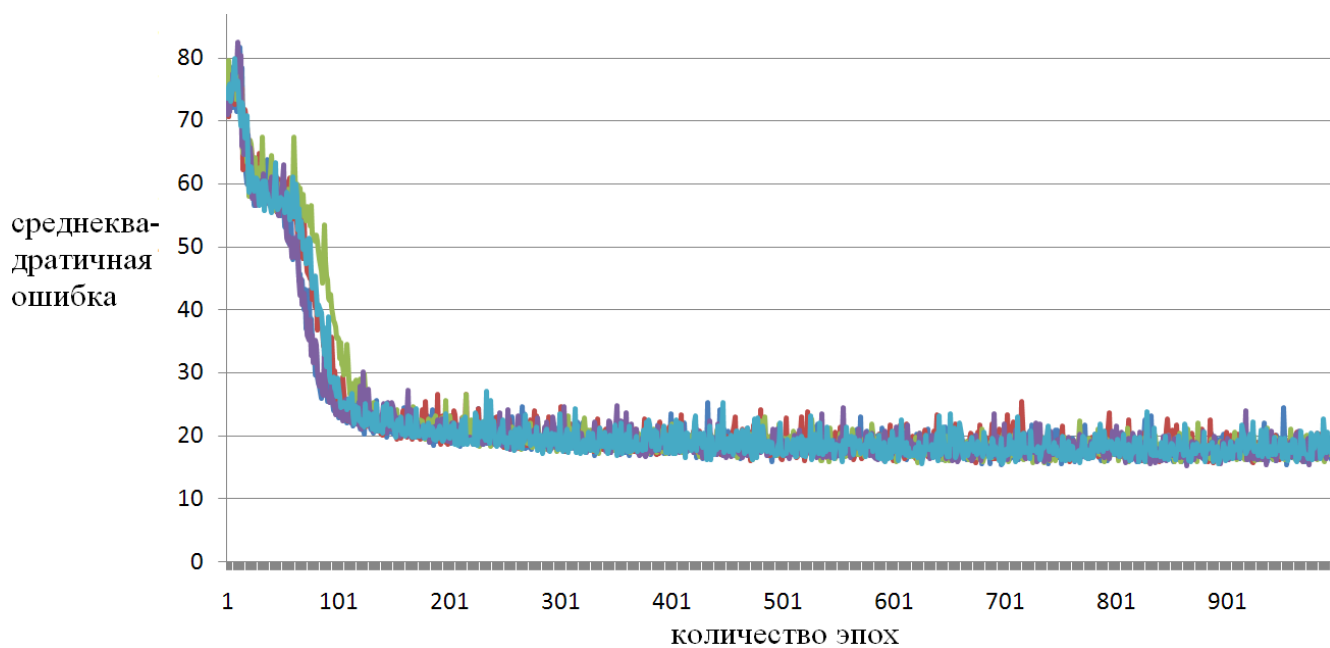


Рисунок А.4 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для тестовой выборки (каждый вес при инициализации равен $0.5/n$)

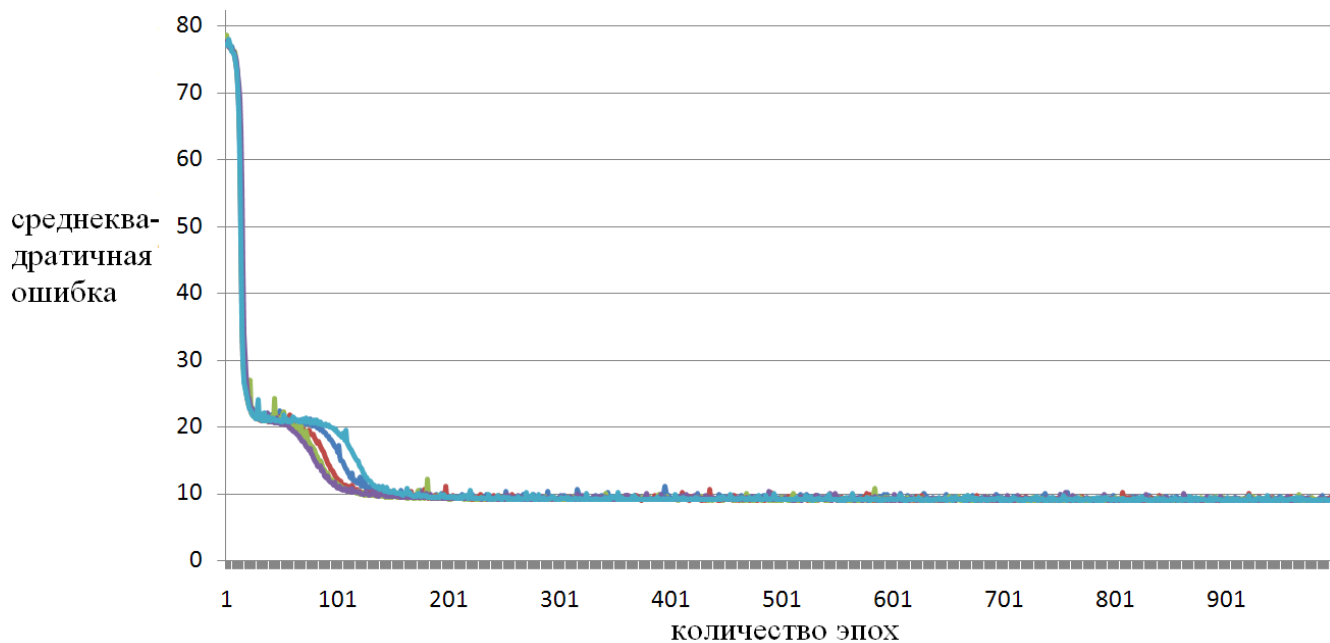


Рисунок А.5 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для обучающей выборки (каждый вес при инициализации равен $1/n$)

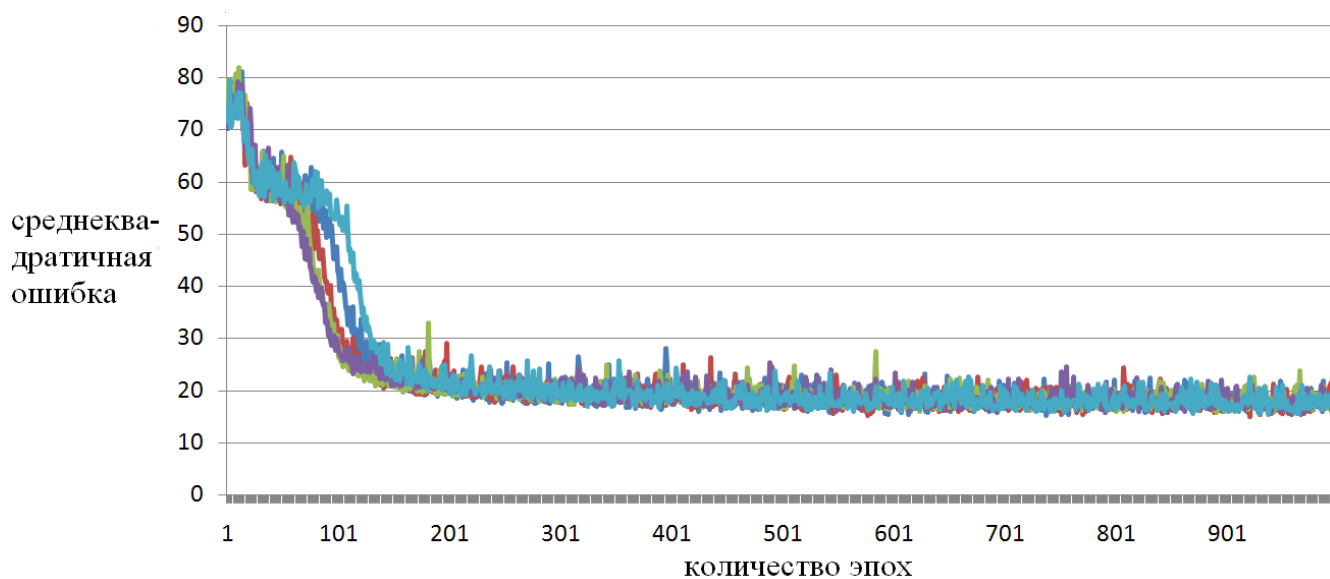


Рисунок А.6 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для тестовой выборки (каждый вес при инициализации равен $1/n$)

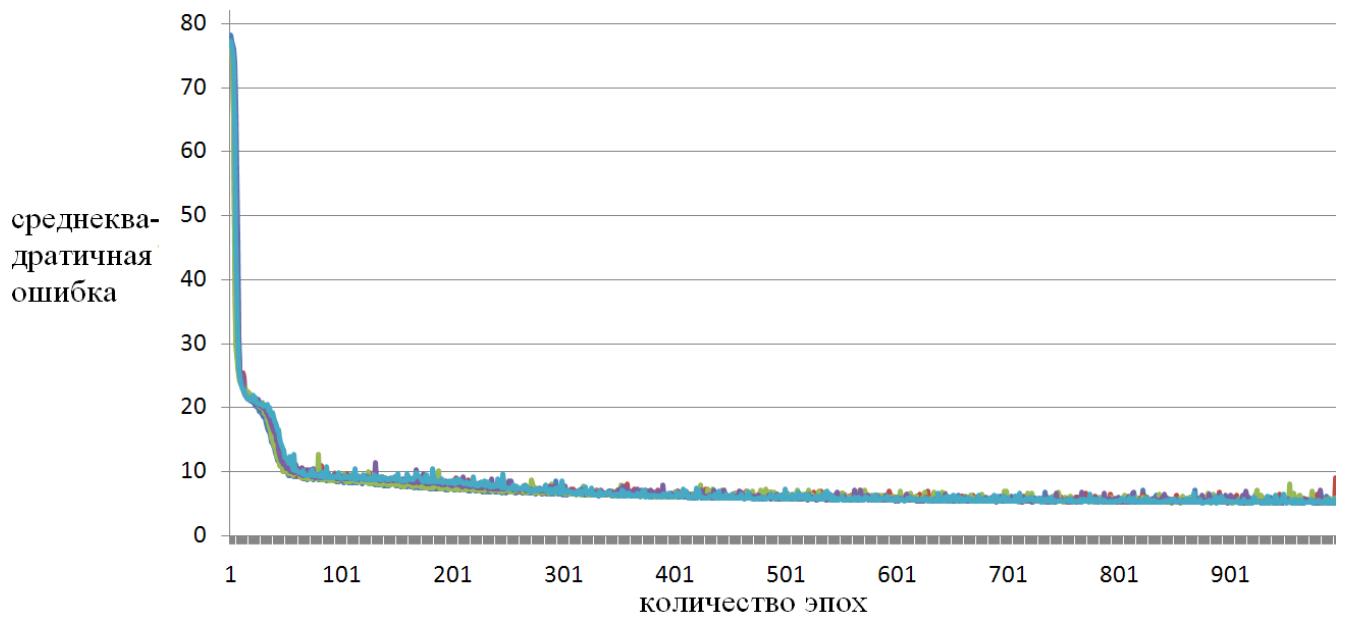


Рисунок А.7 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для обучающей выборки (веса инициализируются случайно в диапазоне от -1 до 1 и делятся на n)

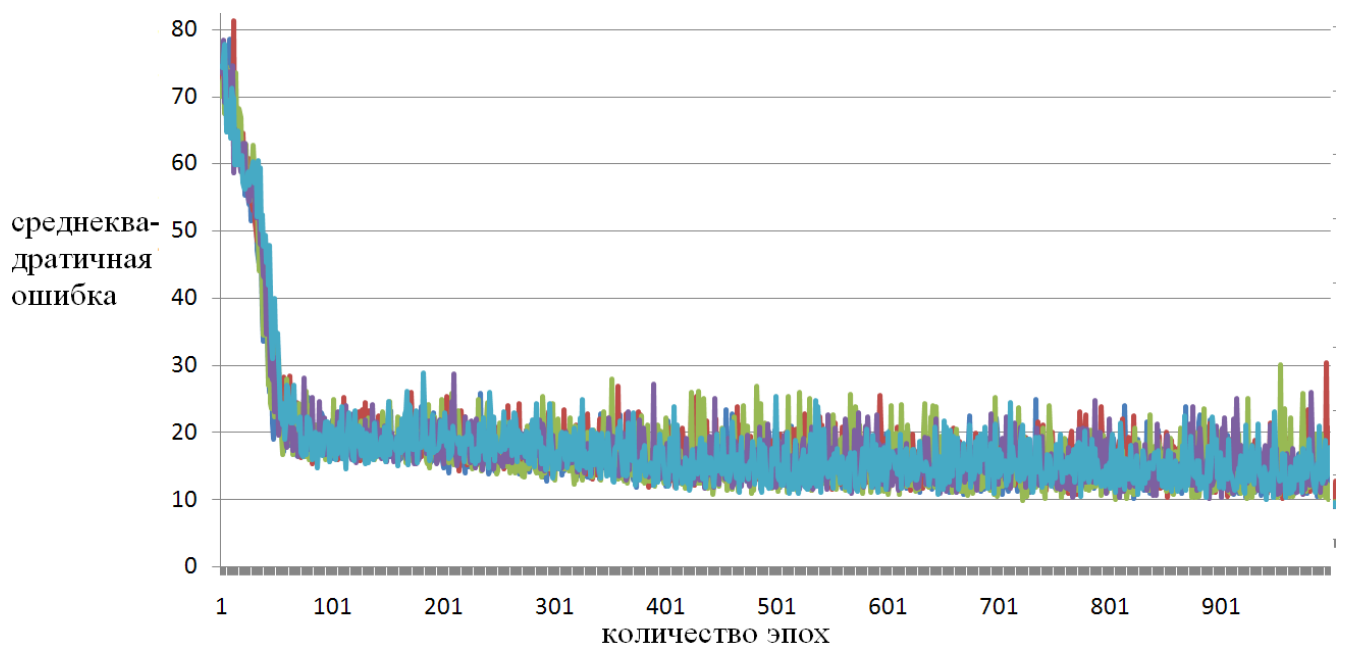


Рисунок А.8 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для тестовой выборки (веса инициализируются случайно в диапазоне от -1 до 1 и делятся на n)

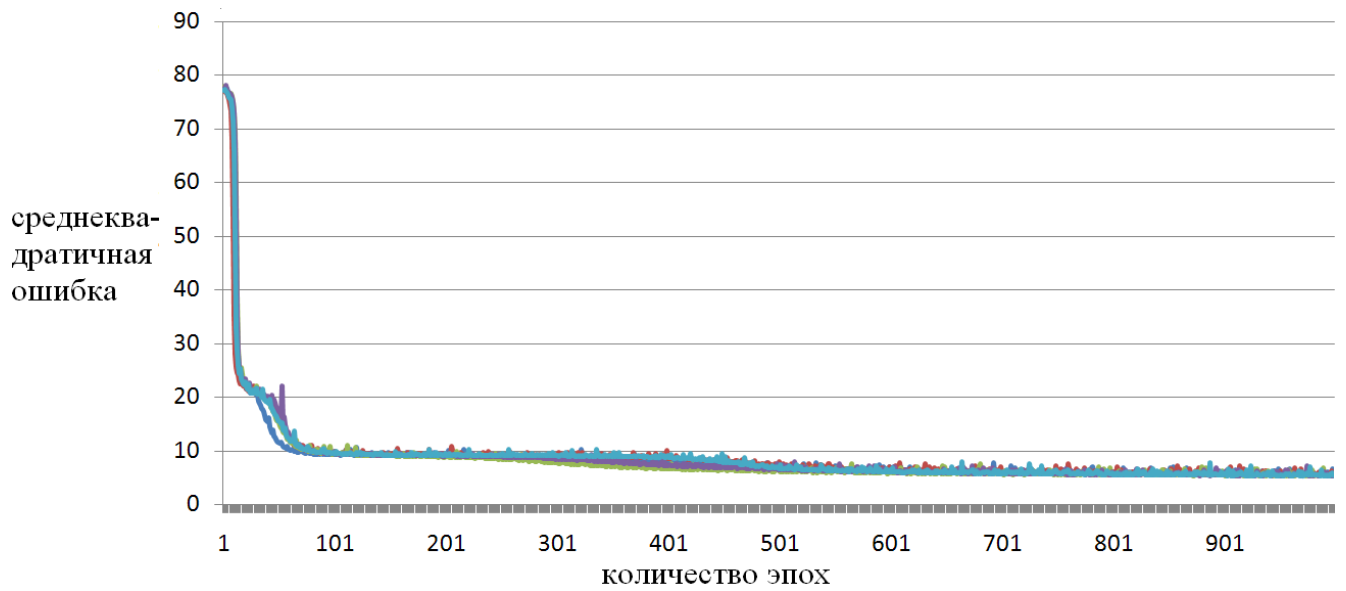


Рисунок А.9 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для обучающей выборки (веса инициализируются случайно в диапазоне от 0 до 1 и делятся на n)

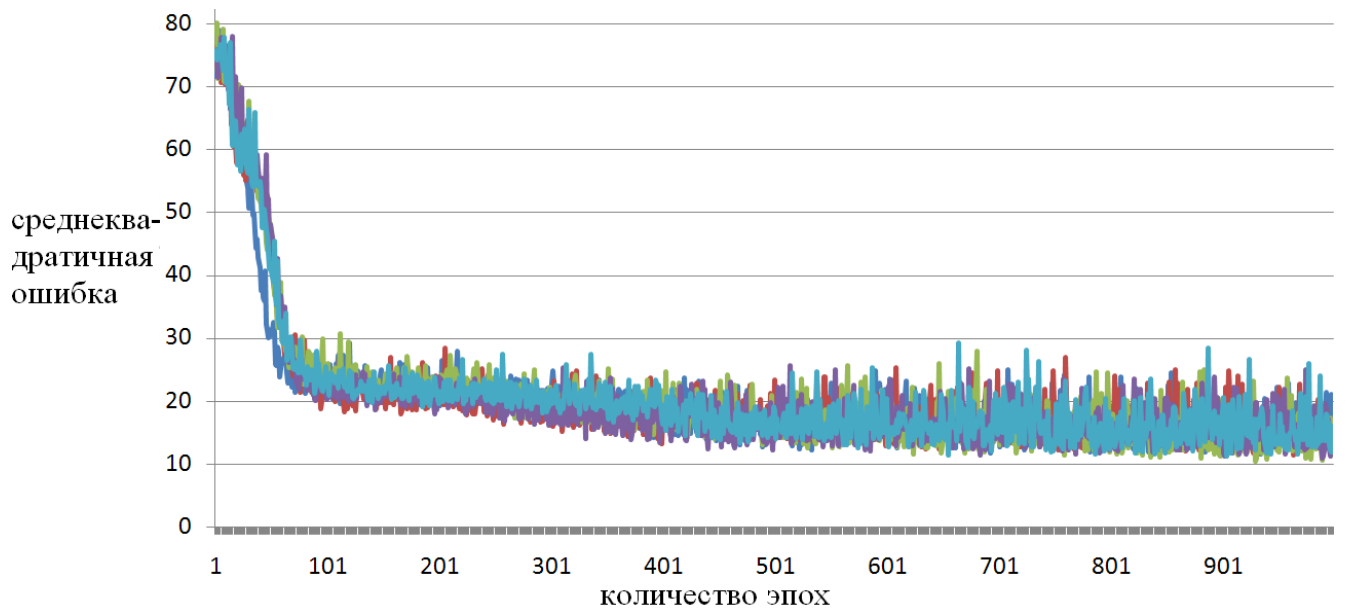


Рисунок А.10 – Изменение ошибки 5 экспериментов в ходе обучения для тестовой выборки (веса инициализируются случайно в диапазоне от 0 до 1 и делятся на n)

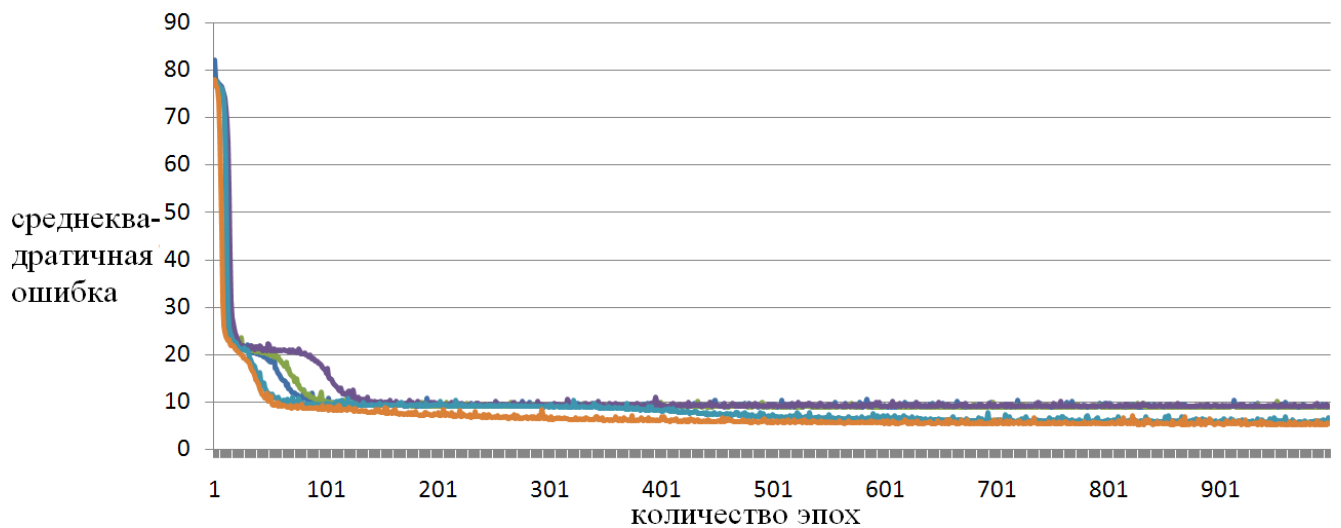


Рисунок А.11 – Сравнение изменения ошибки для разных способов инициализации весов для обучающей выборки (синяя – $0.01/n$, зеленая – $0.5/n$, фиолетовая – $1.0/n$, голубая – от 0 до 1 делим на n , коричневая – от -1 до 1 делим на n)

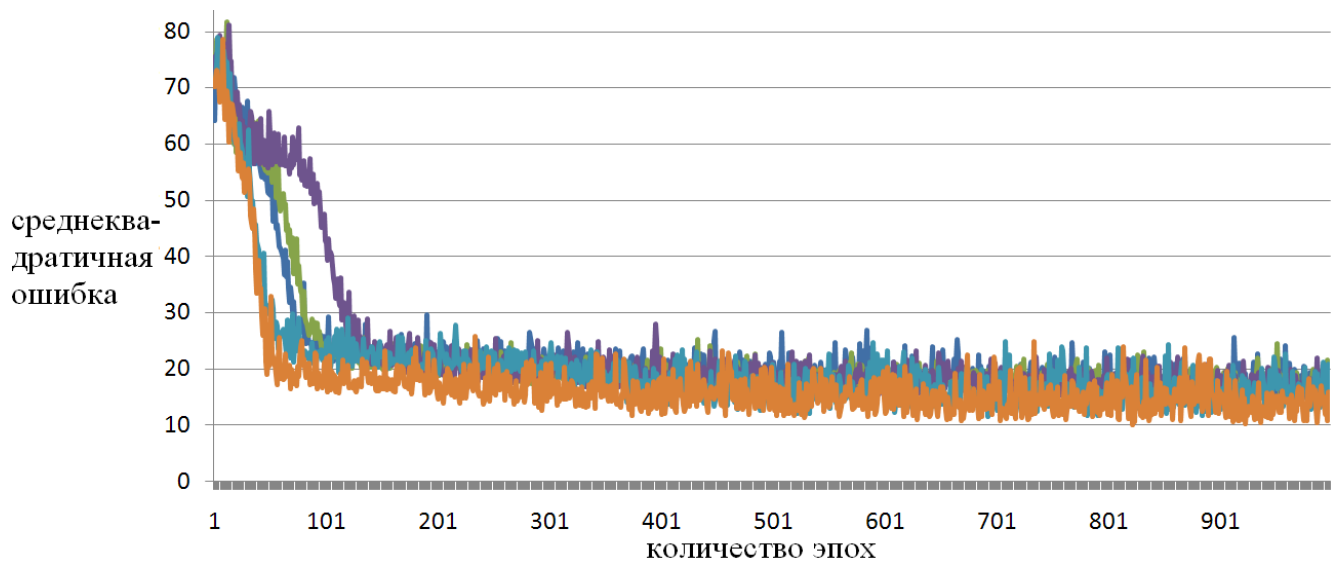


Рисунок А.12 – Сравнение изменения ошибки для разных способов инициализации весов для тестовой выборки (синяя – $0.01/n$, зеленая – $0.5/n$, фиолетовая – $1.0/n$, голубая – от 0 до 1 делим на n , коричневая – от -1 до 1 делим на n)

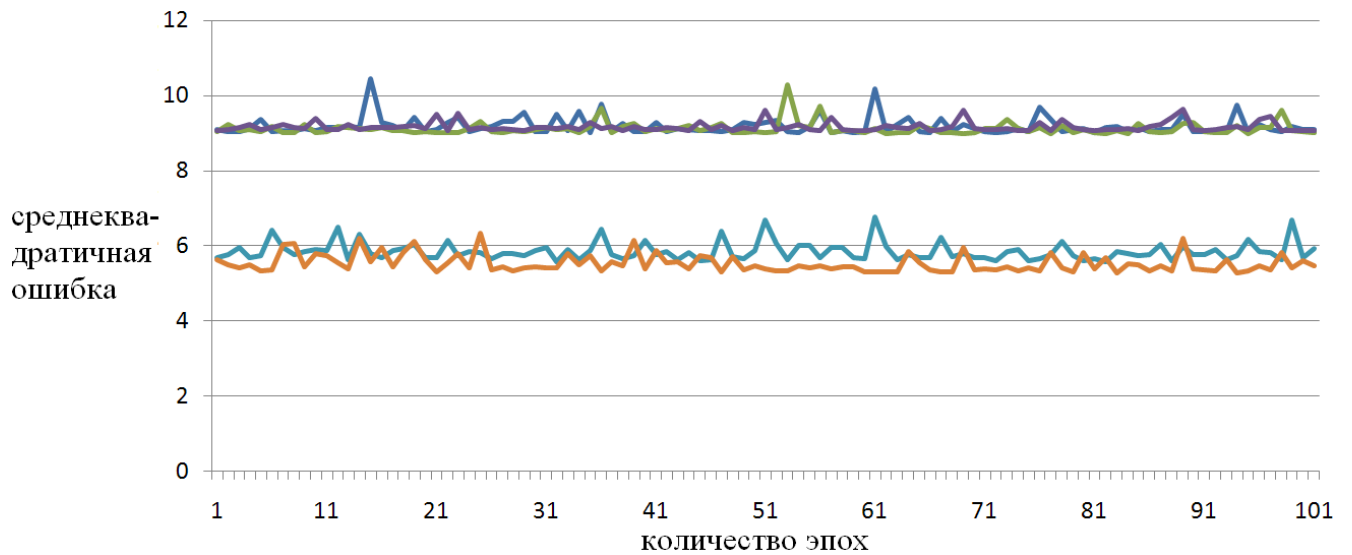


Рисунок А.13 – Сравнение изменения ошибки для разных способов инициализации весов для обучающей выборки (синяя – $0.01/n$, зеленая – $0.5/n$, фиолетовая – $1.0/n$, голубая – от 0 до 1 делим на n , коричневая – от -1 до 1 делим на n , последние 100 эпох обучения)

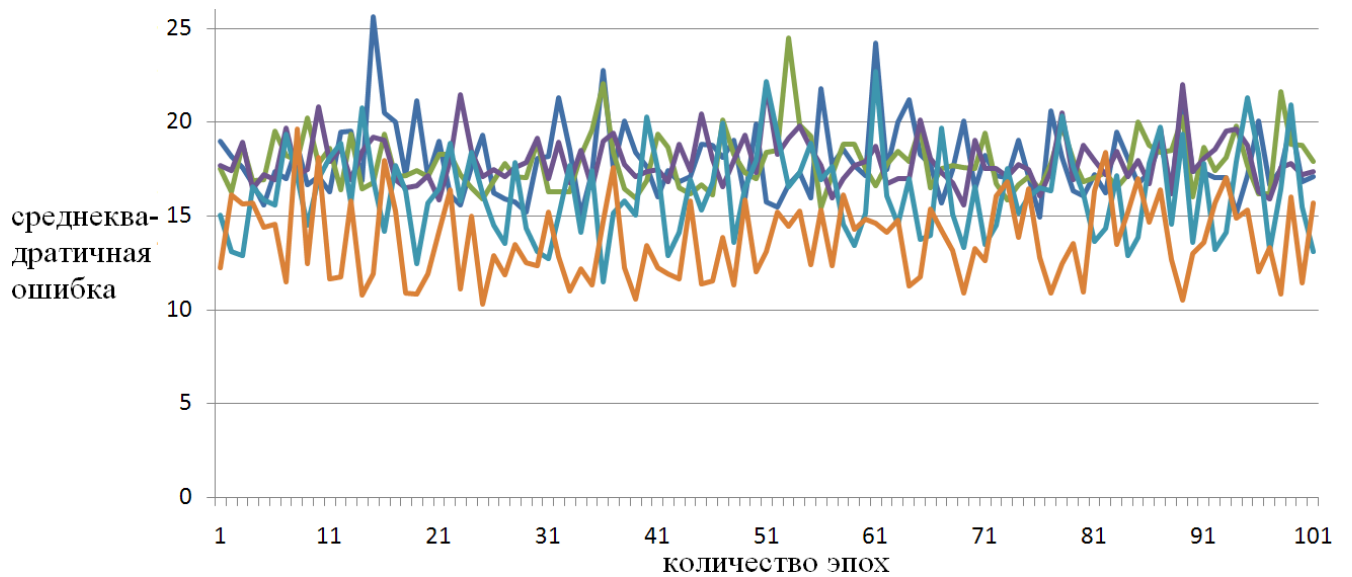


Рисунок А.14 – Сравнение изменения ошибки для разных способов инициализации весов для тестовой выборки (синяя – $0.01/n$, зеленая – $0.5/n$, фиолетовая – $1.0/n$, голубая – от 0 до 1 делим на n , коричневая – от -1 до 1 делим на n , последние 100 эпох обучения, последние 100 эпох обучения)

Приложение Б

Экспериментальные данные для режима наброса нагрузки схемы ГТЭС работающей на выделенную нагрузку

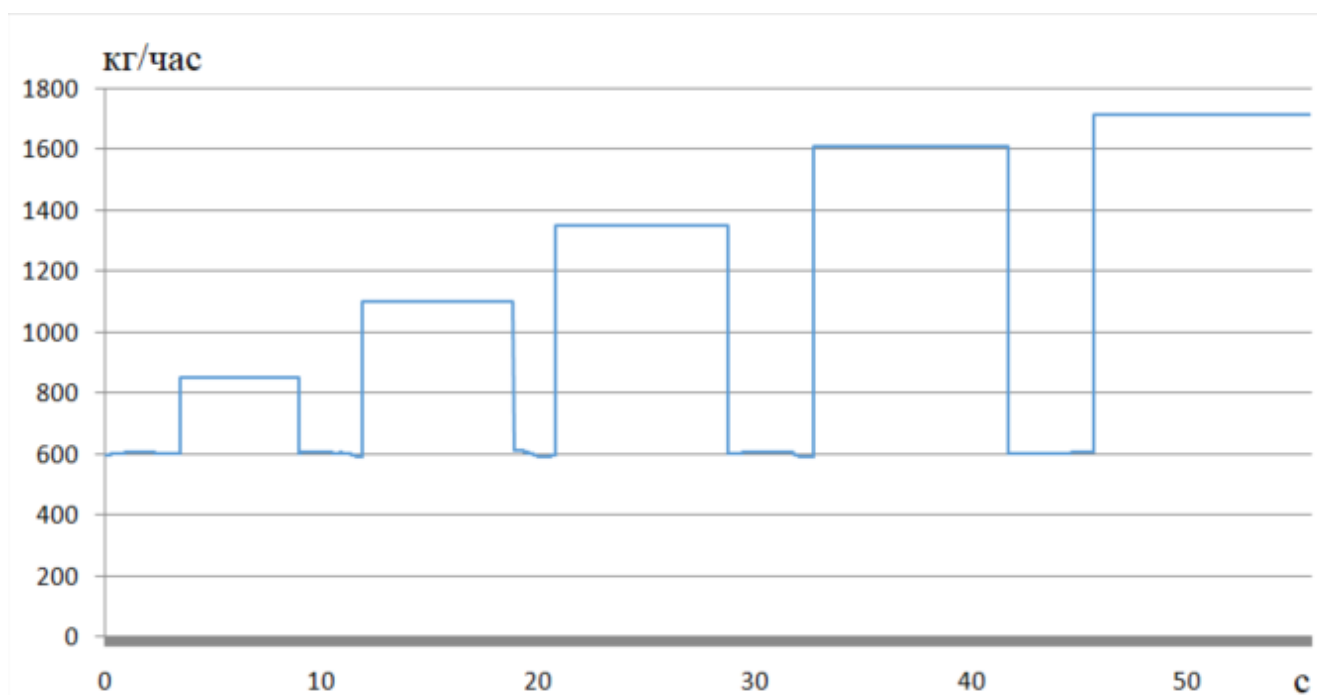


Рисунок Б.1 – Изменение расхода топлива ГТУ в экспериментальных данных

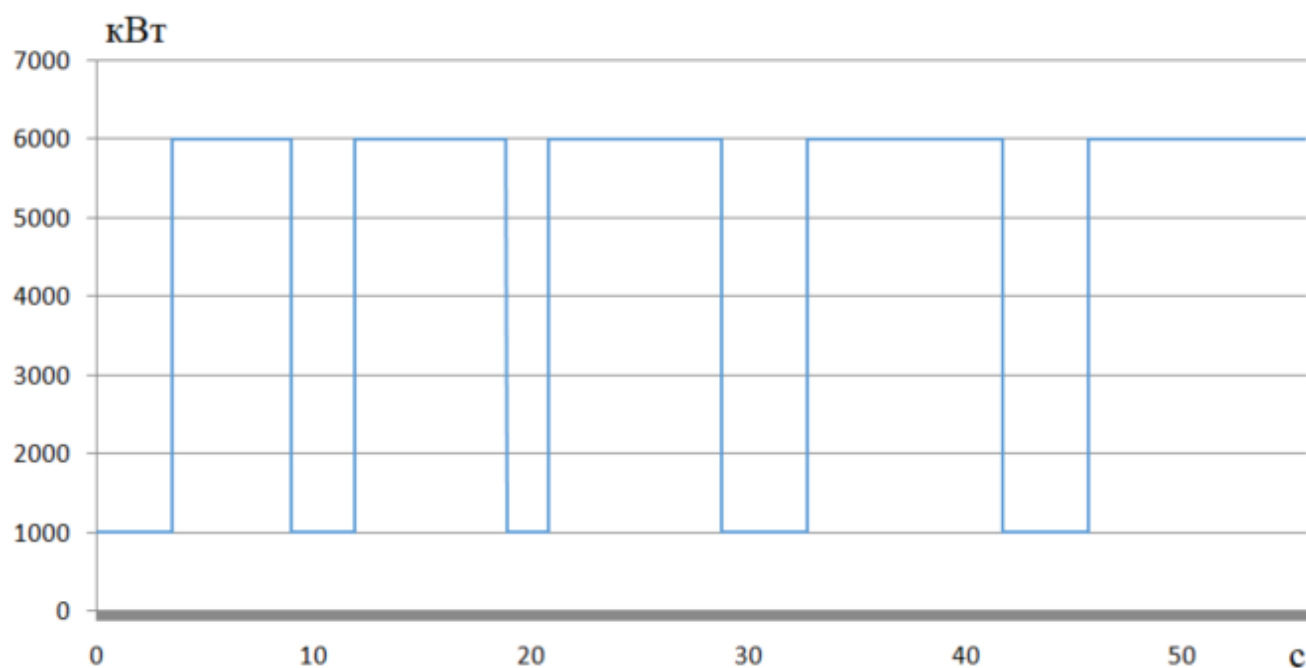


Рисунок Б.2 – Изменение активной мощности нагрузки в экспериментальных
данных

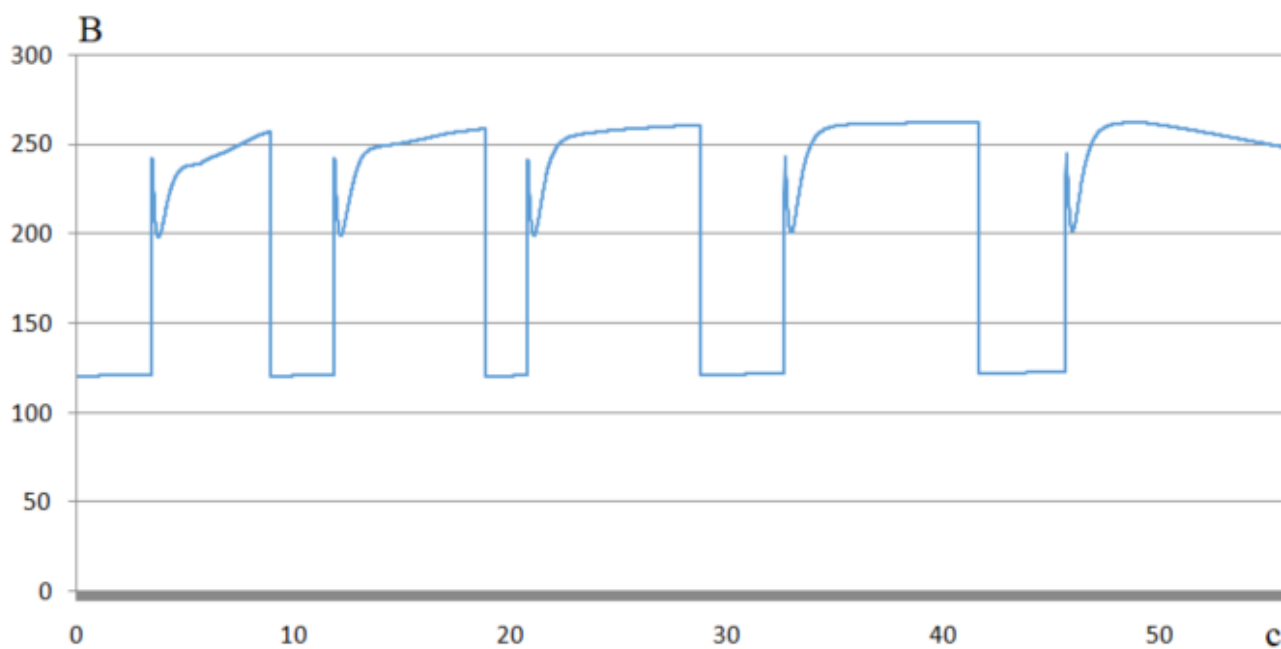


Рисунок Б.3 – Изменение напряжения возбуждения СТ в экспериментальных данных

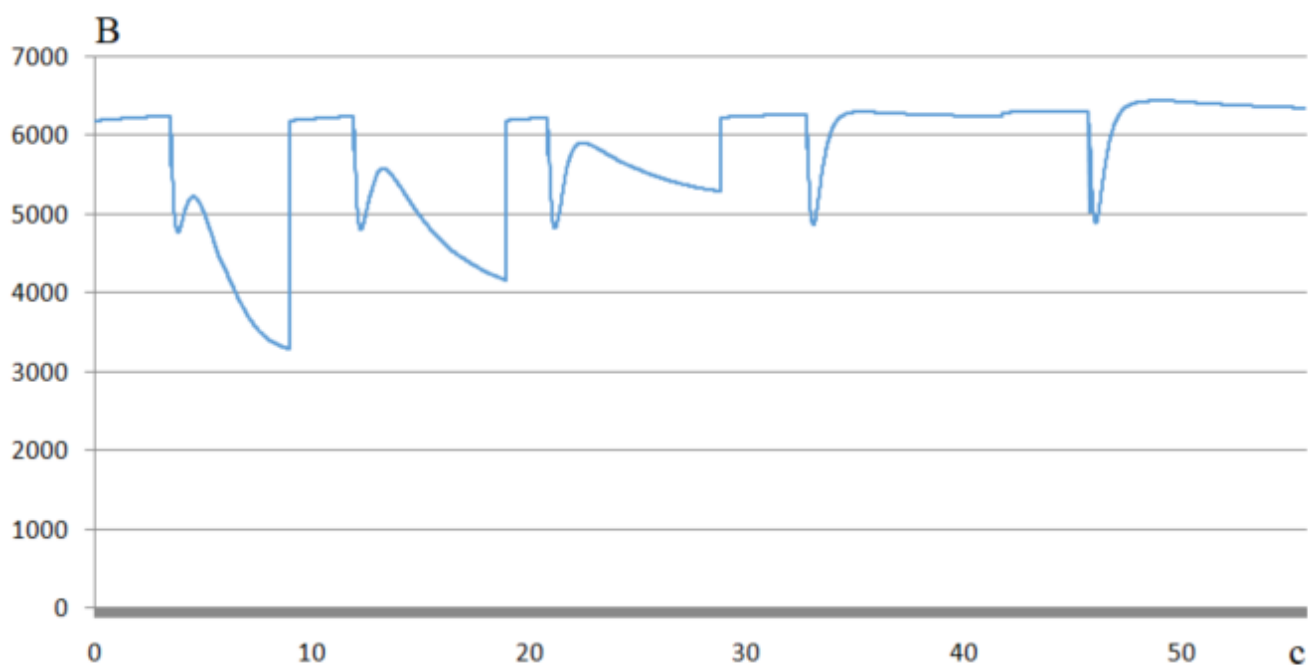


Рисунок Б.4 – Изменение действующего линейного напряжения СТ в экспериментальных данных

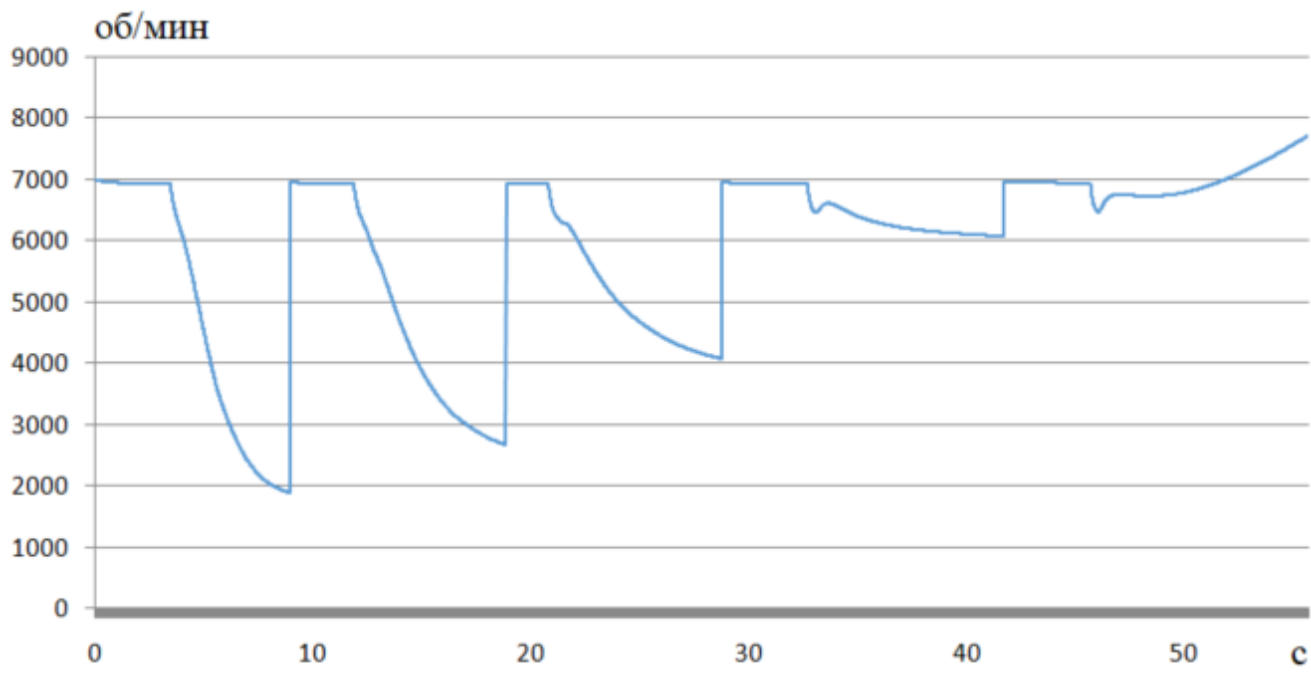


Рисунок Б.5 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ в экспериментальных данных

Приложение В

Экспериментальные данные для режима сброса нагрузки схемы ГТЭС работающей на выделенную нагрузку

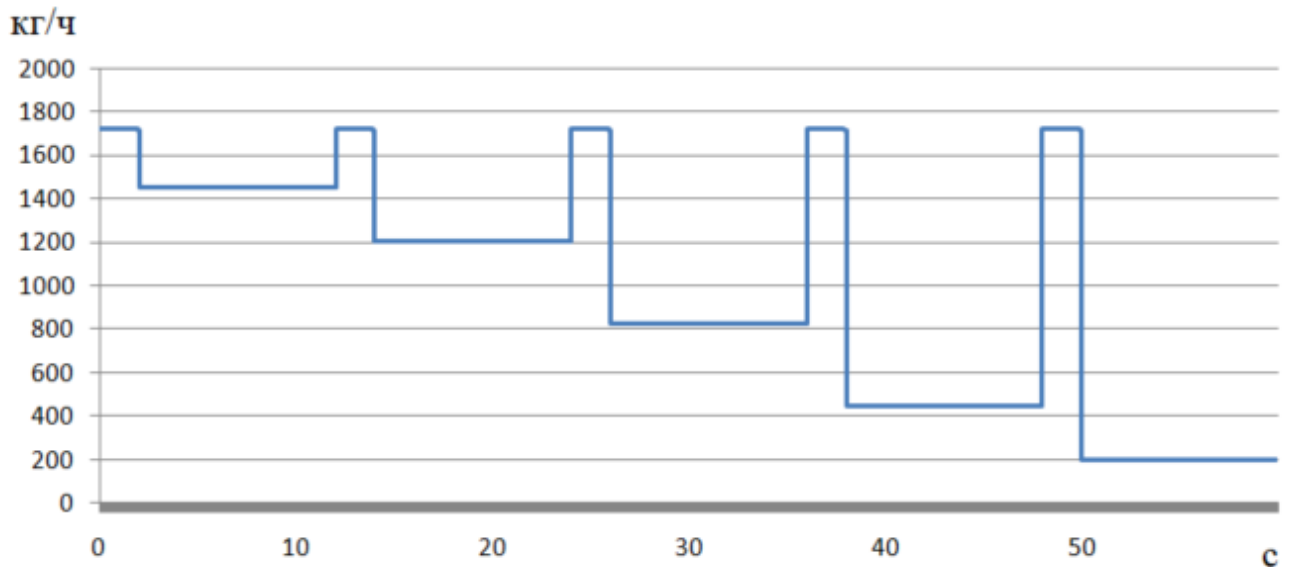


Рисунок В.1 – Изменение расхода топлива ГТУ в экспериментальных данных

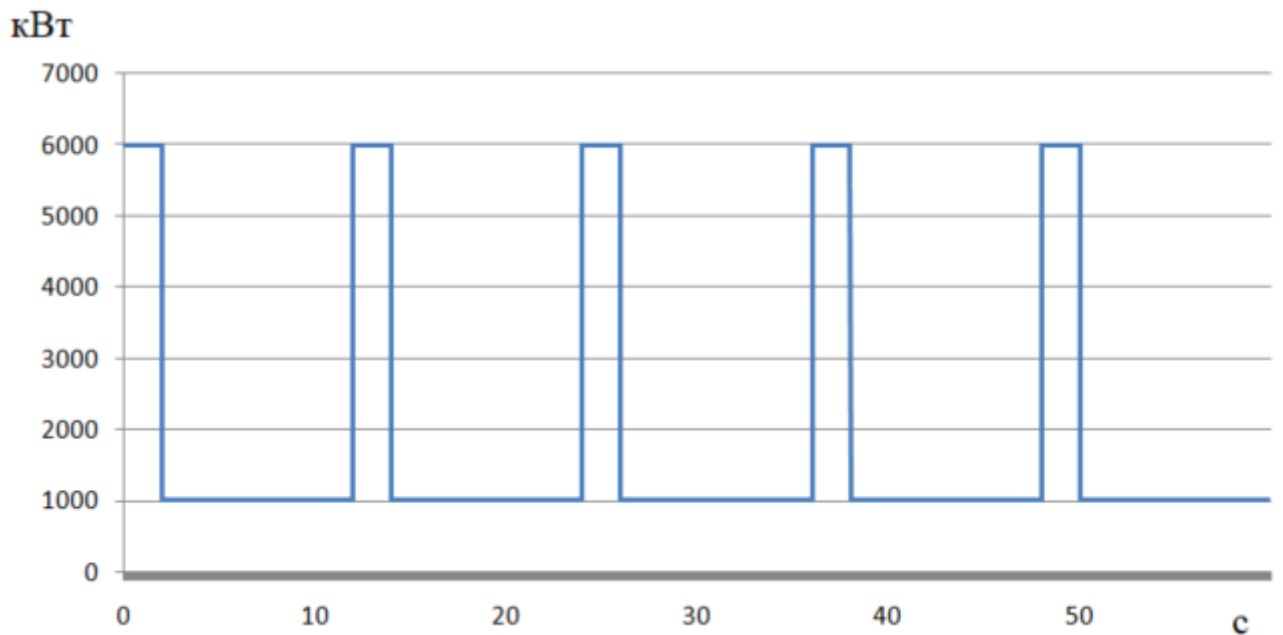


Рисунок В.2 – Изменение активной мощности нагрузки в экспериментальных
данных

В

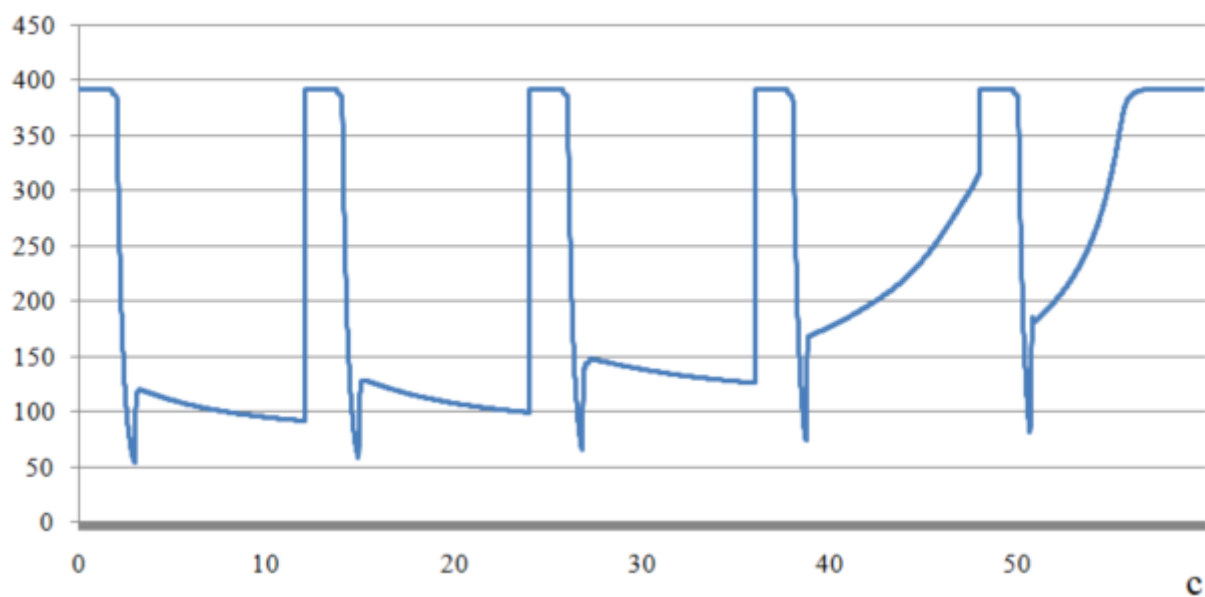


Рисунок В.3 – Изменение напряжения возбуждения СТ в экспериментальных данных

В

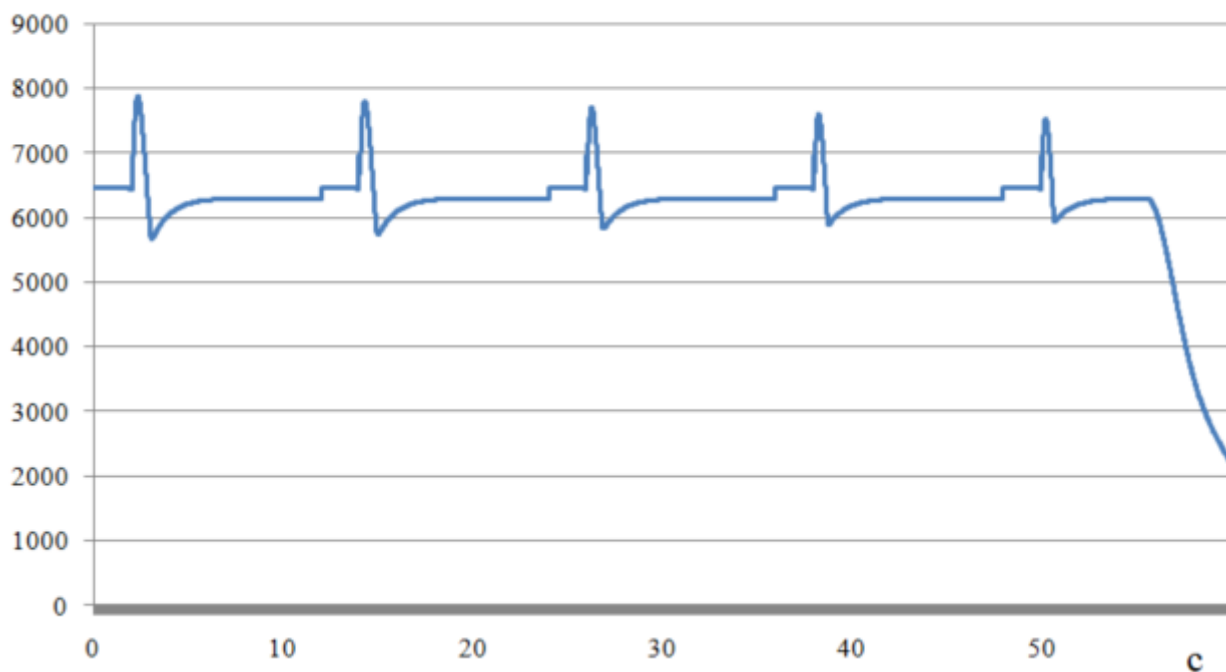


Рисунок В.4 – Изменение действующего линейного напряжения СТ в экспериментальных данных

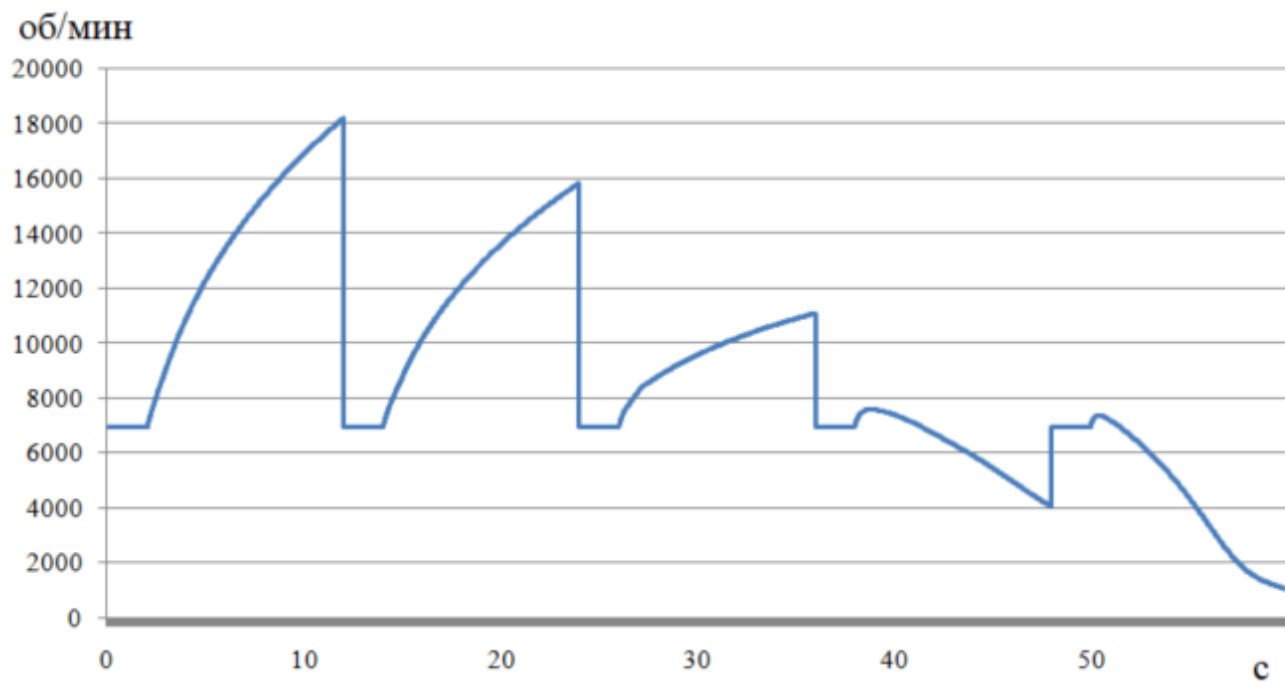


Рисунок В.5 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ в экспериментальных данных

Приложение Г

Экспериментальные данные для режима наброса и сброса нагрузки схемы ГТЭС работающей на выделенную нагрузку

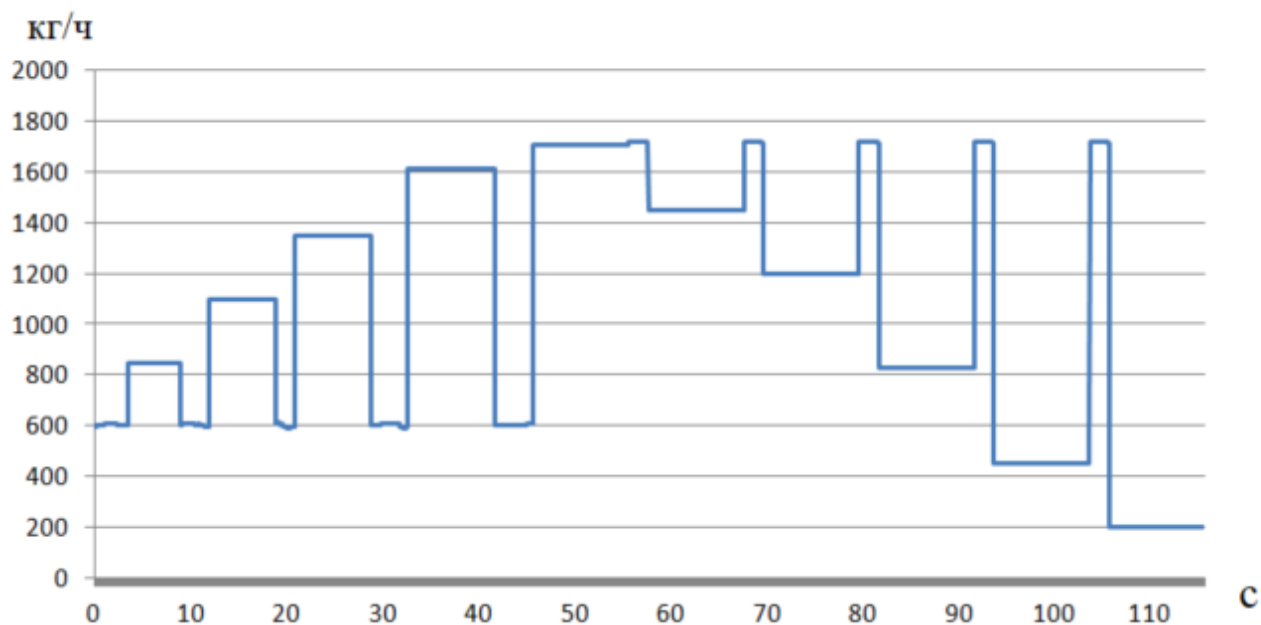


Рисунок Г.1 – Изменение расхода топлива ГТУ в экспериментальных данных

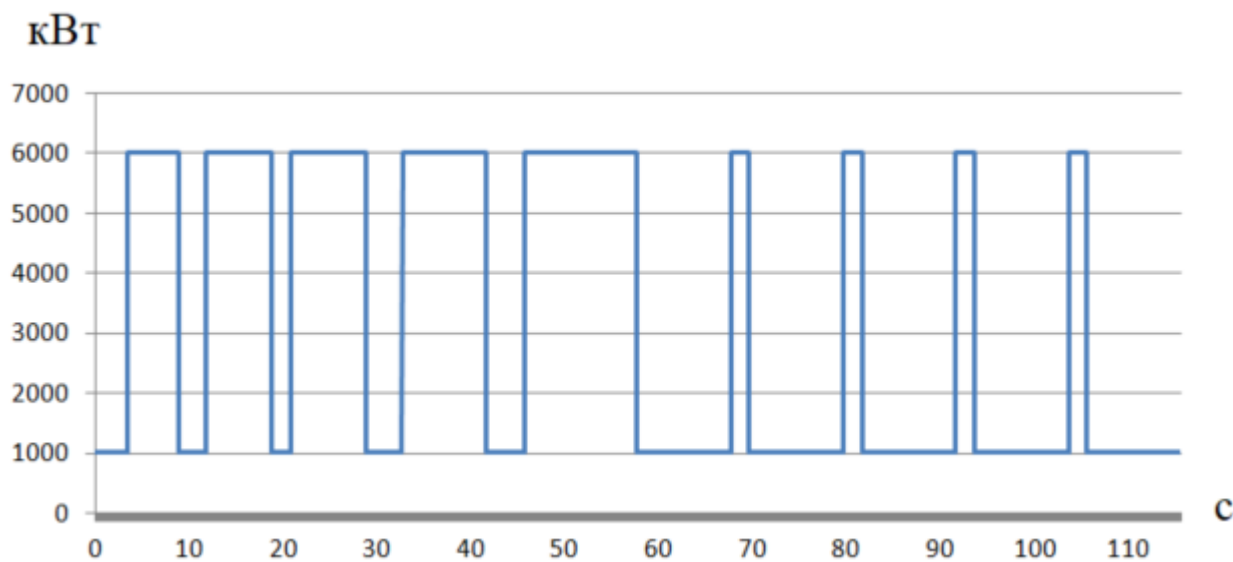


Рисунок Г.2 – Изменение активной мощности нагрузки в экспериментальных
данных

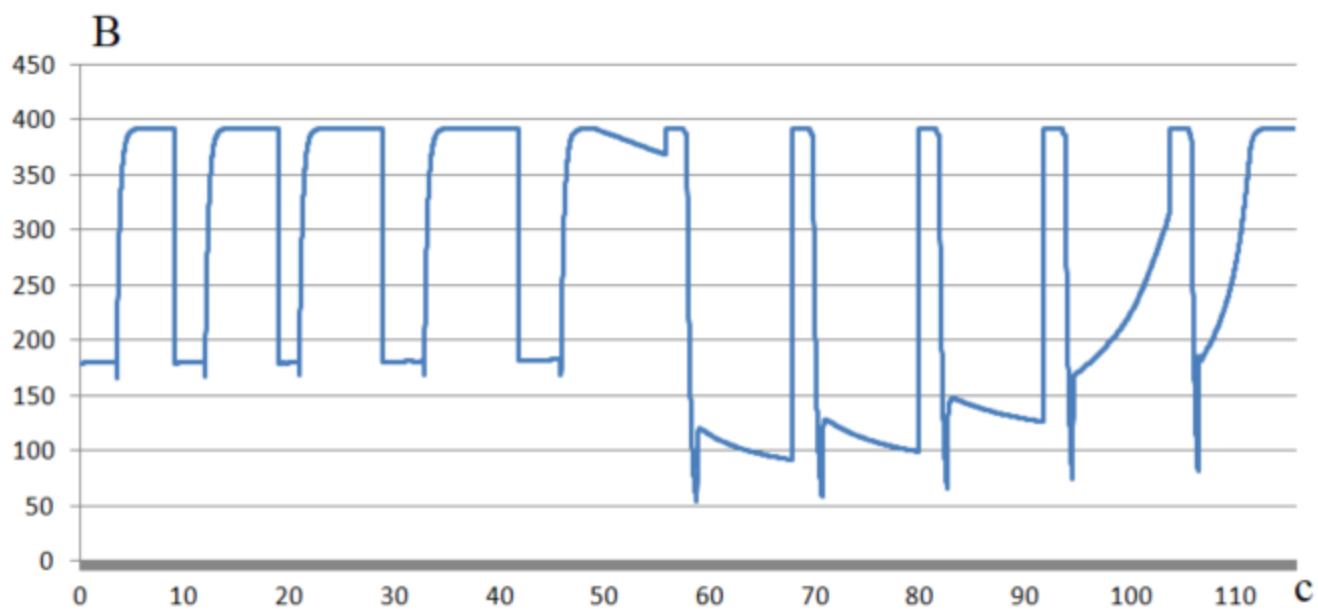


Рисунок Г.3 – Изменение напряжения возбуждения СГ в экспериментальных данных

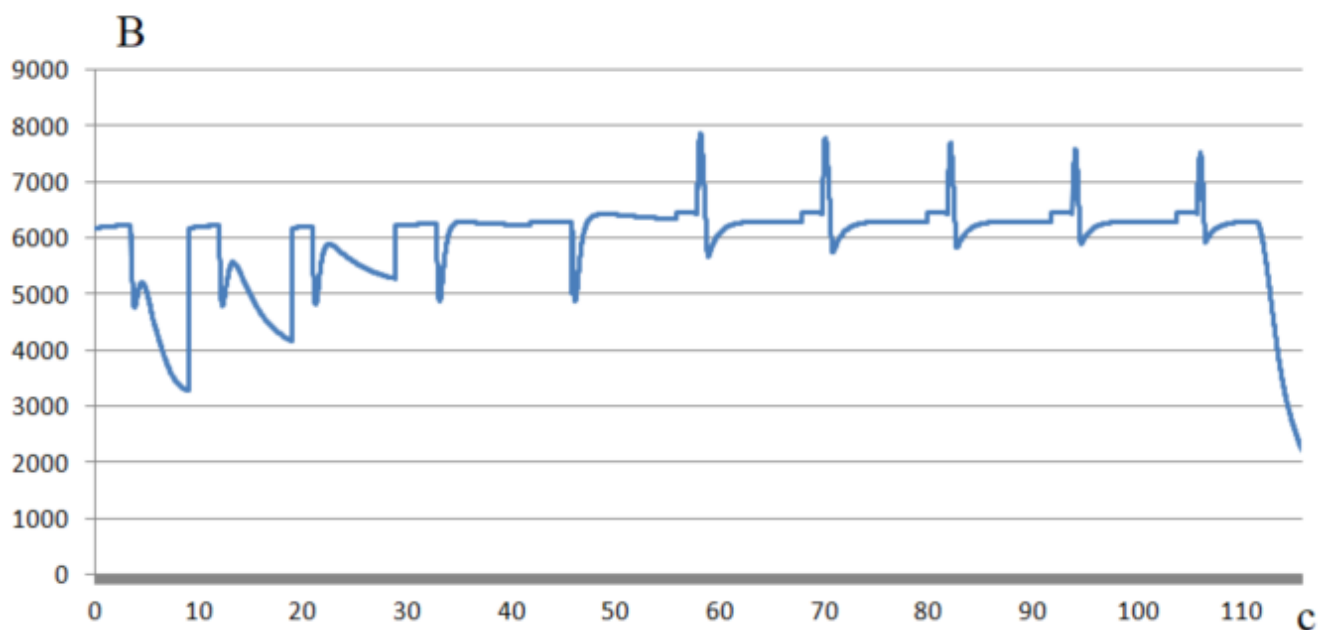


Рисунок Г.4 – Изменение действующего линейного напряжения СГ в экспериментальных данных

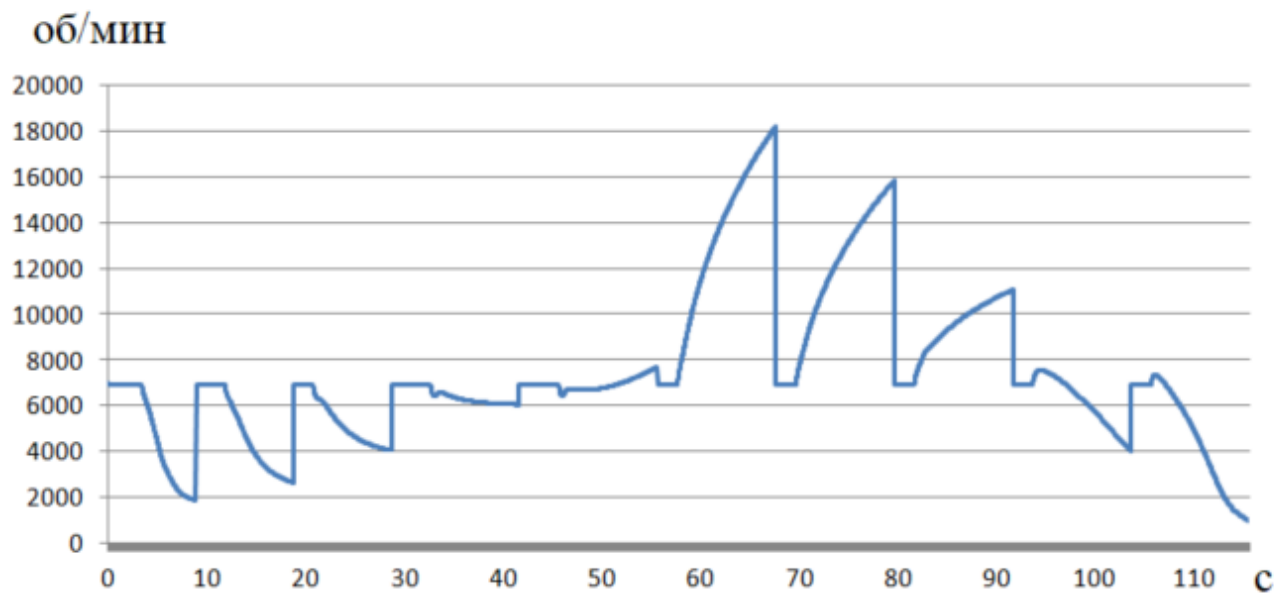


Рисунок Г.5 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ в экспериментальных данных

Приложение Д

Экспериментальные данные для режима наброса нагрузки схемы ГТЭС работающей на выделенную нагрузку параллельно сети бесконечной мощности

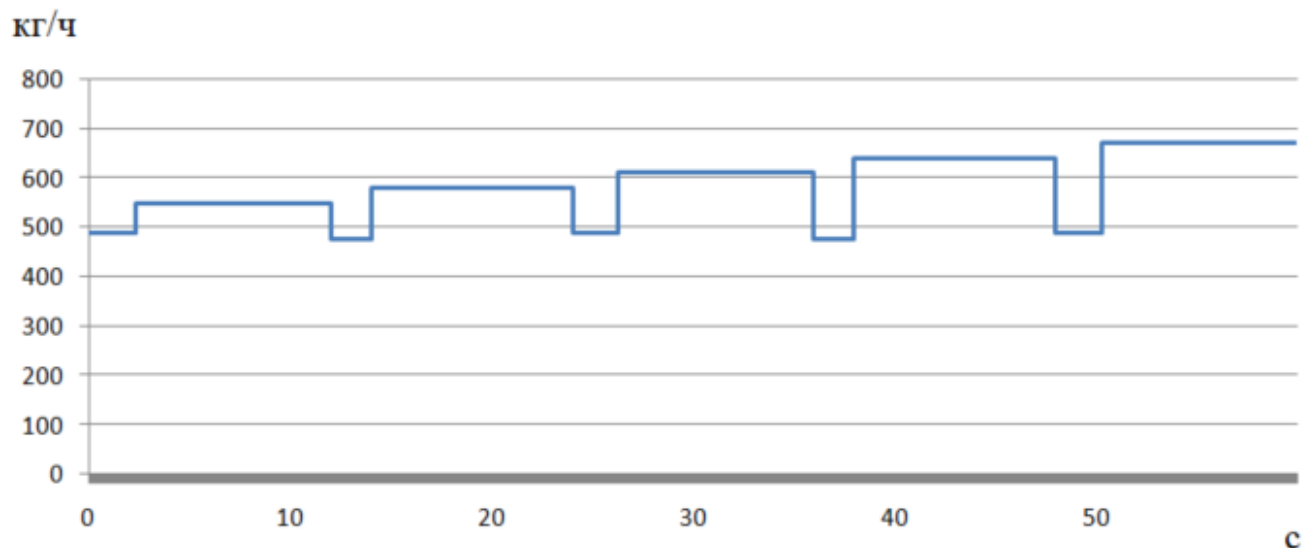


Рисунок Д.1 – Изменение расхода топлива ГТУ

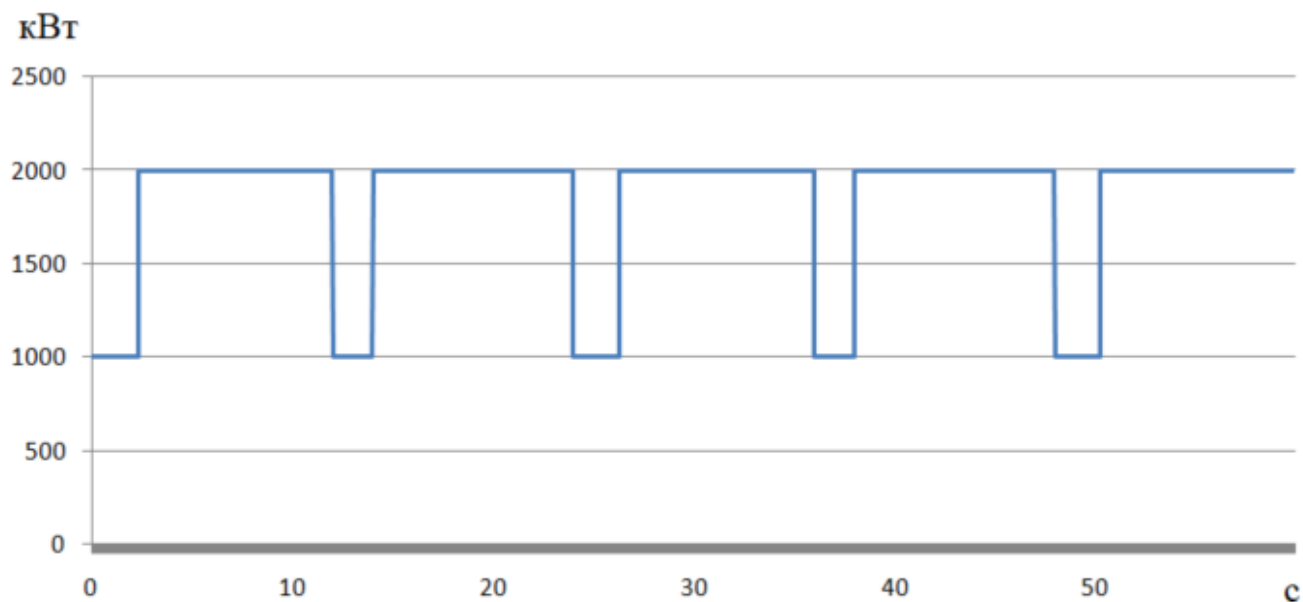


Рисунок Д.2 – Изменение активной мощности нагрузки

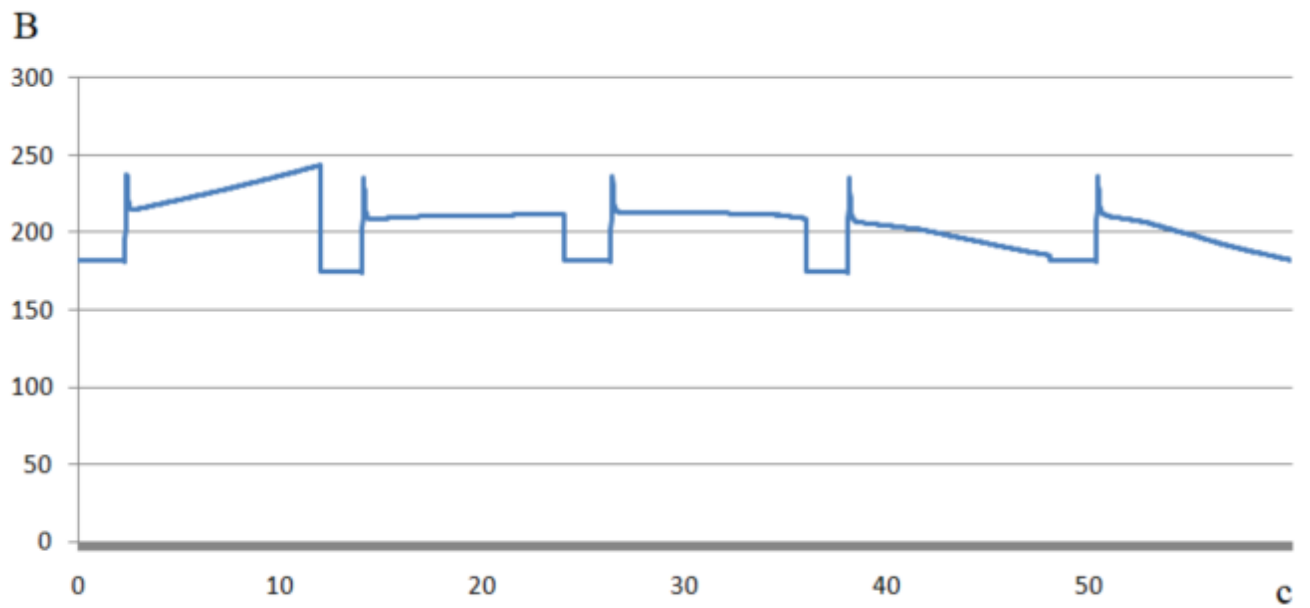


Рисунок Д.3 – Изменение напряжения возбуждения СГ

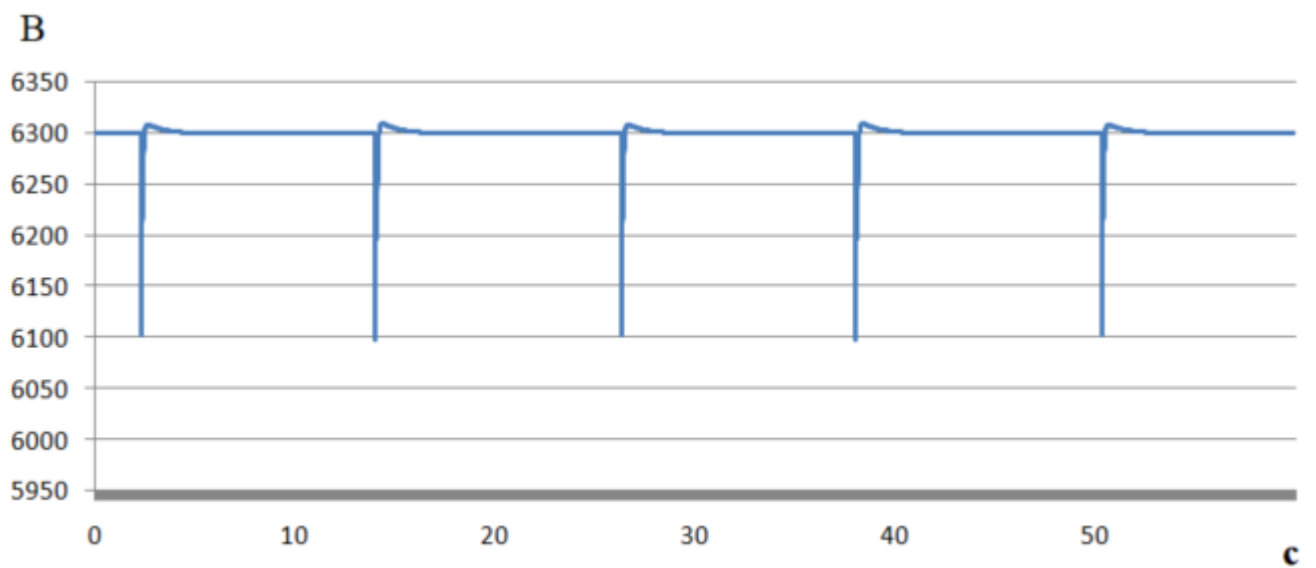


Рисунок Д.4 – Изменение действующего линейного напряжение СГ

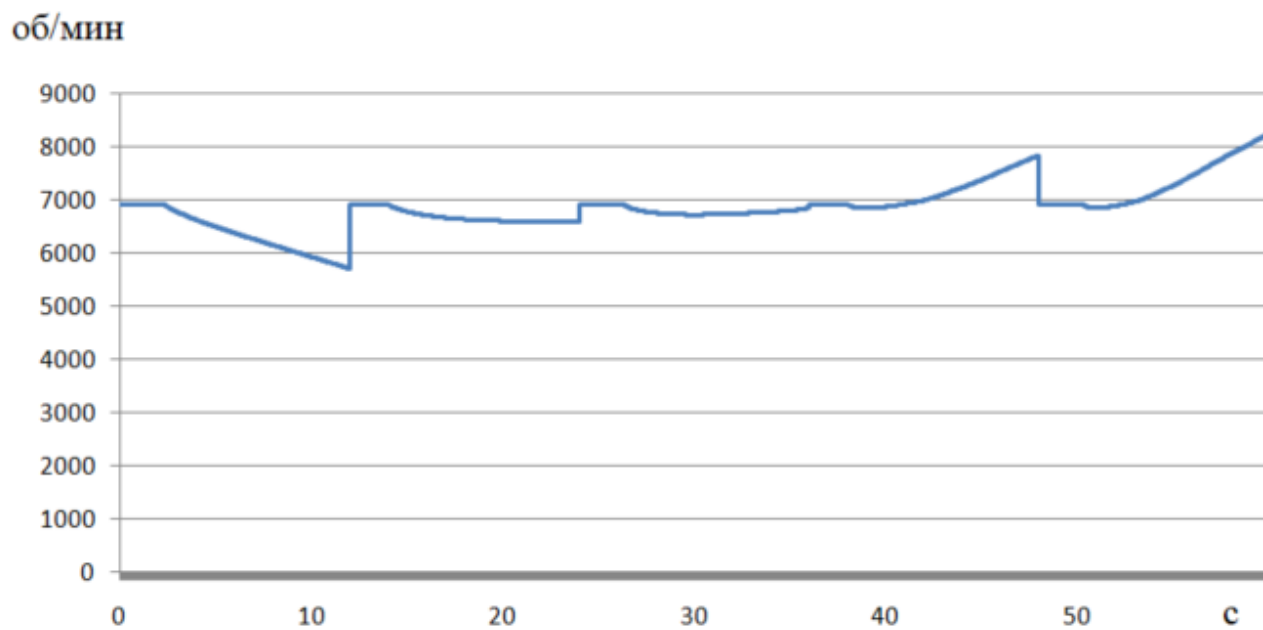


Рисунок Д.5 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ

Приложение Е

Экспериментальные данные для режима наброса нагрузки двух ГТЭС параллельно работающих на выделенную нагрузку

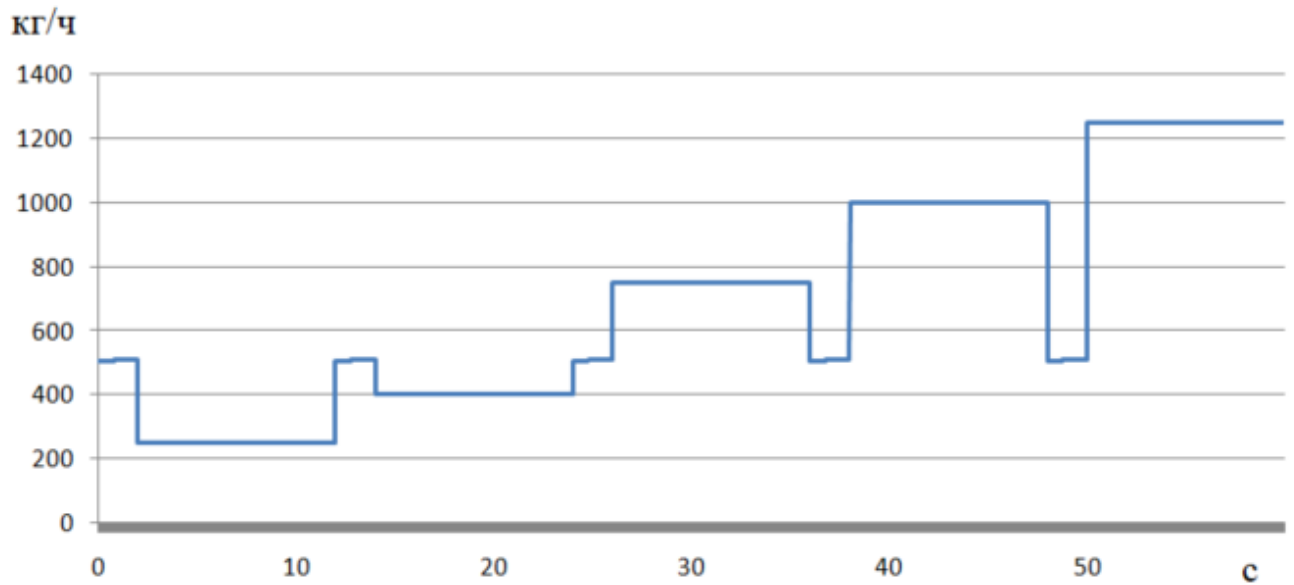


Рисунок Е.1 – Изменение расхода топлива ГТУ

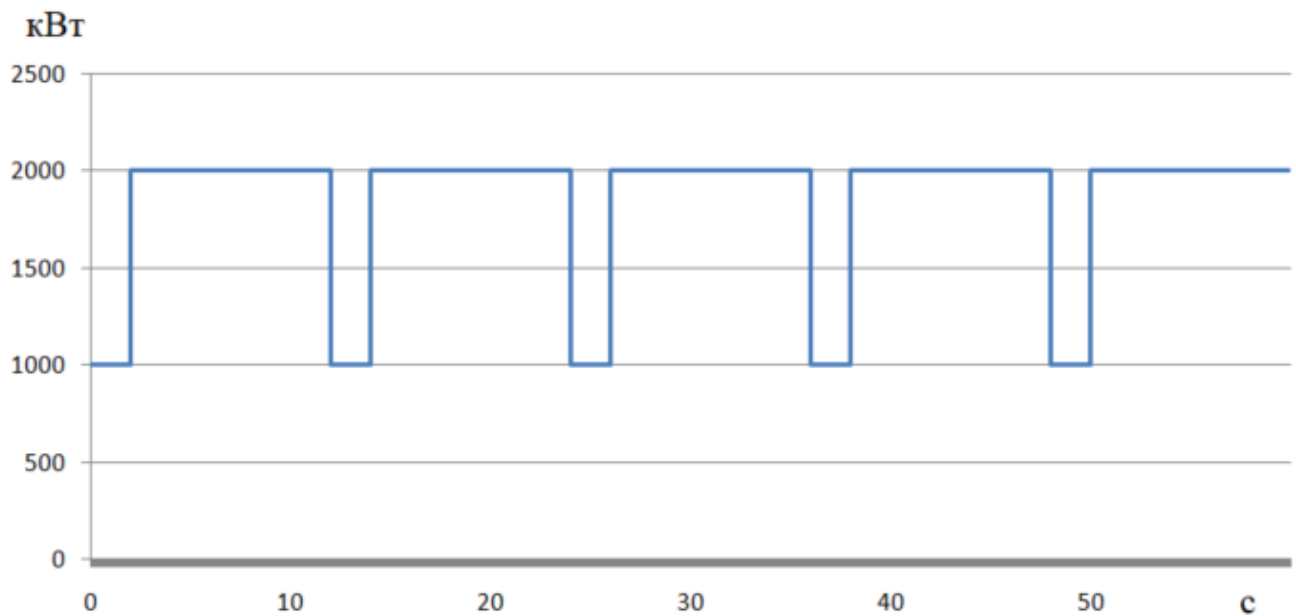


Рисунок Е.2 – Изменение активной мощности нагрузки

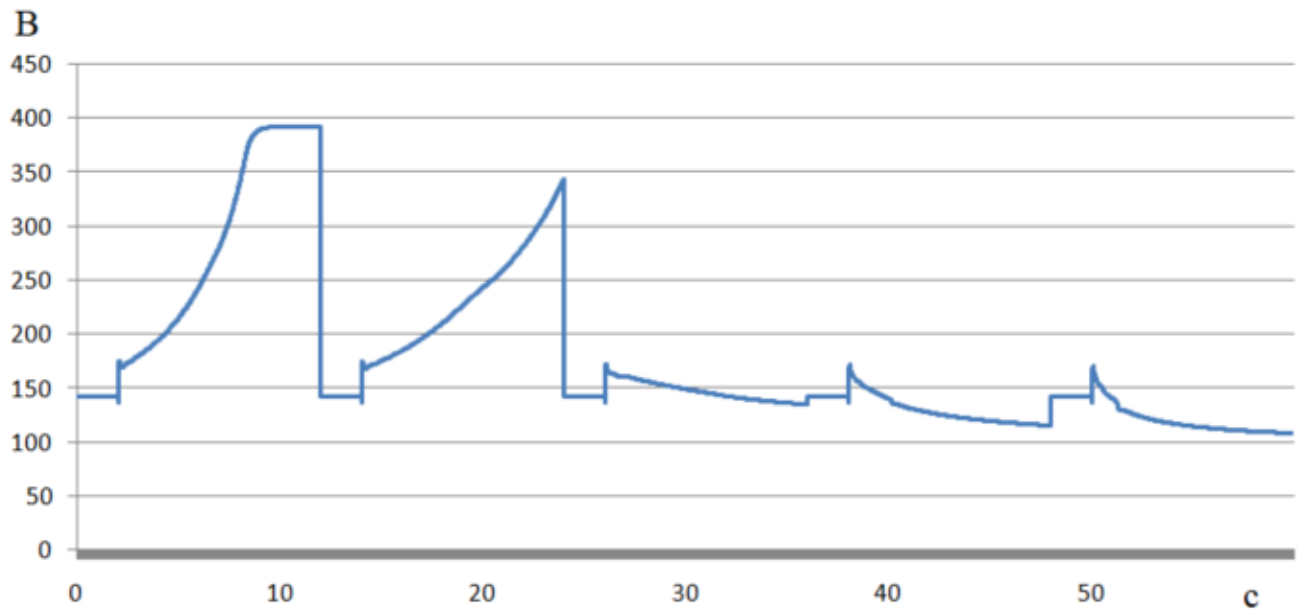


Рисунок Е.3 – Изменение напряжения возбуждения СГ

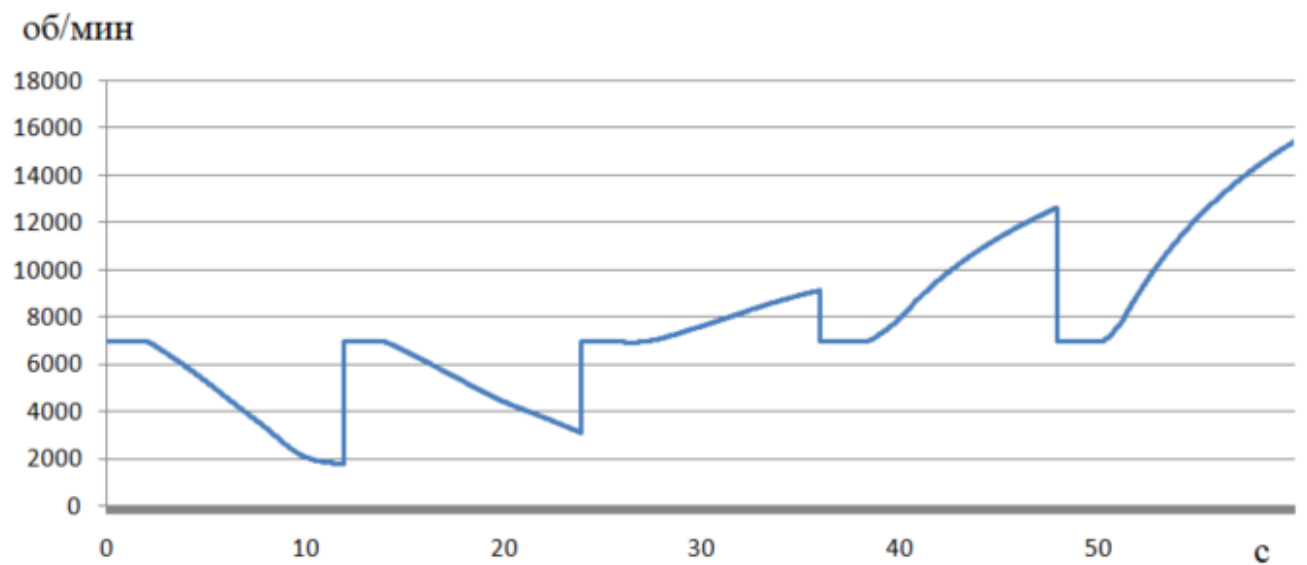


Рисунок Е.4 – Изменение частоты вращения свободной турбины ГТУ

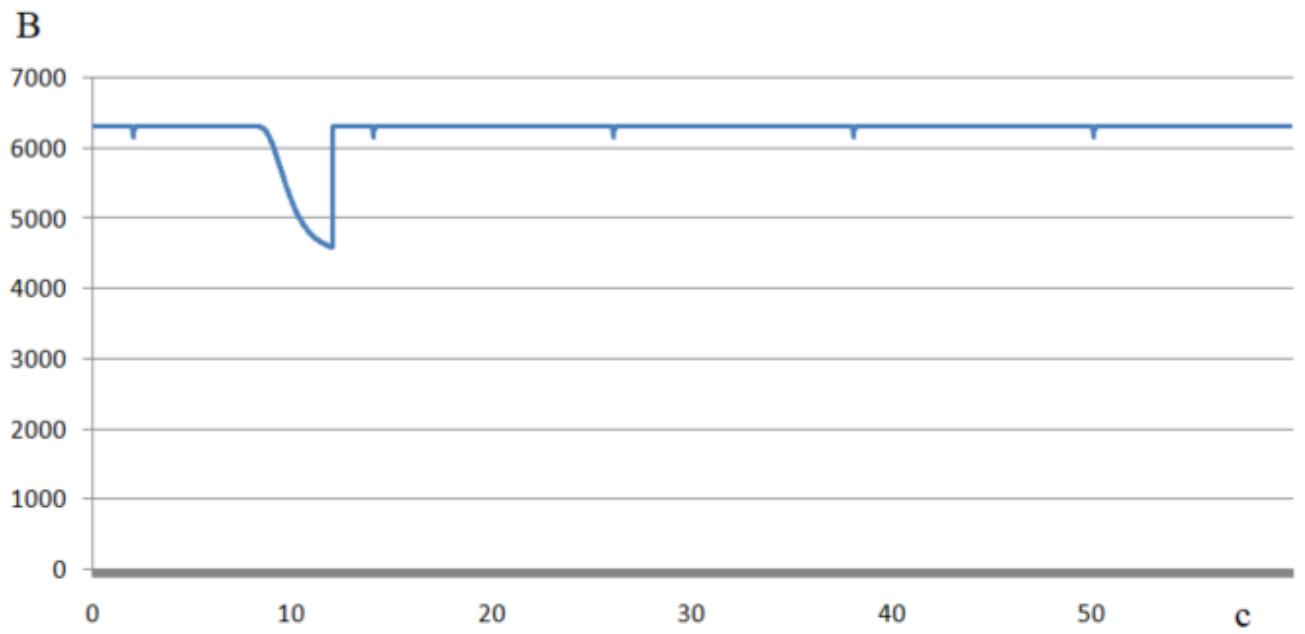


Рисунок Е.5 – Изменение действующего линейного напряжения СГ

Приложение Ж

Описание модулей человеко-машинной системы подготовки НСМ

Ж1. Модуль получения математических моделей

Данный модуль реализует получение математической модели на основе нейронной сети по экспериментальным данным. В данном модуле также возможна первичная проверка меры адекватности полученной модели по данным обучающей выборки (рисунок К.1).

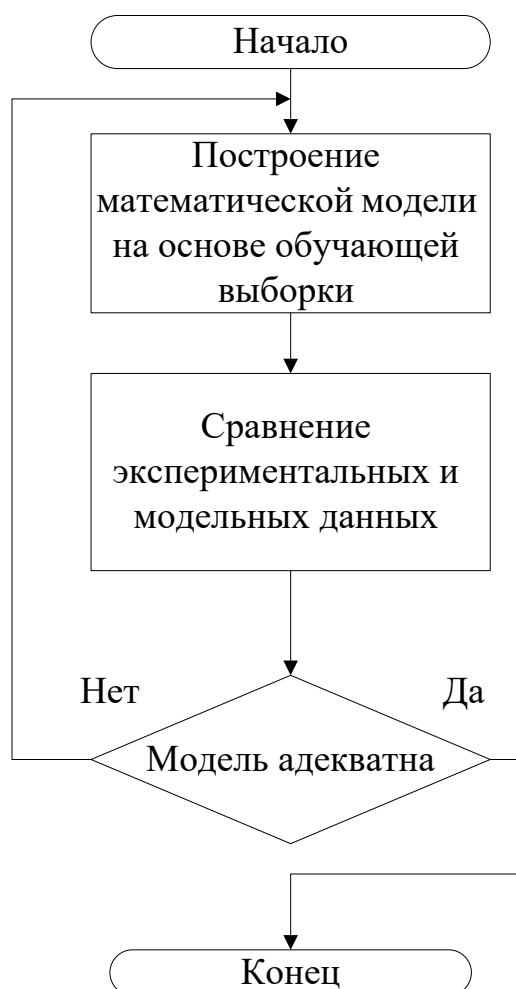


Рисунок Ж.1 – Алгоритм модуля получения математических моделей ГТЭС

Главным элементом этого модуля является ИНС, так как именно на основе ИНС создается модель ГТЭС. На рисунке К.2 представлен интерфейс модуля получения НСМ.

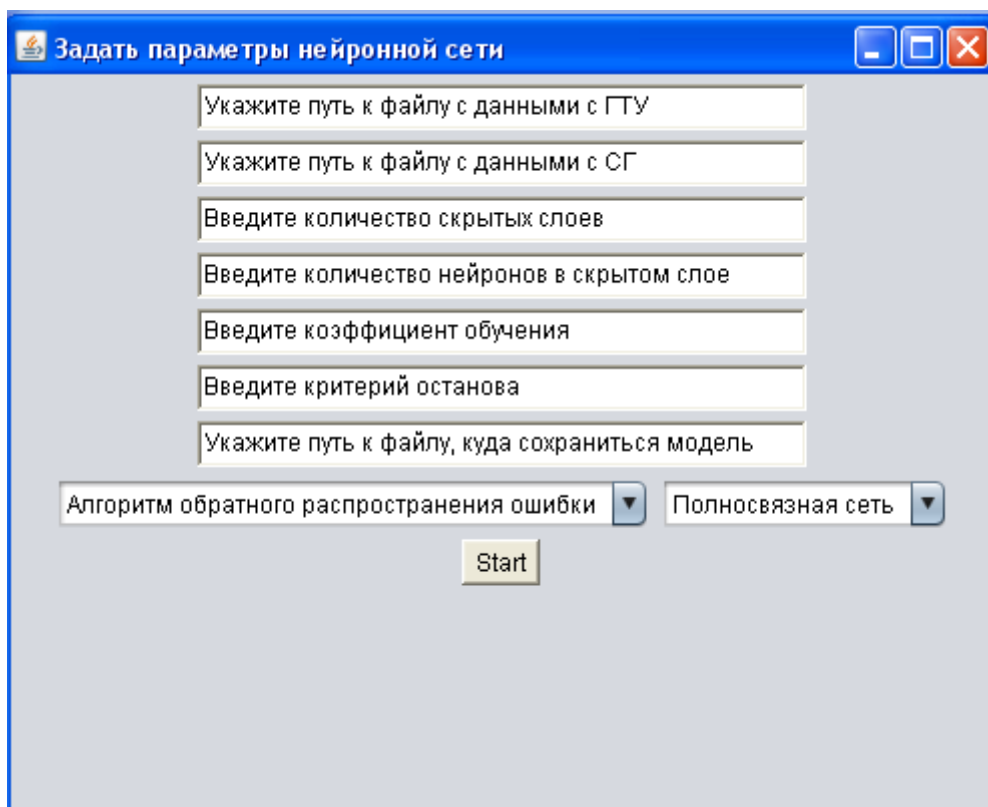


Рисунок Ж.2 – Интерфейс модуля получения НСМ

Для работы модуля необходимо:

- 1) Задать путь к экспериментальным данным, на основе которых будет строиться НСМ;
- 2) Указать количество скрытых слоев;
- 3) Указать количество нейронов в скрытых слоях;
- 4) Выбрать алгоритм обучения;
- 5) Ввести значение коэффициента скорости обучения;
- 6) Указать критерий останова;
- 7) Выбрать архитектуру нейронной сети;
- 8) Указать путь к файлу для сохранения модели.

После того как все параметры введены запускается алгоритм обучения, который работает до момента достижения критерия останова. По завершению обучения готов набор математических моделей, которые необходимо проверить на адекватность.

Программный код содержит интерфейс *ILayer*. Интерфейс *ILayer* содержит следующие методы:

public void setWeights(Double[]... weights) – задание весовых коэффициентов связей на входе в слой;

public Double[][] getWeights() – вывод весовых коэффициентов связей на входе в слой;

public void setInputs(Double... inputs) – задания сигналов на входе в слой;

public Double[] getInputs() – вывод сигналов на входе в слой;

public Double[] getOutputs() – вывод значений выходов нейронов слоя;

public void setActivationFunction(IActivationFunction function) – задание функции активации;

Классы *InnerLayer*, *HiddenLayer*, *OutputLayer* наследуют интерфейс *ILayer* и реализуют его методы, каждый из них со своими особенностями. Например, в классе *InnerLayer*, который реализует входной слой, отсутствует функция активации и на вход нейрона данного слоя поступает только один сигнал с весом равным единице. Классы *HiddenLayer* и *OutputLayer* позволяют задавать начальную инициализацию весов сигналов методом *private void setInitialRandomWeights()*, которые поступают на вход данного слоя.

Интерфейс *INet* содержит следующие методы:

public void setWeights(Double[][][] weights) – задание весовых коэффициентов связей для всей ИНС;

public void setInnerLayerInputs(Double[] inputs) – задания сигналов на входе в ИНС, для входного слоя;

public ILayer[] getLayers() – возврат всех слоев ИНС;

public Double[][] getInputs() – возврат всех входных сигналов ИНС;

public Double[] getOutputs() – возврат выходных значений ИНС;

public Double[][][] getWeights() – возврат всех весовых коэффициентов нейронной сети;

Единственный класс, который наследует интерфейс *INet* и реализует все его методы является класс *Net*.

Для характера соединения нейронов ИНС написан интерфейс *ITypeOfNetConnection*, который содержит только один метод `public void setConnectionBeetwenLayers(ILayer[] layers)`.

Метод интерфейса *ITypeOfNetConnection* реализован только в классе *FeedForwardNetConnection*.

Интерфейс *IActivationFunction* содержит метод `public double calculateNeuronInductiveLocalField (Double[] inputs, Double[] weights)` для вычисления рецептивного поле нейрона. Классы *HyperbolicTangent*, *LogisticslFunction* наследуют интерфейс *IActivationFunction* и реализует его метод.

Обучение ИНС происходит на основе алгоритма обратного распространение и реализовано в классе *NeuralNetworkBackPropagationLearning*, который наследован от интерфейса *INeuralNetworkLearning*. Интерфейс *INeuralNetworkLearning* содержит следующие методы:

`public Double[][][] updateWeights(Double[] inputs, Double[] desiredOutputs)` – обновление весов ИНС;

`public void changeFactor()` – изменение коэффициента скорости обучения.

Ж.2 Модуль тестирования математической модели

Как было сказано ранее, проверки меры адекватности на обучающей выборке недостаточно, и обязательно модель необходимо проверить на тестовых данных, то есть данных, которые отсутствовали в обучающих примерах. Именно эту задачу и выполняет данный модуль (рисунок К.3).

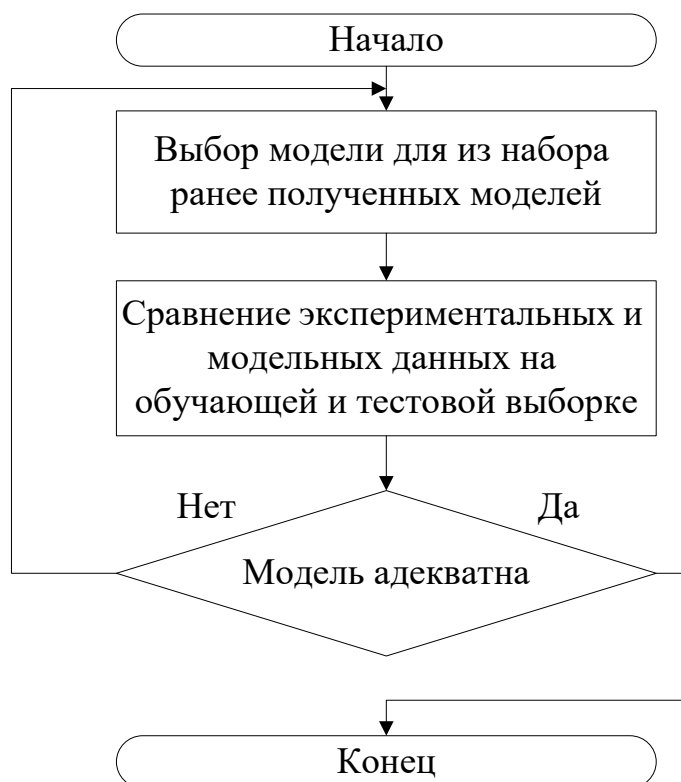


Рисунок Ж.3 – Алгоритм модуля тестирования математической модели

Модуль реализован через класс *GTES_NNModelForMatlabSingleton*, который содержит следующие методы:

public static double[] initialize() – установка начальных значений управляющих и возмущающих воздействий;

public static double[] calculate() – вычисление выходных значений математической модели ГТЭС по текущему значению управляющих и возмущающих воздействий;

public static void setFirstPoints() – установка начальных значений моделируемых переменных;

public static void main(String[] args) – главный метод, в котором осуществляются все вычисления;

Благодаря данному модулю можно достаточно быстро проверить модель ГТЭС на обучающих и тестовых экспериментальных данных. Благодаря вспомогательным модулям, о которых ниже, можно графически отображать все экспериментальные и модельные данные, считать меру адекватности модели по

различным критериям. Класс *GTES_NNModelForMatlabSingleton* изначально разрабатывался таким образом, чтобы использовать его в сторонних программах, например, в *MATLAB/Simulink*, для проверки работоспособности математической модели ГТЭС в замкнутом контуре. После прохождения этих этапов, мы можем приступать к непосредственной настройке САУ ГТУ.

Ж.3 Вспомогательные модули

Кроме того, в данных модулях реализовано чтение данных из файла формата *.csv* в виде класса *GtesFormerExperimentalData* и класса *WeightsReaderFromFile*. Записи данных в файл формата *.csv* в виде класса *NeuralNetworkFileWriter*, а также графическое отображение массива данных, как экспериментальных, так и модельных реализовано с использованием классов *ModelingGraphicsComponent* и *DefaultDialogTraces*.

Ж.3.1 Модуль графического отображения данных

Классы *ModelingGraphicsComponent* и *DefaultDialogTraces* содержат следующие методы:

public void addTrace(String name, Double[] yPoints, double xBegin, double xStep) – добавление массива точек для графического отображения;

private boolean isPointCorrect(Double value) – проверка корректности точки;

private void initializeSizeDefault() – установка начального размера окна по умолчанию для графического отображения данных;

private void initializeLocationCenter(Frame parent) – установка начального положения окна по умолчанию для графического отображения данных;

public void show(IGraphicsComponent tracesComponent) – отрисовка окна для графического отображения данных.

На рисунке К.4 представлен графический интерфейс модуля отображения данных.

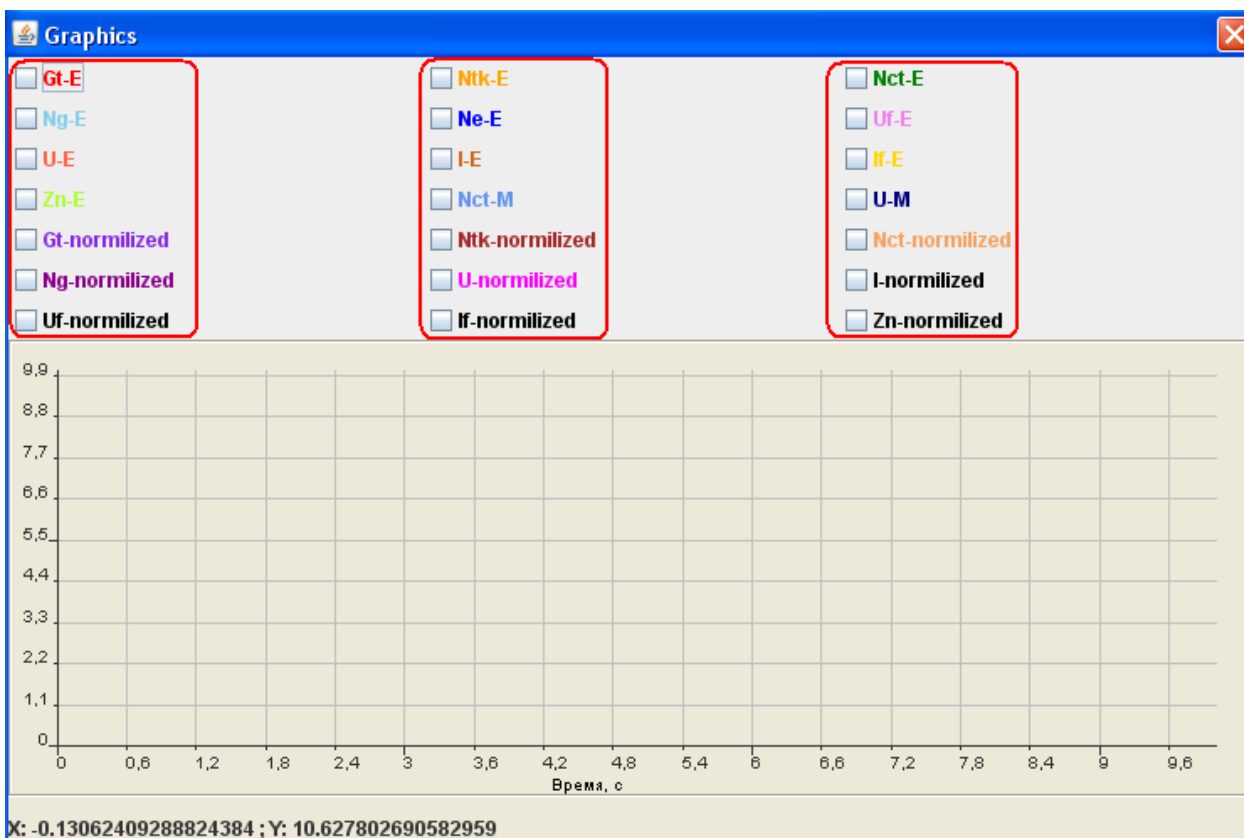


Рисунок – Ж.4 Графический интерфейс модуля отображения данных

Именно с помощью данного интерфейса в тексте диссертации представлены графики экспериментальных и модельных данных. Красным выделены величины, значения которых мы можем просматривать, если в этом есть необходимость.

Кроме того, данный модуль позволяет:

- 1) Выводить рисунок на принтер;
- 2) Менять цвет как заднего фона;
- 3) Менять цвет переднего фона;
- 4) Менять цвет сетки;
- 5) Сохранить данное изображение;
- 6) Настраивать оси;
- 7) Менять масштаб изображения.

Ж.3.2 Модуль чтения и записи данных

Данный модуль реализует запись и чтение двух вида данных, это непосредственно массивы экспериментальных данных, а также самой математической модели. На рисунке К.5 показан алгоритм работы данного модуля с данными математической модели.

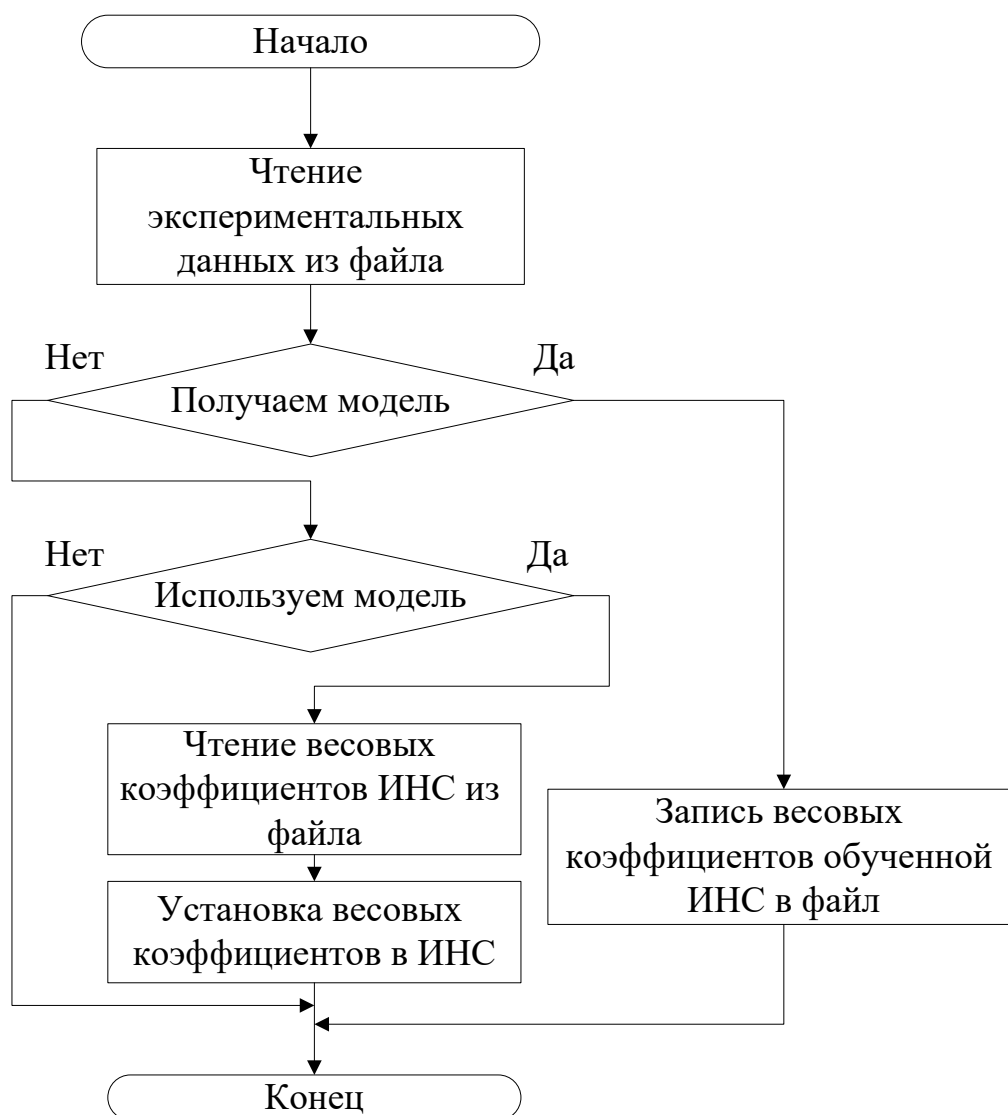


Рисунок Ж.5 – Алгоритм чтения и записи данных

Класс *GtesFormerExperimentalData* наследует интерфейс *IGtesSourceExperimentalData* и реализует его методы:

public int getCountPoints() – возврат количества точек экспериментальных данных из файла;

public Double[] getGt() – возврат расхода топлива ГТУ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getNtk() – возврат частоты вращения турбокомпрессора ГТУ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getNct() – возврат частоты вращения свободной турбины ГТУ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getUf() – возврат напряжения обмотки возбуждения СГ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getU() – возврат действующего напряжения СГ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getI() – возврат действующего тока СГ из экспериментальных данных файла;

public Double[] getNg() – возврат вырабатываемой мощности СГ из экспериментальных данных файла.

Модуль записи весовых коэффициентов ИНС в файл формата *.csv* реализован в виде класса *NeuralNetworkFileWriter*, который содержит единственный метод *public void append(Net net, String[] inputs)*, необходимый непосредственно для записи весовых коэффициентов. Модуль чтения весовых коэффициентов ИНС из файла формата *.csv* реализован в виде класса *WeightsReaderFromFile*, который содержит метод *public Double[][][] read()* для чтения данных из файла.

Математическая модель в файле выглядит в виде массивов весов нейронной сети по слоям. В модуле получения математической модели все ее веса записываются в файл, а при тестировании данной модели эти веса считываются из файла. При ее использовании необходимо написать нейронную сеть такой же архитектуры, и через метод установки весов установить все веса в данную нейронную сеть. После чего такую нейронную сеть можно использовать в дальнейших экспериментах. Такая реализация позволяет в любой момент времени тестировать любые, ранее сохраненные, НСМ.

Ж.3.3 Вычисление меры адекватности

За вычисление меры адекватности отвечает класс *Adequacy*, который содержит следующие методы:

public static double wilcoxonSignedRankTest(Double[] xE, Double[] xM) – вычисления критерия Уилкоксона;

public static double chiSquare(Double[] xE, Double[] xM) – вычисление критерия хи-квадрат;

public static double averageSquaresDeviationVector(Double[] xE, Double[] xM) – вычисление среднеквадратичного отклонения;

public static Double[] averageSquaresDeviationArray(Double[][] xE, Double[][] xM) – вычисление среднеквадратичного отклонения нескольких переменным;

public static double teilCriterionAdequacy(Double[] xE, Double[] xM) – вычисление критерия Тейла [85];

public static Double[] teilCriterionArrayAdequacy(Double[][] xE, Double[][] xM) – вычисление критерия Тейла нескольких переменных;

private static void validateSizeArrays(Double[] xE, Double[] xM) – проверка совпадения количества точек в экспериментальных и проверяемых данных;

private static void validateSizeArrays(Double[][] xE, Double[][] xM) – проверка совпадения количества точек в экспериментальных и проверяемых данных; нескольких переменных

Приложение И

Письмо заинтересованности АО «ОДК»



АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО «ОБЪЕДИНЕННАЯ
ДВИГАТЕЛЕСТРОИТЕЛЬНАЯ КОРПОРАЦИЯ»

ПРОСПЕКТ БУДЕННОГО, 16, КПП 997460001
МОСКВА, РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ, 105118 ОГРН 1107746081717
ИНН 7731644035
Т.: +7 495 232-55-02 UECRUS.COM
Ф: +7 495 232-69-92 INFO@UECRUS.COM

16.05.2022 № 18-11712

на № _____ от _____

РЕКТОРУ ФГАОУ ВО «ПЕРМСКИЙ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ»

А.А. ТАШКИНОВУ

О поддержке решения

Уважаемый Анатолий Александрович!

Сообщаю, что АО «ОДК» заинтересовано в разработанном командой федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Пермский национальный исследовательский политехнический университет» (ПНИПУ) под руководством старшего преподавателя кафедры электротехники и электромеханики Килина Григория Александровича программном продукте «EnergyDesc» (далее – продукт).

Функционал продукта позволяет формировать редуцированные математические модели технических систем. Редуцированные модели в дальнейшем могут быть использованы для разработки, испытаний и диагностики газотурбинных двигателей и установок.

АО «ОДК» выражает свою заинтересованность в развитии продукта и в дальнейшем сотрудничестве с разработчиками.

С уважением,

Заместитель генерального
директора - генеральный
конструктор

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН
ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат: 016e7191aa0a6fd06681bc78112068868d03530
Выдан: АО "Аналитический Центр"
Владелец: Шмотин Юрий Николаевич
Действителен с 12.11.2021 по 12.11.2022

Ю.Н. Шмотин



Никулин Александр Сергеевич,
+7 (495) 232-55-02 доб. 4550

Приложение К

Акт внедрения результатов кандидатской(диссертационной) работы Килина Григория Александровича (ООО «НТЦ-Турбопневматик»)

УТВЕРЖДАЮ:
Генеральный директор
ООО «НТЦ «Турбопневматик»

Муравьев А. С.
« » 2022г.

АКТ
внедрения результатов кандидатской диссертации
Килина Григория Александровича
«Автоматизация испытаний систем управления электроэнергетическими газотурбинными установками с использованием нейросетевых моделей»

Мы, нижеподписавшиеся члены комиссии в составе:


1. Снитко А. А. – технический директор (председатель);
2. Корнилков Н. А. – директор по развитию, первый заместитель технического директора;
3. Балабанов Д. С. – к.т.н., начальник отдела математического моделирования;

составили настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Килина Григория Александровича в виде программного комплекса (ПК) «НейроДин» для получения нейросетевых математических моделей (НММ) используются в производственном процессе ООО НТЦ «Турбопневматик» для разработки и верификации математических моделей объекта управления и диагностики на основе газотурбинных двигателей замкнутого цикла (ЗГТД), автоматизации испытаний создаваемых установок и их узлов, а также автоматизации разработки программ и алгоритмов управления и диагностики.

Внедрение результатов диссертационной работы Килина Григория Александровича (ПК «НейроДин») в технологический процесс разработки энергоустановок и компрессорных агрегатов на основе ЗГТД позволяет успешно решать следующие задачи:

- разрабатывать и идентифицировать поэлементные математические модели ЗГТД и их узлов, обеспечив значительное сокращение сроков и трудоёмкости разработки;
- создавать высокопроизводительные динамические модели установок и их узлов для использования в составе цифровых двойников, обеспечивающих уменьшение времени счёта модели более чем в 10 раз;
- сократить время, необходимое на разработку программ управления и диагностики;
- уменьшить время разработки алгоритмов управления и диагностики;
- значительно повысить эффективность обработки результатов испытаний энергоустановки и её узлов;
- повысить эффективность процесса верификации математических моделей установок и их узлов;
- создать эффективные технологии эксплуатации установок и их узлов с использованием технологий искусственного интеллекта.

Председатель комиссии



А. А. Снитко

Члены комиссии:



Н. А. Корнилов



Д. С. Балабанов


Приложение Л

Акт внедрения результатов кандидатской (диссертационной) работы Килина Григория Александровича в учебный процесс

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по образовательной деятельности

ПНИПУ

 / Петроченков А.Б. /
«17» июня 2022 г.

АКТ

внедрения в учебный процесс кафедры «*Электротехника и электромеханика*» ПНИПУ
результатов диссертации *Килина Григория Александровича* на тему
«Автоматизация испытаний систем управления электроэнергетическими газотурбинными
установками с использованием нейросетевых моделей»

Комиссия в составе:

Председатель: Кавалеров Б.В. – д.т.н., доц., зав. кафедрой «Электротехника и электромеханика»

Члены комиссии: Чабанов Е.А. – к.т.н., доцент кафедры «Электротехника и электромеханика»

Бахирев И.В. – к.т.н., доцент кафедры «Электротехника и электромеханика»

составили настоящий акт о том, что результаты диссертационного исследования Килина Григория Александровича внедрены в учебный процесс кафедры «Электротехника и электромеханика» ПНИПУ в рамках цикла практических занятий: дисциплины «Электроснабжение» по обучению магистрантов направления 13.04.02 Электроэнергетика и электротехника, направленность (профиль) программы магистратуры «Электромеханика» и «Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике».

Результаты диссертационной работы были использованы в разработанных и внедренных в учебный процесс практических работах исследовательского типа:

1. «Разработка нейросетевых моделей газотурбинных электростанций». В работе формируются знания и владения методами разработки нейросетевых моделей газотурбинных электростанций, с использованием оригинальных программных средств. В практической работе использованы следующие результаты диссертационной работы: оригинальные нейросетевые модели, оригинальная архитектура искусственной нейронной сети, оригинальные алгоритмы.
2. «Настройка системы управления с использованием нейросетевой модели газотурбинной электростанции». В работе формируются знания и владения методами настройки системы управления с использованием нейросетевой модели газотурбинной электростанции с использованием оригинальных программных средств. В практической работе использованы следующие результаты диссертационной работы: оригинальные нейросетевые модели различных режимов и схем работы газотурбинной электростанции, оригинальные алгоритмы.

Эффект от внедрения результатов диссертационной работы заключается в повышении уровня знаний, умений и владений обучаемых по программам: программы магистратуры «Электромеханика» и «Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике».



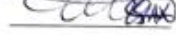
Председатель:

д.т.н., доц., зав. кафедрой ЭТиЭМ

Члены комиссии:

к.т.н., доцент кафедры ЭТиЭМ

к.т.н., доцент кафедры ЭТиЭМ

 / Кавалеров Б.В. /
 / Чабанов Е.А. /
 / Бахирев И.В. /