

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Иркутский национальный исследовательский технический университет»

На правах рукописи

Игумнов Иннокентий Васильевич

**МЕТОД НЕЛДЕРА – МИДА ДЛЯ НАСТРОЙКИ РЕГУЛЯТОРА,
ФУНКЦИОНИРУЮЩЕГО НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ
НЕЙРОСЕТЕЙ**

Специальность 05.13.05– «Элементы и устройства вычислительной техники и систем управления»

Диссертация на соискание ученой степени
Кандидата технических наук

Научный руководитель
Доктор технических наук, профессор
Куцый Николай Николаевич

Томск– 2020

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В АВТОМАТИЧЕСКОМ УПРАВЛЕНИИ.....	11
1.1. Искусственные нейронные сети	11
1.2. Обучение нейронных сетей.....	21
1.3. Технологии нейросетевого управления	25
1.4. Выводы по главе 1.....	33
ГЛАВА 2. МЕТОД НЕЛДЕРА – МИДА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ИНС	34
2.1. Параметрическая оптимизация автоматических систем с ИНС	34
2.2. Общая схема метода Нелдера – Мида	38
2.3. Формирование алгоритма обучения нейронной сети систем с ИНС на основе метода Нелдера – Мида	42
2.4. Разработка методики исследования алгоритма параметрической оптимизации	48
2.5. Выводы по главе 2.....	54
ГЛАВА 3. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ОДНОКОНТУРНЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ, СОДЕРЖАЩИХ ПИД- НЕЙРОРЕГУЛЯТОР	55
3.1. Постановка задачи параметрической оптимизации для одноконтурных автоматических систем с ПИД-нейрорегулятором	55
3.2. Конкретизация коэффициентов ОНС для решения задачи параметрической оптимизации для одноконтурных систем ПИД- нейрорегуляторами, с помощью генетического алгоритма.....	68
3.3. Выводы по главе 3.....	74
ГЛАВА 4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ИМПУЛЬСНЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ	75
4.1. Реализация импульсных элементов с помощью нейронных сетей	75
4.2. Решение задачи параметрической оптимизации для ШИМ-элементов.	81

4.3. Автоматические системы с элементом, осуществляющим амплитудно-импульсную модуляцию второго рода	94
4.4. Конкретизация коэффициентов метода Нелдера – Мида с помощью генетического алгоритма.....	99
4.5. Выводы по главе 4.....	105
ГЛАВА 5. ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ В	
ПРОМЫШЛЕННЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ РЕГУЛИРОВАНИЯ	106
5.1. Автоматическая система стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабельного изделия	106
5.2. Параметрическая оптимизация каскадной системы с двумя нейросетевыми широтно-импульсными регуляторами стабилизации толщины изоляции кабеля.....	110
5.3. Автоматическая система стабилизации технологического процесса вулканизации	123
5.4. Решение задачи параметрической оптимизации автоклава при электрическом нагреве	129
5.5. Автоматическая система стабилизации электроснабжения с автономным резервным источником питания	135
5.6. Параметрическая оптимизация системы стабилизации электроснабжения с автономным резервным источником питания.....	139
5.7. Выводы по главе 5.....	144
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	145
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	147
ПРИЛОЖЕНИЕ А	159
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	160
ПРИЛОЖЕНИЕ В	161
ПРИЛОЖЕНИЕ Г	162
ПРИЛОЖЕНИЕ Д	163
ПРИЛОЖЕНИЕ Е	164
ПРИЛОЖЕНИЕ Ж	165
ПРИЛОЖЕНИЕ З	166

ВВЕДЕНИЕ

Совершенствование методов и методик искусственного интеллекта дает возможность решать все более широкий спектр задач, в том числе и в теории автоматического управления. Особое внимание исследователей в этой области знаний уделяется искусственным нейронным сетям (ИНС). Так как их внедрение в автоматическую систему регулирования обеспечивает возможность реализации нелинейных отображений для нелинейных объектов регулирования, позволяет воплощать методики параллельных вычислений, то благодаря этому повреждение отдельных элементов технических средств не может существенно влиять на работу сети в целом. Увеличение как зарубежных, так и отечественных публикаций по данной тематике говорит о значительном интересе исследователей к ней. Большой вклад в применение ИНС в автоматических системах внесли В.А. Терехов, А.И. Галушкин, С. Омату, В. Гестнер, М. Кислер, В.Р. Сабанин, Н.И. Смирнов, А.И. Репин, Б.Я. Круглов и др.

Однако при всем многообразии публикаций нерешенным остается ряд вопросов, касающихся рекомендаций по выбору функций активаций, а также обучения нейронных сетей применительно к решению задачи параметрической оптимизации для систем, содержащих импульсные элементы. Решение этих вопросов требует практика автоматического регулирования, что показывает актуальность проводимых исследований.

Общая постановка задачи исследования

Объектом исследования являются автоматические системы управления, использующие в своем составе нейронную сеть.

Предметом исследования являются применение в регуляторах систем управления наиболее распространенных на практике нейронных сетей; алгоритм обучения нейронных сетей (ОНС), сформированный на основе метода Нелдера – Мида и предназначенный для решения задачи параметрической оптимизации ИНС, входящей в состав регулятора системы управления.

Целью диссертационной работы является улучшение качества переходных процессов, протекающих в системах, имеющих в своем составе ИНС, с помощью алгоритма, сформированного на основе метода Нелдера – Мида.

Для достижения указанной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- анализ методов обучения нейронных сетей в регуляторах систем управления и обоснование преимуществ алгоритма ОНС;
- модификация метода Нелдера – Мида для решения задачи параметрической оптимизации систем управления, у которых регулятор имеет в своем составе ИНС;
- исследование эффективности различных функций активации ИНС при решении задачи параметрической оптимизации одноконтурных систем управления по различным критериям;
- конкретизация коэффициентов алгоритма ОНС при решении задачи, указанной выше;
- обучение регуляторов с ИНС в промышленных автоматических системах управления с помощью разработанного алгоритма ОНС.

Методы исследования. В диссертационной работе применены: методы теории автоматического управления, методы математического моделирования, численные методы решения дифференциальных уравнений. Для реализации алгоритмов и методов выбран язык Delphi и Matlab.

Научную новизну составляют и на защиту выносятся:

- сформированный на основе метода Нелдера – Мида алгоритм ОНС, отличающийся от известного и его модификаций применением нового способа формирования начального симплекса и позволяющий решать задачу параметрической оптимизации ИНС в автоматических системах;
- исследование функций активации нейрорегуляторов в автоматических системах, позволяющих рекомендовать соответствующие функции активации для ПИД-, ШИМ-, АИМ 2 рода-нейрорегуляторов, что определяет его отличия от проводимых ранее;
- формирование подхода к реализации импульсных элементов (ИЭ), отличающегося от других тем, что в них имеется ИНС с архитектурой, построенной на основе модуляционной характеристики;

– разработка на основе генетического алгоритма методики конкретизации параметров алгоритма ОНС, что в конечном итоге обеспечивает эффективность его применения для решения задачи параметрической оптимизации;

– адаптация алгоритма ОНС для многоконтурных автоматических систем, расширяющая возможность его применения для настройки промышленных автоматических систем по различным критериям.

Достоверность результатов подтверждена применением общепринятого математического аппарата, а также соответствием полученных результатов исследованиям других авторов.

Практическая значимость работы

1. Разработка алгоритма параметрической оптимизации по различным критериям для автоматических систем с регуляторами, имеющими в своем составе ИНС.

2. Параметрическая оптимизация системы стабилизации толщины изоляции кабеля дала возможность значительное улучшение качества переходного процесса при использовании в ШИМ-элементе ИНС с обратными связями, что позволило снизить долю брака при критических значениях возмущений с 16 % до 7 % по сравнению с ИШИМ-регуляторами.

3. Оптимизация параметров ИНС ПИД-нейрорегуляторов в системе вулканизации резиновых изделий в автоклаве при электрическом нагреве, дало возможность снизить долю брака с 18 % до 14 % по сравнению с ПИ-регуляторами.

4. В системе электроснабжения с автономным резервным источником питания переменным током применение ПИД-нейрорегуляторов значительно уменьшает время регулирования частоты вращения ротора генератора, что в свою очередь улучшает переходный процесс действующего напряжения на потребителе.

Сформированные алгоритмы реализованы в виде программ для ЭВМ и зарегистрированы в «Реестре программ для ЭВМ» под следующими названиями: «Программа настройки искусственных нейронных сетей, реализующих ШИМ-элемент», «Программа настройки искусственных нейронных сетей, реализующих АИМ-элемент», «Параметрическая оптимизация системы стабилизации толщины изоляции кабеля с двумя искусственными нейронными сетями, реализующие два

ШИМ-элемента» и «Программа настройки спайковых искусственных нейронных сетей, реализующих ШИМ-элемент». Свидетельства № 2015610389, № 2016610973, № 2016614579 и № 2016615780 о государственной регистрации программ для ЭВМ выданы Федеральной службой по интеллектуальной собственности.

Результаты диссертационной работы переданы в ООО «Спецстройинвест» и ООО «НЦП Параметр», о чем имеются соответствующие документы. Разработанные алгоритмы используются в учебном процессе в дисциплине «Системы искусственного интеллекта» на кафедре «Автоматизированные системы» в ФГБОУ ВО «ИРНИТУ».

Защищаемые положения

1. Решение задачи параметрической оптимизации как в непрерывных, так и импульсных системах управления, имеющих в составе регуляторы с ИНС, что обеспечивает расширение области их применения.

2. Алгоритм ОНС, построенный на основе метода Нелдера-Мида, позволяющий решать указанные выше задачи параметрической оптимизации и адаптированный для многоконтурных систем.

3. Разработанный подход к формированию ИЭ, основная идея которого заключается в преобразовании модуляционных характеристик в архитектуру ИНС, дающий возможность достаточно просто модифицировать существующие автоматические системы с ИЭ, что в конечном итоге способствует повышению качества управления.

4. Методика определения параметров алгоритма ОНС коэффициентов: отражения, растяжения, сжатия и усечения. С этой целью привлечены средства искусственного интеллекта, в частности генетический алгоритм. Такая методика позволяет перейти к так называемому гибриднему алгоритму с его известными преимуществами.

5. Результаты работы алгоритма параметрической оптимизации и математического моделирования систем автоматического управления: стабилизации толщины изоляции кабеля, электроснабжения с автономным резервным источником

питания переменным током; показавшие возможность повышения качества работы системы управления, путем внедрения в них нейрорегуляторов.

Апробация работы. Основные результаты, полученные в итоге работы, докладывались: на XXII Байкальской Всероссийской конференции с международным участием «Информационные и математические технологии в науке и управлении» (Иркутск – Байкал, 30 июня 2017 года); на Всероссийской молодежной научно-практической конференции «Винеровские чтения» (Иркутск, 3–5 апреля 2014 года; 16–18 апреля 2015 года; 1–3 июня 2016 года; 3–5 апреля 2017 года); на V Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Проблемы транспорта Восточной Сибири» (Иркутск, 13–14 мая 2014 года); на Всероссийской конференции с международным участием «Повышение эффективности производства и использования энергии в условиях Сибири» (Иркутск, 19–22 апреля 2016 года); на научно-методическом семинаре «Прикладные аспекты математических и информационных технологий в образовании и науке» (Иркутск, 12 апреля 2017 года); на семинаре в рамках стажировки в «Санкт-Петербургском государственном электротехническом университете «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) (Санкт-Петербург, 2014 год). Результаты диссертационной работы экспонировались в рамках Всероссийского Фестиваля Науки 2015 года в конкурсе «Изобретатель XXI века».

Проводились регулярные обсуждения результатов работы на семинарах кафедры «Автоматизированные системы» ФГБОУ ВО «ИРНИТУ».

Личный вклад автора в диссертации и совместных публикациях состоит в разработке алгоритмов и программ для ЭВМ, формулировании и обосновании теоретических положений и проведении численных экспериментов. Научному руководителю – д-ру техн. наук, профессору Н.Н. Куцему – принадлежат постановка задач и общая схема исследования. Все результаты диссертации, составляющие научную новизну и выносимые на защиту, получены лично автором.

Публикации. Основное содержание диссертации отражено в 16 публикациях, из которых 10 статей, 6 свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ. Из общего числа статей 8 публиковались в изданиях, рекомендо-

ванных ВАК, одна из которых также входит в Web of Science на российской платформе.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения и списка литературы. Общий объем работы 166 страниц, из них – 120 страниц основного текста, 95 рисунков и 36 таблиц. Список литературы содержит 107 наименований.

В первой главе приводится описание основных определений, используемых в теории искусственных нейронных сетей, и их классификация. Рассматриваются свойства и принципы работы наиболее распространенных моделей нейронов. Показана классификация методов обучения нейронных сетей и кратко описана суть метода обратного распространения ошибки. Представлены преимущества нейронных сетей в теории автоматического управления, а также описаны достоинства и недостатки широко применяемых схем нейросетевого управления и методики предварительного обучения, используемые в них.

Во второй главе с достаточно общих позиций формулируется задача параметрической оптимизации автоматических систем с ИНС, и описываются критерии качества, по которым будет в дальнейшем производиться определение оптимального решения. Кратко рассмотрены методы решения задачи параметрической оптимизации, включая методы, не использующие обратное распространение ошибки.

Приводится краткое описание классического метода Нелдера – Мида, его блок-схема, а также алгоритм ОНС, построенный на его основе, для решения задачи параметрической оптимизации в ИНС. Представлена методика конкретизации параметров алгоритма ОНС с помощью генетического алгоритма.

В третьей и четвертой главах рассматривается применение алгоритма ОНС для решения задачи параметрической оптимизации одноконтурной системы автоматического управления. В качестве устройства управления в третьей главе выступают ПИД-нейрорегуляторы (непрерывный и дискретный), а в четвертой – нелинейные (АИМ и ШИМ-элементы) звенья, а также описан подход к построению импульсных элементов, имеющих в своем составе ИНС

Для каждой из рассматриваемых систем решается задача параметрической оптимизации с исследованием пяти функций активации нейронов исходя из критериев оптимальности, описанных в первой главе. На основании проведенных исследований, с помощью методики, приведенной во второй главе, конкретизируются коэффициенты алгоритма ОНС и используются в дальнейшем.

Пятая глава посвящена исследованию применимости разработанного алгоритма параметрической оптимизации для промышленных систем управления.

Во-первых, показана возможность использования полученных результатов импульсных элементов, имеющих в своем составе ИНС, применительно к каскадной автоматической системе стабилизации толщины изоляции кабеля. Ввиду того, что данная система состоит из двух контуров, рассматривается методика применения алгоритма ОНС.

Во-вторых, рассматривается система стабилизации давления в автоклаве при электрическом нагреве. Произведена параметрическая оптимизация автоматической системы с ПИ-, ПИД-регуляторами и ПИД-нейрорегуляторами.

В-третьих, исследована система стабилизации электроснабжения с автономным резервным источником питания. Проведена замена ПИД-регуляторов ПИД-нейрорегуляторами. Проведено их дообучение с целью улучшение прямых показателей качества частоты вращения ротора и выходного напряжения генератора, что привело к улучшению показателей действующего напряжения.

В заключении представлены основные выводы и результаты диссертационной работы.

Работа выполнена на кафедре «Автоматизированные системы» Института высоких технологий ФГБОУ ВО «ИРНИТУ»

ГЛАВА 1. ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В АВТОМАТИЧЕСКОМ УПРАВЛЕНИИ

1.1. Искусственные нейронные сети

Искусственные нейронные сети (ИНС) – математические модели нейронных сетей, а также их программные реализации, построенные по принципу функционирования биологических нейронных сетей. Понятие ИНС возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать их. Одной из таких попыток были нейронные сети Макклока и Питтса. Впоследствии, после разработки алгоритмов обучения и их применения к ИНС, эти модели стали применять для решения в задачах прогнозирования, распознавания образов, в задачах управления и др. [46, 97, 98].

ИНС – это система соединённых и взаимодействующих между собой искусственных нейронов [97, 98, 107]. На данный момент существует большое количество их видов, и в связи с этим в диссертации рассмотрены наиболее распространённые из них: нейроны, формализованные на основе работ Макклока – Питтса; импульсные.

Структура искусственного нейрона первого вида изображена на рисунке 1.1.1. Она состоит из трех типов элементов: синаптических весов (весовых коэффициентов), линейного сумматора и нелинейного преобразователя [47].

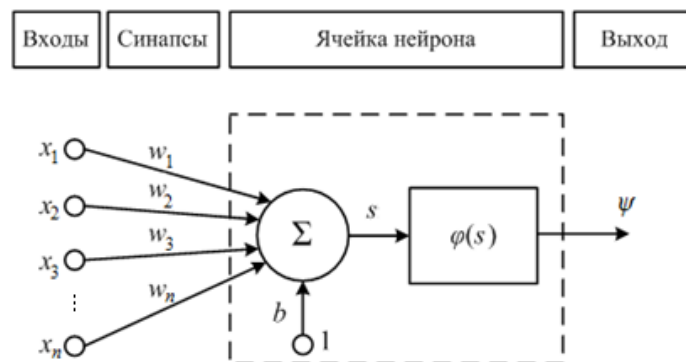


Рисунок 1.1.1 – Модель нейрона, формализованная на основе работ Макклока – Питтса

Здесь $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ – входные сигналы; $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ – синаптические веса; b – свободный член или смещение.

Принцип работы нейрона представлен ниже.

1. Входные сигналы, каждый со своим синаптическим весом (коэффициентом связи), подаются на вход линейного сумматора (либо другой агрегирующей функции):

$$s = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b. \quad (1.1.1)$$

2. После чего сигнал сумматора s поступает на вход активационного блока, выходной сигнал которого в общем случае определяется выражением:

$$\psi = \varphi(s), \quad (1.1.2)$$

где $\varphi(s)$ – функция преобразования активационного блока; ψ – выходной сигнал. Следует отметить, что обычно активационные блоки ограничивают выходной сигнал нейрона в заданном диапазоне, например $[0;1]$ или $[-1;1]$.

В общем случае входной сигнал, весовые коэффициенты и свободные члены (смещение) принимают вещественные значения. Выход (ψ) определяется видом функции активации и может быть как действительным, так и целым. Описанный вычислительный элемент можно считать упрощенной математической моделью биологических нейронов [95, 98].

Как указывалась выше, нелинейный преобразователь на входной сигнал s отвечает выходным сигналом $\varphi(s)$, форма которого задается активационной функцией. Примеры наиболее распространенных активационных функций представлены в таблице 1.1.1 и на рисунке 1.1.2.

Таблица 1.1.1 – Наиболее распространенные функции активации

Название	Формула	Область значений
Пороговая (рисунок 1.1.2, а)	$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & s < 0 \end{cases}$	$[0,1]$
Логистическая (рисунок 1.1.2, в)	$\varphi(s) = \frac{1}{1 + e^{-k \cdot s}}$	$(0,1)$
Синусоидальная	$\varphi(s) = \sin(s)$	$[-1,1]$

Продолжение таблицы 1.1.1

Название	Формула	Область значений
Линейно-передаточная (рисунок 1.1.2, б)	$\varphi(s) = \begin{cases} 0, & s \leq 0 \\ s, & 0 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	[0,1]
Шаговая (линейная с насыщением)	$\varphi(s) = \begin{cases} -1, & s \leq -1 \\ s, & -1 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	[-1,1]
Гиперболический тангенс (рисунок 1.1.2, з)	$\varphi(s) = \frac{e^{k \cdot s} - e^{-k \cdot s}}{e^{k \cdot s} + e^{-k \cdot s}}$	(-1,1)
Знаковая	$\varphi(s) = \begin{cases} -1, & s \leq 0 \\ 1, & s > 0 \end{cases}$	[-1,1]
Сигмоидальная (рациональная)	$\varphi(s) = \frac{s}{1 + s }$	(-1,1)
Радиально-базисная функция (RBF)	$\varphi(s) = e^{-\frac{s^2}{k^2}}$	(0,1]

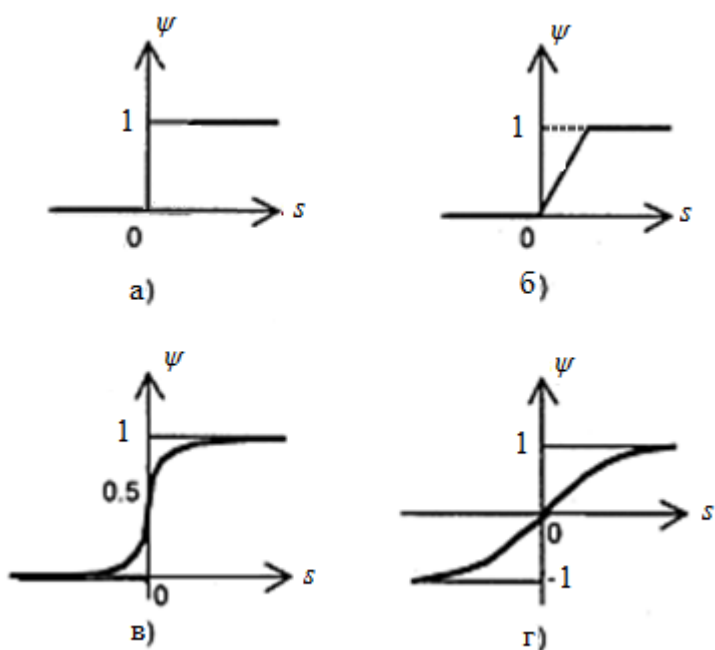


Рисунок 1.1.2 – Примеры функций активации

С применением ИНС в технике [72] были добавлены другие функции активации (таблица 1.1.2).

Таблица 1.1.2 – Функции активации

Название	Формула	Область значений
Линейная	$\varphi(s) = k \cdot s$	$(-\infty, +\infty)$
Полулинейная	$\varphi(s) = \begin{cases} k \cdot s, s \geq 0 \\ 0, s < 0 \end{cases}$	$[0, +\infty)$
Экспоненциальная	$\varphi(s) = e^{-k \cdot s}$	$(0, +\infty)$
Модульная	$\varphi(s) = s $	$[0, +\infty)$
Степенная	$\varphi(s) = s^k$	$(-\infty, +\infty)$

Во втором виде моделей используется импульсная передача информации, которая имеет название спайковые (импульсные) нейроны. Их достаточно много [1, 22], но наиболее распространенным является обобщенный нейронный элемент (ОНЭ).

Модель ОНЭ задается при помощи следующего набора параметров: ρ – пороговое значение; b – равновесное значение (аналогично с предыдущей моделью свободный член или смещение; значение внутреннего потенциала в состоянии покоя, т. е. когда на нейрон не подаются сигналы и он не находится в состоянии рефрактерности); ν – скоростной параметр (определяет крутизну изменения внутреннего потенциала на внешнее воздействие); T_R – продолжительность периода невосприимчивости к внешнему воздействию (рефрактерности); n – количество входов (синапсов); $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ – синаптические веса; T_m – продолжительность периода синаптического воздействия (восприятия сигналов).

Положительные величины ρ, b, ν, T_R и T_m одинаковы для всех элементов (за исключением b), входящих в состав нейронной сети, и не меняются с течением времени. При этом важно отметить, что в большинстве источников $T_m < T_R$.

Внутренние процессы, протекающие в элементе, в момент времени t задаются следующими выражениями: $\bar{u}(t)$ – функция зависимости величины внутреннего потенциала от момента времени t ; $\zeta(t)$ – состояние элемента; $\sigma(t)$ – мгновенный выходной импульс, длительность которого стремится к нулю.

Функция $\zeta(t)$ принимает одно из следующих состояний:

$$\zeta(t) = \begin{cases} \text{восприимчивость} \\ \text{генерация импульса} \\ \text{рефрактерность} \end{cases} \quad (1.1.3)$$

Функция $\sigma(t)$ равна единице в момент генерации выходного импульса (спайка). В остальные моменты времени $\sigma(t) = 0$.

Значения входных импульсов $\sigma_1(t), \sigma_2(t), \sigma_3(t), \dots, \sigma_n(t)$ (n – число входов данного нейрона) зависят от момента времени t . Здесь $\sigma_i(t) = 1$ в те моменты времени t , когда по i -му входу подается импульс. В остальные моменты времени $\sigma_i(t) = 0$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$).

В общем случае для удобства вычисления вводятся вспомогательные функции $\sigma_1^m(t), \sigma_2^m(t), \sigma_3^m(t), \dots, \sigma_n^m(t)$, которые равны [1, 22]:

$$\sigma_i^m(t) = \begin{cases} 1, \text{ при } t \in [t^*; t^* + T_m] \\ 0, \text{ при } t \notin [t^*; t^* + T_m] \end{cases} \quad (1.1.4)$$

где t^* – такое, что одновременно $\zeta(t^*) = \{\text{восприимчивость}\}$ и $\sigma_i(t) = 1$.

Теперь опишем функционирование ОНЭ (рисунок 1.1.3). В произвольный момент времени t возможен один из трех вариантов:

- ОНЭ находится в состоянии восприятия сигналов – $\zeta(t) = \{\text{восприимчивость}\}$;
- ОНЭ генерирует импульс – $\zeta(t) = \{\text{генерация импульса}\}$;
- ОНЭ находится в состоянии невосприимчивости (рефрактерности) – $\zeta(t) = \{\text{рефрактерность}\}$;

Кратко покажем работу данного нейрона при подаче на него двух импульсов σ_1 и σ_2 (рисунок 1.1.3). Под выделением, обозначенным буквой А, пунктирной

линей отмечена траектория внутреннего потенциала, в случае не использования сигнала σ_2 .

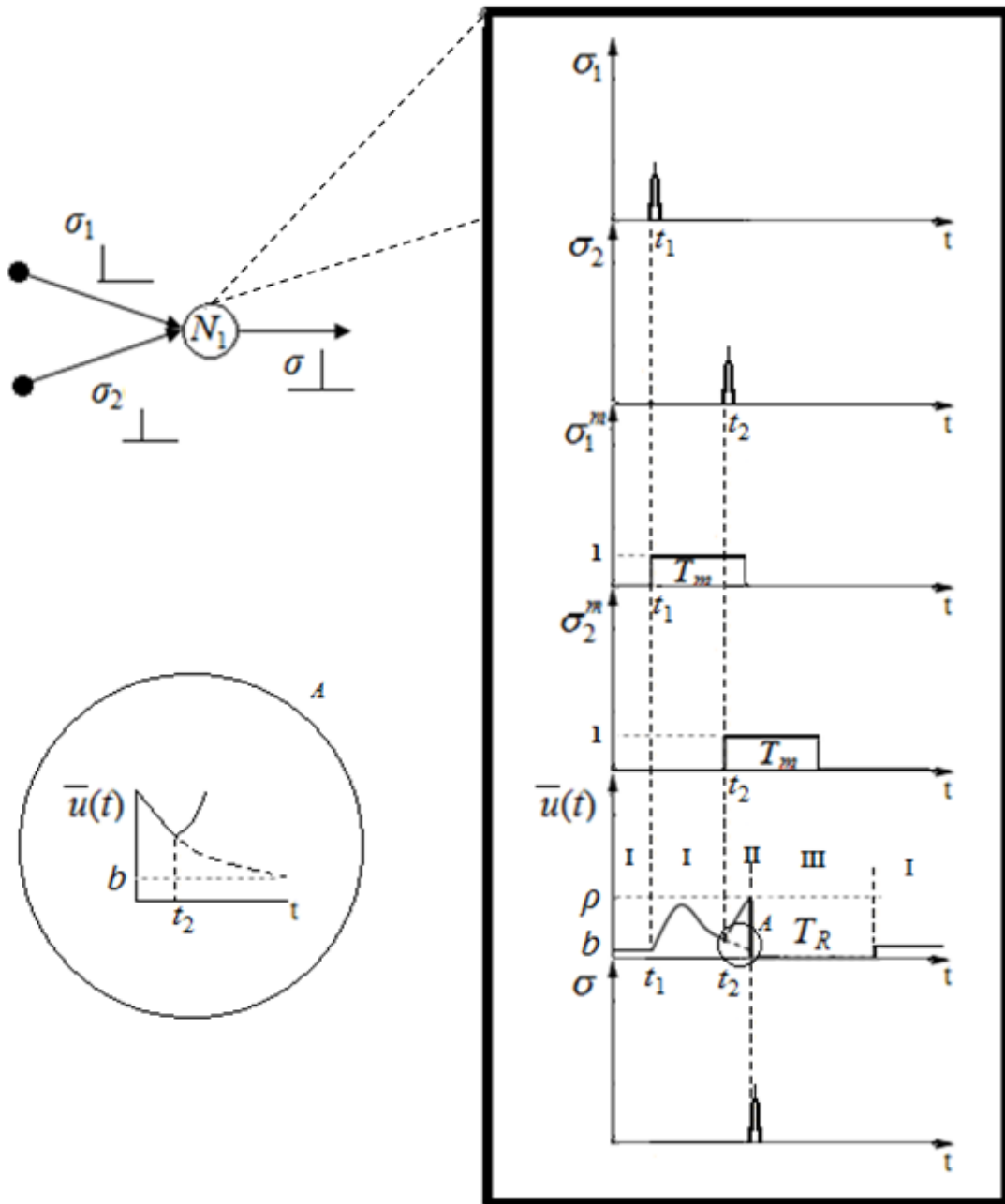


Рисунок 1.1.3 – Модель ОНЭ

I. Пусть $\zeta(t) = \{\text{восприимчивость}\}$. Тогда выходной сигнал $\sigma(t) = 0$, а функция $\bar{u}(t)$ удовлетворяет дифференциальному уравнению [1, 22]:

$$\frac{d\bar{u}}{dt} = v(b + h(t) - \bar{u}(t)), \quad (1.1.5)$$

где величина h определяется следующим образом:

$$h = \sum_{i=1}^n w_i \sigma_i^m(t). \quad (1.1.6)$$

II. Когда $\bar{u}(t) = \rho$ ОНЭ переходит в другое состояние – $\zeta(t) = \{\text{генерация импульса}\}$. При этом выход $\sigma(t) = 1$, причем выходной импульс распространяется по всем выходам данного нейрона. Импульс происходит мгновенно ($\Delta t \rightarrow 0$), после чего элемент переходит в состояние невосприимчивости.

III. Пусть $\zeta(t) = \{\text{рефрактерность}\}$. Тогда $\bar{u}(t) = 0$, $\sigma(t) = 0$. В этом состоянии элемент не восприимчив к внешнему воздействию. Элемент находится в нем в течение промежутка времени T_R с момента генерации импульса, после чего переходит в состояние восприимчивости.

Так как в данной модели нейрона передача информации осуществляется посредством импульсов, то она должна быть представлена в закодированной форме (последовательности импульсов). Наиболее распространенные способы кодирования [22]: относительное (широтное) (рисунок 1.1.4, а); фазовое (рисунок 1.1.4, б) и двоичное (рисунок 1.1.4, в).

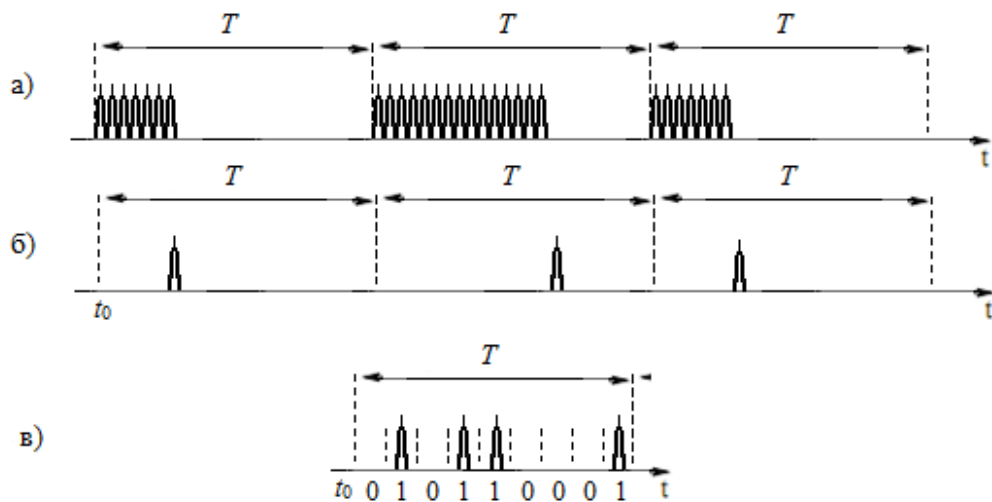


Рисунок 1.1.4 – Способы кодирования

Независимо от модели нейронов, в зависимости от функций, выполняемых ими в сети, можно выделить три их типа [41, 46, 85, 97]:

– входные нейроны, принимают входное воздействие или набор параметров, кодирующий образ внешней среды; информация передается с входа сразу на блок функций активации;

– выходные нейроны; преобразования в них осуществляются согласно выражениям (1.1.1–1.1.6);

– промежуточные нейроны, составляют основу нейронных сетей, передавая и преобразовывая сигналы от первого типа ко второму.

С точки зрения архитектуры нейронные сети можно подразделить на три типа [40, 41, 95]:

- полносвязные (рисунок 1.1.5, *a*);
- многослойные (рисунок 1.1.5, *б*);
- слабосвязные (с локальными связями) (рисунок 1.1.5, *в*).

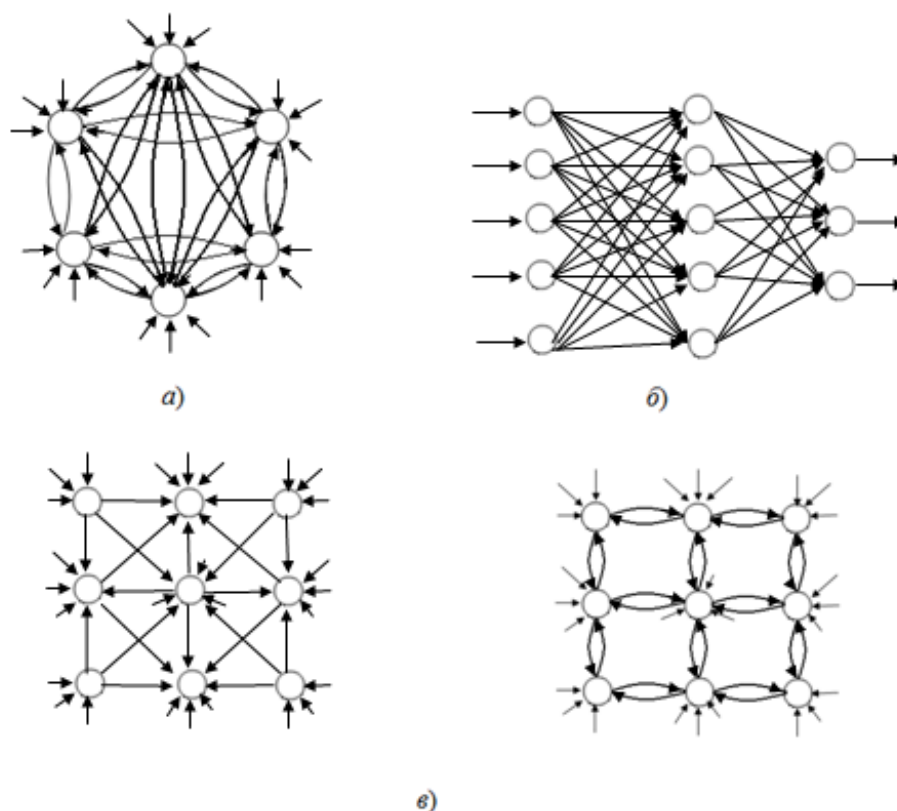


Рисунок 1.1.5 – Архитектуры нейронных сетей

На рисунке 1.1.5 под кругом понимается нейрон, под \longrightarrow – синаптические связи.

В первом типе нейронных сетей каждый нейрон получает все входные сигналы и передает свой сигнал остальным нейронам. В подобных нейронных сетях считаются как все (некоторые) выходные сигналы, так и средние значения сигналов выхода нейронов.

Во втором типе сетей нейроны образуют слои. Слой содержит подмножество нейронов с единым входным вектором, но с разными весовыми коэффициентами. Количество нейронов, входящих в эту совокупность, может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях. В теории ИНС принято нумеровать слои \bar{q} слева направо, начиная с входного и заканчивая выходным ($1 \dots \bar{Q}$).

Многослойные нейронные сети в свою очередь также подразделяют на:

1. Многослойный персептрон. Классический случай подобных сетей, где входные сигналы последовательно проходят нейроны входного слоя, поступают на элементы скрытого слоя и так далее до выходного слоя. Традиционная схема подразумевает, что каждый выход \bar{q} -го слоя подается на вход всех нейронов $(\bar{q} + 1)$ -го слоя, однако существует вариант, когда элементы \bar{q} -го слоя взаимодействуют с $(\bar{q} + m)$ -м слоем.

Многослойный персептрон неотделим от понятия связности – отношения количества синаптических весов, соединяющих два последовательных слоя, к произведению количества нейронов, входящих в них. При наличии связей всех нейронов \bar{q} -го слоя со всеми элементами $(\bar{q} + 1)$ -го слоя сеть считается полносвязной, при отсутствии хотя бы одного синаптического веса – неполносвязной. На практике широкое распространение получили полносвязные нейронные сети (рисунок 1.1.6).

Входной слой Скрытый слой Выходной слой

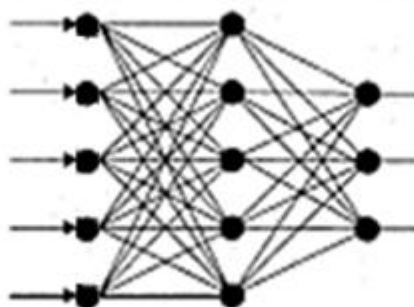


Рисунок 1.1.6 – Многослойная нейронная сеть

2. Монотонные. В этих гомогенных (см. ниже) сетях существуют ограничения на вид связей между двумя последовательными слоями. При наличии между \bar{q} -ым и $(\bar{q} + 1)$ -ым слоем только возбуждающих связей и применений некоторых

функций активации таблицы 1.1.1, можно говорить, что выход $(\bar{q} + 1)$ -го слоя является монотонной неубывающей функцией \bar{q} -го слоя [97]. При присутствии только тормозящих, можно называть монотонной невозрастающую функцию.

3. Сети с обратными связями. В них информация может поступать с любого \bar{q} -го слоя на любой $(\bar{q} - m)$ -ый (включая \bar{q}) слой. В данных нейронных сетях также можно выделить:

– слоисто-циклические, отличие их заключается в том, что часть слоев замкнуты в кольцо, где последний слой передает свои выходные сигналы первому; все слои равноправны и могут как получать входные сигналы, так и выдавать выходные;

– полносвязные, состоят из последовательных слоев, каждый из которых представляет собой полносвязную однослойную сеть, где сигналы передаются как от слоя к слою, так и внутри слоя.

Примером видов существующих обратных связей в нейронных сетях могут быть представлены частично-рекуррентные сети Элмана и Жордана (рисунок 1.1.7).

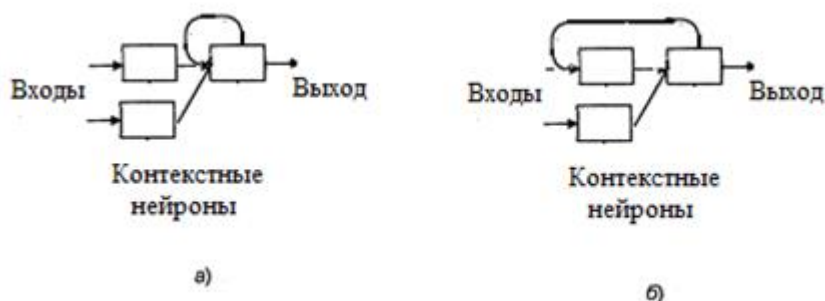


Рисунок 1.1.7 – Частично-рекуррентные сети: а – Элмана, б – Жордана

Слабосвязные нейронные сети крайне редко применяются на практике. Они выполняют узкий круг задач. В них нейроны располагаются в узлах прямоугольной или гексагональной решетки, и каждый нейрон связан со своими ближайшими соседями [41, 46, 85].

Все нейронные сети помимо архитектуры можно подразделить по типам используемых функций активации (функций внутреннего потенциала). Выделяют гомогенные (однородные) и гетерогенные ИНС. В случае использования во всех

нейронах одной функции активации сеть считается гомогенной, при различных – гетерогенной.

Сети можно классифицировать также и по числу слоев. В теории определено, что число слоев и количество нейронов в каждом слое может быть произвольным, однако на практике оно ограничено ресурсами ЭВМ или специализированных микросхем, на которых обычно реализуется нейронная сеть [63, 85, 97]. В данной работе рассматриваются наиболее распространенные на практике нейросетевого управления одно- и двухслойные сети.

Выбор архитектуры нейронной сети зависит от особенностей и сложности решаемой задачи. Для решения отдельных типов задач уже подобраны определенные конфигурации, которые обеспечивают эффективное по быстродействию достижение цели [41, 97, 107]. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных типов, приходится решать сложную проблему синтеза новой конфигурации. В настоящей работе основное внимание уделяется второму подходу.

1.2. Обучение нейронных сетей

Под обучением ИНС понимается процесс определения синаптических весов w_i ($i = 1, 2 \dots n$) и свободных членов b нейронов ИНС цель которого решение конкретной задачи. Достижение подобной цели осуществляется путем формализации критерия I , экстремальное I^* которого соответствует наилучшему решению задачи.

Существуют три основных стратегии обучения [97]:

- 1) с учителем;
- 2) без учителя;
- 3) смешанная.

В первом случае ИНС предъявляют входные образы сети, и сравнивают результирующие выходы с требуемыми, а затем с целью уменьшения их отклонения друг от друга проводит настройку синаптических весов.

Во втором при обучении ИНС предъявляют входные образы, и сеть настраивает свои веса согласно определенному алгоритму или условию. Так как требуе-

мый выход вектор ИНС не указан, то результаты определения возбуждающих образов для конкретных нейронов непредсказуемы [85, 97].

В третьей часть весовых коэффициентов (все) обучается по заданной обучающей выборке (см. ниже), а другая (вначале) – по правилам обучения без учителя.

Общим для всех алгоритмов, построенных на этих стратегиях, является их эвристический характер, а сами алгоритмы могут представлять собой линейные, а чаще нелинейные дифференциальные уравнения; разностные уравнения, составленные по определенному правилу; а также осуществлять направленный перебор параметров нейронной сети.

Наиболее распространенными являются: метод обратного распространения ошибки, обучение по правилу Хебба; обучение с «конкуренцией»; генетические алгоритмы и др.

Впервые идея обучения в нейронных сетях публикуется в книге Хебба (Hebb) «Организация поведения», вышедшей в 1949 г., и о которой говорится в [92]. До этой работы считалось, что для обеспечения обучения в гомогенной нейронной сети с пороговой функцией активации должны происходить какие-то физические изменения, однако было неизвестно, какие именно. Хебб предположил, что существенное изменение потребуется для укрепления связей между элементами нейронной сети только в том случае, если предсинаптическая и постсинаптическая связи нейрона активизируются одновременно.

Сущность идей Хебба проявляется в различных алгоритмах обучения. Хотя отдельные детали правил изменения весов могут быть разными, основное утверждение Хебба о том, что значения синаптических связей между элементами должны изменяться в определенной зависимости от коррелированной активности связанных элементов, было принято во многих моделях обучения.

Правило конкурентного обучения использует слой обрабатывающих элементов, конкурирующих друг с другом, в результате чего образуется нейронная сеть, применимая для решения задач распознавания образов. Такой подход был

рассмотрен Румельхартом (Rumelhart), Зипсером (Zipser) и Гроссбергом (Grossberg) и отмечен в [82, 85].

Другой подход, широко применявшийся в алгоритмах обучения нейронных сетей, – метод обратного распространения ошибок, или обратное распространение (backpropagation). Его концептуальные основы были предложены Вербосом (Werbos) в 1974 г. [59], а затем, независимо от него – Румельхартом (Rumelhart) и др. в 1986 г. [16].

Кратко покажем особенности данного подхода.

Целью обучения сети алгоритмом, построенного на методе обратного распространения ошибки, является такое последовательное изменение весов ИНС, при котором выбранное множество векторов входов приводило бы к целевому множеству векторов выходов. Совокупность одного вектора входов и целевого ему вектора выхода называется обучающей парой, а множество всех пар – обучающей выборкой.

Классический алгоритм обратного распространения ошибки можно представить следующим образом [82]:

1. Назначаются начальные значения весовых коэффициентов.
2. Последовательно из обучающего множества выбирается очередная обучающая пара, и ее значения входного вектора подаются на входы сети.
3. Вычисляется результат работы сети (выход сети).
4. Находится величина ошибки между полученным выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары)

$$\varepsilon_i(\mathbf{W}) = (\psi_i(\mathbf{x}) - \bar{\psi}_i), \quad (1.2.1)$$

где ε – ошибка в обучающей паре; ψ – действительное значение выхода сети; $\bar{\psi}$ – целевое значение выхода; o – количество выходов; $i = (1, 2..o)$.

5. Для синаптических весов, входящих в нейроны \bar{Q} слоя, определяется значение приращение.

$$\Delta w_{ji} = \varepsilon_i \frac{\partial \varphi_i}{\partial w_{ji}}, \quad (1.2.2)$$

где w_{ji} – синаптический вес, соединяющий j -нейрон с i -нейроном.

6. Вычисляется величина ошибки \bar{Q} -1 слоя.

$$\bar{\varepsilon}_j(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^{\Psi} \varepsilon_i \frac{\partial \varphi_i}{\partial w_{ji}} w_{ji}, \quad (1.2.3)$$

где Ψ – количество нейронов в слое \bar{Q} .

7. Действия 5, 6 повторяются с каждым последующим слоем до тех пор, пока не определены Δw для синаптических весов, сигнал по которым поступает с входов ИНС.

8. Выполняется коррекция всех синаптических весов для минимизации ошибки

$$w_{ji}[l] = w_{ji}[l-1] - \nu \Psi_j \Delta w_{ji}, \quad (1.2.4)$$

а для входных синаптических весов:

$$w_{ji}[l] = w_{ji}[l-1] - \nu x_j \Delta w_{ji}, \quad (1.2.5)$$

где ν – скоростной параметр, l – номер итерации метода обратного распространения ошибки.

9. После обработки всей обучающей выборки проверяется условие остановки алгоритма, как правило, это:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (\psi(x_i) - \bar{\psi}_i)^2 < \mu, \quad (1.2.6)$$

где l – количество обучающих пар; μ – произвольное малое число.

Среди достоинств метода обратного распространения ошибки выделяют:

- 1) достаточно высокую эффективность и простоту в реализации;
- 2) возможность реализации параллельных вычислений, так как через каждый нейрон проходит информация только о связанных с ним нейронах;
- 3) высокую степень общности. Алгоритм не накладывает никаких ограничений на используемый метод оптимизации. Его можно применять вместе с методами, использующими градиентную процедуру: наискорейшего спуска, сопряженных градиентов и др.

Об алгоритмах прямого поиска будет изложено в следующей главе.

1.3. Технологии нейросетевого управления

Под нейросетевым управлением подразумевается использование полностью определенных искусственных или естественных нейронных сетей, то есть в которых известна архитектура ИНС, функции активации нейронов и значения синаптических весов, для выработки действительных управляющих сигналов [60].

Во многих системах управления с целью повышения их качественных характеристик активно применяются нейронные сети [47, 63, 79, 97]. Они заняли достойное место при решении нелинейных задач управления, для которых традиционные методы и методики не дают удовлетворительных с практической точки зрения решений. Интерес к применению ИНС для решения задач автоматического управления вызван рядом причин.

1. Возможность аппроксимации большинства функций [97, 36, 62, 81]. К тому же, ввиду способности ИНС к самообучению, не требуется применение сложного математического аппарата, что необходимо при использовании традиционных методов.

2. Реализация нейронной сетью нелинейных отображений, посредством включения сигмоидальных функций активации (или некоторых нелинейных функций общего вида [7, 34]) в скрытые нейроны многослойных нейронных сетей, является важным фактором при решении задач управления с существенными нелинейностями.

3. Отсутствие необходимости нейронных сетей в большом объеме априорной информации об объекте управления по сравнению с другими методами позволяет их применять в условиях неопределенностей [5, 99, 103].

4. Параллельность нейронных сетей, вытекающая из сути их работы, способствует применению параллельных аппаратных средств, используя методики мультипроцессорной обработки.

5. Отказоустойчивость. Благодаря тому, что нейронная сеть представляет собой совокупность элементов повреждение отдельных нейронов не приводит к прекращению функционирования сети [6, 12].

Успешное применение метода обратного распространения для обучения многослойных нейронных сетей способствовало их широкому распространению вообще и в системах автоматического управления в частности. В работах разных

авторов [5, 13, 14, 31, 43, 66] предлагались различные схемы нейросетевого управления, обучение в которых производилось на основе этого метода. Одной из них стала схема нейросетевого управления на основе инверсно-прямой модели [33], которая, в свою очередь, построена на применении метода обратного оператора [60]. Суть подхода состоит в том, что нейронная сеть обучается воспроизводить обратный оператор объекта управления, после чего она дообучается при управлении этим объектом.

В работе [64] предложены два метода предварительного инверсного обучения: обобщенный и специализированный. При обобщенном обучении, схема которого показана на рисунке 1.3.1, нейронная сеть обучается воспроизводить обратный оператор объекта управления. Основным недостатком этой схемы является то, что она не гарантирует того, что выходной сигнал объекта управления будет соответствовать требуемому сигналу. Также трудности возникают в том случае, когда объект управления не имеет обратного оператора.

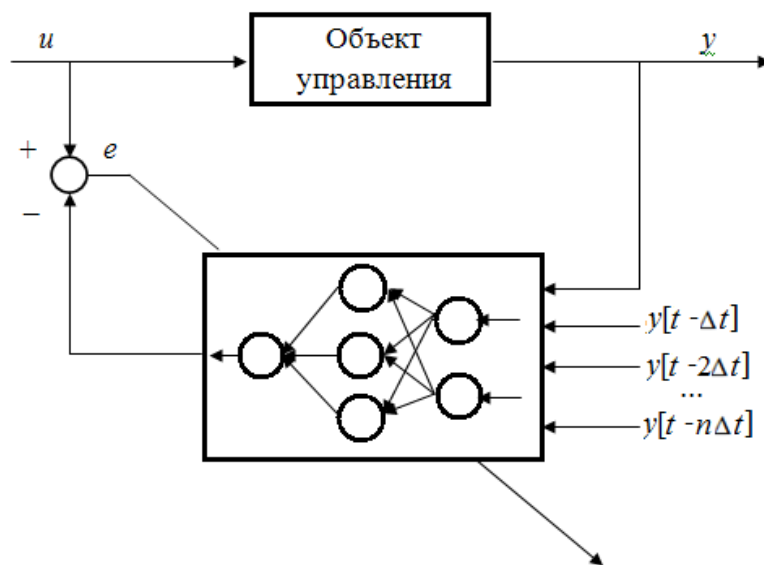


Рисунок 1.3.1 – Схема обобщенного обучения

Схема специализированного обучения (рисунок 1.3.2) используется для непосредственного обучения сети. В ней нейронная сеть воспроизводит требуемый сигнал управления. Это достигается путем минимизации методом обратного распространения ошибки между входным и выходным сигналами. Однако тут стоит отметить, что для обучения требуется знать якобиан объекта управления, который, в общем случае, неизвестен. Из-за этого приходится применять числен-

ную аппроксимацию якобиана либо другие модификации метода обратного распространения ошибок, например, использовать знаки элементов матрицы Якоби, которые представляют собой направления градиента [3].

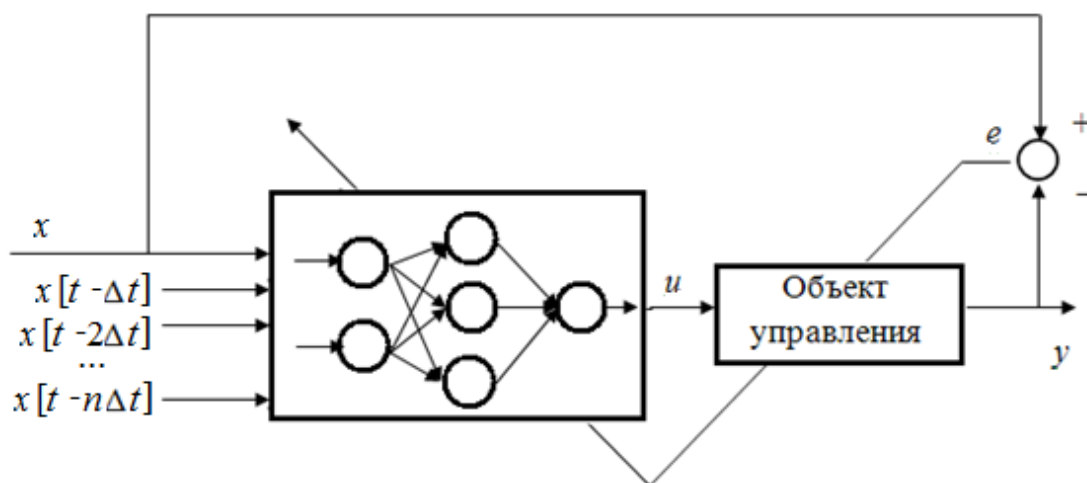


Рисунок 1.3.2 – Схема специализированного обучения

Следующей схемой предварительного обучения называется «обучение с ошибкой по обратной связи» [18, 42]. В этой схеме, показанной на рисунке 1.3.3, нейронная сеть настраивается воспроизводить сигналы традиционного регулятора с обратной связью, параллельно соединенного с ней. Процедура обучения заканчивается, когда нейронная сеть принимает на себя управление объектом, устраняя действие регулятора с обратной связью.

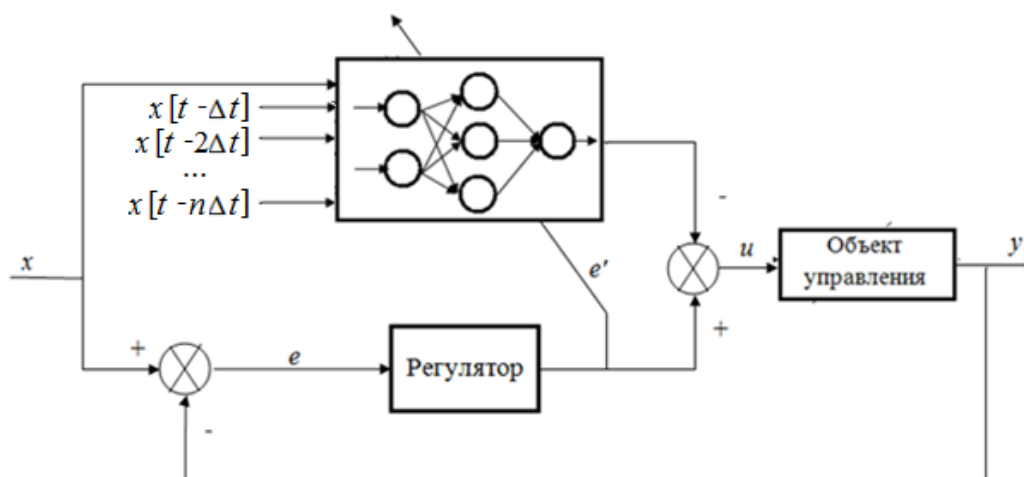


Рисунок 1.3.3 – Схема «обучения с ошибкой по обратной связи»

Большинство схем нейросетевого управления, разработанных до настоящего времени, основаны на следующих подходах [8].

1. Нейросетевое управление с обратной связью – переложение основных законов теории регулирования на теорию нейронных сетей.

2. Последовательная схема управления. Нейронная сеть непосредственно обучается повторению желаемых сигналов в управляющие воздействия, необходимых для получения таких сигналов.

3. Параллельная схема управления. ИНС используется для компенсации управляющего воздействия, задаваемого обычным контроллером таким образом, чтобы выходной сигнал объекта управления поддерживался как можно ближе к желаемому.

4. Схема управления регулятором, управляемым нейронной сетью. Нейронная сеть настраивает внутренние параметры регулятора, чтобы выходной сигнал объекта управления поддерживался как можно ближе к желаемому.

Последовательная схема нейросетевого управления показана на рисунке 1.3.4. В ней требуется, чтобы нейронная сеть была предварительно настроена в процессе обобщенного или специализированного обучения.

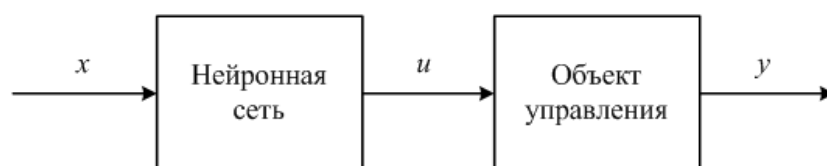


Рисунок 1.3.4 – Последовательная схема управления

Параллельная архитектура нейронного управления показана на рисунке 1.3.5. Задачей нейронной сети является коррекция сигнала регулятора, если он не обеспечивает необходимого качества управления. В такой схеме нейронная сеть предварительно настраивается на схеме «обучения по ошибке обратной связи» [18, 42, 65].

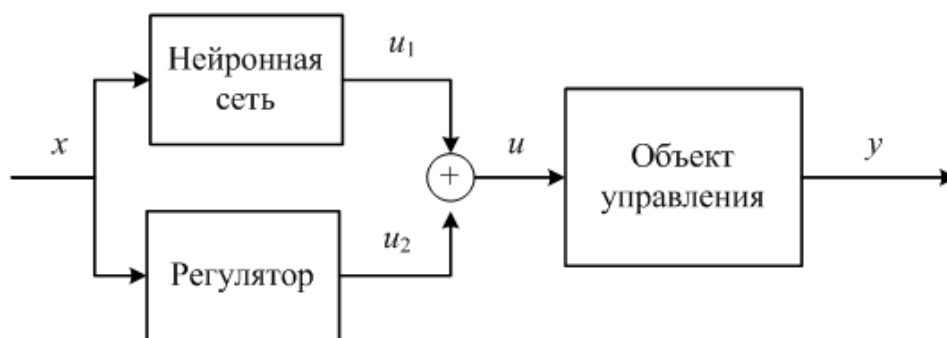


Рисунок 1.3.5 – Параллельная схема управления

Схема управления регулятором, параметры которого устанавливает нейронная сеть, показана на рисунке 1.3.6. Здесь нейронная сеть используется для настройки параметров традиционного регулятора и подобна настройке, осуществляемой человеком-оператором.

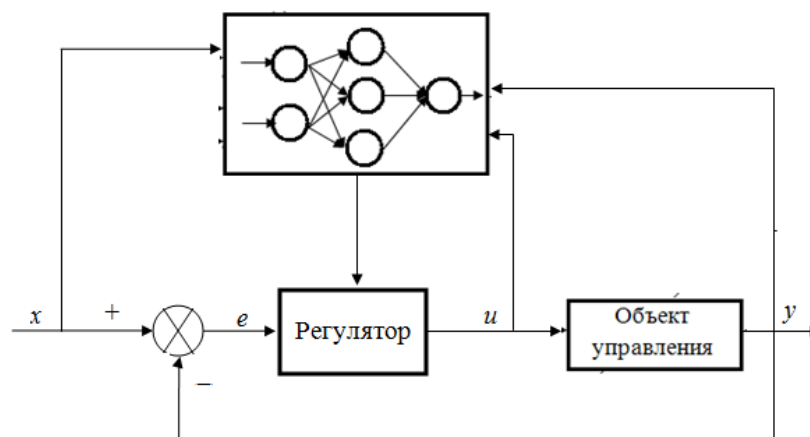


Рисунок 1.3.6 – Схема управления регулятором

Несмотря на достоинства подобных систем регулирования на основе нейронных сетей свойственен и целый ряд недостатков [97]:

1. Неспособность обеспечивать высокое качество управления при наличии возмущений.
2. Сложности при оптимизации систем по критериям, отличных от эталонной модели.
3. Недостаточная разработанность теории по выбору архитектуры нейронной сети.
4. Сложности по внедрению в уже существующие автоматические системы.

Для решения части этих проблем разработана [34, 60] схема нейросетевого управления с обратной связью, которая представлена на рисунке 1.3.7.

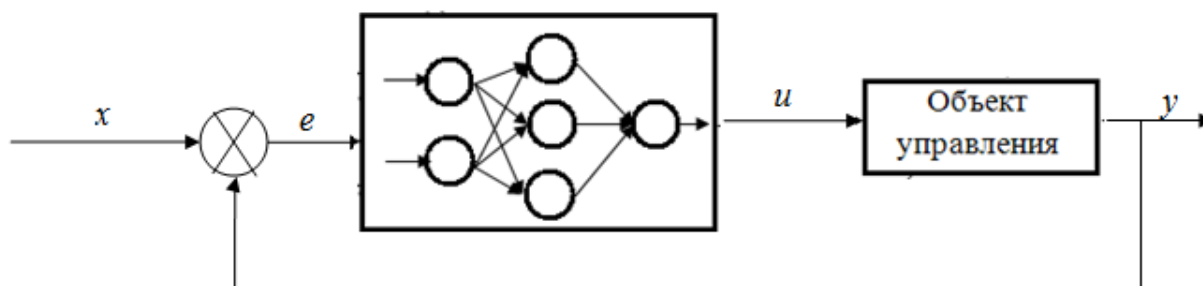


Рисунок 1.3.7 – Схема управления по обратной связи

Основная суть данной схемы заключается в том, что архитектура нейронной сети строится на основании математического описания законов регулирования или обучается аппроксимировать их. Таким образом, решаются основные проблемы предыдущих схем.

Покажем примеры реализации подобной нейросетевой схемы применительно к наиболее распространенным типам промышленных регуляторов, которыми в настоящее время являются ПИД-регуляторы.

Необходимо отметить, что существующие методики расчета параметров ПИД-регуляторов ориентированы на линейные системы, поскольку сам регулятор является линейным динамическим звеном. К тому же развитие вычислительной техники и линейность структуры ПИД-регуляторов стимулирует исследования, связанные с расширением области их применения, в том числе и в нелинейных системах [11, 15, 19, 33].

Применение ИНС непосредственно в регуляторах или параллельно им [2, 32] приводит к появлению нелинейных зависимостей, что, в свою очередь, позволяет в большинстве случаев добиться более высоких показателей качества переходного процесса в нелинейных системах.

Так, в работах [21, 33, 34] предлагается дополнять ПИД-регулятор нейросетевым регулятором, обучаемым с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Выходы обоих регуляторов складываются, что дает возможность получить нелинейный закон управления. Это позволяет расширить области применения подобной схемы. В работах [15, 21] используется RBF-сеть, которая служит для изменения коэффициентов ПИД-регулятора.

В данной работе исследуются различные модификации нейросетевого ПИД-регулятора, основанные на эквивалентном представлении классического ПИД-закона регулирования, на базе ИНС с последующим введением нелинейностей, улучшающих качество переходных процессов.

Как известно, закон управления, реализуемый ПИД-регулятором, описывается как

$$u(t) = k_p \varepsilon(t) + k_i \int \varepsilon(t) dt + k_d \frac{d\varepsilon(t)}{dt}, \quad (1.3.1)$$

где $\varepsilon(t)$ – ошибка управления, k_p , k_i , k_d – настраиваемые коэффициенты.

Таким образом, ПИД-регулятор может быть представлен в виде простейшей ИНС, содержащей всего один нейрон с тремя входами и линейной активационной функцией [11, 21]. Отсюда следует первый вариант ПИД-нейрорегулятора, когда на ИНС произвольной архитектуры с тремя входами подается ошибка регулирования, её производная и интеграл (рисунок 1.3.8).

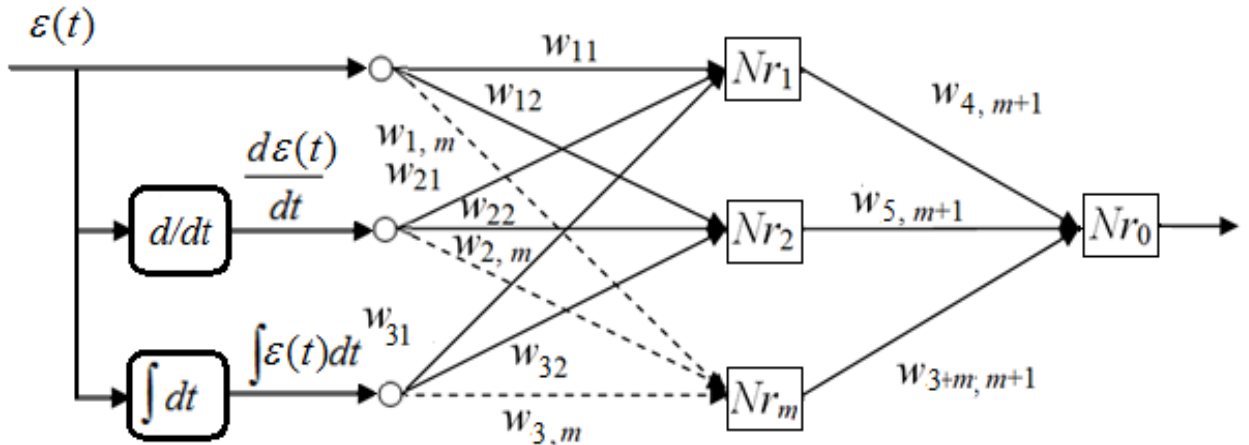


Рисунок 1.3.8 – Непрерывный ПИД-нейрорегулятор

Используя дискретное представление ПИД-закона [33], заменив производную и интеграл отношениями конечных разностей, получим выражение, на основе которого реализуется ещё один вариант построения ПИД-нейрорегулятора (дискретного) [33], вычисляющий П-, И-, Д-составляющие непосредственно внутри нейронной сети

$$u(t) = k_p \varepsilon(t) + k_i \Delta t (\varepsilon(t) + \sum_{b=1}^n \varepsilon[t - b\Delta t]) + \frac{k_d}{\Delta t} (\varepsilon(t) - \varepsilon[t - \Delta t]). \quad (1.3.2)$$

В качестве примера, ограничив число входов ИНС, воспользовавшись двумя слагаемыми в формуле для вычисления интеграла, имеем

$$u(t) = k_p \varepsilon(t) + \hat{s}_i (\varepsilon(t) + \varepsilon[t - \Delta t]) + \hat{s}_d (\varepsilon(t) - \varepsilon[t - \Delta t]), \quad (1.3.3)$$

где $\hat{s}_i = k_i \Delta t$, $\hat{s}_d = k_d / \Delta t$, Δt – шаг дискретизации по времени.

Для представления дискретного ПИД-нейрорегулятора можно рассмотреть двухслойную ИНС [33], в которой линейной является лишь активационная функция второго слоя, а активационные функции 1-го слоя в общем случае нелинейные (рисунок 1.3.9).

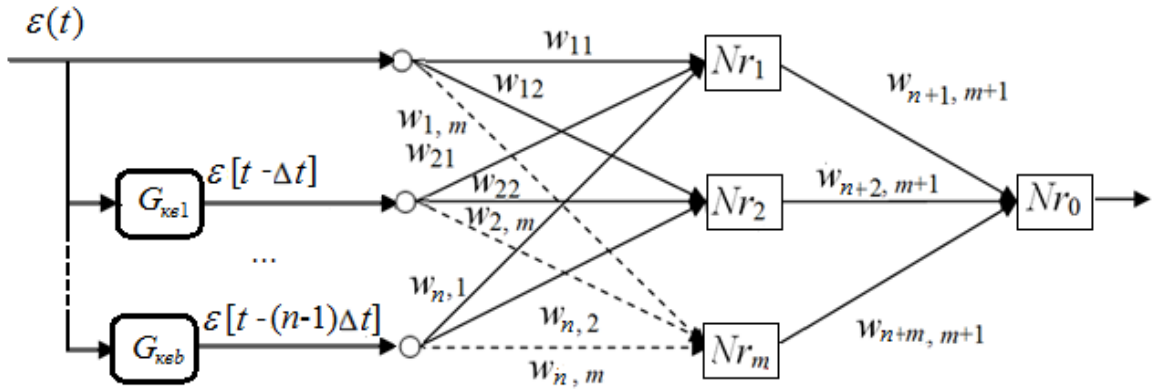


Рисунок 1.3.9 – Дискретный ПИД-нейрорегулятор

Здесь $G_{кв}$ – оператор квантования по времени; Δt – шаг дискретизации по времени; Nr_i – нейроны скрытого слоя ($i = 1, 2..m$); $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1,m}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{n,m}, w_{n+1,1}, w_{n+1,2}, \dots, w_{n+1,m}, \dots, w_{n+m,1}, w_{n+m,2}, \dots, w_{n+m,m}$ – весовые коэффициенты, образующие матрица синаптических весов \mathbf{W} .

При реализации данного вида регуляторов перед исследователями среди прочего стоит проблема выбора: с одной стороны увеличение точности дифференцирования и интегрирования, с другой – значительным усложнением архитектуры нейронной сети при увеличении количества входов. Поэтому на практике ограничиваются тремя–пятью входами, в зависимости от того, сколько точек используется для нахождения производной и интеграла. В настоящей работе, исходя результатов предварительных исследований, рассматриваются нейросетевые регуляторы с тремя входами.

1.4. Выводы по главе 1

1. Представлены необходимые сведения об основных элементах искусственных нейронных сетей, их взаимодействиях и организации.

2. Описаны общие сведения о способах обучения нейронных сетей, кратко описан алгоритм обратного распространения ошибки и приведены его достоинства по сравнению с другими алгоритмами.

3. Показаны преимущества применения нейросетевого управления в автоматических системах. Дан краткий обзор методов и методик предварительного обучения нейронных сетей в автоматических системах. Перечислены основные схемы нейросетевого управления. Приведены примеры ПИД-нейрорегуляторов.

Все материалы, указанные в этой главе, использованы в представленном диссертационном исследовании.

ГЛАВА 2. МЕТОД НЕЛДЕРА – МИДА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ИНС

2.1. Параметрическая оптимизация автоматических систем с ИНС

Во многих сферах науки и техники имеются задачи, которые требуют нахождения эффективного (оптимального) решения. Особенно часто они встречаются в теории автоматического управления (ТАУ), при синтезе автоматических систем (АС), имеющих в своем составе ИНС. С точки зрения целей управления такие задачи, как известно, можно подразделить на следующие типы [105]:

1. Задача стабилизации: поддержка некоторого требуемого значения регулируемой величины относительно неизменного значения задающего воздействия, несмотря на возникающие в АС возмущения. Данной задаче могут отвечать функционалы, минимизирующие ошибку регулирования.

2. Задача программного управления: обеспечение заданной траектории регулируемой величины управляемого объекта. Функционал в этом случае формируется на основе ошибки между действительным и желаемым выходом объекта.

3. Задача слежения подобна задаче программного управления, за исключением лишь того, что изменение регулируемой величины происходит по закону, который заранее неизвестен, так как в общем случае величина задающего воздействия изменяется во времени, и может носить случайный характер.

Из вышесказанного можно сделать вывод, что смысл множества задач из области ТАУ сводится в итоге к нахождению параметров и свойств системы управления, доставляющих экстремум принятого критерия [60].

В настоящей работе под системой регулирования подразумевается совокупность, содержащая объект регулирования, устройство регулирования (ИНС или устройство, имеющее в своем составе ИНС) и объединяющие их связи. Структурная схема такой системы представлена на рисунке 2.1.1.



Рисунок 2.1.1 – Автоматическая система регулирования

На данном рисунке: $\lambda(t)$ – задающее воздействие, $\varepsilon(t)$ – ошибка системы, $u(t)$ – регулирующее воздействие, $f(t)$ – возмущения, $x(t)$ – выходная координата системы.

В отличие от классической теории, ввиду внедрения ИНС, задача структурного синтеза расширяется, рассматривается не только определение структуры самой автоматической системы, но и определение архитектуры ИНС синаптических весов и функций активации ИНС, входящей в состав устройство регулирования. Отметим, что для некоторых классов задач существуют архитектуры, которые можно считать достаточно универсальными, и тем самым отпадает необходимость их определять. При заданной же архитектуре ИНС и месте включения управляющего устройства, где требуется найти только значения синаптических весов, обеспечивающих экстремум целевому функционалу, обозначается как задача параметрической оптимизации, которая считается подзадачей, рассматриваемой в рамках структурного синтеза.

Подходы к решению задачи структурного синтеза зависят от её сложности, имеющегося опыта разработчика, его теоретических познаний в области ИНС и конкретного технического воплощения системы управления. Проблема же определения оптимальных значений синаптических весов имеет в своем распоряжении обширную базу теории и практики её решения, включающие в себя как градиентные, эвристические методы, так и методы прямого поиска.

Особое внимание в задачах структурного синтеза и параметрической оптимизации уделяется понятию критерия, по которому оценивается полученный результат.

В практике современной ТАУ существует огромное множество критериев качества регулирования. Квадратичный критерий – наиболее известный, и описан во многих литературных источниках [23, 79, 105]:

$$I_1 = \int_0^{\infty} \varepsilon^2(t) dt . \quad (2.1.1)$$

Следующим, из наиболее применяемых, является модульный критерий качества [23]:

$$I_2 = \int_0^{\infty} |\varepsilon(t)| dt . \quad (2.1.2)$$

Следует упомянуть критерии, учитывающие одновременно запас устойчивости системы и содержащие прямые показатели качества переходного процесса. Для оценивания запаса устойчивости можно применять методику, указанную в работе [83], посредством контроля АЧХ системы в разомкнутом состоянии. Данную методику можно применять только для систем с известной передаточной функцией, что существенно сужает возможную область его использования. Такого вида критерий может быть представлен в виде следующей формулы [74, 83]:

$$I_3 = I + \psi |M - A(\varpi)| , \quad (2.1.3)$$

где I – некий базовый интегральный критерий, M – желаемая степень колебательности, $\psi > 0$ – коэффициент масштаба, $A(\varpi)$ – максимум модуля частотной замкнутой передаточной функции системы.

Рассмотрев критерии, используемые в настоящей работе, обратимся к методам оптимизации АС с ИНС, которые подразделяются на два класса:

1. Аналитические методы. В своей основе содержат теорию вариационного исчисления и принципа максимума, на практике используются только при наличии математической модели исследуемой системы, с включением определенных ограничений на свойства целевой функции (дифференцируемость, непрерывности и т. п.). Ввиду сложности выполнения данных требований в задачах параметриче-

ской оптимизации автоматических систем с ИНС используются довольно редко и не рассматриваются в данной диссертационной работе.

2. Численные методы. Базируются на принципах итеративных процедур различного рода, заслуживших широкое признание. Нетребовательность алгоритмов, построенных на их основе, к точному описанию математической модели всей автоматической системы, является основным фактором их достаточного распространения при решении задач параметрической оптимизации АС с ИНС.

Как известно, начальным этапом всех численных методов является выбор одного либо нескольких векторов начальных значений синаптических весов и смещения [102]. Конечной же их целью в большинстве задач параметрической оптимизации автоматических систем служит достижение экстремального значения выбранного критерия качества.

Наиболее распространенные методы и методики, применяемые для решения задачи параметрической оптимизации (обучения) для АС с ИНС, построены на основе метода обратного распространения ошибки. Значение ошибки нейронной сети вычисляется исходя из направления градиента целевого функционала критерия оценки качества АС, после чего посредством процедуры обратного распространения рассчитываются новые значения весов, и так, пока не будет достигнут экстремум.

Основной недостаток данного подхода заключается в том, что градиент дает только направление, но не величину шага. Следовательно, появляется необходимость выбирать стратегию изменения скоростного параметра ν градиентного метода с учетом близости текущего значения вектора к оптимуму. Помимо этого метод обратного распространения, который лежит в их основе, крайне чувствителен к функциям активации. Так, стоит отметить, что при использовании гиперболического тангенса или сигмоидальной (рациональной) функции активации алгоритм, построенный на основе этого метода, может приводить к состоянию «паралича», когда существенные изменения синаптических весов не приводят к изменениям выхода сети.

Попыткой преодолеть описанные выше недостатки является применение как эвристических, так и методов прямого поиска. Основным их достоинством является отсутствие потребности в дополнительной информации о целевой функции, кроме возможности ее вычисления в данной точке, а также независимость от использованных в нейронных сетях функций активаций. К недостаткам этого подхода относится зависимость от выбора начального приближения (популяции, симплекса, роя и т. д.). К тому же в эвристических алгоритмах, к которым относятся генетические алгоритмы, велика зависимость от «случайности», и с увеличением количества настраиваемых существенно увеличивается сложность выполнения условия останова алгоритма [101].

Среди методов прямого поиска следует выделить метод Нелдера – Мида как достаточно эффективный алгоритм решения задачи параметрической оптимизации автоматических систем, так как он прост в реализации, а его скорость сходимости превосходит другие методы прямого поиска [39, 101].

2.2. Общая схема метода Нелдера – Мида

Метод предложен в 1965 году и предназначен для решения задач многомерной безусловной оптимизации. Он оказался весьма простым в реализации на ЭВМ [102].

Данный метод служит для поиска значений n -настраиваемых (изменяемых) переменных, которые доставляют экстремум целевого функционала с использованием только вычисляемых на каждой итерации значений целевого функционала, что относит его к методам нулевого порядка. В основе его лежит понятие невырожденного симплекса – геометрического объекта n -мерного пространства ненулевого объема, являющегося выпуклой оболочкой, натянутой на $n+1$ вершину, каждая из которых аффинно независима от остальных [102].

Каждой итерации метода соответствует модификация симплекса, содержащая $n+1$ -ю вершину с вычисленными в них значениями функционала. Перестройка симплекса от одной итерации к другой достигается путем замещения од-

ной или нескольких вершин на вершины, вычисленные на основе его конфигурации, вместе со значениями функционала в них. Итерационный процесс заканчивается в том случае, когда вершины симплекса и вычисленные в них значения функционала при сравнении с предыдущей итерацией удовлетворяют некоторым условиям сходимости.

Далее представлены только те особенности метода Нелдера – Мида, которые необходимы для диссертационного исследования.

Вначале выбирается начальный симплекс (многогранник). Для этого существует несколько подходов [17, 39, 102].

Классический (первый) подход к проблеме выбора значений начального симплекса в виде регулярного симплекса (рисунок 2.2.1) приведен в [17, 71, 102]. Основным его недостатком является сложность охвата всей области настраиваемых параметров.

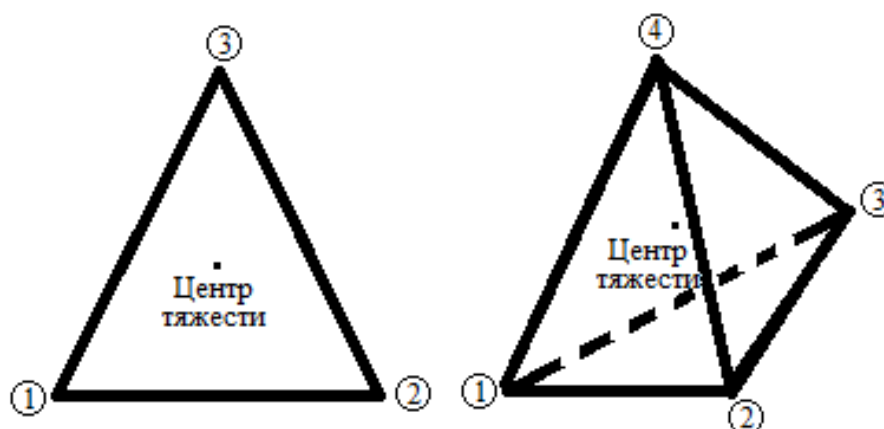


Рисунок 2.2.1 – Регулярные симплексы

Второй основан на использовании симплексов, значения вершин которых сформированы случайным образом.

Сущность третьего подхода [71] заключается в следующем: каждая точка симплекса отражает максимально возможное влияние χ ($\chi \neq 0$) отдельного настраиваемого параметра на значение результата функционала. Остальные параметры в каждой точке приравниваются к 0.

В общем виде, процедуру отыскания вершины в пространстве решений, в которой критерий I имеет экстремальное значение, можно представить блок-схемой, представленной на рисунке 2.2.2.

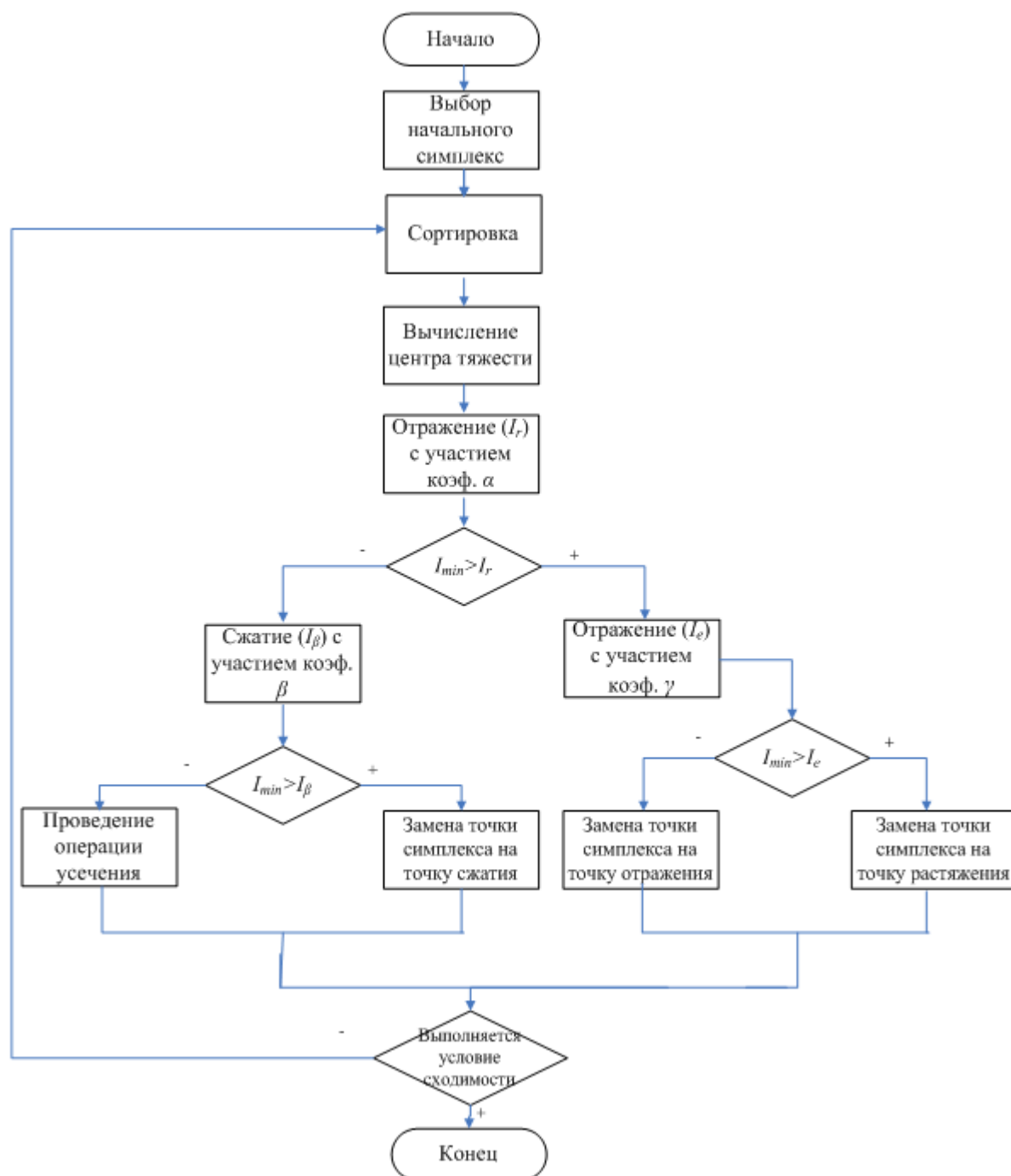


Рисунок 2.2.2 – Блок-схема метода Нелдера – Мида

Укажем те коэффициенты метода Нелдера – Мида и его модификаций, которые влияют на работоспособность алгоритмов, построенных на их основе. Коэффициент отражения α предназначен для отображения точки с максимальным значением I относительно центра тяжести деформируемого многогранника. Коэффициент растяжения γ вводится для увеличения вектора поиска (вектора, направленного из точки с наибольшим значением критерия к центру тяжести симплекса) при успешном выполнении операции отражения, то есть при получении

нии лучшего значения функционала по сравнению с симплексом. Коэффициент сжатия β используется для уменьшения вектора поиска при неудачной операции отражения. Таким образом, применяя вышесказанные операции отражения, растяжения и сжатия расположение вершин подстраивается к рельефу целевой функции.

Вследствие этого возникает вопрос о значениях коэффициентов α , β , и γ . При преобразовании симплекса с целью достижения экстремума и подстройки его к рельефу целевого функционала его размеры должны сохраняться до того момента, пока изменения в рельефе не потребуют применения симплекса другой формы [102]. Подобное возможно, как показали Нелдер и Мид, только при $\alpha = 1$, при этом значении по сравнению с $\alpha < 1$ требуется меньшее количество вычислений функционала. С другой стороны, α не должно быть много больше единицы, поскольку [102]:

1) деформируемый многогранник легче адаптируется к пространству параметров задачи при меньших значениях α , особенно когда необходимо изменять направление поиска, столкнувшись с изогнутой впадиной [102];

2) в области локального минимума размеры многогранника должны уменьшаться, а большое значение в этих условиях замедлит сходимость [71, 102].

Таким образом, значение $\alpha = 1$ выбирается как компромисс.

С целью выявления влияния выбора β и γ на процедуру поиска Нелдер и Мид [71] (а также Павиани [17]) рассмотрели работу алгоритма при решении тестовых задач, применяя различные варианты комбинаций значений β и γ . В результате они рекомендовали $\alpha = 1$, $\beta = 0,5$ и $\gamma = 2$. Заметим, что при проведенных исследованиях учитывались расположение и ориентация начального симплекса, но на решение задачи, в большой степени, оказывали влияния значения коэффициентов α , β и γ . Однако в своих трудах Павиани указывал на то, что невозможно однозначно выбрать значения коэффициентов β и γ для всех задач, и на успешность работы алгоритма больше влияет параметр β , чем γ . В [102] рекомендуются следующие диапазоны значений для этих параметров:

$$0,4 < \beta < 0,6,$$

$$1,8 < \gamma < 2,2.$$

При $0 < \beta < 0,4$ возможно уплощение многогранника, которое ведет к преждевременному окончанию процесса вычисления. При $\beta \geq 0,6$ может потребоваться больше машинного времени для достижения конечного результата, так как необходимо избыточное число итераций [17, 71, 102].

Стоит заметить, что данные границы весьма условны. Так, в работах того же Павиани [17] рассматривается ряд задач, в которых данные коэффициенты выходят за эти границы. Также в модификациях метода Нелдера – Мида добавляют и другие коэффициенты. К примеру, в [71, 80] внедряют коэффициент усечения d , предназначенный для стягивания симплекса к вершине с наименьшим значением функционала.

Все вышесказанное послужило основой в диссертационном исследовании при использовании алгоритма, построенного на базе метода Нелдера – Мида.

2.3. Формирование алгоритма обучения нейронной сети систем с ИНС на основе метода Нелдера – Мида

Для решения задачи параметрической оптимизации систем с ИНС, поставленной в этой главе настоящей работы, построен итерационный алгоритм, основанный на классическом методе Нелдера – Мида.

Вначале, с целью обеспечения сходимости алгоритма к глобальному экстремуму, формируется достаточно большое количество начальных симплексов, состоящих, как известно, из $n+1$ точки, каждая из которых имеет n координат, где n , в нашем случае, количество весовых коэффициентов ИНС. Координаты n точек этих симплексов назначены таким образом, чтобы в каждой точке выход нейронной сети зависел от значения отдельного (приоритетного) синаптического веса [102]. С целью наглядности и дальнейшего удобства назначим первый синаптический вес приоритетным для первой точки; второй синаптический вес – для второй и так далее. Далее для построения симплекса выполним следующие действия.

1. Представить ИНС в виде ориентированного графа, где вершинами графа считаются нейроны, вход(ы) и выход(ы) ИНС.

2. Для каждой из n точек симплекса выполнить операции:

а) для приоритетной дуги, олицетворяющей на графе приоритетный вес этой точки, строится путь, соединяющий вершины-входы со всеми вершинами-выходами и содержащий эту дугу, и оформляется набор дуг, входящих в этот путь;

б) если по каким-либо причинам такой путь не содержит всех входов или выходов, к этому набору добавляются дуги (если это возможно), входящие в путь, соединяющий эту вершину-вход (выход) с вершиной-нейроном, из которой исходит или в которую входит приоритетная дуга;

в) если приоритетную дугу включают несколько путей, то и дуги, входящие в эти пути, также добавляются в этот набор;

г) после чего, для точки симплекса все веса, дуги которых входят в этот набор, приравниваются к 1, а приоритетный вес соответственно значению χ .

3. Исходя из [71, 102] в $n+1$ точке, значения всех синаптических весов принимаются равными 0.

После рассмотрения всех точек оформляется маска начального симплекса, под которой понимается матрица A , состоящая из $n+1$ строк и n столбцов b , содержащая 0, 1; и χ на главной диагонали, т. е. $A_{i,j} = \chi$, когда $i = j$ ($i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, n+1$).

Также для охвата всего множества синаптических весов [71] в точках симплекса используется варьирование знака приоритетного веса χ . Таким образом, для одного значения χ будем иметь 2^n симплексов (размещение с повторением 2 элементов по n позициям).

Такое количество начальных симплексов определяет соответствующий объём исследований. С целью его уменьшения принято решение для всех начальных симплексов выполнять следующие операции. В каждом симплексе для всех точек вычисляется значение критерия I ; в данном случае обозначается, как I_{ij} , где $i = 1, 2, \dots$ – номер симплекса, $j = 1, 2, \dots$ – точка i -го симплекса. Затем определяется \hat{I} – характеристическое число симплекса как $\hat{I} = \min(I_{ij})$. После чего находится

$\hat{I} = \min(\hat{I})$, т. е. наименьшее характеристическое число среди всех симплексов. Далее рассматриваются только те симплексы, для которых $\frac{\hat{I}}{I} \leq \mu$ (где μ – произвольное число больше 1).

Затем с отобранными симплексами выполняются следующие операции:

1. Сортировка – из вершин симплекса (векторов значений весовых коэффициентов z) выбираются три точки: z_η с наибольшим (из выбранных) значением критерия I , точка z_g со следующим по величине значением критерия и точка z_l с наименьшим значением критерия (η, g, l – индексы точек z_η, z_g и z_l в вершинах симплекса).

2. Отражение — проектирование z_η через центр тяжести в соответствии с соотношением:

$$z_r = (1 + \alpha)z_c - \alpha \cdot z_\eta, \quad (2.3.1)$$

где $\alpha > 0$ является коэффициентом отражения; z_r – точка отражения; z_c – центр

тяжести, вычисляемый по формуле $z_c = \sum_{i=1}^{n+1} \frac{z_i}{n}, i \neq \eta$.

3. Растяжение. Если $I(z_r) < I(z_l)$, то направление отражения признается удачным и делается попытка растянуть симплекс в этом направлении по формуле

$$z_e = (1 - \gamma)z_c + \gamma \cdot z_r, \quad (2.3.2)$$

где γ представляет собой коэффициент растяжения; z_e – точка растяжения. Если $I(z_e) < I(z_l)$, то z_η заменяется на z_e , проходит проверка на критерий окончания поиска и в случае не успеха процедура продолжается с новой итерации с операции «Сортировка». В противном случае z_η заменяется на z_r , и также проходит проверка на критерий окончания поиска (2.3.6) и в случае не успеха продолжается с операции «Сортировка».

4. Сжатие. Если $I(z_g) < I(z_r)$, то считается, что симплекс слишком велик и его надо сжать. Сжатие может быть внутренним и внешним.

Внешнее сжатие. Если $I(z_r) < I(z_\eta)$, то вычисляется:

$$z_s = z_c + \beta(z_r - z_c), \quad (2.3.3)$$

где γ представляет собой коэффициент сжатия; z_s – точка сжатия. Если $I(z_s) < I(z_l)$, добавляем точку z_s во множество точек симплекса вместо z_η и заканчиваем итерацию (проверяем условие сходимости (2.3.6)), иначе проводим операцию усечения, о которой сказано ниже.

Внутреннее сжатие. Если $I(z_\eta) < I(z_r)$, то вычисляется

$$z_s = \beta \cdot z_\eta + (1 - \beta)z_c. \quad (2.3.4)$$

Затем поступаем аналогичным образом, что и при внешнем сжатии.

5. Усечение (редукция). Вычисляется новый симплекс:

$$z_i = z_l + \frac{(z_i - z_l)}{2}, i = 1 \dots n+1, i \neq l. \quad (2.3.5)$$

Критерий окончания поиска (условие сходимости) [102], примененный в данной работе, с учетом конкретики решаемой задачи определяется выражением:

$$\left\{ \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} \left[I(\mathbf{W}_i^{(\bar{k})}) - I(\mathbf{W}_c^{(\bar{k})}) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \leq \bar{\varepsilon}, \quad (2.3.6)$$

где $\bar{\varepsilon}$ – произвольное малое число, $I(\mathbf{W}_c^{(\bar{k})})$ – значение целевой функции в центре тяжести симплекса, $\bar{k} = (1, 2, 3, \dots)$ – номер итерации.

После выполнения критерия окончания поиска среди всех точек симплекса, включая z_c , выбирается точка с наименьшим значением критерия I , которая и будет считаться решением (экстремумом) по данному симплексу.

Затем происходит сравнение результатов работы алгоритма по каждому симплексу, представленными точками. Путем нахождения евклидова расстояния между этими точками формируется набор локальных экстремумов. Среди этого набора выбирается точка с наименьшим значением критерия I и значения ее координат, которые представляют собой синаптические веса, и считаются оптимальными. Если по каким-либо причинам оптимальные значения синаптических весов невозможно применить на практике, то можно выбрать точку со следующим по величине значения критерия. С целью наглядного представления вышесказанное оформлено в виде блок-схемы алгоритма (рисунок 2.3.1) [52].

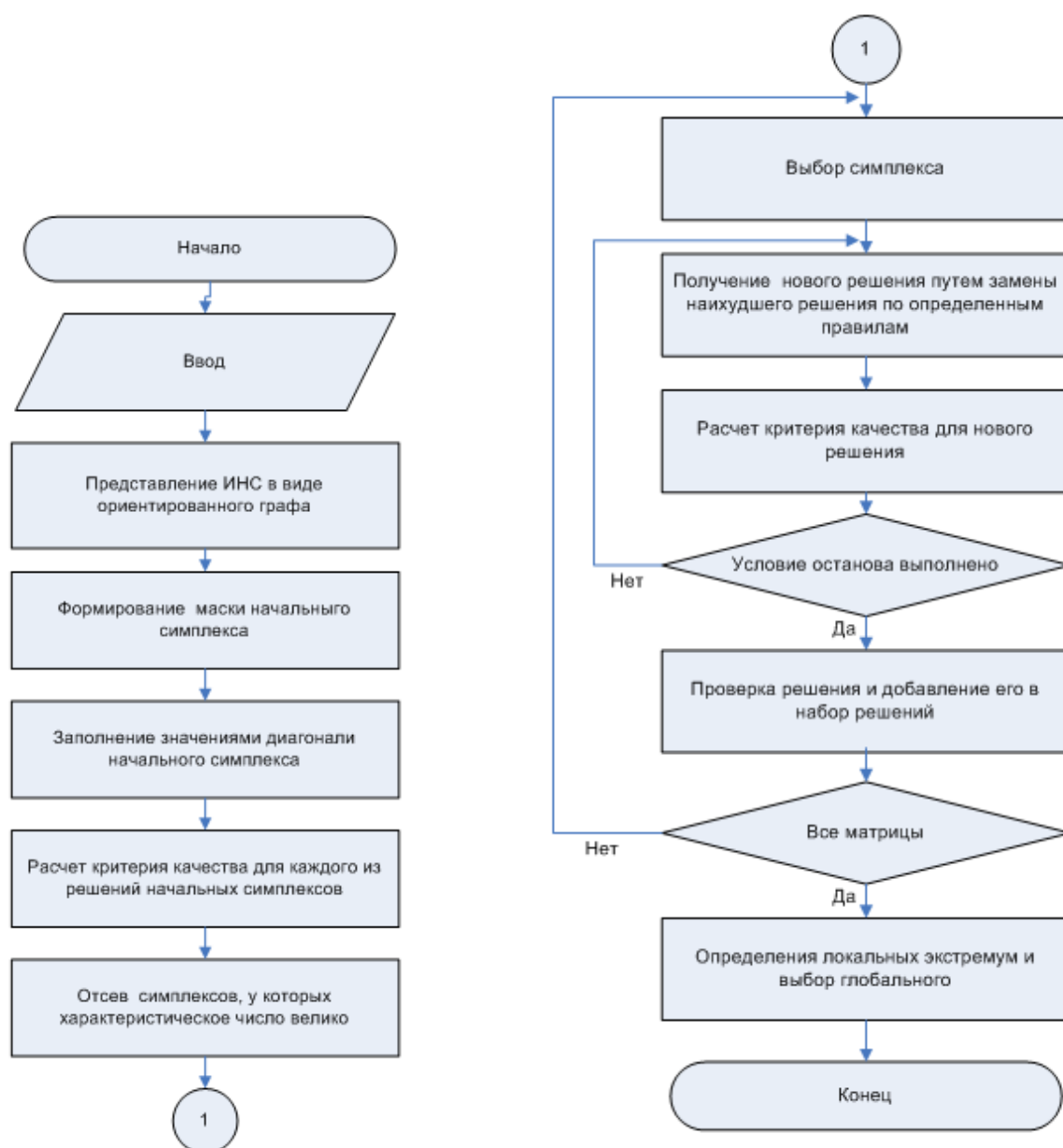


Рисунок 2.3.1 – Блок-схема алгоритма ОНС

Особое внимание при исследовании разработанного алгоритма уделяется доказательству достоверности получаемых результатов. Здесь применяются два наиболее распространенных направления:

1) сравнение полученных результатов с заранее известными оптимальными значениями;

2) применение методик доказательств, построенных на принципе сходимости [67, 76] результатов работы алгоритма, запущенных с разных начальных позиций. Так, на рисунке 2.3.2 показан пример схождения результатов работы алгоритма ОНС, запущенного с двух разных начальных симплексов ($A_1B_1C_1$ и $E_1D_1F_1$), к одному значению.

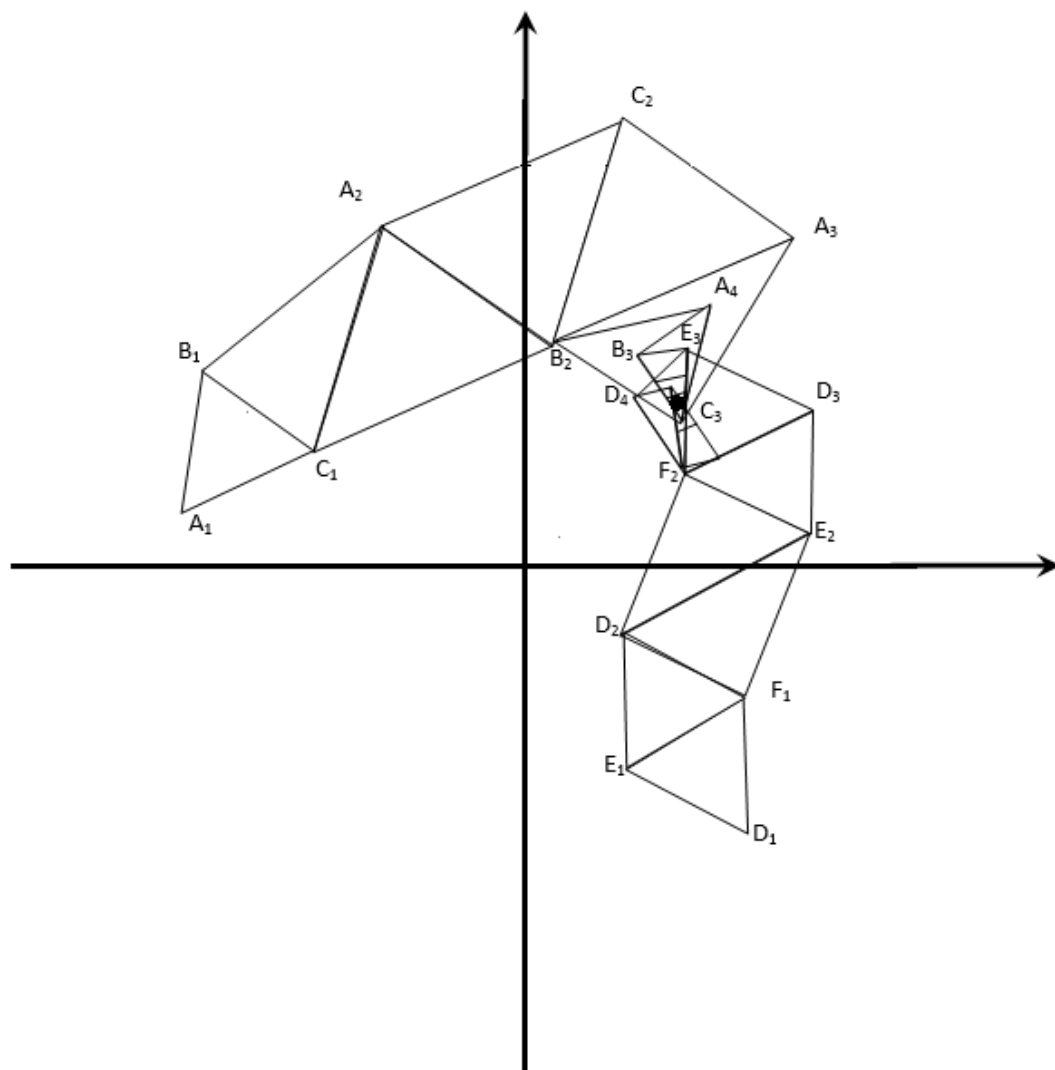


Рисунок 2.3.2 – Схождение алгоритма,
запущенного с двух начальных симплексов к одному результату

Также при доказательстве достоверности результатов стоит учитывать, что для автоматических систем, принадлежащих к различным классам, следует применять и различные методики доказательства. Так, в случае решения задачи параметрической оптимизации ПИД-нейрорегулятора можно ограничиваться сходимостью синаптических весов к одним и тем же значениям настраиваемых параметров, в случае же дискретных систем применяется методика, показанная в [32], здесь для доказательства необходимо совпадение форм модуляционных характеристик.

2.4. Разработка методики исследования алгоритма параметрической оптимизации

Как и другие алгоритмы параметрической оптимизации, так и построенные на основе метода Нелдера – Мида имеют свои настраиваемые параметры, значения которых в значительной степени определяют успешность его применения. Отсюда возникает задача их назначения. К таким параметрам для ОНС относятся коэффициент отражения α , коэффициент растяжения γ , коэффициент сжатия β , коэффициент усечения d . С целью расширения области применения сформированного алгоритма ОНС, в том числе и для АСР, введено условие: при нахождении экстремума критерия следует стремиться к уменьшению количества итерации. Вышесказанное и определяет специфику решаемой задачи. Разумеется, существуют рекомендованные значения указанных коэффициентов [71, 102], но в них определены их возможные границы для большинства тестовых задач, а в [17] показан ряд задач, в которых рекомендованные значения не приводят к сходимости алгоритма. Тем самым необходимо конкретизировать рекомендованные коэффициенты ОНС, что в настоящей диссертационной работе выполняется с помощью генетического алгоритма ввиду его широкого применения для решения подобных задач.

В настоящей диссертации при решении задачи конкретизации коэффициентов алгоритма ОНС предлагается использовать критерий:

$$\bar{I} = \sum_{j=1}^N \frac{r_j - \hat{r}_j}{N} - \xi \cdot \sum_{k=1}^B (\hat{I} - \bar{I}), \quad (2.4.1)$$

где r_j – количество итераций алгоритма ОНС на j – начальном симплексе; \hat{I} – минимальное значение критерия системы, полученное при лучших значениях коэффициентов алгоритма ОНС [50], то есть обеспечивающие минимум критерия I в популяции; \hat{r}_j – количество итераций алгоритма ОНС при j – начальном симплексе, полученное при значениях коэффициентов алгоритма ОНС лучшей особи в популяции; \bar{I} – минимальное значение критерия оценки качества АСР, получен-

ное в результате моделирования; N – количество начальных симплексов; ξ – нормирующий коэффициент.

Так как этот критерий – составной, относящийся к группе векторных критериев, то о методике решения задачи оптимизации будет сказано ниже.

В качестве алгоритма оптимизации на основе своих преимуществ и практики его применения при решении подобных задач применен генетический алгоритм [74, 84], блок-схема которого представлена ниже (рисунок 2.4.1).

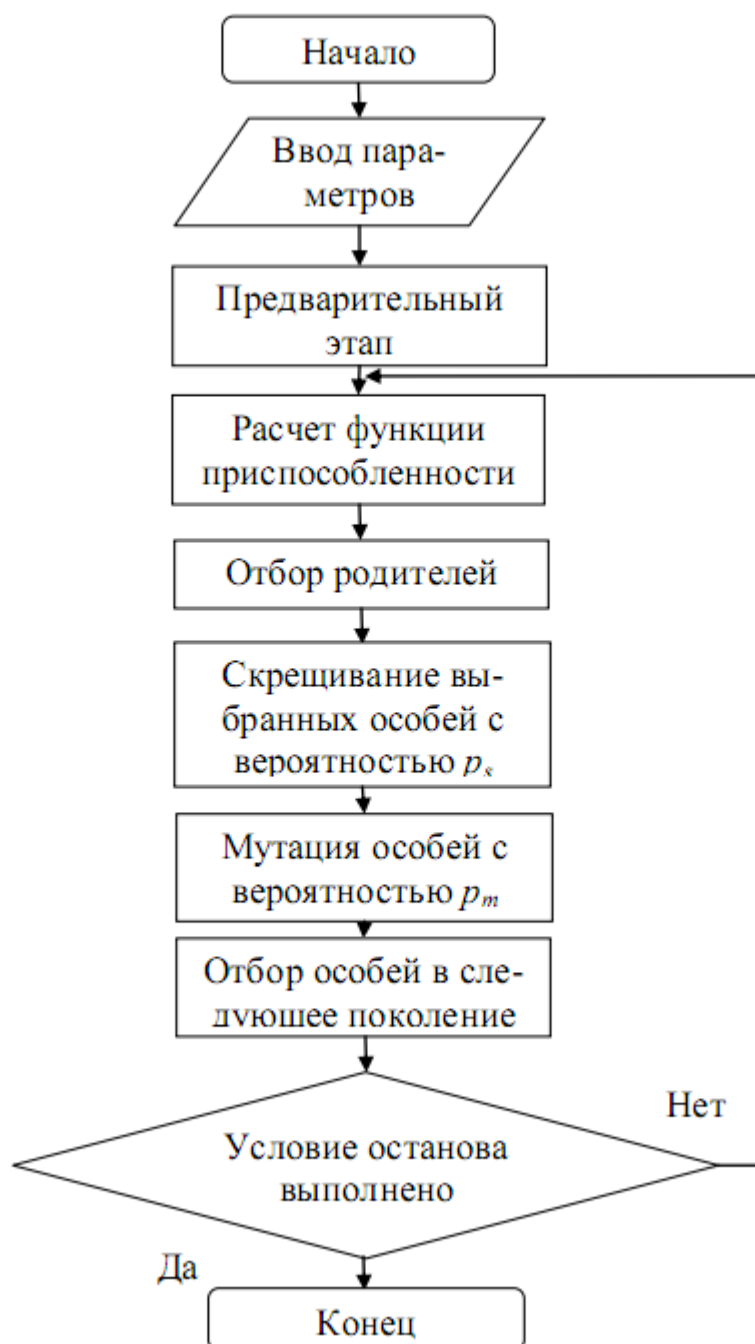


Рисунок 2.4.1 – Блок-схема генетического алгоритма

На предварительном этапе каждый параметр алгоритма ОНС должен быть представлен в виде хромосомы, длина которой в закодированной форме определяется [9]:

$$L_j = \left\lceil \log_2 \frac{S_j}{\delta_j} \right\rceil + 1; j = 1(1)m,$$

где под $\lceil \hat{z} \rceil$ понимается наименьшее целое, большее или равное \hat{z} [9, 74], но исходя из специфики задачи – большее; S_j – ограничение j -параметра сверху; δ_j – некоторый шаг изменения j -параметра; m – количество настраиваемых параметров.

Так как каждый параметр алгоритма ОНС состоит из целой и дробной части, то при кодировании используется маска картирования хромосомы [74, 84], которая представлена с помощью схемы, изображенной на рисунке 2.4.2. Для кодирования информации в хромосоме применяется код Грея.

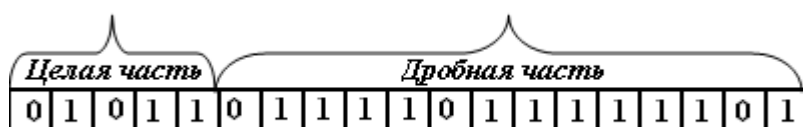


Рисунок 2.4.2 – Маска картирования хромосомы

После вычисления длины хромосом формируется популяция, состоящая из некоторого числа особей, каждая из которых имеет m хромосом, и представляет собой набор коэффициентов алгоритма ОНС.

Затем происходит расчет функции приспособленности для каждой особи.

Функция приспособленности (функция здоровья) – функция, определяющая меру приспособленности каждой особи. Другими словами, это подстановка значений фенотипа особи в целевую функцию задачи. Так как в генетическом алгоритме важно получить особь с наибольшим «здоровьем», а составной критерий (2.4.1) необходимо минимизировать, то «здоровье» после операции свертки – методом взвешенной суммы [74] – следует искать по формуле

$$f_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \frac{\hat{r}_j - r_j}{N}} + \xi \cdot (\hat{I} - \bar{I}); i = 1(1)s, \quad (2.4.2)$$

где f_i – здоровье i -особи; r_j – количество итераций алгоритма ОНС при j – начальном симплексе; \hat{I} – минимальное значение критерия системы, полученное при лучших значениях коэффициентов алгоритма ОНС; \hat{r}_j – количество итераций алгоритма ОНС при j – начальном симплексе, полученное при лучших значениях коэффициентов алгоритма ОНС; \bar{I}_k – минимальное вычисленное значение; N – минимальное количество начальных симплексов, обеспечивающих сходимость ГА и взятых из сгенерированного выше набора; ξ – коэффициент важности [74] ($\xi \geq 10$); s – количество особей в популяции. В начале работы генетического алгоритма лучшие значениями принимаются при рекомендованных значениях. Стоит отметить, что если $\sum_{j=1}^N \frac{\hat{r}_j - r_j}{N} \approx 0$, то здоровье рассматривается только по второй части выражения (2.4.2).

На этапе выбора родителей происходит отбор приспособленных особей для последующей операции скрещивания. В работе используется одна из основных и наиболее распространенных стратегий отбора родителей – рулеточный (случайный) [10, 73] отбор, с добавлением некоторого числа особей из предыдущей популяции (элитарный).

Принцип рулеточного отбора основан на присвоении каждой особи текущей популяции некоторого числа, пропорционального приспособленности особи, ко-

торое вычисляется по формуле $\xi_i = \frac{f_i}{f_{\text{cp}}}$ ($i = 1, 2, \dots, m$), где $f_{\text{cp}} = \frac{\sum_{i=1}^m f_i}{m}$. После чего

производится двукратная генерация случайного числа и происходит определение таким образом двух родителей [10, 74, 106].

В результате операции скрещивания (кроссовера) из отобранных особей получают потомство, хромосомы которого формируются на основе родительских. Таким образом создается популяция следующего поколения. В настоящей работе применен двухточечный кроссовер, при использовании которого случайным образом выбираются две точки внутри хромосомы (точки разрыва), в которых родительские хромосомы делятся на части и обмениваются ими.

С целью случайных изменений внесения в хромосомы и увеличения «видового разнообразия» в работе применен оператор мутации. Его использование позволяет «выбираться» из локальных экстремумов и, тем самым, эффективнее исследовать пространство поиска [10, 74, 106]. Также, как и для оператора кроссовера, существует вероятность применения мутации P_M .

После применения операции кроссовера и мутации создается популяция, в которую входят все созданные потомки и родители. После чего определяется приспособленность каждой особи. В новую популяцию попадают около 10 % популяции из элиты (элитарный способ отбора), а остальные 90 % добирают из потомков, полученных рулеточным методом.

Под условием останова алгоритма будем подразумевать такое состояние популяции, когда ни одна из основных генетических операций (кроссовера, мутации) не вносит изменения в генетическое разнообразие популяции в течение нескольких поколений [106], то есть достигается состояние «вырожденности». Для оценки достижения этого состояния популяции в работе используется сравнение Евклидовых расстояний между декодированными значениями хромосом i -ой и j -ой особью:

$$e_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (\theta_k^i)^2 - (\theta_k^j)^2}, \quad (2.4.3)$$

где m – количество кодируемых признаков особи (настраиваемых параметров), θ_k – декодированное значение k -ого признака.

Таким образом, критерий окончания поиска для популяции рассчитывается по следующей формуле [106]:

$$\bar{e} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{i,j}}{N} < \mu, \quad (2.4.4)$$

где N – количество особей в популяции; μ – произвольное малое число.

Ввиду того, что если рассчитывать выражение (2.4.4) на каждом поколении, алгоритм будет довольно требователен к вычислительным ресурсам, поэтому в основном при работе генетического алгоритма вычисляется среднее значение

приспособленности популяции, и лишь только при его неизменности будет применяться расчет расстояния между особями.

Таким образом, методика конкретизации параметров алгоритма ОНС будет выглядеть следующим образом.

1. Выбор N начальных симплексов.
2. Проведение экспериментов по решению задачи параметрической оптимизации автоматических систем с ИНС при рекомендованных значениях коэффициентов. Определение минимума критерия качества АСР I и количества итераций r_j ($j = 1 \dots N$). Они будут считаться начальными значениями \hat{r}_j и \hat{I} .
3. Формирование начальной популяции, в которой учитываются как границы, указанные в разделе 2.2, так и границы, предложенные Павиани [17].
4. Расчет приспособленности для каждой особи в популяции. Для этого проводятся эксперименты по решению задачи параметрической оптимизации автоматических систем с ИНС с параметрами алгоритма ОНС закодированными в хромосоме особи. Если найдется такая особь, что её $I \ll \hat{I}$, то её значения r_j ($j = 1 \dots N$) и I , становятся \hat{r}_j и \hat{I} , после чего происходит пересчет здоровья у всей популяции.
5. Выполнение основных этапов генетического алгоритма.
6. Проверка выполнения условия остановки, если нет – переход к этапу 4.
7. Представление результатов работы генетического алгоритма и применение их при дальнейших исследованиях.

2.5. Выводы по главе 2

1. С достаточно общих позиций рассмотрена задача параметрической оптимизации автоматических систем с ИНС, что при такой постановке позволяет применять широкий класс алгоритмов для ее решения.

2. Представлены критерии, используемые в дальнейшей работе, с их преимуществами и недостатками. В частности широко распространенные квадратичный и модульный критерии и критерий, учитывающий запас устойчивости.

3. Представлен краткий обзор существующих методов и методик обучения нейронных сетей с учетом специфики решаемой задачи. Наряду с методами, использующими в том или ином виде понятие градиента целевой функции, представлены прямые методы оптимизации, к классу которых и относится метод Нелдера – Мида.

4. Приведены основные понятия метода Нелдера – Мида, а также выполнен обзор формирования начальных симплексов. Представлена блок-схема алгоритма ОНС, применяемого в настоящей работе.

5. Приведена методика конкретизации коэффициентов алгоритма ОНС, использующая генетический алгоритм, а также перечислены используемые в работе методы отбора, способов перехода в следующее поколение и критерий окончания поиска. Представлена блок-схема классического варианта генетического алгоритма, применяемого в настоящей работе.

ГЛАВА 3. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ОДНОКОНТУРНЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ, СОДЕРЖАЩИХ ПИД-НЕЙРОРЕГУЛЯТОР

3.1. Постановка задачи параметрической оптимизации для одноконтурных автоматических систем с ПИД-нейрорегулятором

Конкретизируем задачу параметрической оптимизации применительно к одноконтурной непрерывной автоматической системе, состоящей из объекта управления и ПИД-нейрорегулятора. В данном случае необходимо найти такое значение вектора настраиваемых параметров (матрица синаптических весов), чтобы критерий качества принимал экстремальное значение.

Структура такой системы представлена на рисунке 3.1.1.

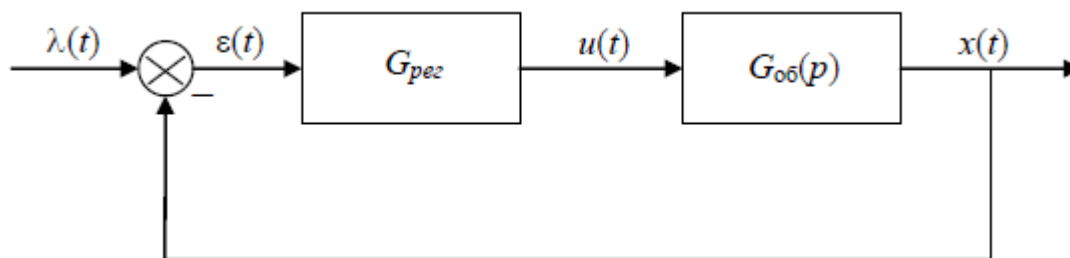


Рисунок 3.1.1 – Структурная схема одноконтурной АСР

Процессы, протекающие в системе, записываются с помощью следующих выражений:

$$\begin{aligned} \varepsilon(t) &= \lambda(t) - x(t); \\ u(t) &= G_{рег} \cdot \varepsilon(t); \\ x(t) &= G_{об}(p) \cdot u(t), \end{aligned} \tag{3.1.1}$$

где $\lambda(t) = 1(t)$ – задающее воздействие, $u(t)$ – регулирующее воздействие, $p = d/dt$ – оператор дифференцирования, $G(p, \mathbf{W})$ – оператор регулятора, $G_{об}(p)$ – оператор объекта регулирования. Пусть оператор объекта регулирования $G_{об}(p)$ задан инерционным звеном второго порядка с запаздыванием:

$$G_{об}(p) = \frac{k}{(T_{об1}p + 1) \cdot (T_{об2}p + 1)} \cdot e^{-\tau}, \tag{3.1.2}$$

где k – коэффициент передачи объекта регулирования; $T_{об1}$ и $T_{об2}$ – постоянные времени; τ – время запаздывания, причем $\frac{\tau}{T_{\max}} \approx 1$, где $T_{\max} = \max[T_{об1}, T_{об2}]$.

Такой объект регулирования выбран в связи с тем, что большинство технических объектов описываются выражением (3.1.2).

Рассмотрим работу алгоритма ОНС при настройке ПИД-нейрорегуляторов, варианты реализации которых указаны в первой главе.

На рисунке 3.1.2 представлена архитектура нейронной сети, входящей в состав ПИД-нейрорегулятора (см. рисунок 1.3.8).

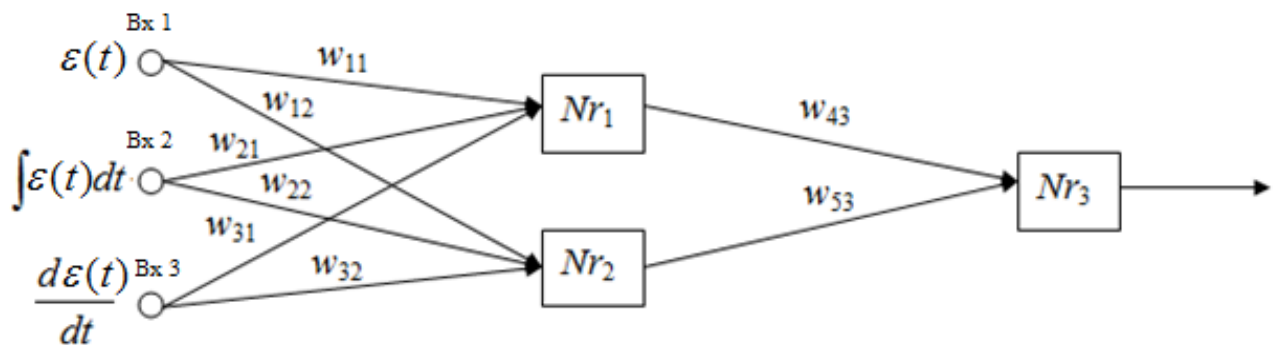


Рисунок 3.1.2 – Архитектура ИНС непрерывного ПИД-нейрорегулятора

Матрица синаптических весов \mathbf{W} для данной сети имеет вид:

		Nr_1	Nr_2	Nr_3	
Vx 1		w_{11}	w_{12}	0	
Vx 2		w_{21}	w_{22}	0	
Vx 3		w_{31}	w_{32}	0	
Nr_1		0	0	w_{43}	
Nr_2		0	0	w_{53}	
Nr_3		0	0	0	

Дадим краткие пояснения к этой матрице. Рассмотрим элемент первой строки и первого столбца – w_{11} , он показывает связь первого входа (Вх 1) с первым нейроном (Nr_1). А элемент w_{32} показывает связь третьего входа (Вх 3) со вторым нейроном (Nr_2)

Исследования проведены в достаточно большом диапазоне параметров, причем $0,75 \leq k_{об} \leq 1,5$; $10 \leq T_{об1} \leq 25$; $25 \leq T_{об2} \leq 75$; $0,5 \leq \tau \leq 1,5$. Ввиду ограниченности объема диссертации и с целью наглядного представления результатов работы алгоритма ОНС выбраны следующие значения параметров объекта регулирования: $k = 1$; постоянные времени $T_{об1} = 1$ и $T_{об2} = 2$; $\tau = 2$. В качестве критериев оптимизации взяты следующие выражения:

$$I_1(W) = \int_0^L \varepsilon^2(W, t) dt \rightarrow \min, \quad (3.1.3)$$

$$I_2(W) = \int_0^L |\varepsilon(W, t)| dt \rightarrow \min, \quad (3.1.4)$$

где L – длина интервала интегрирования.

Отличие данных формул от предложенных в разделе 2.1 связано с тем, что данные критерии вычисляются с помощью численных методов. Величина интервала интегрирования назначена исходя из эмпирических соображений, и составила $L = 50$.

Параметры алгоритма ОНС назначены исходя из анализа литературы [71, 102] и принимают рекомендованные значения:

1. Коэффициент отражения $\alpha = 1$.
2. Коэффициент растяжения $\gamma = 2$.
3. Коэффициент сжатия $\beta = 0,5$.
4. Коэффициент усечения $d = 2$.

Воспользовавшись методом, предложенным в предыдущей главе, построим маску начального симплекса для алгоритма ОНС.

w_{11}	w_{12}	w_{21}	w_{22}	w_{31}	w_{32}	w_{43}	w_{53}	b_1	b_2	b_3
χ	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0
0	χ	0	1	0	1	0	1	0	0	0
1	0	χ	0	1	0	1	0	0	0	0
0	1	0	χ	0	1	0	1	0	0	0
1	0	1	0	χ	0	1	0	0	0	0
0	1	0	1	0	χ	0	1	0	0	0
1	0	1	0	1	0	χ	0	0	0	0
0	1	0	1	0	1	0	χ	0	0	0
1	0	1	0	1	0	1	0	$\chi/1000$	0	0
0	1	0	1	0	1	0	1	0	$\chi/1000$	0
1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	$\chi/1000$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

где χ – одно значение, из ряда $\pm 5, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$, конкретизированного как результат предварительных исследований.

Исходя из анализа литературы [46, 72, 95, 97], выбраны наиболее распространенные функции активации для нейронов скрытого слоя: 1 – логистическая, 2 – шаговая, 3 – гиперболический тангенс, 4 – сигмоидальная (рациональная), 5 – синусоидальная. В дальнейшем при оформлении результатов исследований, связанных с участием функций активации, принята соответствующая этой нумерация.

По итогам работы алгоритма ОНС [57] получены значения синаптических весов, которым соответствуют переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 3.1.3, таблица 3.1.1) и модульного критериев (рисунок 3.1.4, таблица 3.1.2).

Таблица 3.1.1 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	Значение критерия I_1
Шаговая	2,37
Логистическая	2,44
Гиперболический тангенс	2,34

Продолжение таблицы 3.1.1

Функция активации	Значение критерия I_1
Сигмоидальная	2,35
Синусоидальная	2,6

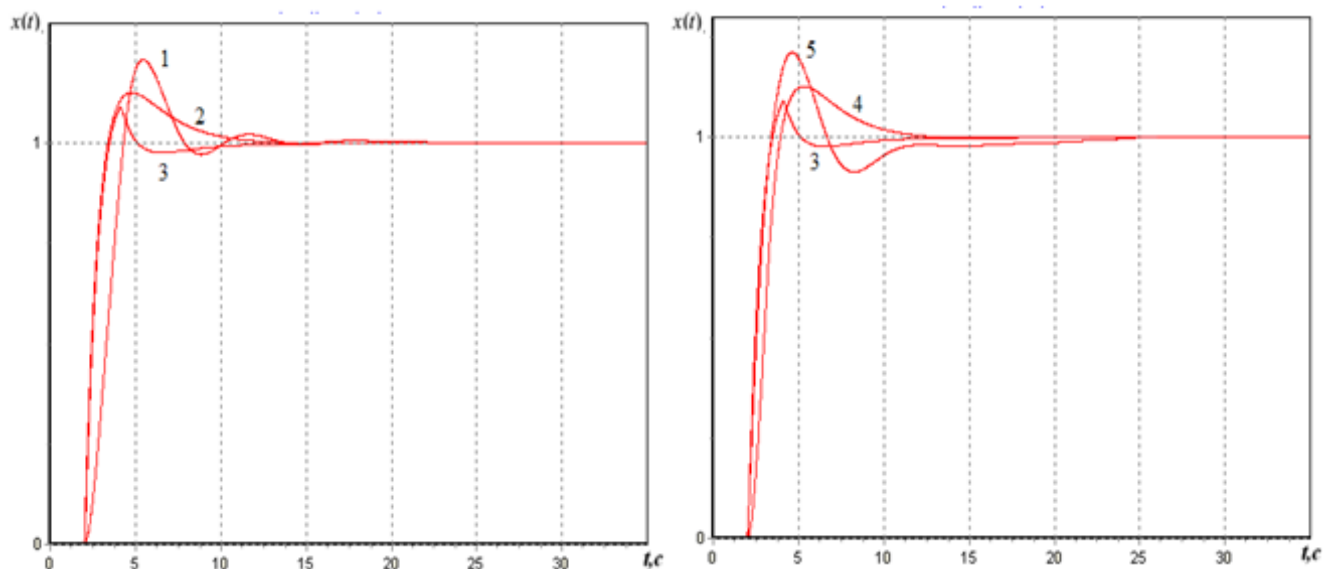


Рисунок 3.1.3 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

Из представленных результатов исследования можно сделать вывод, что при использовании интегрального квадратичного критерия наименьшее его значение обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса.

Таблица 3.1.2 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	Значение критерия I_2
Шаговая	3,12
Логистическая	3,37
Гиперболический тангенс	3,36
Сигмоидальная	3,22
Синусоидальная	3,39

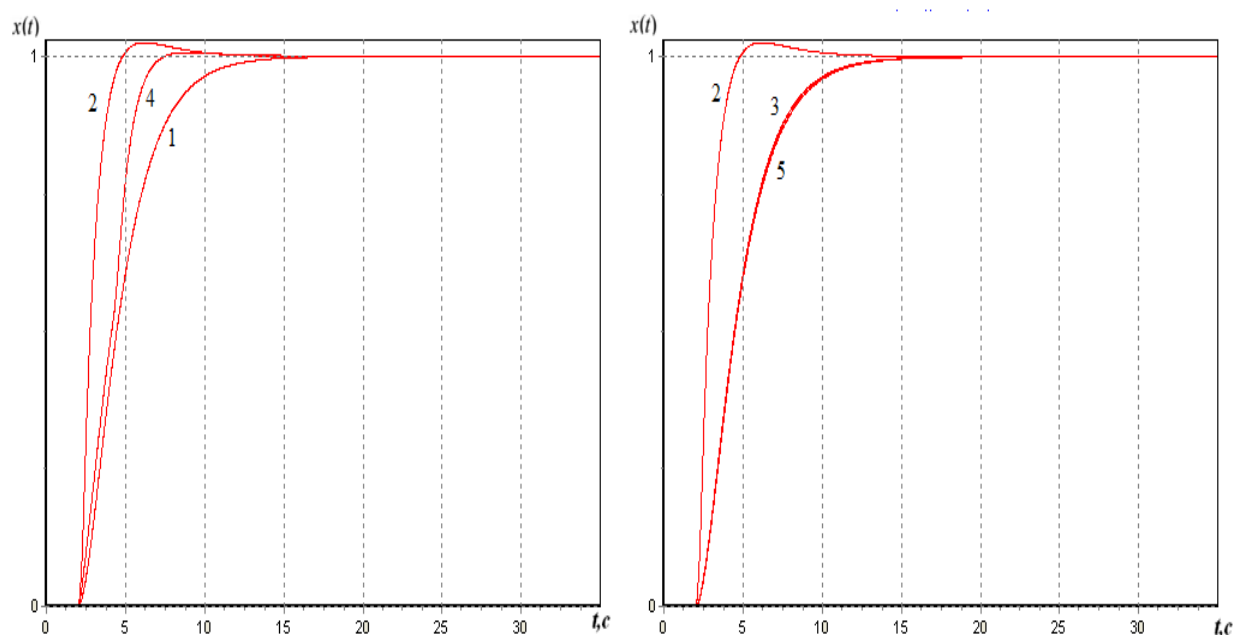


Рисунок 3.1.4 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_2

Исходя из результатов исследования, при использовании интегрального модульного критерия, наименьшее его значение обеспечивает шаговая функция активации.

Исследуем теперь выбранные функции активации при настройке ПИД-нейрорегулятора на достижения минимума третьего критерия качества, представленного во второй главе. Он основан на контроле амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) замкнутой системы по методу Ротаца [83] и имеет вид:

$$I_3(W) = I_0(W) + \psi |M - A(\varpi)| \rightarrow \min, \quad (3.1.5)$$

где I_0 – некий базовый интегральный критерий, M – желаемая частотная степень колебательности, ψ – масштабный коэффициент.

Проведем исследование пяти функций активации при настройке по критерию (3.1.5) с показателем колебательности $M = 1$ и $\psi = 2$, выбрав в качестве базового интегральный квадратичный критерий. В таблице 3.1.3 представлены результаты оптимизации, а на рисунке 3.1.5 – переходные процессы. Остальные параметры как объекта регулирования, так и алгоритма ОНС остались прежними.

Таблица 3.1.3 – Значения критерия, учитывающего запас устойчивости системы по методу Ротача

Функция активации	Значение критерия
Шаговая	2,78
Логистическая	2,79
Гиперболический тангенс	2,73
Сигмоидальная	2,75
Синусоидальная	2,84

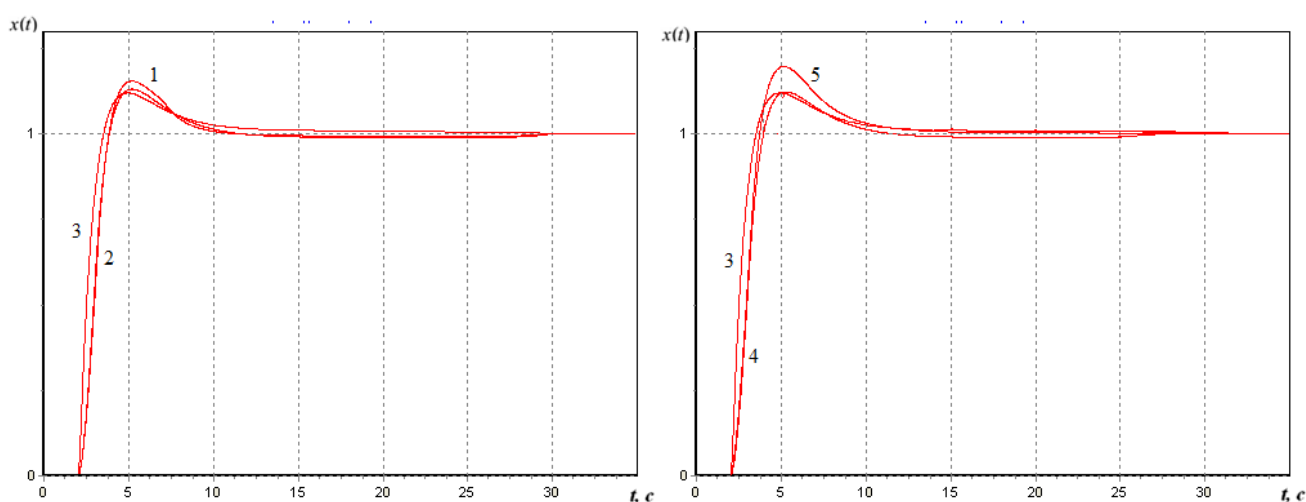


Рисунок 3.1.5 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_3

Проанализировав полученные результаты, можно прийти к выводу, что при использовании критерия (3.1.5) наименьшее его значение обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса. Данное обстоятельство можно объяснить тем, что эта функция активации обеспечивает минимум базового критерия.

Проведенные исследования показывают работоспособность алгоритма ОНС при решении задачи параметрической оптимизации ПИД-нейрорегулятора.

Для рассмотренной выше системы представим результаты исследования [55] относительно дискретного варианта реализации ПИД-нейрорегулятора (см. рисунок 1.3.9 и 3.1.6). На вход ИНС поступает значение ошибки $\varepsilon(t)$, а также её значения на предыдущие момент времени, соответственно $\varepsilon[t-\Delta t]$, $\varepsilon[t-2\Delta t]$.

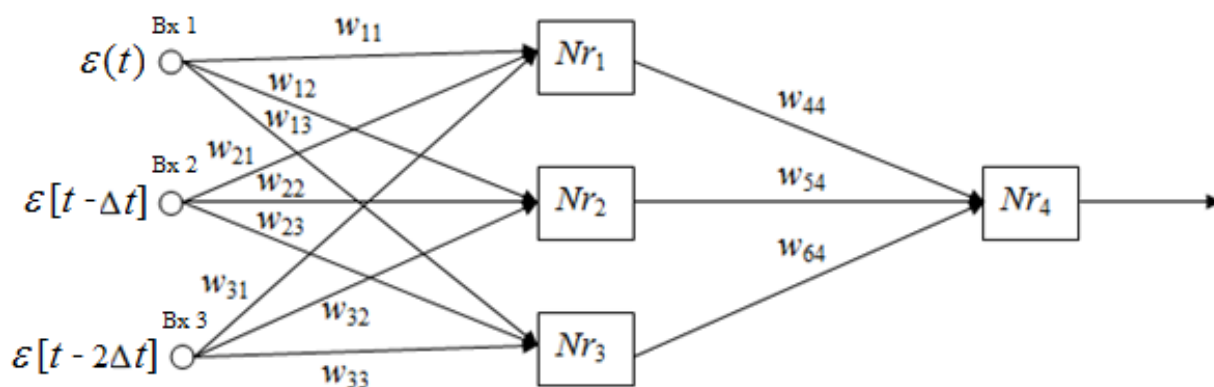


Рисунок 3.1.6 – Архитектура ИНС дискретного ПИД-нейрорегулятора

Матрица синаптических весов \mathbf{W} для данной сети имеет вид:

	Nr_1	Nr_2	Nr_3	Nr_4
Bx 1	w_{11}	w_{12}	w_{13}	0
Bx 2	w_{21}	w_{22}	w_{23}	0
Bx 3	w_{31}	w_{32}	w_{33}	0
Nr_1	0	0	0	w_{44}
Nr_2	0	0	0	w_{54}
Nr_3	0	0	0	w_{64}
Nr_4	0	0	0	0

В этом исследовании также участвовали функции активации нейронов, аналогичные предыдущим. Параметры как объекта регулирования, так и алгоритма ОНС, остались прежними. В качестве критерия приняты выражения (3.2.1) и (3.2.2). Величина интервала интегрирования назначена исходя из эмпирических соображений и составила $L = 70$.

Воспользовавшись методом, предложенным в предыдущей главе, построена маска начального симплекса для алгоритма ОНС.

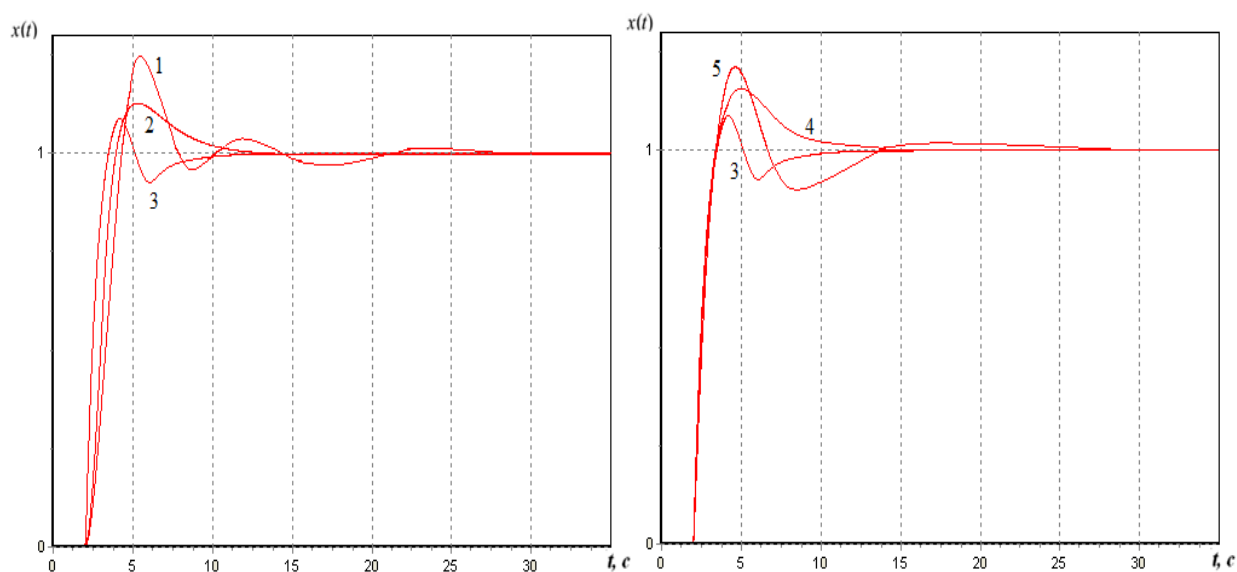
w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{21}	w_{22}	w_{23}	w_{31}	w_{32}	w_{33}	w_{44}	w_{54}	w_{64}	b_1	b_2	b_3	b_4
χ	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	$\frac{\chi}{1000}$	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{\chi}{1000}$	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{\chi}{1000}$	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	$\frac{\chi}{1000}$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

где χ – одно значение, из ряда $\pm 5, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$, конкретизированного как результат предварительных исследований.

По итогам работы алгоритма получены значения синаптических весов, которым соответствуют переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 3.1.7, таблица 3.1.4) и модульного (рисунок 3.1.8, таблица 3.1.5).

Таблица 3.1.4 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	Значение критерия
Шаговая	2,47
Логистическая	2,52
Гиперболический тангенс	2,38
Сигмоидальная	2,45
Синусоидальная	2,7

Рисунок 3.1.7 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

Исходя из результатов исследования, при использовании интегрального квадратичного критерия наименьшее его значение обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса.

Таблица 3.1.5 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	Значение критерия
Шаговая	3,22
Логистическая	3,57
Гиперболический тангенс	3,56
Сигмоидальная	3,42
Синусоидальная	3,59

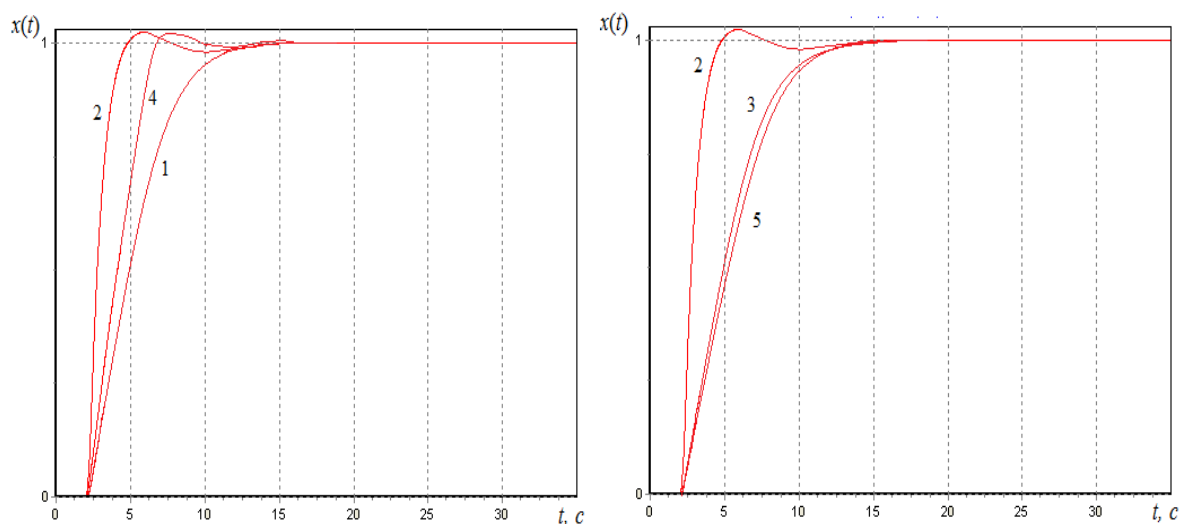


Рисунок 3.1.8 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_2

По итогам работы алгоритма можно прийти к выводу, что при использовании интегрального модульного критерия наименьшее его значение обеспечивает шаговая функция активации.

Исследование этих же функций активации при настройке по критерию (3.1.5) представлено в таблице 3.1.6, переходные процессы – на рисунке 3.1.9. Иные параметры, такие как показатель колебательности $M = 1$ и $\psi = 2$ остались прежними.

Таблица 3.1.6 – Значения критерия, учитывающего запас устойчивости системы по методу Ротача

Функция активации	Значение критерия
Шаговая	2,84
Логистическая	2,82
Гиперболический тангенс	2,88
Сигмоидальная	2,85
Синусоидальная	2,94

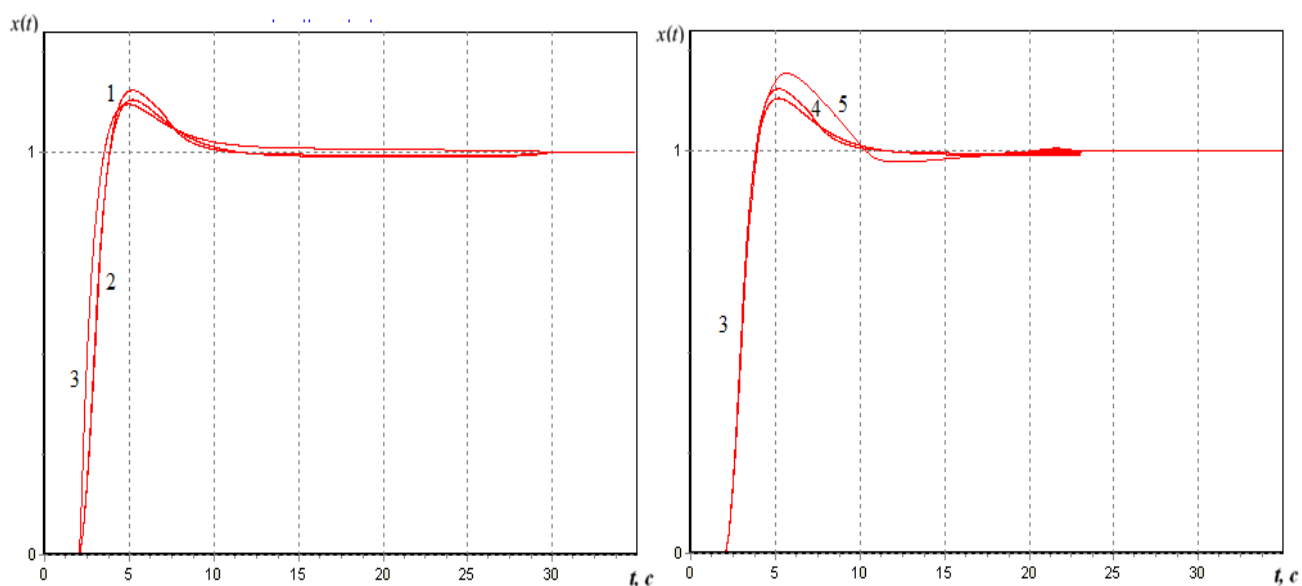


Рисунок 3.1.9 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_3

Исходя из результатов исследования, при использовании критерия (3.1.5), наименьшее его значение обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса.

Так как при использовании некоторых функций активации и критерия, учитывающего запас устойчивости, определение производных и соответственно составляющих градиента довольно трудоемко, то для доказательства нахождения алгоритмов экстремума критерия воспользуемся способом, предложенным в разделе 2.3 настоящей работы. После запуска алгоритма ОНС с разных начальных симплексов (обозначенных как 1, 2, 3) получены графики изменения синаптических весов в зависимости от номера итераций K . Ввиду ограниченного объема диссертации и общности результатов представим графики только до трех синаптических весов (рисунке 3.1.10, *а*, *б* и *в*, соответственно).

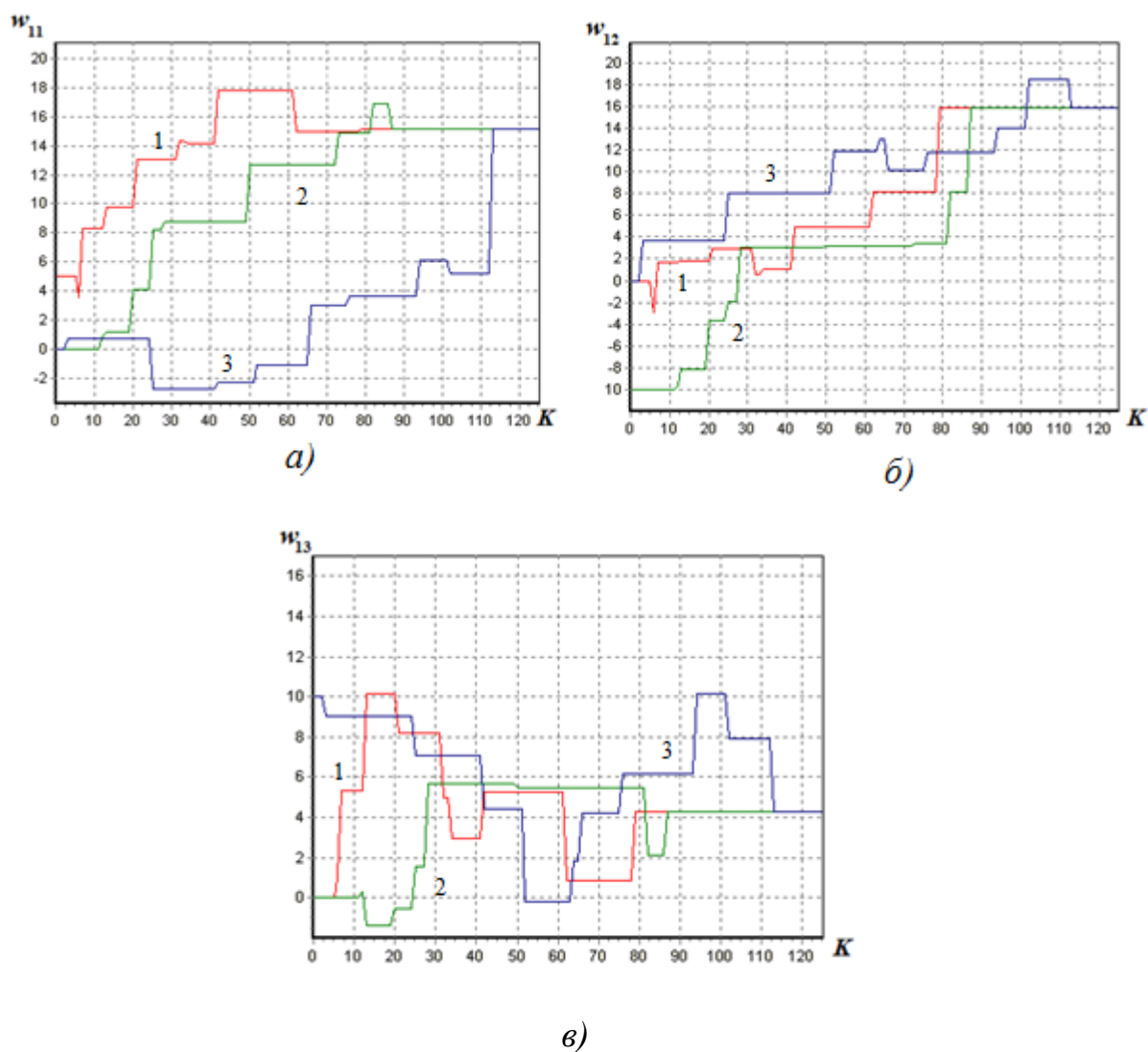


Рисунок 3.1.10 – Схождение синаптических весов к одному значению

Из представленных рисунков видно, что алгоритм сходится к одному значению настраиваемых параметров с достаточной для практики точностью, что позволяет утверждать о нахождении экстремума принятого критерия.

В качестве окончательного вывода: алгоритм ОНС решает задачу параметрической оптимизации как ПИД-нейрорегулятора, так и дискретного ПИД-нейрорегулятора. Для обоих видов нейрорегуляторов критерия (3.1.3) и (3.1.5) минимальное значение обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса, а критерия (3.1.4) – шаговая функция активации.

3.2. Конкретизация коэффициентов ОНС для решения задачи параметрической оптимизации для одноконтурных систем ПИД-нейрорегуляторами, с помощью генетического алгоритма

Покажем решение задачи конкретизации коэффициентов алгоритма ОНС для решения параметрической задачи на примере одноконтурной непрерывной автоматической системы, состоящей из объекта управления и ПИД-нейрорегулятора, применяя методику, указанную в разделе 2.4.

Рассмотрим структуру проводимых исследований. В этом разделе использовано два ПИД-нейрорегулятора, указанных в разделе 2.3:

1. ПИД-нейрорегулятор.
2. Дискретный ПИД-нейрорегулятор.

Алгоритм ОНС настраивает систему с этими нейрорегуляторами на минимизацию одного из трех критериев:

1. Интегральный квадратичный критерий.
2. Интегральный модульный критерий.
3. Критерий устойчивости по Ротачу.

При этом в нейронной сети используется одна из пяти функций активации: 1 – логистическая, 2 – шаговая, 3 – гиперболический тангенс, 4 – сигмоидальная (рациональная), 5 – синусоидальная.

Также следует уточнить, что для первого варианта нейронной сети в зависимости от числа синаптических весов, настраиваемых алгоритмом ОНС, выбрано от 15 до 50 начальных симплексов, для второго – от 15 до 75 начальных симплексов.

Очевидно, что для настройки коэффициента алгоритма ОНС необходимо, чтобы каждая особь содержала четыре хромосомы. Как было указано в разделе 2.4, необходимо определить длину каждой хромосомы исходя из границ, рекомендованных как Нелдером [102], так и Павиани [17]. Пусть верхняя граница

каждого из настраиваемых параметров равна $S_j = 5$, а шаг изменения $\delta_j = 0,001$.

Тогда длина L_j каждой из хромосом равна:

$$L_j = \left\lceil \log_2 \frac{5}{0,001} \right\rceil + 1 = \lceil 12,28 \rceil + 1 = 13.$$

Параметры всех генетических алгоритмов, назначенные как результат предварительных исследований, принимают следующие значения:

1. Количество особей в поколении $N = 50$.
2. Вероятность скрещивания $p_c = 0,65$.
3. Вероятность мутации $p_m = 0,25$.

Ввиду ограниченного объема диссертации и общности полученных результатов, проведенных экспериментов по всем видам ПИД-нейрорегуляторов с учетом всех функций активаций нейронов и критериев, параметры алгоритма ОНС можно представить в виде (рисунки 3.2.1–3.2.4 – для первого нейрорегулятора, рисунки 3.2.5–3.2.8 – для второго). На них показаны полученные зависимости параметров алгоритмов ОНС от количества настраиваемых им синаптических весов K .

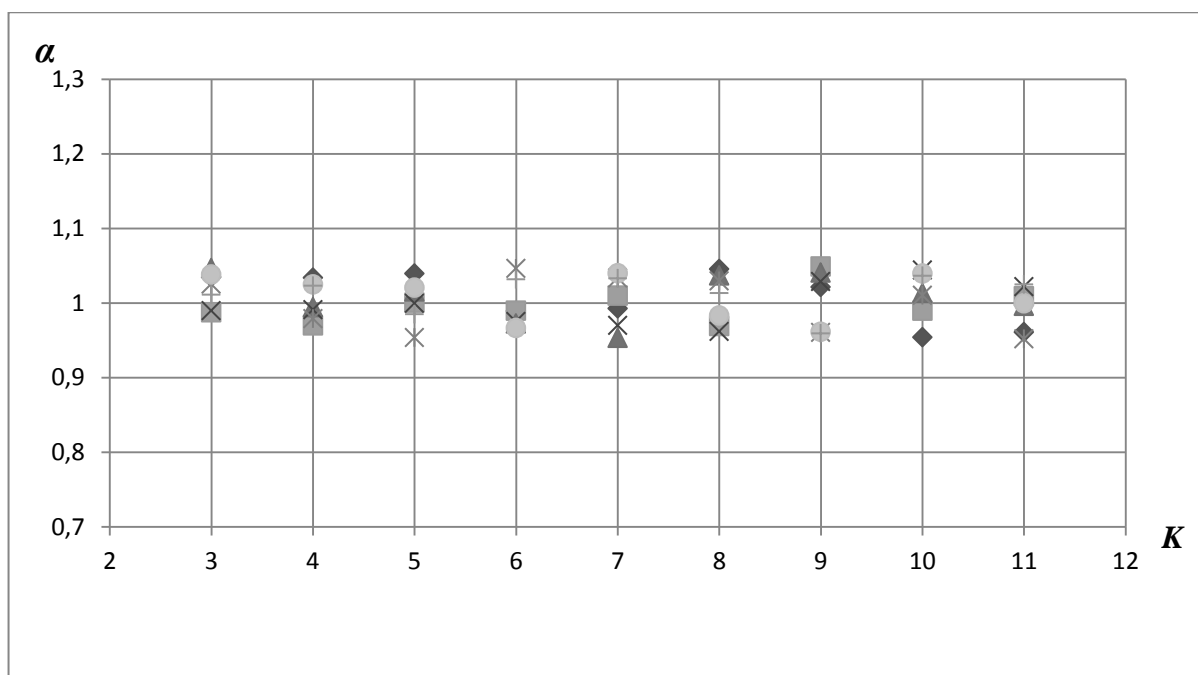


Рисунок 3.2.1 – Зависимость коэффициента отражения от количества настраиваемых синаптических весов

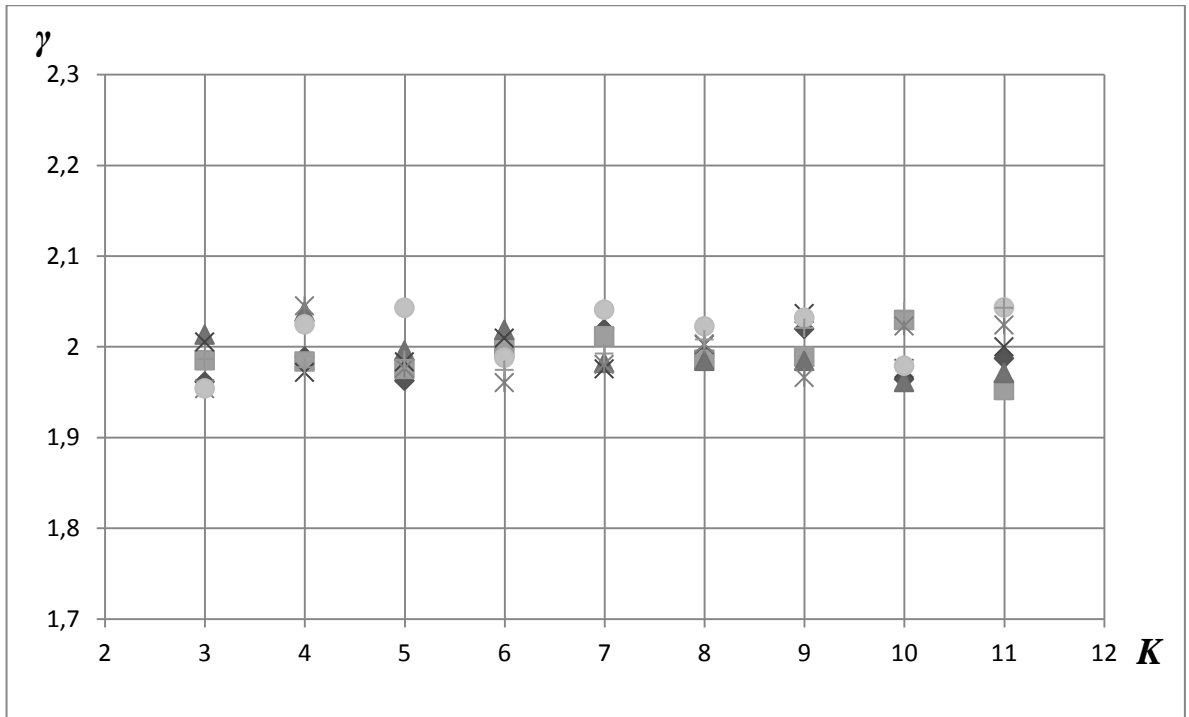


Рисунок 3.2.2 – Зависимость коэффициента растяжения от количества настраиваемых синаптических весов

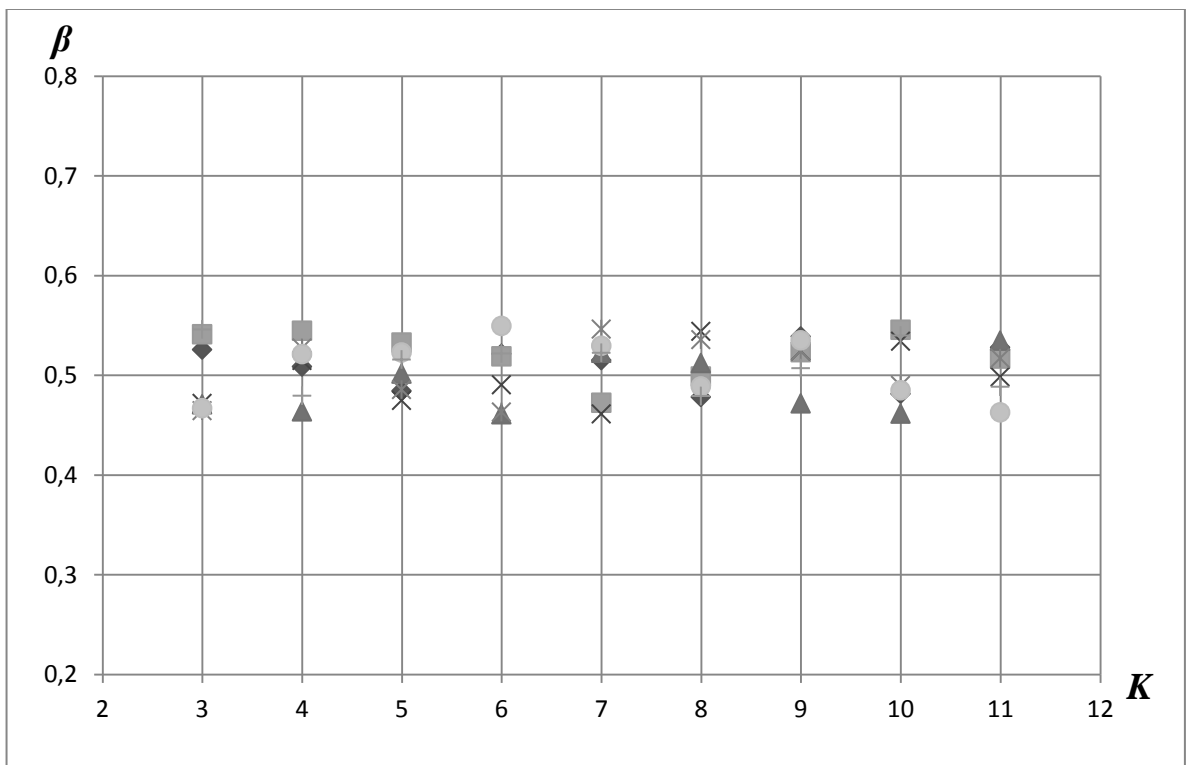


Рисунок 3.2.3 – Зависимость коэффициента сжатия от количества настраиваемых синаптических весов

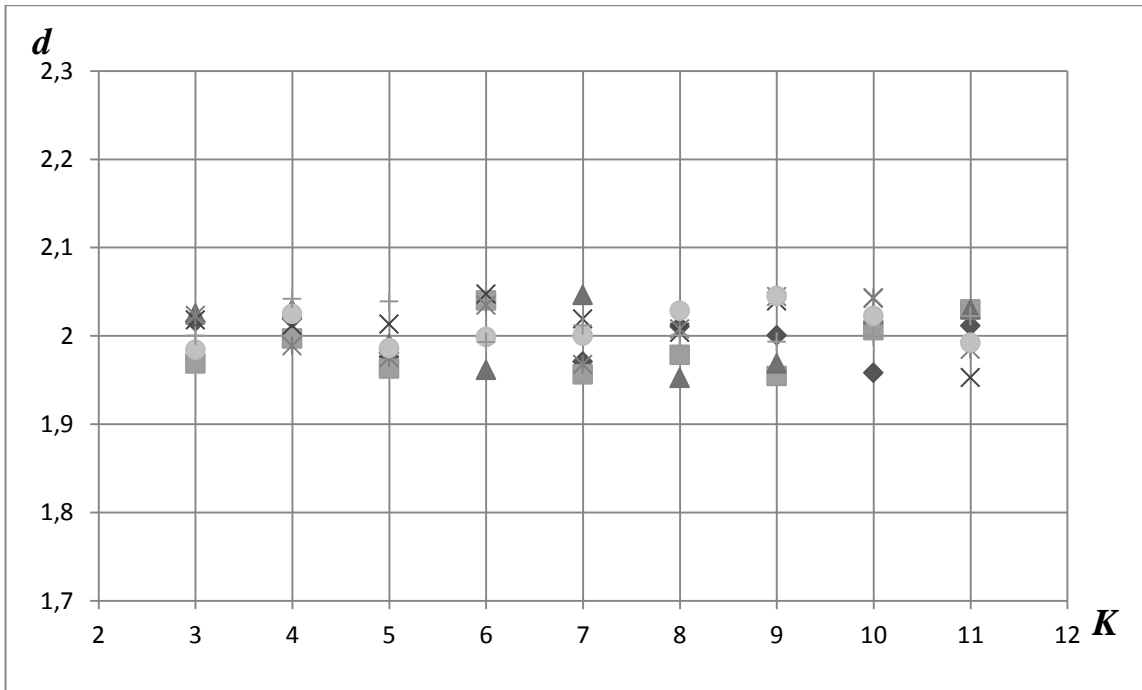


Рисунок 3.2.4 – Зависимость коэффициента усечения
от количества настраиваемых синаптических весов

И для дискретного ПИД-нейрорегулятора:

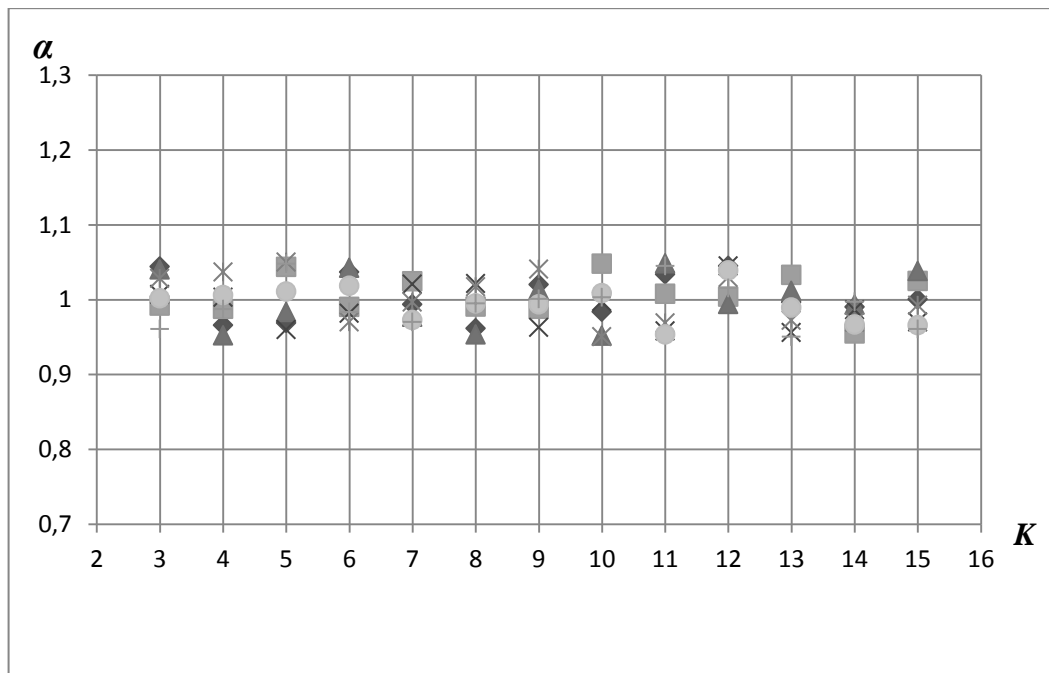


Рисунок 3.2.5 – Зависимость коэффициента отражения
от количества настраиваемых синаптических весов

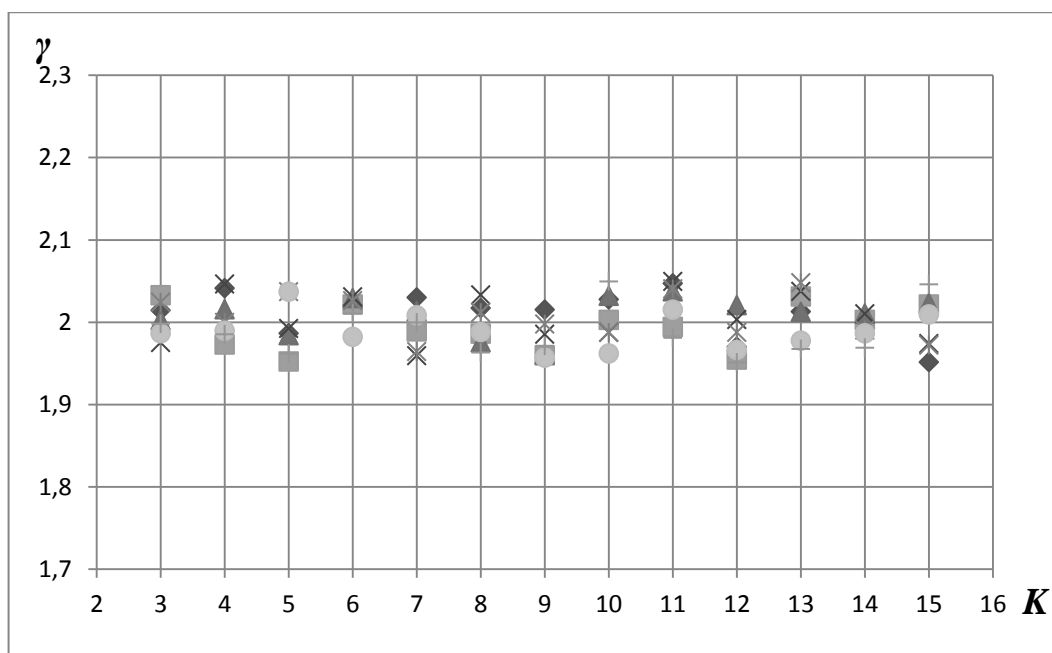


Рисунок 3.2.6 – Зависимость коэффициента растяжения от количества настраиваемых синаптических весов

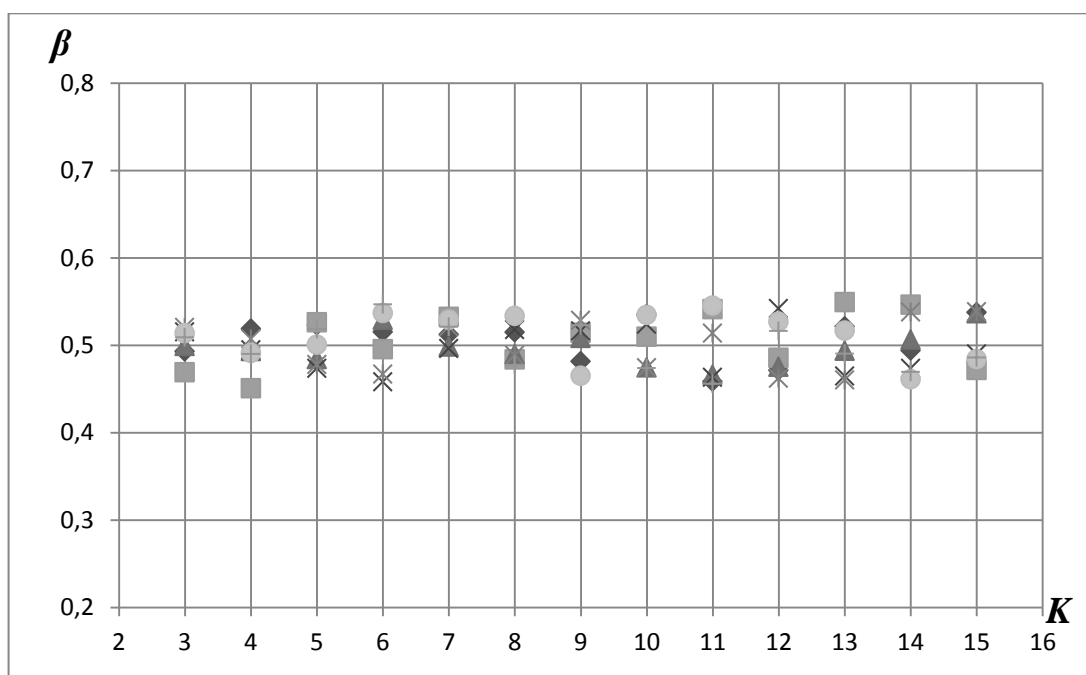


Рисунок 3.2.7 – Зависимость коэффициента сжатия от количества настраиваемых синаптических весов

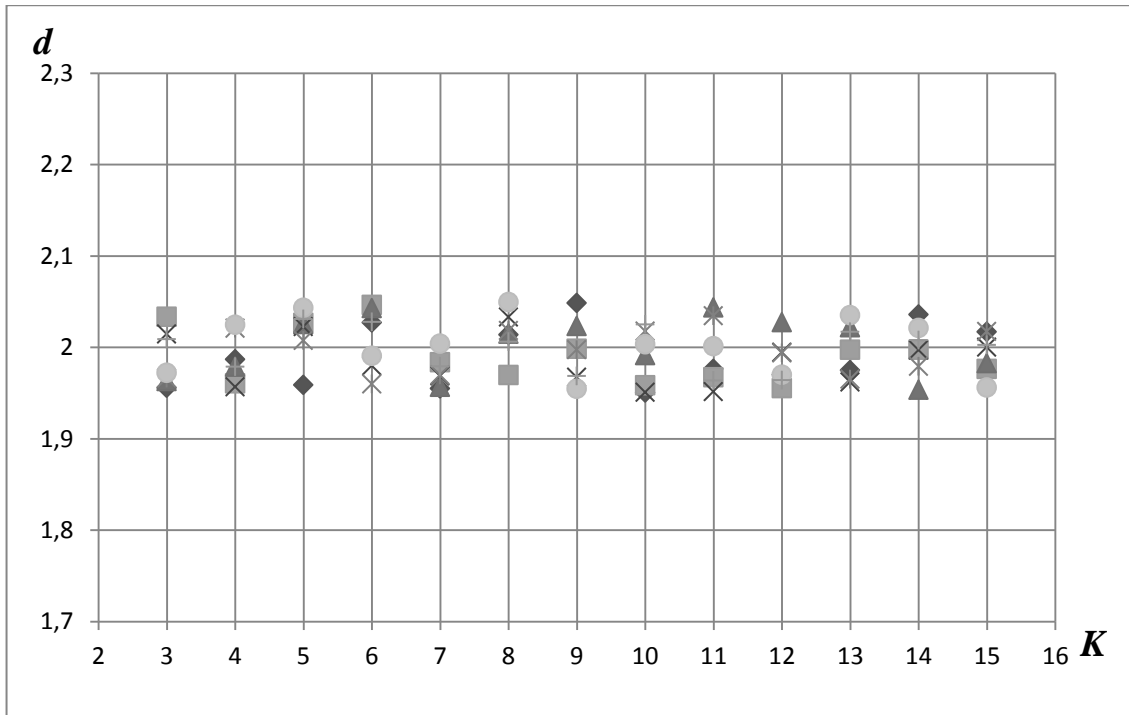


Рисунок 3.2.8 – Зависимость коэффициента усечения
от количества настраиваемых синаптических весов

где K – количество настраиваемых синаптических весов.

Изучение результатов показало, что среднеквадратическое отклонение лежит в допустимых пределах (0,03–0,07).

Таким образом, проведенные в достаточном диапазоне параметров эксперименты позволяют рекомендовать параметры алгоритма ОНС при настройке ПИД-нейрорегулятора: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2$, коэффициент сжатия $\beta = 0.5$, коэффициент усечения $d = 2$.

3.3. Выводы по главе 3

1. С достаточно общих позиций рассмотрены два варианта построения ПИД-нейрорегуляторов.

2. По разработанной в главе 2 методике проведено тестирование пяти функций активации нейронных сетей для различного рода одноконтурных автоматических систем с ПИД-нейрорегулятором.

3. Решена задача настройки одноконтурной системы с ПИД-регулятором по различным критериям качества, причем запаздывание объекта управления

$$\frac{\tau}{T_{\max}} \approx 1.$$

4. По разработанной в главе 2 методике с помощью генетического алгоритма проведена конкретизация параметров ОНС. Установлены наиболее эффективные коэффициенты алгоритма ОНС, по критериям, указанным в разделе 2.4.

ГЛАВА 4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ИМПУЛЬСНЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

4.1. Реализация импульсных элементов с помощью нейронных сетей

Помимо реализации ПИД-регуляторов с использованием нейронных сетей осуществлялись попытки их внедрения в импульсные элементы (ИЭ) [12, 18]. В этом случае, как правило, полученные нейрорегуляторы состоят из нескольких нейронных сетей и отличаются сложностью обучения и их внедрения в уже существующие автоматические системы, что приводит к дополнительной модификации АС. В данном разделе предлагается подход к формированию нейрорегуляторов, основанный на ИЭ, использующем модуляционную характеристику [67], и выходной сигнал, который имеет вид:

$$u(t) = F(\mathcal{G}(\varepsilon(t))), \quad (4.1.1)$$

где F – некоторый модулируемый параметр (в случае ШИМ-элемента – ширина импульса, АИМ – амплитуда импульса и т. д.), \mathcal{G} – некоторая модуляционная характеристика; ее предлагается формировать с помощью ИНС.

Покажем суть предлагаемого подхода на примере автоматической системы с ШИМ-элементом. Процессы, протекающие в системе, описываются выражениями (3.1.1), управляющее воздействие здесь формируется следующим образом:

$$u(t) = \begin{cases} +1, & \text{при } \varepsilon[kT] > 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k \\ -1, & \text{при } \varepsilon[kT] < 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k \\ 0, & \text{при } kT + t_k \leq (k+1)T \end{cases}, \quad (4.1.2)$$

$$t_k = \gamma_k T, \quad (4.1.3)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots,$$

где k – номер импульса, T – период цикла импульсного элемента, γ_k – скважность k -импульса.

В данном случае, исходя из модуляционной характеристики, определяется скважность импульса γ , выражение для определения которой в общем виде выглядит следующим образом:

$$\gamma_k = \mathcal{G}(\varepsilon(t), \mathbf{q}). \quad (4.1.4)$$

Методику реализации ИНС покажем на примере модуляционной характеристики, различные варианты которой весьма распространены в практике импульсных АСР [67]:

$$\mathcal{G} = q_1 |\varepsilon[kT]|^1 + q_2 |\varepsilon[kT]|^2 + q_3 |\varepsilon[kT]|^3 + \dots + q_m |\varepsilon[kT]|^m = \sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon[kT]|^j. \quad (4.1.5)$$

Отметим, что $|\varepsilon[kT]|$ – модуль ошибки регулирования в моменты времени $t = kT$. И именно данную модуляционную характеристику предлагается определять с помощью ИНС, на вход которой поступает $|\varepsilon[kT]|$.

Вышесказанное в главе 1 позволяет сформировать в достаточно общем виде архитектуру (рисунок 4.1.1) нейронной сети [58], реализующую выражения (4.1.5):

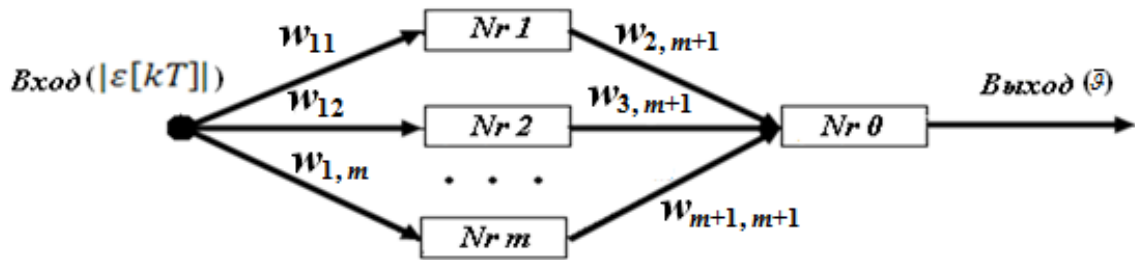


Рисунок 4.1.1 – Архитектура ИНС, сформированная на основе модуляционной характеристики (4.1.5)

Основываясь на выражении (4.1.4), нейрон $Nr \theta$, входящий в ИНС, изображенную на рисунке 4.1.1, имеет линейную функцию активации, т. к. выражение (4.1.4) $\sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon[kT]|^j$ представляет собой выход линейного сумматора $\sum_{j=1}^m q_j \cdot \varphi_j$, где φ – функция активации j -нейрона; весовые коэффициенты $w_{2,m+1}, w_{3,m+1}, \dots, w_{m+1,m+1}$ соответствуют настраиваемым параметрам q_j ($j = 1, \dots, m$); нейроны $Nr j$ ($j = 1 \dots m$) имеют степенную функцию активации $\varphi(s) = s^{\bar{k}}$ (где $\bar{k} = j$), а весовые коэффициенты w_j ($j = 1(1)m$) будут равны 1, вследствие необходимости возведения в степень m только значения $|\varepsilon[kT]|$. Выход \bar{g} , ввиду того, что он был получен с помощью ОНС, будем называть псевдомодуляционной характеристикой.

Для улучшения динамических свойств автоматических систем с импульсной модуляцией в работе [68] предлагается несколько способов: использовать в \mathcal{G} первую производную ошибки регулирования, применять первую разность ошибки.

С учетом сказанного характеристика \mathcal{G} ШИМ-элемента представлена следующим образом.

$$\mathcal{G} = \sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon_i(t)|^j, \quad i = (1,2). \quad (4.1.6)$$

Здесь переменная $\varepsilon_i(t)$ определяется исходя из одного из представленных выражений:

$$\varepsilon_1[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_1 \varepsilon' [kT], \quad (4.1.7)$$

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_2 \Delta\varepsilon[kT], \quad (4.1.8)$$

где $\Delta\varepsilon[kT]$ – первая разность ошибки регулирования, вычисляемая по формуле $\Delta\varepsilon[kT] = \varepsilon[kT] - \varepsilon[(k-1)T]$; $\varepsilon' [kT]$ – значение первой производной ошибки регулирования в моменты времени kT ($k=0,1,\dots$); β_1, β_2 – уравнивающие коэффициенты.

В результате использования первой производной ошибки регулирования $\varepsilon' [kT]$ и выражения (4.1.5) в архитектуру нейронной сети (рисунок 4.1.1) необходимо внести изменения. Во-первых, вход $|\varepsilon[kT]|$ заменяется на два входа $\varepsilon[kT]$ и $\varepsilon' [kT]$. Во-вторых, добавляется нейрон ($Nr\ m+1$) с модульной функцией активации $\varphi(s) = |s|$, на который поступают входы с весовыми коэффициентами w_{11} и w_{21} . Введение этого нейрона обуславливается необходимостью взятия модуля в выражении (4.1.5) из выражения (4.1.6). В-третьих, весовые коэффициенты w_{11} и w_{21} при этом равны 1 и β_1 соответственно [58]. Все изменения отражены на рисунке 4.1.2.

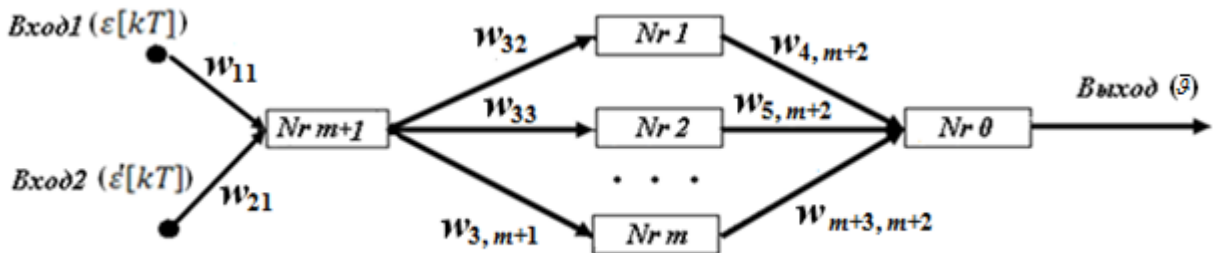


Рисунок 4.1.2 – Архитектура ИНС, использующая первую производную

Аналогичные изменения произойдут в ИНС (рисунок 4.1.2) в случае использования первой разности ошибки регулирования $\Delta\varepsilon$, за исключением того, что вместо $\varepsilon'[kT]$ будет поступать значение $\varepsilon[(k-1)T]$, и весовые коэффициенты w_{11} и w_{21} будут равны β_2+1 и $-\beta_2$ соответственно, т. к.

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_2 \Delta\varepsilon[kT], \quad (4.1.9)$$

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_2(\varepsilon[kT] - \varepsilon[(k-1)T]) = \varepsilon[kT] + \beta_2 \cdot \varepsilon[kT] - \beta_2 \cdot \varepsilon[(k-1)T], \quad (4.1.10)$$

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] \cdot (1 + \beta_2) - \beta_2 \cdot \varepsilon[(k-1)T]. \quad (4.1.11)$$

Структура нейронной сети в случае использования первой разности ошибки представлена на рисунке 4.1.3.

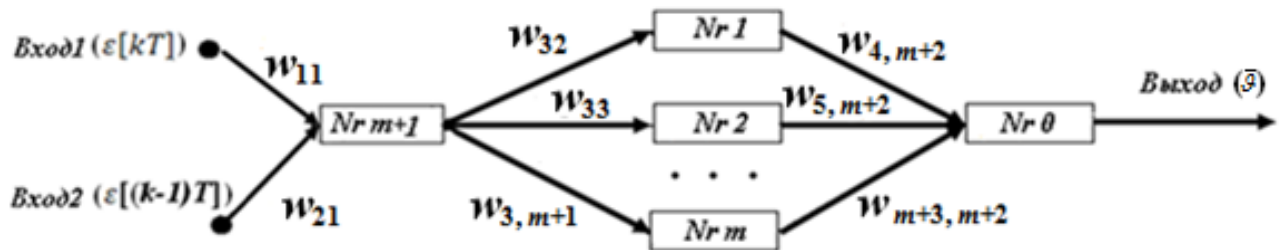


Рисунок 4.1.3 – Архитектура ИНС, использующая первую разность

Подобный подход можно применить к построению нейронной сети для ШИМ-элемента второго рода, в которых характеристика ШИМ-элемента запишется в виде:

$$\tilde{t} = t - kT, \quad (4.1.12)$$

$$u(t) = \begin{cases} +1, \text{ при } \varepsilon(t) > 0 \text{ и пока } \tilde{t} < \gamma_i \\ -1, \text{ при } \varepsilon(t) < 0 \text{ и пока } \tilde{t} < \gamma_i \\ 0, \text{ если выполнилось условие } \tilde{t} < \gamma_i \end{cases} \quad (4.1.13)$$

$$i = \overline{0, T(\Delta t)},$$

$$k = 1, 2, \dots,$$

где \tilde{t} – время, отсчитываемое от начала k -го импульса, γ_i – длительность в момент \tilde{t} , которая находится по формуле

$$\gamma_i = \mathcal{G}(\varepsilon_i(t)) = q_1 |\tilde{\varepsilon}(t)|^1 + q_2 |\tilde{\varepsilon}(t)|^2 + q_3 |\tilde{\varepsilon}(t)|^3 + \dots + q_m |\tilde{\varepsilon}(t)|^m. \quad (4.1.14)$$

Прежде чем приступить к построению нейронной сети для ШИМ-элемента второго рода, следует уточнить, что, согласно выражению (4.1.13), нейронная сеть

будет выдавать единицу в случае, когда $\tilde{t} < \gamma_i$, и выдаст 0, если \tilde{t} будет равно γ_i . Для этого введем следующую функцию активации для выходного нейрона:

$$\varphi(s) = \begin{cases} 0, s \leq 0 \\ 1, s > 0 \end{cases} \quad (4.1.15)$$

Таким образом, на входы нейронной сети поступают $|\tilde{\varepsilon}(t)|$ и \tilde{t} . Ввиду того, что формула (4.1.13) нахождения скважности ШИМ-элемента 2 рода отличается от формулы (4.1.5) лишь тем, что в формуле (4.1.13) значение $|\tilde{\varepsilon}(t)|$ измеряется на момент \tilde{t} от начала k импульса, а (4.1.5) – в момент начала импульса, то архитектура нейронной сети существенно не изменится (рисунок 4.1.4).

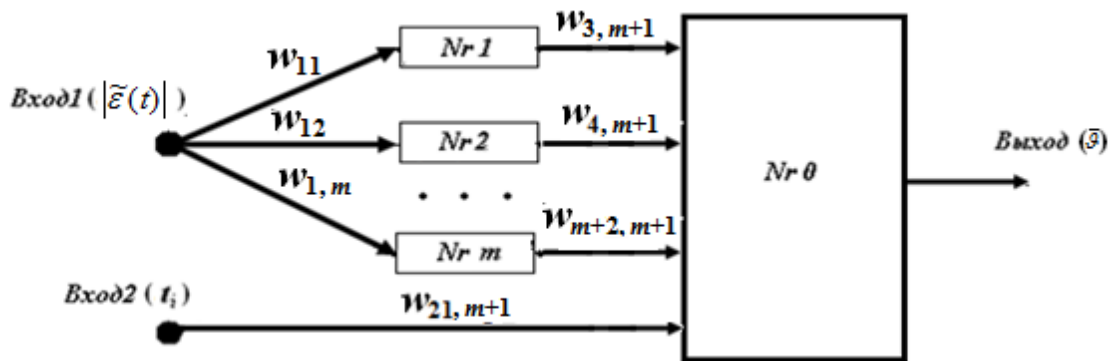


Рисунок 4.1.4 – Архитектура ИНС, сформированная на основе модуляционной характеристики (4.1.14)

Здесь $Nr 0$ имеет функцию активации (4.1.15); вследствие необходимости сравнения значения скважности и текущего значения времени весовой коэффициент $w_{21,m+1} = -1$; весовые коэффициенты $w_{3,m+1}, w_{4,m+1}, \dots, w_{m+2,m+1}$ соответствуют значениям настраиваемых параметров q_j ($j = 1, \dots, m$); нейроны $Nr j$ ($j = 1, \dots, m$) имеют степенную функцию активации; весовые коэффициенты $w_{1,j}$ ($j = 1, \dots, m$) равны 1 (объяснение см. выше).

Выходной нейрон с линейной функцией активации ($Nr 0$ на рисунке 4.1.1) можно опустить из-за того, что он представляет собой лишь выход линейного сумматора $\sum_{j=1}^m q_j z^j$, функцию которого выполняет сумматор нейрона ($Nr 0$ на рисунке 4.1.4).

Вышеизложенное показывает возможность реализации достаточно разнообразных ШИМ-элементов с модуляционной характеристикой на основе ИНС, что

позволяет применять их при синтезе других импульсных элементов, в том числе с АИМ с ϑ .

Стоит отметить, также как и ϑ , $\bar{\vartheta}$ должна быть физически реализуемой и непрерывна относительно переменной ε . Ещё одним свойство, которым должна обладать $\bar{\vartheta}$ – это отсутствие управления при нулевой ошибке регулирования ($\bar{\vartheta}(0)$ равна 0).

В связи со спецификой работы каждого конкретного ИЭ к выходу нейронной сети должны предъявляться дополнительные требования. Так, для ШИМ длительность импульса не может быть отрицательной, но и не может превышать период импульсного элемента T , то есть скважность ШИМ-элемента, полученная с помощью нейронной сети, определяется на интервале $\gamma \in [0;1]$:

$$\gamma = \begin{cases} 0, \bar{\vartheta}(\varepsilon(t, \mathbf{W})) < 0 \\ \bar{\vartheta}(\varepsilon(t, \mathbf{W})), 0 \leq \gamma \leq 1. \\ 1, \bar{\vartheta}(\varepsilon(t, \mathbf{W})) > 1 \end{cases} \quad (4.1.16)$$

Следовательно, уменьшается число различных вариантов формы псевдомодуляционной характеристики, и тем самым увеличивается вероятность найти оптимальную, в смысле принятого критерия, форму псевдомодуляционной характеристики (естественно, данное утверждение верно только в случае ограниченного множества значений вектора \mathbf{W}).

Однако, как установлено из предварительных исследований, для псевдомодуляционной характеристики должно выполняться и такое условие:

$$\gamma > 0, \text{ при } \varepsilon \in (0; \mu) \quad (4.1.17)$$

где μ – некоторое малое число. Смысл данного условия состоит в следующем: если в системе наблюдается установившийся режим, когда ошибка ε уже мала, псевдомодуляционная характеристика может быть меньше нуля (что соответствует нулевой длительности импульса, и, как следствие, отсутствию регулирования), что влечет за собой возможное появление статической ошибки. Учитывая, что $\bar{\vartheta}(0) = 0$, условие (4.1.16) можно представить в следующем виде: функция $F(\varepsilon(t, \mathbf{W}))$ должна возрастать на интервале $\varepsilon \in (0; \frac{\mu}{2})$.

Для выполнения всех этих требований, предъявляемых к ШИМ-элементу, имеющему в своем составе ИНС, существует два варианта. Первый – выполнять условие $\forall w \in \mathbf{W}, w > 0$; второй – воспользоваться методом штрафных функций [93], то есть при невыполнении условия (4.1.17) на полученное решение налагать штраф.

Первый вариант достигается путем модификации алгоритма ОНС, в которых значения весовых коэффициентов при операциях отражения, растяжения и внешнего сжатия берутся по модулю, но на этапе предварительных исследований полученные с помощью него результаты значительно уступают весовым коэффициентам, достигнутым с помощью второго варианта.

4.2. Решение задачи параметрической оптимизации для ШИМ-элементов

Для иллюстрации вышеизложенного конкретизируем элементы автоматической системы (см. рисунок 3.1.1). Оператор объекта регулирования $G_{об}(p)$ представлен в виде, с помощью которого можно описать значительное количество промышленных объектов:

$$G_{об}(p) = \frac{k_{им} k_{об}}{p (T_{об1} p + 1)(T_{об2} p + 1)} e^{-\tau p}, \quad (4.2.1)$$

где $k_{об}$ – коэффициент передачи объекта, $k_{им}$ – коэффициент передачи исполнительного механизма; $T_{об1}, T_{об2}$ – постоянные времени объекта, $\tau_{об}$ – время запаздывания.

ШИМ-элемент имеет в своем составе нейронную сеть (см. рисунок 4.1.1), состоящую из трех нейронов в скрытом слое и одного в выходном.

Исследования проведены в достаточно большом диапазоне параметров объекта, при этом $0,75 \leq k_{об} \leq 1,5$; $10 \leq T_{об1} \leq 25$; $25 \leq T_{об2} \leq 75$; $25 \leq \tau \leq 75$; $0,001 \leq k_{им} \leq 0,1$;

$0,25 \leq \frac{T_{об}}{\tau} < 1$. В качестве иллюстрации и из-за ограниченного объема представления результатов исследования они приведены для таких значений, как

$$k_{им} = 0,01; k_{об} = 1; T_{об1} = 10; T_{об2} = 40; \tau_{об} = 50$$

и при периоде повторения импульсов $T = 25$, задающем воздействии $\lambda(t) = 1(t) \cdot 0,5$ и ограничениях, при которых на значение скважности γ_k , полученное с помощью ИНС, выполняет описанные выше ограничения.

Матрица синаптических весов для данной сети имеет вид:

	Nr_1	Nr_2	Nr_3	$Nr_4(Nr_0)$
Вход	w_{11}	w_{12}	w_{13}	0
Nr_1	0	0	0	w_{24}
Nr_2	0	0	0	w_{34}
Nr_3	0	0	0	w_{44}
$Nr_4(Nr_0)$	0	0	0	0

Проведем исследование для пяти наиболее распространенных функций активации нейронов и импульсной модели ОНЭ применительно к задаче параметрической оптимизации АСР с помощью алгоритма ОНС, применяя в качестве критериев выражения (3.2.1) и (3.2.2). Величина интервала интегрирования назначена исходя из предварительных исследований и составила $L = 1000$.

Параметры алгоритма ОНС назначены исходя из анализа литературы [71, 102] и принимают рекомендованные значения:

1. Коэффициент отражения $\alpha = 1$.
2. Коэффициент растяжения $\gamma = 2$.
3. Коэффициент сжатия $\beta = 0,5$.
4. Коэффициент усечения $d = 2$.

Воспользовавшись методом, предложенным в предыдущей главе, построим маску начального симплекса для алгоритма ОНС.

w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{24}	w_{34}	w_{44}	b_1	b_2	b_3	b_4
χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0
0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0
1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0
0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0
0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0
1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	$\chi/1000$	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	$\chi/1000$	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	$\chi/1000$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

где χ – одно значение, из ряда $\pm 5, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$, конкретизированного как результат предварительных исследований.

Исходя из анализа литературы [82, 72, 95, 97], выбраны следующие функции активации для нейронов скрытого слоя: логистическая, степенная, гиперболический тангенс, сигмоидальная (рациональная), синусоидальная.

В результате работы алгоритма ОНС с внедрением метода штрафных функций [86] получены значения синаптических весов, которым соответствуют переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 4.2.1, таблица 4.2.1) и модульного критерия (рисунок 4.2.2, таблица 4.2.2), где под цифрой 1 обозначены результаты при синусоидальной функции активации нейронов скрытого слоя нейронной сети; под цифрой 2 – степенной функции активации; под цифрой 3 – функции активации в виде гиперболического тангенса; под цифрой 4 – сигмоидальной (рациональной) функции активации; под цифрой 5 – логистической функции активации; 6-при использовании спайковой модели нейрона [89].

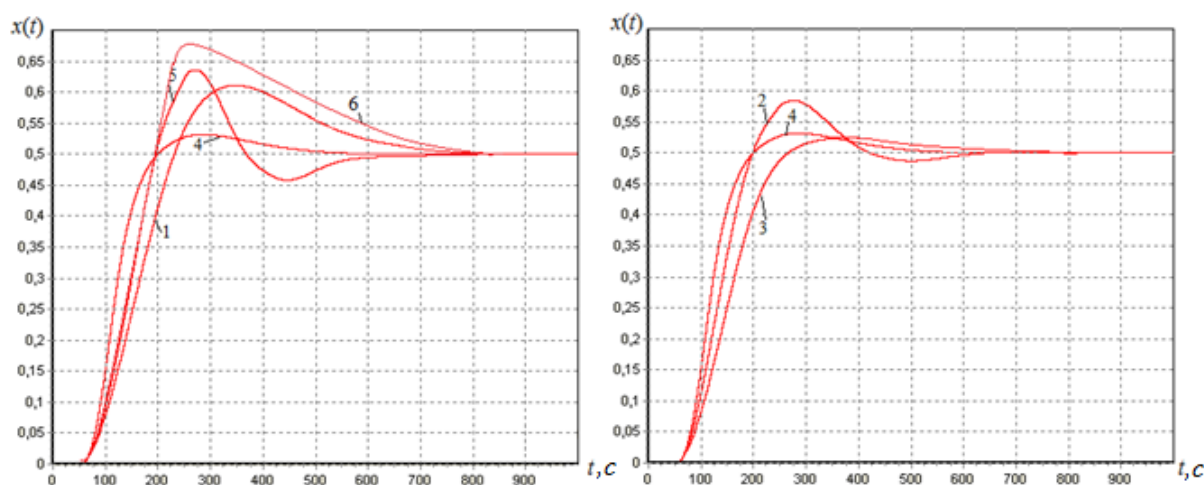


Рисунок 4.2.1 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

Таблица 4.2.1 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	Значение критерия
Степенная	27,24
Логистическая	27,83
Гиперболический тангенс	27,14
Сигмоидальная	27,05
Синусоидальная	27,92
Спайковая модель нейрона	28,95

По итогам экспериментов минимальное значение интегрального квадратичного критерия обеспечивает сигмоидальная (рациональная) функция активации.

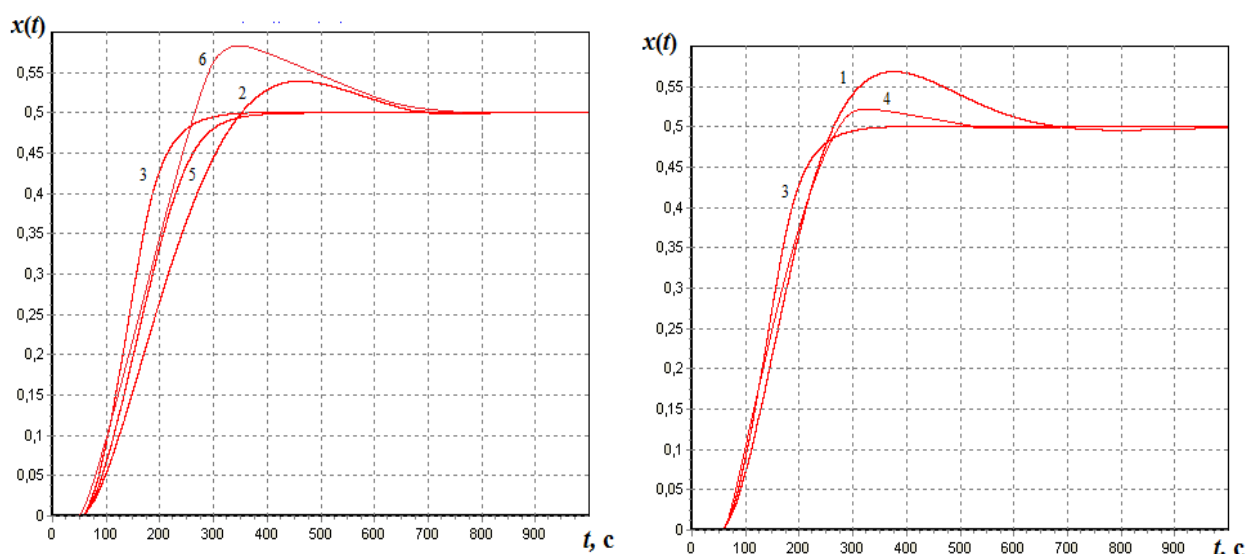


Рисунок 4.2.2 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_2

Таблица 4.2.2 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	Значение критерия
Степенная	73,28
Логистическая	71,32
Гиперболический тангенс	69,21
Сигмоидальная	69,92
Синусоидальная	75,45
Спайковая модель нейрона	79,54

При использовании интегрального модульного критерия, минимальное значение предоставляет функция активации в виде гиперболического тангенса.

Стоит отметить, что представленные результаты при использовании модели ОНЭ получены при использовании двоичного кодирования информации, поскольку остальные виды представления аналоговой информации в форме, указанные в разделе 1.1.1, не показали удовлетворительных результатов.

Теперь рассмотрим результаты работы алгоритма ОНС при внедрении в нейронную сеть первой производной или первой разности. При реализации ИНС рассмотрены наиболее распространенные варианты: первый в значительной мере

совпадает с тем, что показан на рисунке 4.1.2; во втором использована полносвязная однослойная нейронная сеть [95, 97]; в третьем применена полносвязная однослойная нейронная сеть с обратными связями [95, 97].

Матрица синаптических \mathbf{W}_1 весов для первого варианта:

	Nr_4	Nr_1	Nr_2	Nr_3	Nr_0
Вход1	w_{11}	0	0	0	0
Вход2	w_{21}	0	0	0	0
Nr_4	0	w_{32}	w_{33}	w_{34}	0
Nr_1	0	0	0	0	w_{45}
Nr_2	0	0	0	0	w_{55}
Nr_3	0	0	0	0	w_{65}
Nr_0	0	0	0	0	0

Маска начального симплекса для первого варианта показана ниже.

w_{11}	w_{21}	w_{32}	w_{33}	w_{34}	w_{45}	w_{55}	w_{56}	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5
χ	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
1	χ	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	χ	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	χ	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	$\chi/1000$	0	0	0	0
1	1	1	0	0	1	0	0	0	$\chi/1000$	0	0	0
1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	$\chi/1000$	0	0
1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	$\chi/1000$	0
1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	$\chi/1000$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Второй вариант выглядит следующим образом (рисунок 4.2.3) [95, 97].

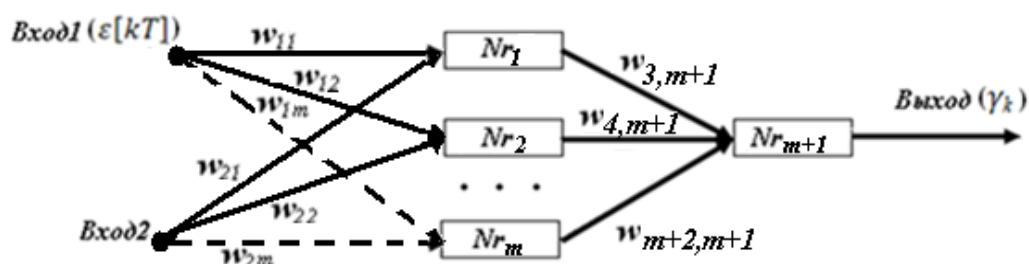


Рисунок 4.2.3 – Полносвязная ИНС

Здесь Nr_i – нейроны скрытого слоя ($i=1..m$), $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1m}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2m}$ и $w_{3m+1}, \dots, w_{m+2\ m+1}$ – весовые коэффициенты, образующие матрица синаптических весов \mathbf{W}_2 :

	Nr_1	Nr_2	Nr_3	Nr_4
Вход1	w_{11}	w_{12}	w_{13}	0
Вход2	w_{21}	w_{22}	w_{23}	0
Nr_1	0	0	0	w_{34}
Nr_2	0	0	0	w_{44}
Nr_3	0	0	0	w_{54}
Nr_4	0	0	0	0

Маска начального симплекса для второго варианта имеет вид, где $\bar{\chi} = \frac{\chi}{1000}$.

w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{21}	w_{22}	w_{23}	w_{34}	w_{44}	w_{54}	b_1	b_2	b_3	b_4
χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	χ	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	1	0	0	$\bar{\chi}$	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	$\bar{\chi}$	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	$\bar{\chi}$	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	$\bar{\chi}$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Третий вариант ИНС изображен на рисунке 4.2.4. С целью более наглядного представления архитектуры данной ИНС, обратные связи предлагается отображать в упрощенном виде.

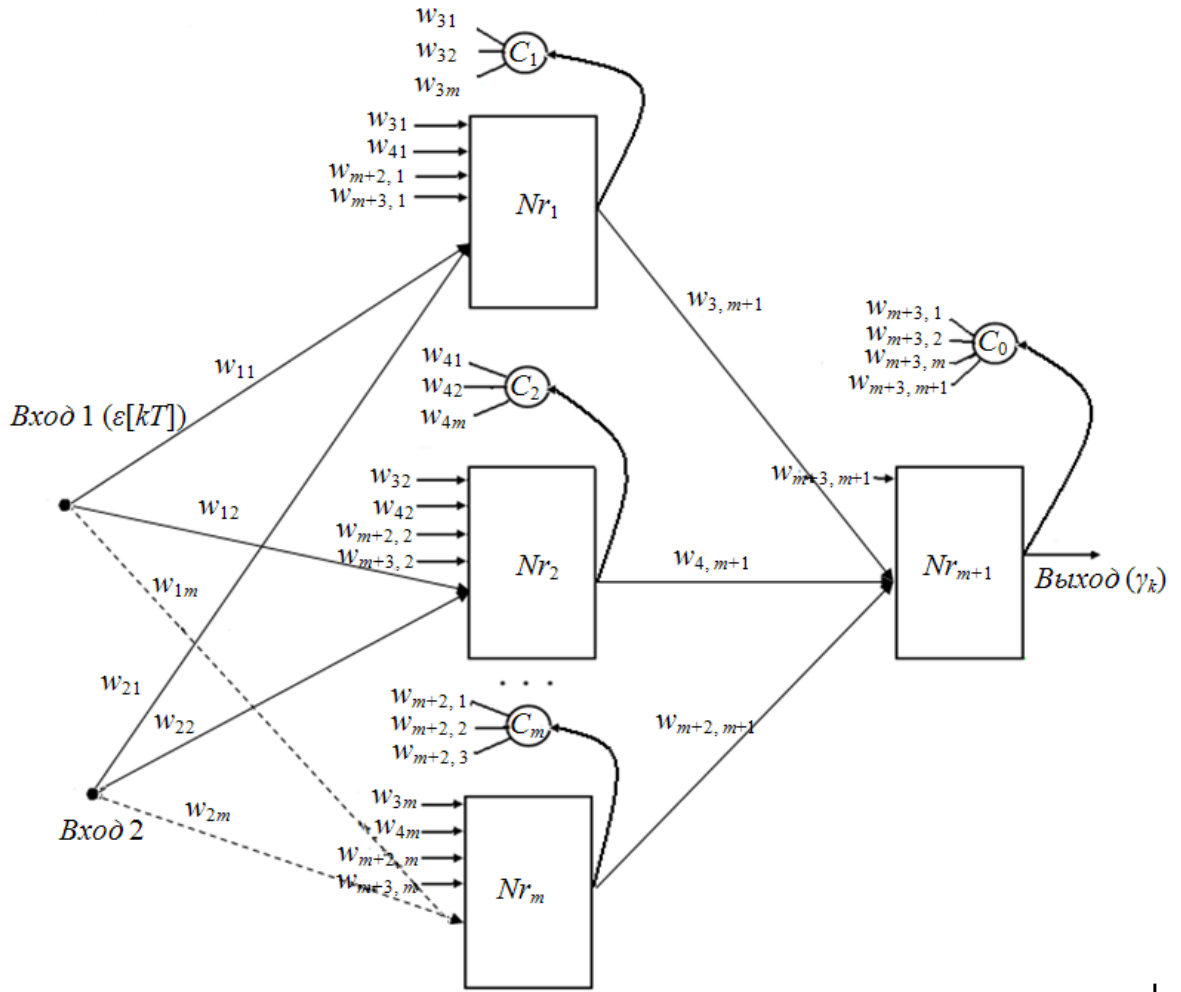


Рисунок 4.2.4 – Полносвязная ИНС с обратными связями

Здесь Nr_i ($i = 1...m$) – нейроны скрытого слоя; $C_i[l-1]$ – значение выходов нейронов на предыдущей итерации работы нейронной сети, $l = 1, 2... -$ номер итерации; $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1m}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2m}, w_{31}, w_{32}, \dots, w_{3m+1}, \dots, w_{m+3,1}, w_{m+3,2}, \dots, w_{m+3,m+1}$ – весовые коэффициенты, образующие матрицу весовых коэффициентов \mathbf{W}_3 .

Весовая матрица \mathbf{W}_3 имеет вид:

	Nr_1	Nr_2	Nr_3	Nr_4
Вход1	w_{11}	w_{12}	w_{13}	0
Вход2	w_{21}	w_{22}	w_{23}	0
Nr_1	w_{31}	w_{32}	w_{33}	w_{34}
Nr_2	w_{41}	w_{42}	w_{43}	w_{44}
Nr_3	w_{51}	w_{52}	w_{53}	w_{54}
Nr_4	w_{61}	w_{62}	w_{63}	w_{64}

Маска начального симплекса для третьего варианта представлена ниже.

Проведенные эксперименты [53, 56] позволяют оформить результаты в виде таблиц 4.2.3 – 4.2.6.

Таблица 4.2.3 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой производной

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Степенная	26,12	26,54	25,72
Логистическая	26,09	26,34	25,60
Гиперболический тангенс	26,15	26,42	25,59
Сигмоидальная	25,98	26,28	25,53
Синусоидальная	26,14	26,42	25,67
Спайковая модель нейрона	26,72	26,98	26,11

Таблица 4.2.4 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой разности

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Степенная	26,14	26,52	25,71
Логистическая	26,07	26,44	25,62
Гиперболический тангенс	26,24	26,39	25,57
Сигмоидальная	25,91	26,35	25,53
Синусоидальная	26,26	26,39	25,59
Спайковая модель нейрона	26,69	27,01	26,18

На рисунках 4.2.5 и 4.2.6 представлены лучшие переходные процессы при применении первой производной и первой разности, где под цифрой 1 обозначены результаты при использовании первого варианта нейронной сети; под цифрой 2 – второго варианта нейронной сети; под цифрой 3 – третьего варианта нейронной сети.

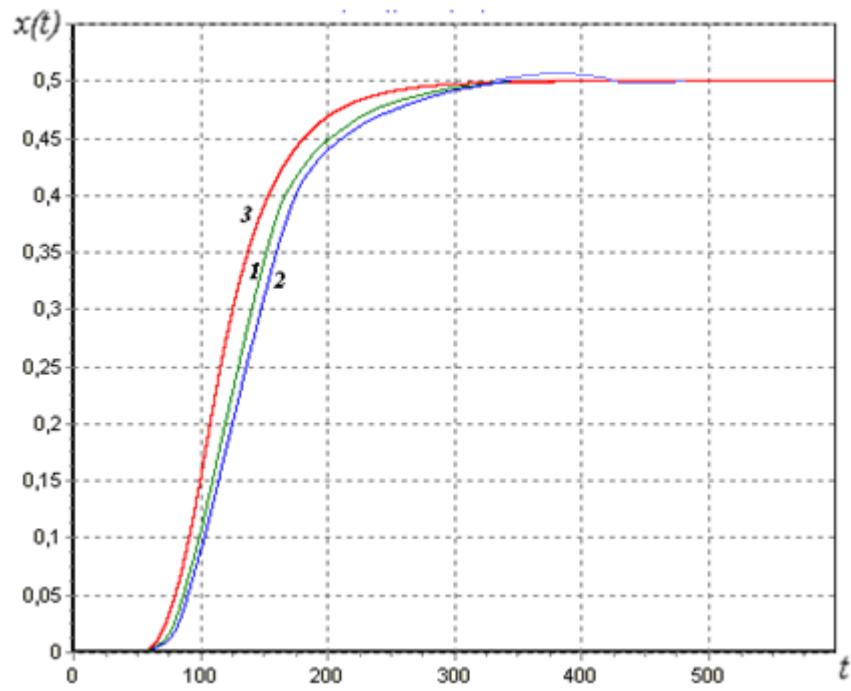


Рисунок 4.2.5 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

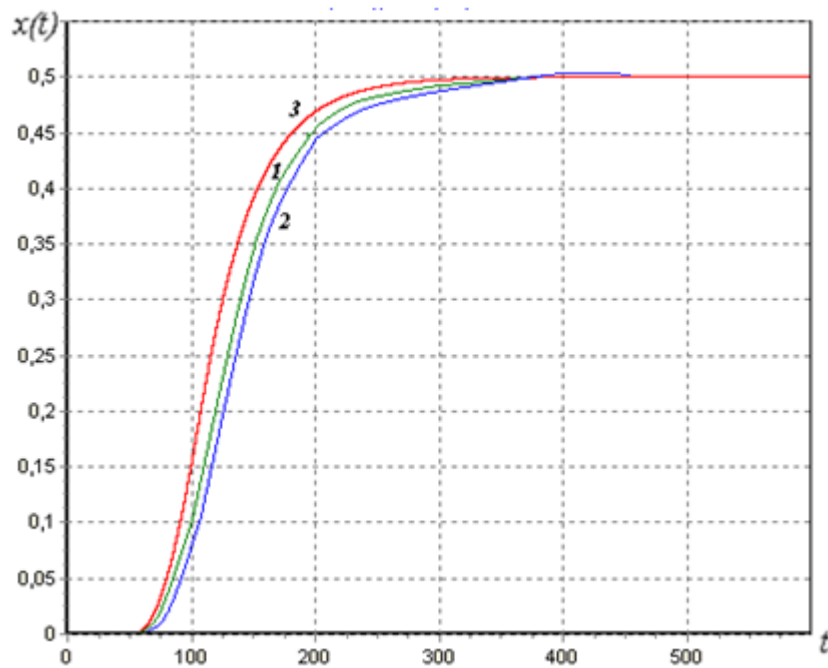


Рисунок 4.2.6 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_5

Таблица 4.2.5 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой производной

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Степенная	62,91	65,43	58,45
Логистическая	61,32	65,21	58,25
Гиперболический тангенс	61,24	64,92	58,13
Сигмоидальная	61,58	65,12	58,15
Синусоидальная	63,05	65,86	58,57
Спайковая модель нейрона	63,12	67,43	59,24

Таблица 4.2.6 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой разности

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Степенная	63,12	65,49	58,55
Логистическая	61,42	65,32	58,37
Гиперболический тангенс	61,28	65,01	58,15
Сигмоидальная	61,77	65,28	58,22
Синусоидальная	63,25	66,04	58,62
Спайковая модель нейрона	63,32	67,48	59,32

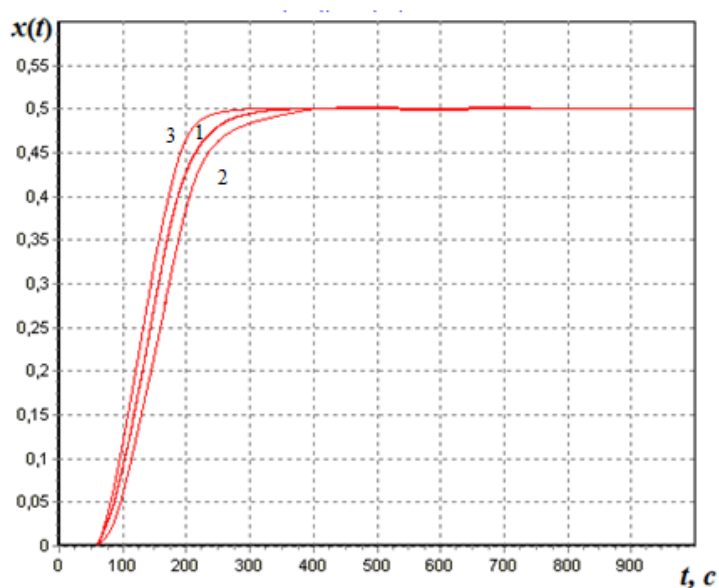


Рисунок 4.2.7 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

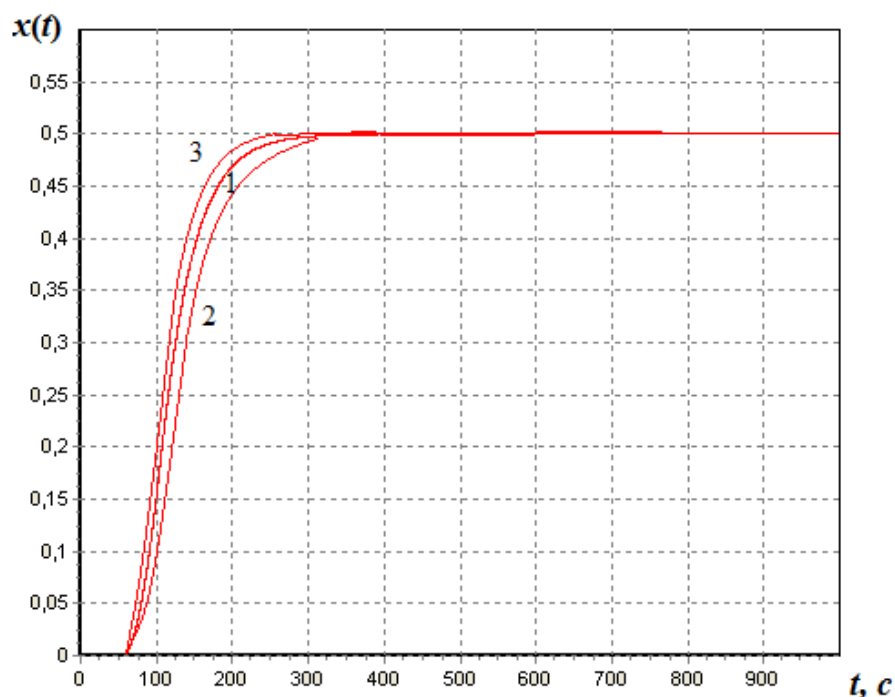


Рисунок 4.2.8 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_2

Как показали эксперименты рисунки 4.2.7 и 4.2.8, наиболее лучшим вариантом является ИНС с обратными связями, затем идет ИНС, сформированная на основе модуляционной характеристики. Значения смещений в многослойных нейронных сетях как с обратными связями, так и без стремятся к 0. Минимум квадратичного критерия в ШИМ-элементах, имеющих в своем составе ИНС, обеспечивает сигмоидальная (рациональная) функция активации, а модульного – в виде гиперболического тангенса.

Рассмотрим дополнительное доказательство работоспособности алгоритма, принятое для градиентного метода решения параметрической задачи для ШИМ-элемента. Как установлено в диссертационных работах [74, 75], модуляционные характеристики, полученные с разных начальных решений, должны совпадать и отвечать следующие условиям:

- область значений функции $\gamma(\varepsilon)$ равна $[0; 1)$ на интервале $\varepsilon \in [0; \lambda]$;
- на всем интервале $\varepsilon \in [0; \lambda]$ функция $\gamma(\varepsilon)$ выпукла вниз.

На рисунке 4.2.9 приведены псевдомодуляционные характеристики для степенной функции активации, где под цифрами 1 и 2 отображены псевдомодуляци-

онные характеристики, принадлежащие разным начальным симплексам и отвечающие им характеристические числа. Цифрой 3 обозначена псевдомодуляционная характеристика, полученная в результате работы алгоритма ОНС, запущенного из начального симплекса, имеющего в своем составе псевдомодуляционную характеристику 1. А под цифрой 4 – псевдомодуляционная характеристика, полученная соответственно из начального симплекса, имеющего в своем составе псевдомодуляционную характеристику 2. Цифрой 5 показана псевдомодуляционная характеристика, моделируемая соответственно при помощи спайковой модели нейрона.

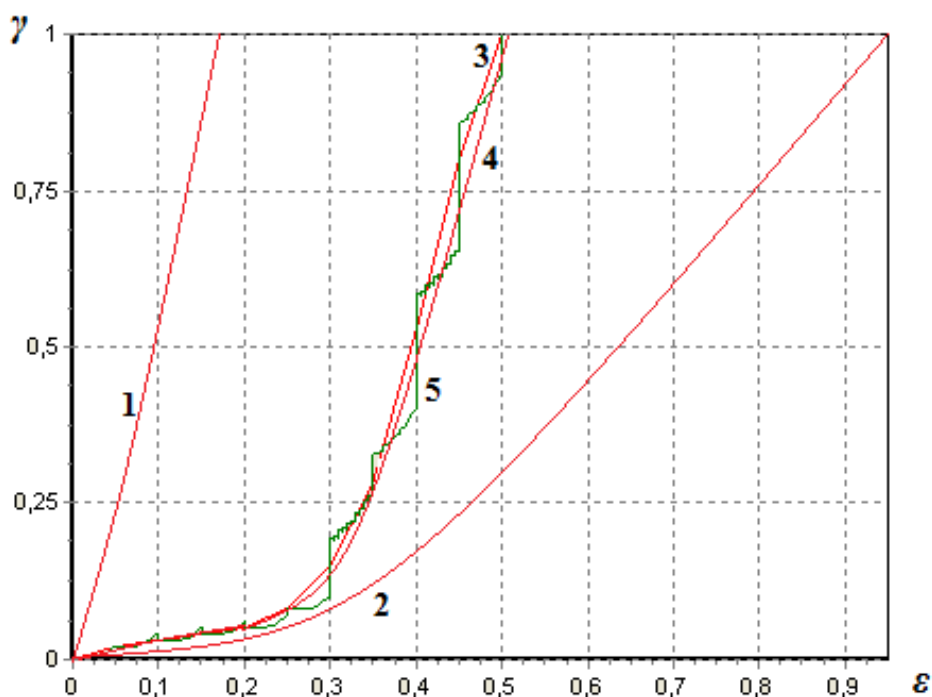


Рисунок 4.2.9 – Схождение псевдомодуляционных характеристик к одной форме

Таким образом, на рисунке 4.2.9 представлено схождение результатов работы алгоритма к одной форме псевдомодуляционной характеристики. Кривые 3 и 4 совпадают с достаточной точностью на интервале $\varepsilon \in [0; \lambda]$, а кривая 5 стремится аппроксимировать общую характеристику [51]. Подобные результаты получены и для других функций активации.

4.3. Автоматические системы с элементом, осуществляющим амплитудно-импульсную модуляцию второго рода

Рассмотрим применение алгоритма ОНС для исследования системы автоматического управления, использующей в качестве устройства управления АИМ-элемент, сформированный на основе нейронной сети. Структурная схема такой системы изображена на рисунке 3.1.1. Процессы, протекающие в системе, также описываются выражениями 3.1.1.

Управляющее воздействие $u(t)$ определяется следующим образом:

$$u(t) = \begin{cases} A(\varepsilon(t)), \text{ при } \varepsilon(t) > 0 \\ -A(\varepsilon(t)), \text{ при } \varepsilon(t) < 0 \\ 0, \text{ при } t \leq (k + \gamma)T \end{cases} \Bigg\} kT \leq t < (k + \gamma)T, \gamma \in (0;1), \quad (4.3.1)$$

$$k=(0,1,2,\dots),$$

где k – номер импульса, T – период цикла импульсного элемента, γ – скважность импульса, $A(\varepsilon)$ – амплитуда управляющего воздействия, величина которой определяется с помощью нейронной сети.

Как известно, для систем, осуществляющих АИМ, по аналогии с системами с ШИМ, введено понятие модуляционной характеристики [69]. Так, в качестве модуляционной характеристики для АИМ второго рода в настоящей работе принято следующее выражение:

$$A(\varepsilon(t, q)) = \mathcal{G}(\varepsilon(t, q)) = q_1 |\varepsilon(t)|^1 + q_2 |\varepsilon(t)|^2 + q_3 |\varepsilon(t)|^3 + \dots + q_m |\varepsilon(t)|^m, \quad (4.3.2)$$

то есть при АИМ второго рода амплитуда импульса меняется в течение всего периода действия импульсного элемента. Так как модуляционная характеристика (4.3.2) совпадает с (4.1.5), то исследование можно провести с ИНС, рассмотренной выше (см. рисунок 4.1.1).

Проведено изучение эффективности аналогичных предыдущему разделу функций активации и алгоритма ОНС [87] к решению задачи параметрической оптимизации автоматической системы, использующей в качестве управляющего

устройства элемент с АИМ второго рода, в состав, которого входит ИНС. Оператор объекта управления соответствует (4.2.1).

Ввиду того АИМ-элемент имеет второй род, что значительно сложнее в управлении по сравнению с первым, то нейронная сеть (см. рисунок 4.1.1) состоит из четырех нейронов в скрытом слое и одного – в выходном.

Исследования проведены в том же диапазоне параметров, что и для ШИМ-элементов в диапазоне параметров объекта, при этом $\frac{\tau_{об}}{T_{об}} > 1$. В качестве иллюстрации и не более, приведены результаты исследования при

$$k_{им} = 0,01; k_{об} = 1; T_{об1} = 10; T_{об2} = 40; \tau_{об} = 50$$

и при периоде повторения импульсов $T = 25$, задающем воздействии $\lambda(t) = 1(t) \cdot 0,5$.

Напомним, что при АИМ одной форме переходного процесса и, следовательно, одному значению выбранного критерия качества соответствует множество возможных значений вектора настраиваемых параметров \mathbf{q} , в случае нейронных сетей \mathbf{W} . Поэтому в случае использования в качестве устройства управления импульсного элемента следует говорить не об оптимальном значении вектора \mathbf{q} или \mathbf{W} , а об оптимальной форме модуляционной (псевдомодуляционной) характеристики. Также стоит отметить то, что на АИМ-элемент не накладываются ограничения ШИМ-элемента к виду модуляционной (псевдомодуляционной) характеристики.

Как и в предыдущем разделе проведем исследование пяти функций активации применительно к ИНС системы с АИМ второго рода, применяя разработанную программу и используя критерии качества (3.2.1) и (3.2.2). Величина интервала интегрирования назначена исходя из эмпирических соображений и составила $L = 5000$.

Параметры алгоритма ОНС приняты следующими значениями:

1. Коэффициент отражения $\alpha = 1$.
2. Коэффициент растяжения $\gamma = 2$.
3. Коэффициент сжатия $\beta = 0,5$.
4. Коэффициент усечения $d = 2$.

Воспользовавшись методом, предложенным в предыдущей главе, построим маску начального симплекса для алгоритма ОНС

w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{14}	w_{25}	w_{35}	w_{45}	w_{55}	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5
χ	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	χ	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	χ	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	χ	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	χ	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	χ	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	χ	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	χ	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0	$\frac{\chi}{100}$	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	$\frac{\chi}{100}$	0	0	0
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	$\frac{\chi}{100}$	0	0
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	$\frac{\chi}{100}$	0
1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	$\frac{\chi}{100}$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

где χ – одно значение, из ряда $\pm 5, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$, конкретизированного как результат предварительных исследований

По итогам работы алгоритма ОНС получены значения синаптических весов, которым соответствуют переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 4.3.1, таблица 4.3.1) и модульного критерия (рисунок 4.3.2, таблица 4.3.2). Нумерация графиков аналогично предыдущим: 1 – синусоидальная функция активации; 2 – степенная функция активации; 3 – функция активации в виде гиперболического тангенса; 4 – сигмоидальная (рациональная) функция активации; 5 – логистическая функции активации.

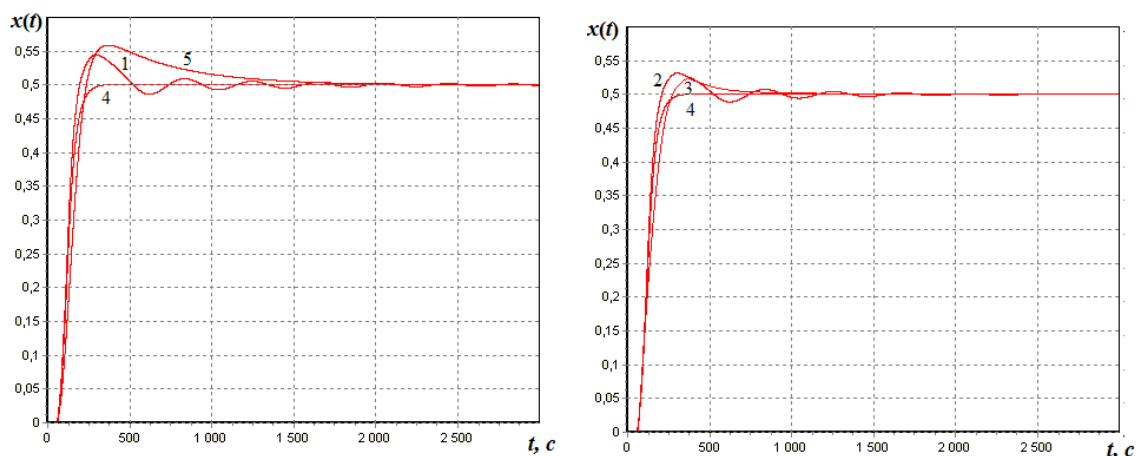


Рисунок 4.3.1 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

Таблица 4.3.1 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	Значение критерия
Степенная	26,64
Логистическая	25,97
Гиперболический тангенс	27,12
Сигмоидальная	25,83
Синусоидальная	28,29

При использовании интегрального квадратичного критерия, исходя из результатов, лучшие значения показала сигмоидальная (рациональная) функция активации.

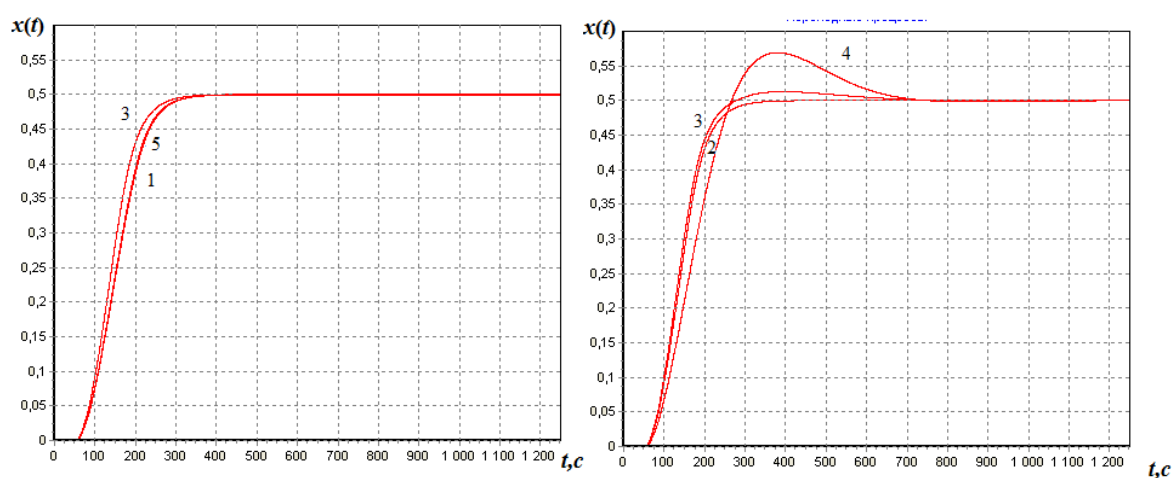


Рисунок 4.3.2 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_2

Таблица 4.3.2 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	Значение критерия
Степенная	71,18
Логистическая	70,12
Гиперболический тангенс	68,95
Сигмоидальная	78,21
Синусоидальная	69,45

При использовании интегрального модульного критерия, исходя из результатов, лучшие значения показала функции активации в виде гиперболического тангенса.

Проиллюстрируем теперь работоспособность алгоритма для АИМ-элемента с помощью методики, принятой для градиентного метода решения данной задачи (см. раздел 4.2).

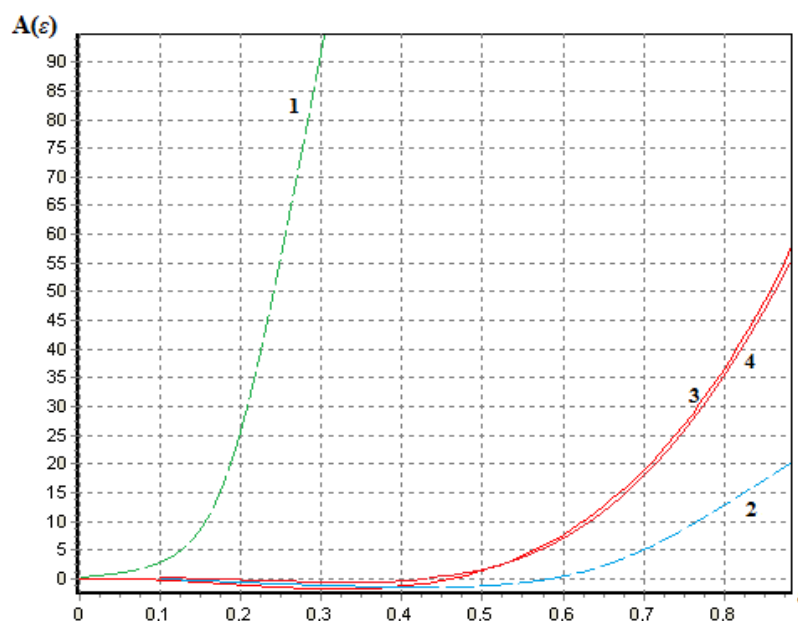


Рисунок 4.3.3 – Схождение псевдомодуляционных характеристик к одной форме

Из рисунка 4.3.3 видно, что кривые 3, 4 сходятся к одной форме псевдомодуляционной характеристики.

4.4. Конкретизация коэффициентов метода Нелдера – Мида с помощью генетического алгоритма

Рассмотрим общую схему исследований для алгоритма ОНС при настройке представленных выше ШИМ-элементов. В этом разделе алгоритм ОНС настраивает систему с этими нейрорегуляторами на минимизацию двух критериев:

1. Интегральный квадратичный критерий.
2. Интегральный модульный критерий.

При этом ШИМ-элемент содержит одну из семи нейронных сетей:

1. На основе модуляционной характеристики с одним входом.
2. На основе модуляционной характеристики с использованием производной.
3. На основе модуляционной характеристики с использованием первой разности.
4. Полносвязная нейронная сеть с использованием производной.
5. Полносвязная нейронная сеть с использованием первой разности.
6. Полносвязная нейронная сеть с обратными связями с использованием производной.
7. Полносвязная нейронная сеть с обратными связями с использованием первой разности.

Также следует отметить, что исследования проводились для каждой нейронной сети при использовании пяти функций активации или одной импульсной реализация модели нейрона: 1 – логистическая функция активация, 2 – степенная функция активация, 3 – гиперболический тангенс, 4 – сигмоидальная (рациональная) функция активация, 5 – синусоидальная функция активация, 6 – спайковая модель нейрона. Причем в каждом эксперименте использовалась только одна функция активации в скрытом слое (или модель).

Следует уточнить, что для обучения нейронных сетей в зависимости от количества синаптических весов выбраны от 15 до 150 начальных симплексов.

Параметры генетического алгоритма, назначенные как результат предварительных исследований, приняли следующие значения:

1. Количество особей в поколении $N = 50$.

2. Вероятность скрещивания $p_c = 0,65$.

3. Вероятность мутации $p_m = 0,25$.

Ввиду ограниченного объема диссертации и общности полученных результатов [50] по всем видам реализации ИНС с учетом всех функций активаций нейронов и критериев, а также того, что нейронная сеть 6 (7) имеет больше всего по сравнению с другими синаптических весов, ниже представлены результаты (рисунки 4.4.1–4.4.4), полученные для нее. На них показаны зависимости коэффициентов алгоритмов ОНС от количества настраиваемых им синаптических весов K , при запуске ГА с разных начальных популяций.

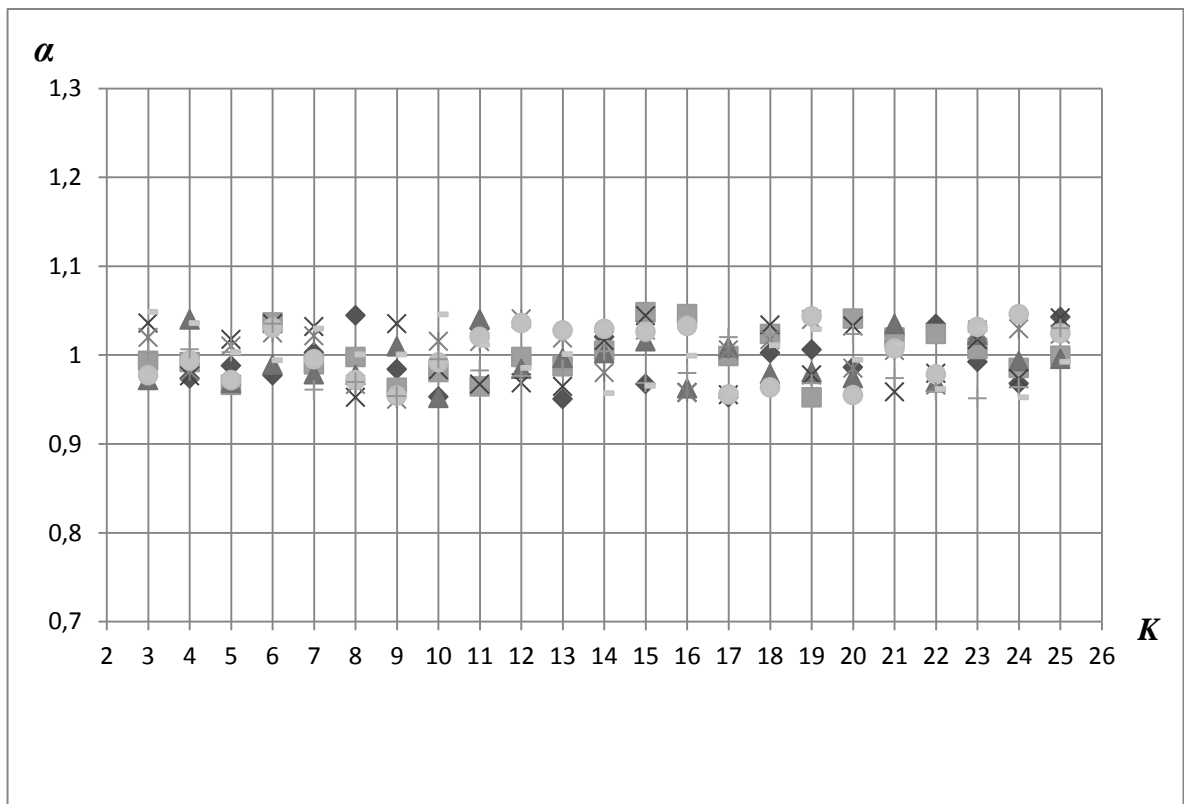


Рисунок 4.4.1 – Зависимость коэффициента отражения от количества настраиваемых синаптических весов

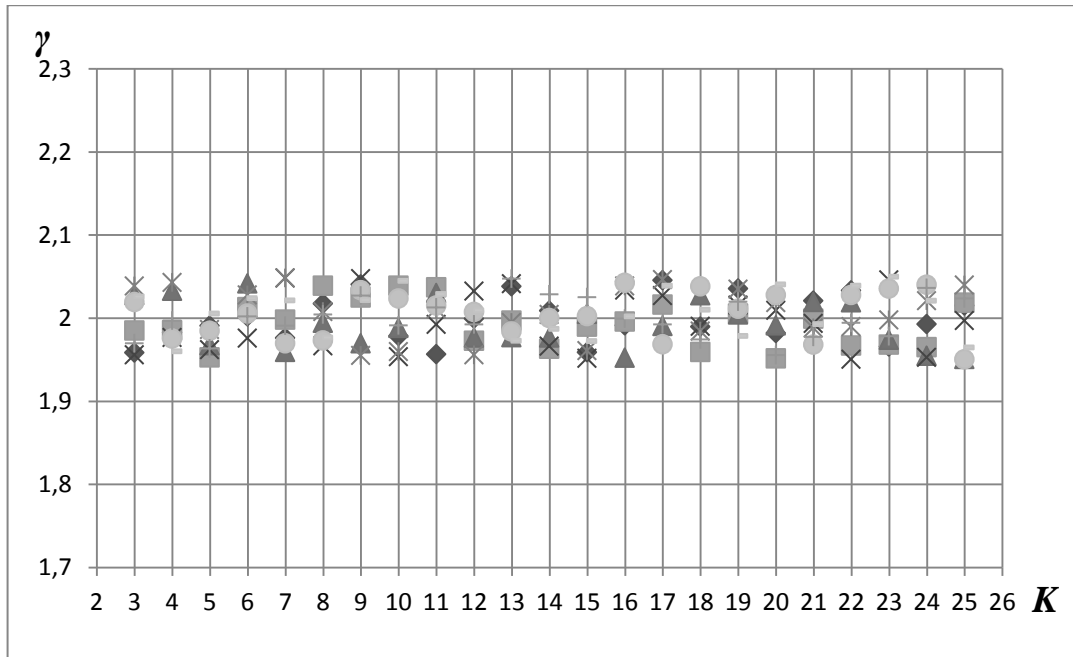


Рисунок 4.4.2 – Зависимость коэффициента растяжения от количества настраиваемых синаптических весов

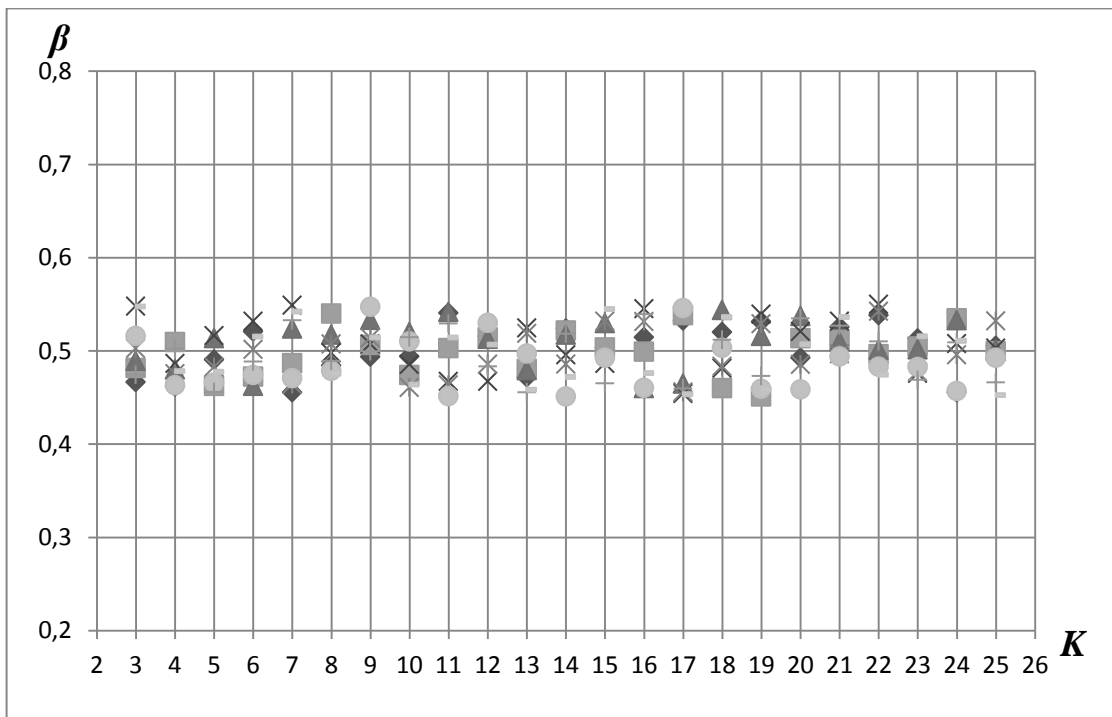


Рисунок 4.4.3 – Зависимость коэффициента сжатия от количества настраиваемых синаптических весов

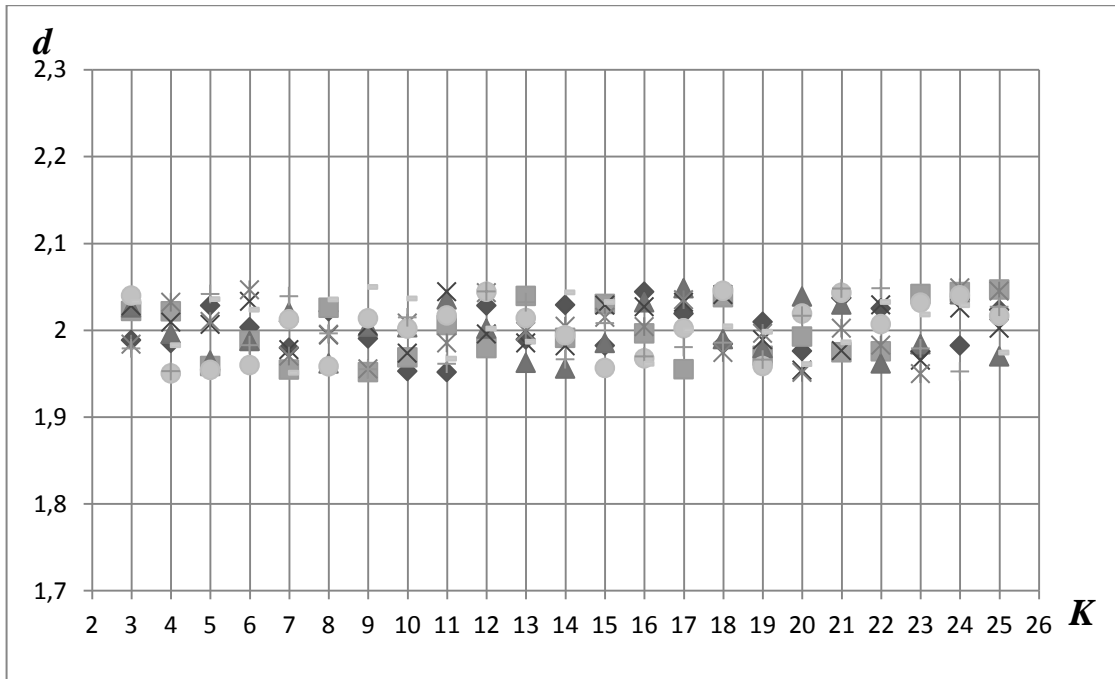


Рисунок 4.4.4 – Зависимость коэффициента усечения от количества настраиваемых синаптических весов

где K – количество настраиваемых синаптических весов.

Изучение результатов, представленных на рисунках, показало, что средне-квадратическое отклонение коэффициентов при запуске ГА с разных начальных популяций лежит в допустимых пределах (0,032–0,083).

Таким образом, проведенные эксперименты позволяют рекомендовать параметры алгоритма ОНС при настройке ШИМ-элемента, сформированного на основе ИНС: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2$, коэффициент сжатия $\beta = 0.5$, коэффициент усечения $d = 2$.

При настройке АИМ-элемента алгоритм ОНС обучает сеть на минимизацию тех же двух критериев.

В нейронной сети используются пять функций активации и одна импульсная реализация модели нейрона.

В зависимости от количества настраиваемых весов, для нейронной сети было выбрано от 15 до 50 начальных симплексов.

Ввиду ограниченного объема диссертации и общности полученных результатов, проведенных экспериментов по всем видам реализации модульной характеристики АИМ-элемента (рисунки 4.4.5–4.4.8) с учетом всех функций активаций

нейронов и критериев, параметры алгоритма ОНС можно представить в следующем виде.

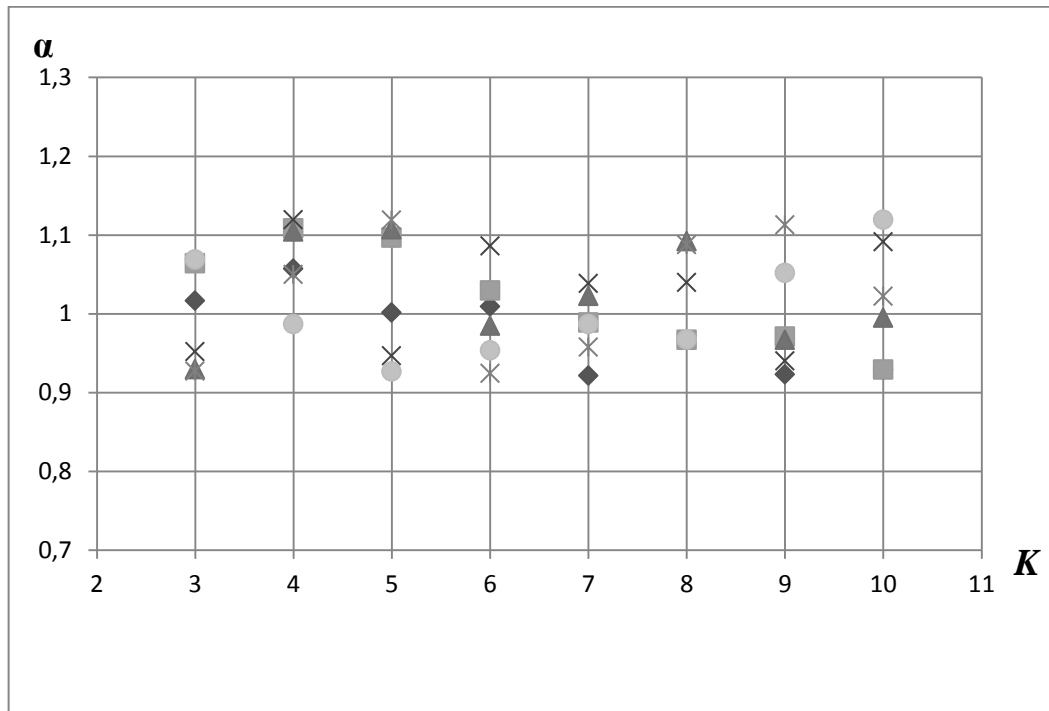


Рисунок 4.4.5 – Зависимость коэффициента отражения от количества настраиваемых синаптических весов

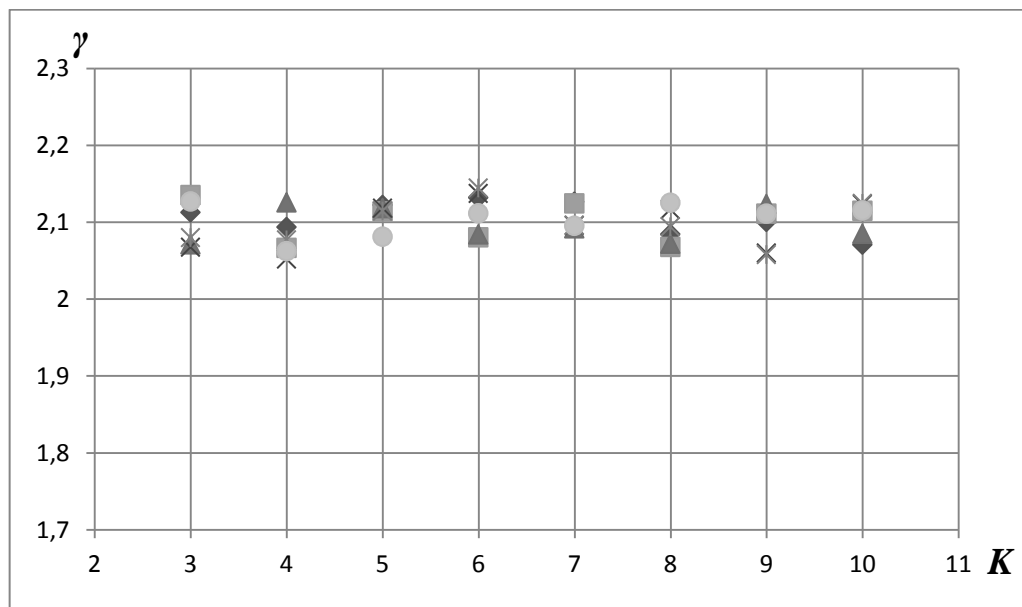


Рисунок 4.4.6 – Зависимость коэффициента растяжения от количества настраиваемых синаптических весов

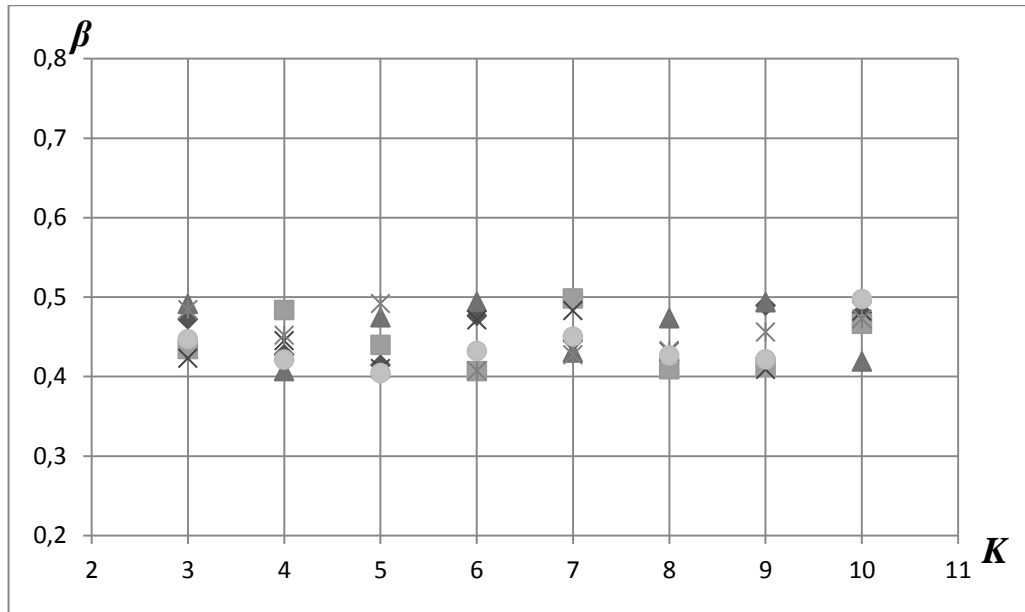


Рисунок 4.4.7 – Зависимость коэффициента сжатия от количества настраиваемых синаптических весов

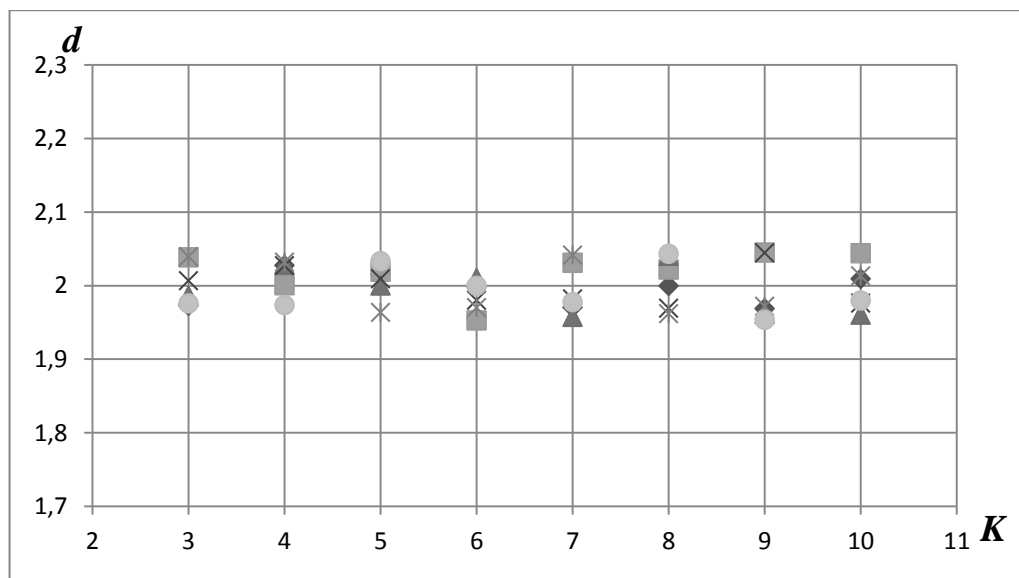


Рисунок 4.4.8 – Зависимость коэффициента усечения от количества настраиваемых синаптических весов

где K – количество настраиваемых синаптических весов.

Анализ результатов показал, что среднеквадратическое отклонение лежит в допустимых пределах (0,045–0,091).

Результаты эксперимента позволяют рекомендовать параметры алгоритма ОНС при настройке АИМ-элемента второго рода, имеющего в своем составе ИНС: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2.1$, коэффициент сжатия $\beta = 0.45$, коэффициент усечения $d = 2$.

4.5. Выводы по главе 4

1. Показана возможность реализации достаточно разнообразных импульсных элементов с помощью ИНС, сформированной на основе модуляционной характеристики.

2. По разработанной в главе 2 методике проведено тестирование пяти функций активации нейронных сетей и спайковой модели нейрона для различного рода одноконтурных автоматических систем с ШИМ-, АИМ-нейрорегулятором.

3. По разработанной в главе 2 методике рассмотрена работа трех вариантов архитектуры нейронных сетей для различного рода одноконтурных автоматических систем с ШИМ-нейрорегулятором, показано преимущество ИНС с обратными связями.

4. Решена задача настройки одноконтурной системы с ШИМ- и АИМ-нейрорегулятором по различным критериям качества, причем запаздывание объ-

екта управления $\frac{\tau}{T_{\max}} > 1$.

5. По разработанной в главе 2 методике проведено исследование с помощью генетического алгоритма конкретизация параметров ОНС. Установлены наиболее эффективные по критериям, указанным в разделе 2.4, коэффициенты алгоритма ОНС для обучение ШИМ-, АИМ-нейрорегуляторов.

ГЛАВА 5. ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ В ПРОМЫШЛЕННЫХ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ РЕГУЛИРОВАНИЯ

5.1. Автоматическая система стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабельного изделия

Для применения полученных результатов на практике необходимо провести исследования нейросетевых регуляторов в промышленных автоматических системах.

В настоящее время широко используются кабельные изделия с полиэтиленовой изоляцией, которые по техническим характеристикам превосходят другие виды кабельной изоляции, что в свою очередь повышает рост требований, предъявляемых к ним, главным из которых является упрощение технологии производства таких кабелей и снижение капитальных затрат на технологическое оборудование, что приводит к снижению стоимости готовой продукции [78].

При производстве кабельных изделий основным показателем качества (критерием) является толщина изоляции (пластмассовой оболочки). Основной задачей выступает стабилизация данного критерия. Существует несколько способов решения указанной выше задачи [78]: повышение точности стабилизации; увеличение быстродействия АСР толщины изоляции.

В основном регулирование толщины пластмассовой изоляции (оболочки) и реализующие их устройства базируются на соблюдении отношения между количеством пластмассы, выдавливаемой экструдером в единицу времени, и её количеством, укладываемым на изолируемое кабельное изделие. Поддержание данного соотношения достигается выбором частоты вращения электроприводов тянущего устройства и экструдера.

В кабельном производстве объекты регулирования характеризуются большим временем запаздывания и значительными возмущениями. Стремление повысить качество регулирования приводит к востребованности получения своевременной информации о действующих на объект возмущениях по доба-

вочным информационным каналам и применению, в том числе, каскадных систем регулирования [83].

В работе [78] представлена подобная АСР. Её структурная схема продемонстрирована на рисунке 5.1.1. В этой системе основная регулируемая величина толщина изоляции $\delta_{oc}(t)$ поступает по обратной связи.

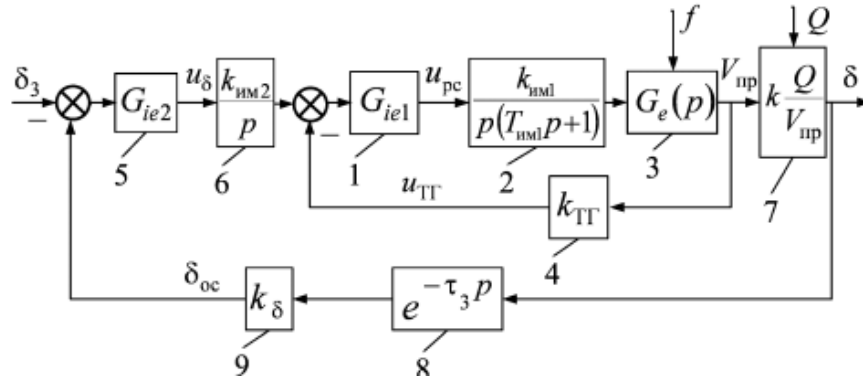


Рисунок 5.1.1 – Каскадная система стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабельного изделия

Здесь объект регулирования включает в себя формирующий инструмент 7, охлаждающую ванну 8, датчик толщины 9, а в роли исполнительного механизма выступает электропривод тянущего устройства 3, главный регулятор 5 и вспомогательный 1. Оба регулятора представляют собой ИЭ с ИШИМ [78]. ИЭ внутреннего контура 1 стабилизирует вспомогательную величину – линейную скорость протяжки $V_{пр}(t)$ электропривода тянущего устройства, а второй – 5 – вместе с подключенным к нему последовательно исполнительным механизмом $\frac{k_{им2}}{p}$ контролирует толщину изоляции кабеля и при её отклонении от заданного значения меняет задание ИЭ 1.

Формирующий инструмент 7 представлен в виде

$$\delta = k \frac{Q}{V_{пр}}, \quad (5.1.1)$$

где δ – толщина изоляционного слоя (оболочки), м; Q – объёмная производительность экструдера; k – коэффициент, характеризующий зависимость Q от $V_{пр}$.

Измерение толщины изоляционного слоя происходит после выхода кабельного изделия из охлаждающей ванны, что объясняет наличие в системе звена чистого запаздывания $e^{-\tau_3 p}$, где τ_3 – время запаздывания, в численных экспериментах принимается равным 10,00 с.

Так как на схеме рисунка 5.1.1 такой измеритель представлен в виде безынерционного звена с коэффициентом передачи k_δ , то результат его измерения описывается операторным уравнением:

$$\delta_{oc} = k_\delta e^{-\tau_3 p} \delta. \quad (5.1.2)$$

Необходимо отметить, что отклонение δ_{oc} от требуемой толщины изолирующей оболочки δ_3 , которое поступает на вход регулятора ИЭ 5, рассчитывается как $(\delta_{oc} - \delta_3)$. Обусловлено это тем, что между δ и $V_{пр}$ существует гиперболическая зависимость (5.1.1) [78], из чего следует, что при увеличении δ_{oc} необходимо увеличивать $V_{пр}$, а при уменьшении δ_{oc} уменьшать $V_{пр}$.

Структура [77, 78] электропривода тянущего устройства 3 показана на рисунке 5.1.2.

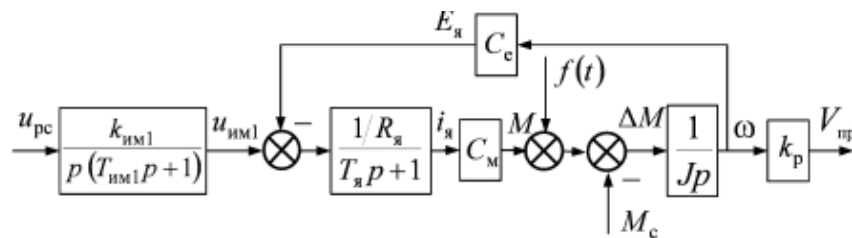


Рисунок 5.1.2 – Структурная схема электропривода

Мерное колесо служит для измерения линейной скорости протяжки $V_{пр}$ и представлено безынерционным звеном с коэффициентом усиления k_p .

Для дальнейшего преобразования $V_{пр}$ в напряжение в системе используется тахогенератор 4

$$U_{тг} = k_{тг} V_{пр}, \quad (5.1.3)$$

где $k_{тг}$ – коэффициент преобразования линейной скорости протяжки кабельного изделия в напряжение.

Возмущение $f(t)$, идущее со стороны электропривода тянущего устройства, оказывает непосредственное влияние на скорость протяжки кабельного

изделия по всей длине экструзионной линии и может выражаться, например, в виде изменений нагрузки на валу, этим обусловлено применение двухкаскадной схемы регулирования.

Технические характеристики электродвигателя постоянного тока, применяемого в работе [78], и необходимые для его моделирования представлены в таблице 5.1.1.

Таблица 5.1.1 – Технические характеристики электродвигателя постоянного тока

Тип двигателя	P_n , кВт	U_n , В	n , об./мин	n_{max} , об./мин	КПД, %	J , Н · м · с ²	R_y 15 °С Ом
2ПН160МУХЛ4	6,5	220	1500	4000	83	1,66	0,183

Продолжение таблицы 5.1.1

$R_{дп}$, 15 °С Ом	I_n , А	L_y , мГн	C_e , В · с	C_M Н · м/А	T_y , с
0,135	28,2	5	1,33	1,45	0,0127

При моделировании АСР учитываются начальные условия установившегося режима экструзионной линии для электропривода тянущего устройства:

$$V_{пр}^0 = 0,98 \text{ м/с};$$

$$Q_0 = 108,10 - 6 \text{ м}^3/\text{с}; \quad (5.1.4)$$

$$\delta_0 = 0,002 \text{ м}.$$

Так как начальные условия, соответствующие работе электропривода тянущего устройства в установившемся режиме неизвестны, то поэтому при численных экспериментах необходимо сначала обеспечить выход привода на установившийся режим, когда $M = M_c$ и $V_{пр} = V_{пр}^0$.

Все вышеизложенное послужило основой для применения ШИМ-элемента, имеющего в своем составе ИНС, в схемах каскадного регулирования в качестве главного и вспомогательного регуляторов. При этом объектом исследования послужила система стабилизации толщины изоляции при наличии критических детерминированных ступенчатых возмущающих воздействиях $f(t)$ и $\Delta Q(t)$ (рисунок 5.1.1). Причём возмущения $f(t)$ приняты доминирующими.

5.2. Параметрическая оптимизация каскадной системы с двумя нейросетевыми широтно-импульсными регуляторами стабилизации толщины изоляции кабеля

Важной задачей, возникающей в процессе исследования описанной ранее АСР, является определение оптимальных настроек ИЭ, имеющего в своем составе ИНС. Выше рассмотрен алгоритм ОНС, основанный на методе Нелдера – Мида. Однако необходимо отметить ряд особенностей, которые возникают в процессе определения оптимальных синаптических весов для двухконтурных систем.

Следует уточнить, что данная методика описана в [78] применительно к каскадным системам с сосредоточенными параметрами с запаздыванием. При этом принято считается, что динамические свойства объекта регулирования остаются в неизменном виде, а возмущения имеют детерминированный характер.

Вследствие того, что инерционность и запаздывание во внутреннем контуре меньше, чем во внешнем, и возмущения, идущие со стороны электропривода экс-трудера (внутренний участок), являются доминирующими, вычисление оптимальных настраиваемых параметров АСР предлагается проводить по отдельным её контурам с использованием алгоритма ОНС для одноконтурной системы [83, 94, 96]. Согласно методике [78] проведения такой процедуры различают два возможных варианта последовательной настройки: «внешний контур – внутренний контур» и «внутренний контур – внешний контур» [96]. На основании предварительных исследований выбран второй вариант, при котором на начальном этапе определяется значения синаптических весов регулятора внутреннего контура, затем необходимо перейти к определению параметров регулятора внешнего участка, в контур которого входит регулятор с уже определенной настройкой. Подробнее данную схему параметрической оптимизации двухкаскадной АСР, исходя из критерия оптимальности вида (2.2.1), можно представить следующим образом:

- 1) выбор начальных значений настраиваемых параметров внутреннего контура (параметров вспомогательного регулятора);
- 2) определение оптимальных, исходя из принятого критерия, параметров настройки вспомогательного регулятора;
- 3) для найденных значений параметров вспомогательного регулятора определяется настройка главного регулятора.

Вышесказанное позволяет реализовать алгоритм ОНС для решения задачи параметрической оптимизации каскадной системы стабилизации толщины изоляции кабельных изделий.

При работе с импульсной АСР с двумя ИЭ возникает потребность в назначении периодов работы T_1 и T_2 . Ввиду широкого распространения в практике автоматического регулирования синхронной работы двух регуляторов, примем $T_1 = T_2$. При этом их значения выберем меньше, чем запаздывание τ_3 , а именно $T_1 = T_2 = 8,00$ с ($T / \tau_3 = 0,80$). Одновременно следует указать параметры интегрирующих звеньев, стоящих при каждом из этих ИЭ: $k_{им1} = 1,00$; $T_{им1} = 15,00$ с, $k_{им2} = 0,01$.

Далее приведены результаты параметрической оптимизации двухкаскадной систем стабилизация толщины изоляции по возмущающим воздействиям при постоянном задании, где рассматриваются только внешние возмущения, к категории которых отнесены вышеназванные $f(t)$ и $\Delta Q(t)$ (рисунок 5.1.2 и рисунок 5.1.1). В данной работе рассматриваются два варианта критически важных для этой системы возмущений по причине возникновения значительной доли брака:

- 1) $f(t) = 10 \cdot 1(t) H \cdot м$ и $Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t) м^3 / с$;
- 2) $f(t) = -5 \cdot 1(t) H \cdot м$ и $Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t) м^3 / с$.

На практике при наличии нескольких детерминированных возмущений возникает задача синтеза, решением которой является так называемая полиинвариантная система, которая обладает свойством инвариантности регулируемой координаты к нескольким возмущающим факторам [70]. Однако в настоящей диссертационной работе целью является показать возможности алгоритма ОНС, разработанного для системы с ИЭ, имеющего своем составе ИНС. Этим объясняется отсутствие всякого рода компенсирующих связей в рассматриваемой АСР. По результатам предварительных исследований в двухкаскадной системе стабилизации толщины изоляции кабеля значения синаптических весов регулятора внутреннего контура необходимо дооптимизировать, после настройки регулятора внешнего контура.

Исследуем пять функций активации нейронов, рассмотренных выше, применительно к задаче параметрической оптимизации АСР с помощью алгоритма ОНС, применяя в качестве критерия следующее выражение:

$$I_1(W) = \int_0^L (\delta_3(t) - \delta_{oc}(t, W_1))^2 dt \rightarrow \min, \quad (5.2.1)$$

$$I_2(W) = \int_0^L |\delta_3(t) - \delta_{oc}(t, W_1)| dt \rightarrow \min, \quad (5.2.2)$$

где L – длина интервала интегрирования. Величина интервала интегрирования назначена исходя из эмпирических соображений и составила $L = 1500$.

Коэффициенты алгоритма ОНС принимают значения, полученные в предыдущей главе с применением генетического алгоритма.

Воспользовавшись методом, предложенным в разделе 2.3, построим маску начального симплекса для алгоритма ОНС

w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{24}	w_{34}	w_{44}	b_1	b_2	b_3	b_4
χ	0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	χ	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	χ	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	χ	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	χ	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	χ	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	χ	0	0	0
0	1	0	0	1	0	0	$\chi/50$	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	$\chi/50$	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	$\chi/50$
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

где χ – одно значение, из ряда $\pm 1, \pm 5, \pm 10, \pm 50$, конкретизированного как результат предварительных исследований.

По итогам работы алгоритма ОНС [54, 88] получены переходные процессы (для квадратичного критерия – рисунки 5.2.1–5.2.2 и для модульного – рисунки

5.2.3–5.2.4). На этих рисунках и далее под цифрой 1 обозначены результаты при синусоидальной функции активации нейронов скрытого слоя нейронной сети; под цифрой 2 – степенной функции активации; под цифрой 3 – функции активации в виде гиперболического тангенса; под цифрой 4 – логистической функции активации; под цифрой 5 – сигмоидальной (рациональной) функции активации. Значение самих же критериев представлено в таблицах 5.2.1 и 5.2.2.

Таблица 5.2.1 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	$f(t) = 10 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 1(t)$	$f(t) = -5 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t)$
Синусоидальная	0,0635	0,315
Степенная	0,0626	0,299
Гиперболический тангенс	0,0594	0,291
Логистическая	0,0574	0,281
Сигмоидальная	0,0581	0,283

Таблица 5.2.2 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	$f(t) = 10 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 1(t)$	$f(t) = -5 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t)$
Синусоидальная	6,923	8,315
Степенная	6,901	8,299
Гиперболический тангенс	6,872	8,271
Логистическая	6,893	8,281
Сигмоидальная	6,883	8,283

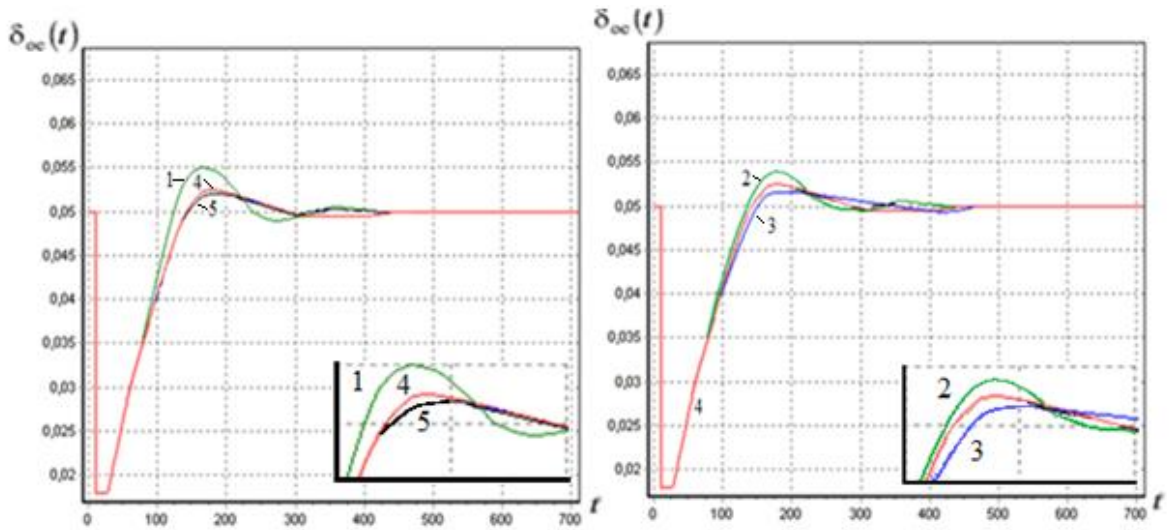


Рисунок 5.2.1 – Переходные процессы

при первом варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_1

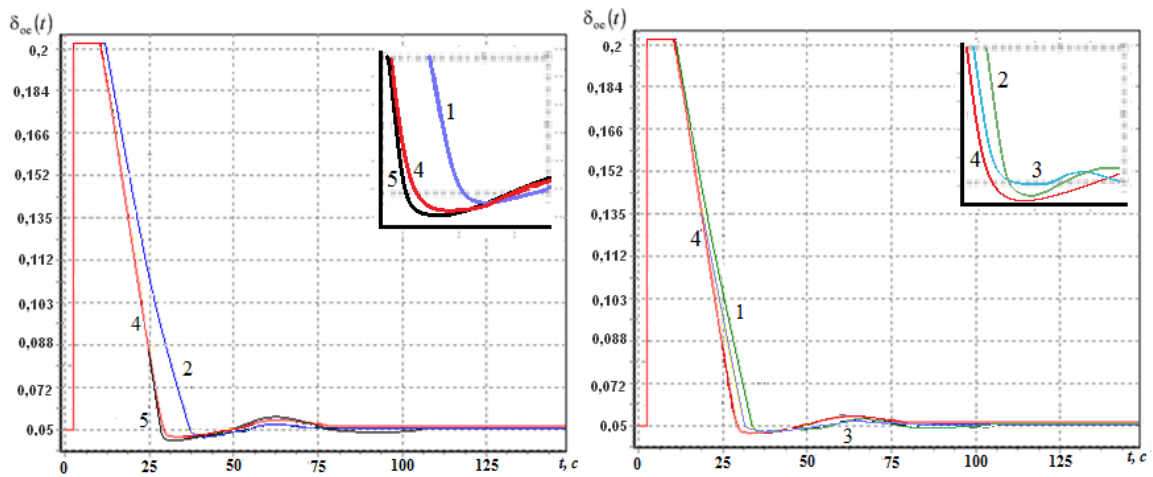


Рисунок 5.2.2 – Переходные процессы

при втором варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_1

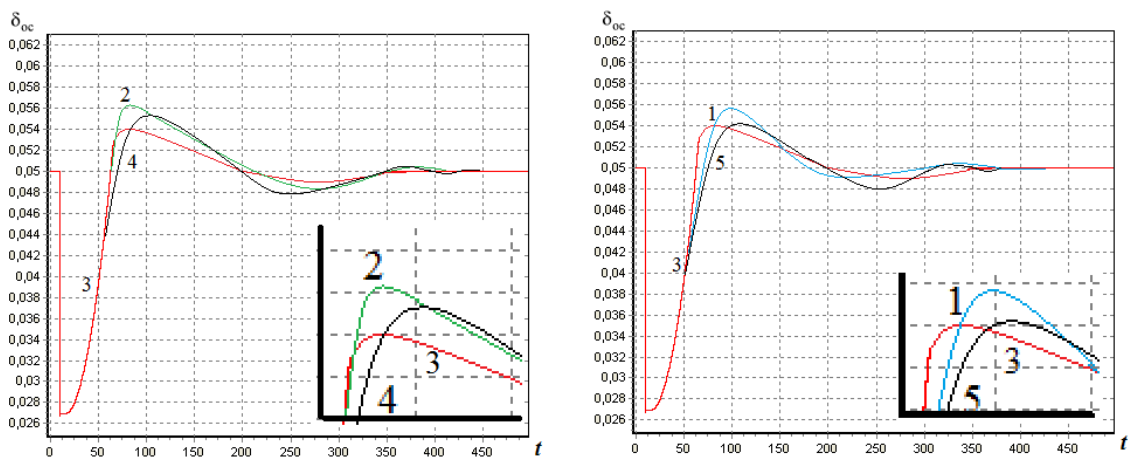


Рисунок 5.2.3 – Переходные процессы

при первом варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_2

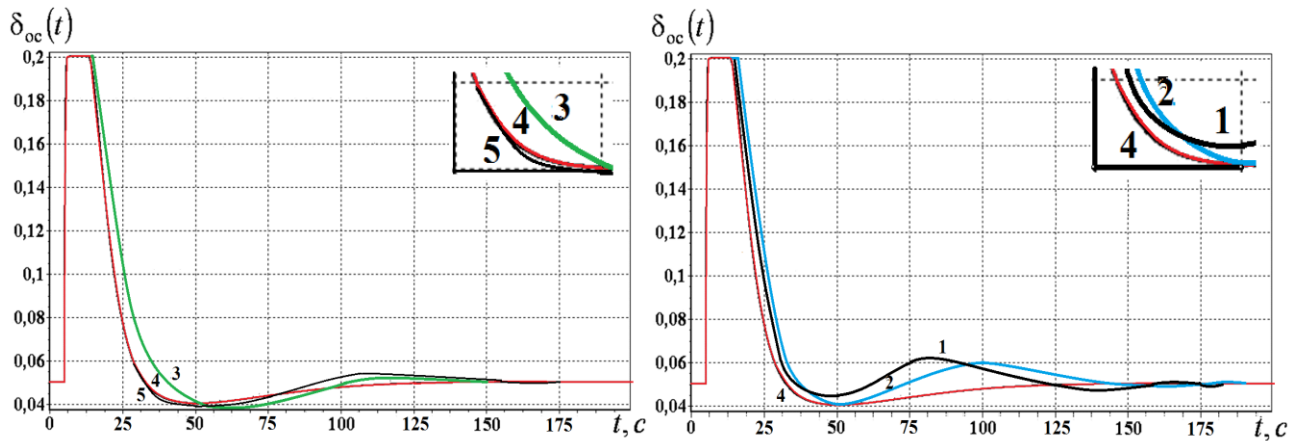


Рисунок 5.2.4 – Переходные процессы

при втором варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_2

По результатам работы алгоритма минимальное значение критерию (5.2.1) обеспечивает логистическая функция активации при обоих вариантах подаваемых возмущений, критерию (5.2.2) – функция активации в виде гиперболического тангенса.

Рассмотрим работы системы при введении в нейронную сеть первой производной или первой разности. При реализации ИНС рассмотрены указанные в разделе 3.2 нейронные сети, где χ – конкретизированы в виде $\pm 1, \pm 5, \pm 10, \pm 50$.

Проведенные эксперименты позволяют оформить результаты по всем вариантам возмущений в виде таблиц 5.2.3–5.2.6 для квадратичного критерия (5.2.1) и таблиц 5.2.7–5.2.10 – для модульного критерия (5.2.2).

Таблица 5.2.3 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой производной при 1 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	0,0539	0,0554	0,0523
Степенная	0,0532	0,0553	0,0527
Гиперболический тангенс	0,0505	0,0526	0,0492
Логистическая	0,0487	0,0505	0,0458
Сигмоидальная	0,0493	0,0512	0,0461

Таблица 5.2.4 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой производной при 2 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	0,267	0,283	0,259
Степенная	0,254	0,267	0,248
Гиперболический тангенс	0,247	0,255	0,235
Логистическая	0,238	0,245	0,224
Сигмоидальная	0,241	0,259	0,229

Таблица 5.2.5 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой разности 1 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	0,0543	0,0559	0,0522
Степенная	0,0536	0,0561	0,0531
Гиперболический тангенс	0,0512	0,0532	0,0498
Логистическая	0,0491	0,0514	0,0461
Сигмоидальная	0,0498	0,0519	0,0469

Таблица 5.2.6 – Значение интегрального квадратичного критерия при использовании первой разности при 2 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	0,269	0,289	0,262
Степенная	0,256	0,274	0,251
Гиперболический тангенс	0,251	0,262	0,239
Логистическая	0,245	0,249	0,231
Сигмоидальная	0,247	0,261	0,235

На рисунке 5.2.5 представлены переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерию (5.2.1) при применении первой производной и первой разности, где под цифрой 1 обозначены результаты при использовании первого варианта нейронной сети; под цифрой 2 – второго варианта нейронной сети; под цифрой 3 – третьего варианта нейронной сети. Под буквой а – при подаче первого варианта возмущений, под б – второго.

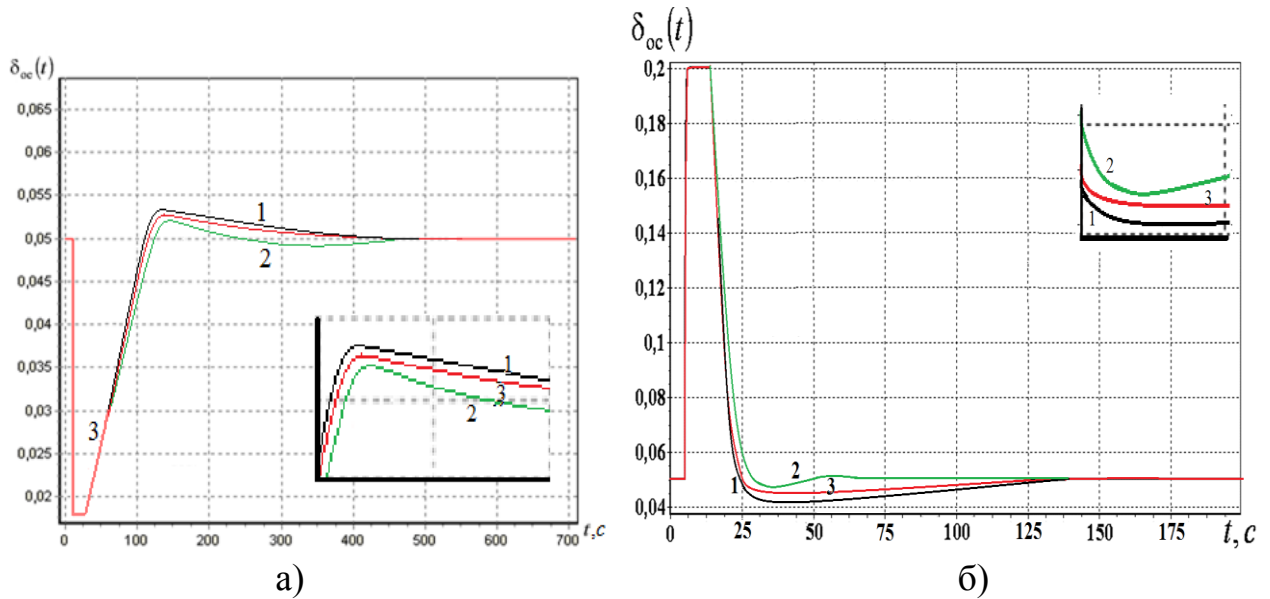


Рисунок 5.2.5 – Переходные процессы при использовании первой производной или первой разности, обеспечивающие минимальное значение I_1

Из полученных переходных процессов и таблиц минимальное значение критерию (5.2.1) обеспечивает ИНС с обратными связями и логистическая функция активации при всех вариантах подаваемых возмущений при использовании первой производной или разности.

Таблица 5.2.7 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой производной при 1 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	6,005	6,019	5,992
Степенная	5,884	5,899	5,884
Гиперболический тангенс	5,867	5,874	5,693
Логистическая	5,879	5,889	5,765
Сигмоидальная	5,882	5,895	5,820

Таблица 5.2.8 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой производной при 2 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	7,172	7,187	7,164
Степенная	7,154	7,169	7,142
Гиперболический тангенс	7,119	7,137	6,784
Логистическая	7,129	7,141	6,897
Сигмоидальная	7,131	7,147	6,922

Таблица 5.2.9 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой разности при 1 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	6,017	6,031	6,006
Степенная	5,899	5,904	5,882
Гиперболический тангенс	5,881	5,895	5,769
Логистическая	5,885	5,898	5,792
Сигмоидальная	5,896	5,902	5,879

Таблица 5.2.10 – Значение интегрального модульного критерия при использовании первой разности при 1 варианте возмущений

Функция активации	1 вариант ИНС	2 вариант ИНС	3 вариант ИНС
Синусоидальная	7,172	7,189	7,167
Степенная	7,154	7,167	7,145
Гиперболический тангенс	7,129	7,141	6,845
Логистическая	7,135	7,147	6,996
Сигмоидальная	7,139	7,152	7,129

На рисунке 5.2.6 представлены переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерию (5.2.2). Обозначения аналогичны представленным выше.

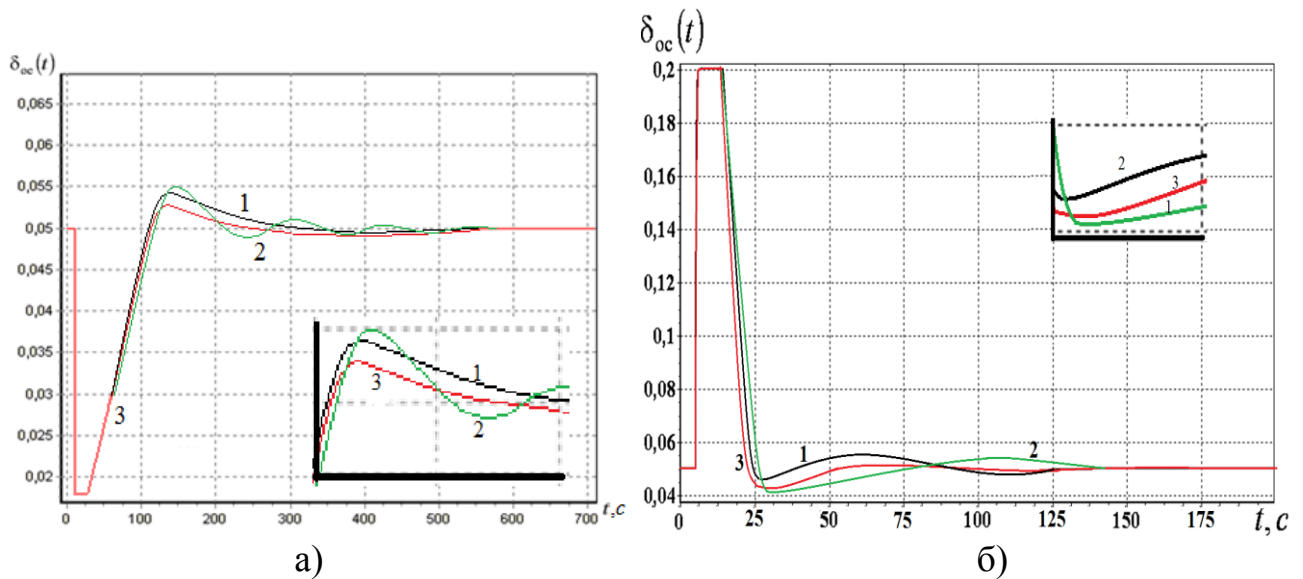


Рисунок 5.2.6 – Переходные процессы при использовании первой производной или первой разности, обеспечивающие минимальное значение I_2

Из полученных переходных процессов и таблиц минимальное значение критерию (5.2.2) обеспечивает ИНС с обратными связями с функцией активации в виде гиперболического тангенса при всех вариантах подаваемых возмущений при использовании первой производной или разности.

Так как алгоритм ОНС относится к прямым поисковым методам, то покажем его неэффективность при исследовании обучения одновременно двух ШИМ-элементов, имеющим в своем составе ИНС.

Параметры алгоритма ОНС приняли следующие значения:

1. Коэффициент отражения $\alpha = 1$.
2. Коэффициент растяжения $\gamma = 2$.
3. Коэффициент сжатия $\beta = 0,5$.
4. Коэффициент усечения $d = 2$.

Воспользовавшись методом, предложенным во второй главе, построим маску начального симплекса для алгоритма ОНС.

где χ – одно значение, из ряда $\pm 1, \pm 5, \pm 10, \pm 50$, конкретизированного как результат предварительных исследований; а $\bar{\chi} = \frac{\chi}{50}$

По результатам экспериментов получены следующие значения критериев (таблицы 5.2.11–5.2.12), в качестве наглядной иллюстрации представлены переходные процессы (рисунки 5.2.7–5.2.8) по критерию (5.2.1).

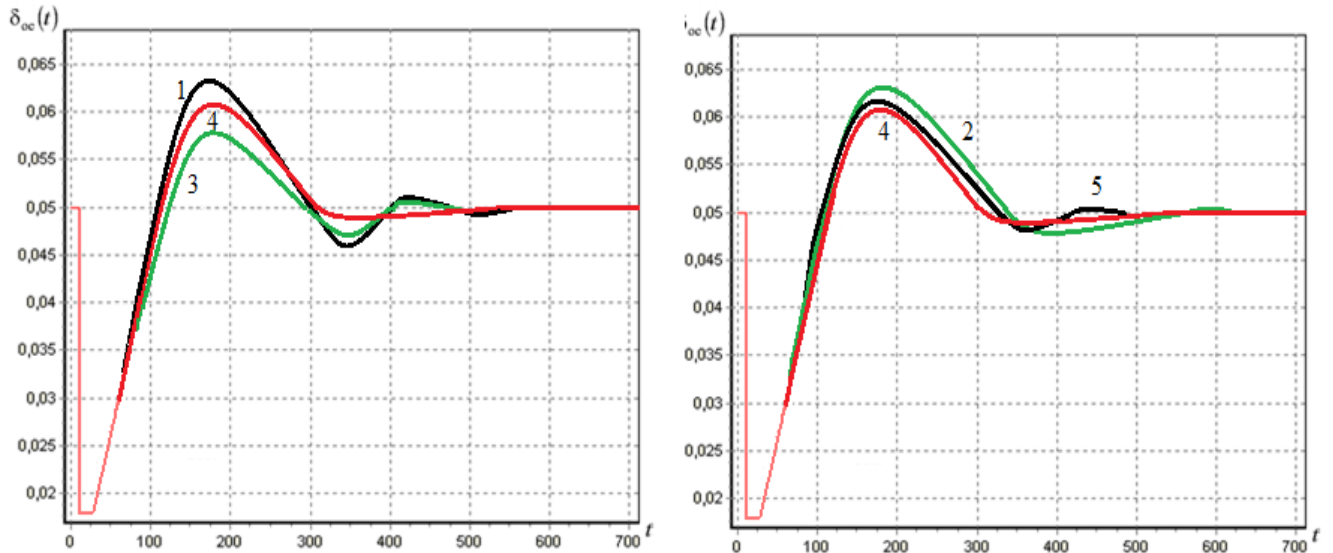


Рисунок 5.2.7 – Переходные процессы

при первом варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_1

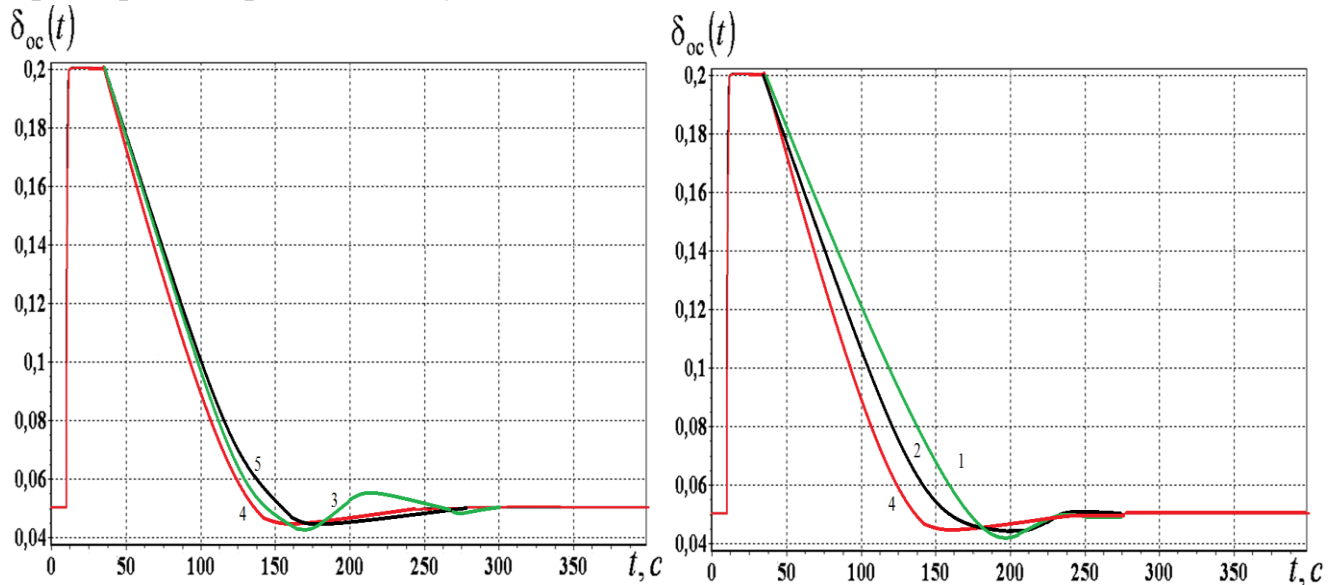


Рисунок 5.2.8 – Переходные процессы

при втором варианте возмущений, обеспечивающие минимальное значение I_1

Таблица 5.2.11 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	$f(t) = 10 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 1(t)$	$f(t) = -5 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t)$
Синусоидальная	0,0825	0,426
Степенная	0,0960	0,401
Гиперболический тангенс	0,0794	0,378
Логистическая	0,0639	0,352
Сигмоидальная	0,0632	0,356

Таблица 5.2.12 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	$f(t) = 10 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 1(t)$	$f(t) = -5 \cdot 1(t);$ $Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t)$
Синусоидальная	7,823	9,415
Степенная	7,801	9,399
Гиперболический тангенс	7,572	9,391
Логистическая	7,593	9,381
Сигмоидальная	7,653	9,383

Проанализировав экспериментальные данные, можно сделать вывод, что алгоритм ОНС решает задачу параметрической оптимизации АС стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабельного изделия с достаточной для практики точностью. Критерию (5.2.1) экстремум доставляют логистическая и сигмоидальная рациональная функции активации, а для критерия (5.2.2) – функция активации в виде гиперболического тангенса. Обучение алгоритмом ОНС одновременно двух регуляторов не приводит к нахождению оптимальных значений синаптических весов из-за взаимозависимости двух нейрорегуляторов. Применение нейрорегуляторов, по отзывам производителей позволило снизить долю брака при критических значениях возмущений с 16 % до 7 % по сравнению с ИШИМ-регуляторами.

5.3. Автоматическая система стабилизации технологического процесса вулканизации

Технология термообработки резиновых изделий, в частности из синтетического каучука, представляется достаточно сложным процессом, поскольку проходит под избыточным давлением в автоклаве и требует регулирования нарастания и стабилизации как температуры, так и давления в определенные периоды времени.

Вследствие того, что в автоклаве рабочим телом является пар, то величина давления будет взаимосвязанным со значением температуры, что осложняет процесс регулирования. При замещении парового нагрева на электрический стало возможным реализовать две независимых системы регулирования этих двух величин. Данный подход предложен в [61], где теплоэлектронагреватели используются в качестве источника тепла, а посредством сжатого с помощью от автономного компрессора воздуха осуществляется регулирование давления в емкости.

Основной принцип работы системы, описанной в [61], заключается в том, что задающий сигнал для регулятора производительности трубопроводной магистрали вычисляется по ошибке между требуемой по техническому процессу величиной давления с её значением в автоклаве. То есть в данной системе управления в совокупности с электроприводом управляющего органа имеются три регулятора: давления, производительности (расхода) и положения регулирующего органа. Регулятор давления предусматривает линейное нарастание давления до $P = 3,5 \text{ атм}$ за время $t = 2100 \text{ с}$ и дальнейшую стабилизацию этой величины ($P = 3,5 \text{ атм}$) на втором этапе технологического процесса. Недостатком существующей системы является наличие значительной доли брака в готовой продукции.

Структурная схема этой автоматической системы регулирования представлена на рисунке 5.3.1, где $G_{p\delta}(p, \mathbf{W})$ – оператор регулятора давление в автоклаве; $G_{PC}(p, \mathbf{W})$ – оператор регулятора расход газа; \mathbf{W} – матрица синаптических весов; $p = \frac{d}{dt}$ – оператор дифференцирования; $G_Q(p)$ – оператор, описывающий движение потоков газа в трубопроводных магистралях; Q – производительность трубо-

провода; $G_H(p)$ – оператор, описывающий нарастания давление внутри автоклава; H_3 – заданное давление газа; H_{oc} – давление газа в системе; u_δ – управляющее воздействие по давлению; u_{pc} – управляющее воздействие по производительности; k – коэффициент преобразования производительности трубопровода в напряжение; ε_1 – ошибка системы по давлению; ε_2 – ошибка системы по производительности.

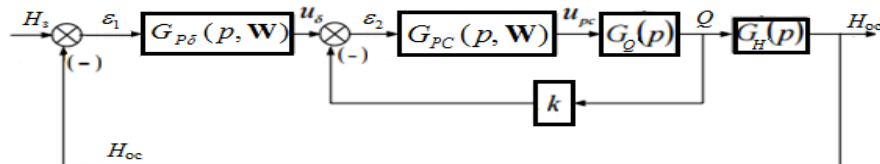


Рисунок 5.3.1 – Структурная схема системы вулканизации

В данной работе ввиду сложности системы регулирования автоклавом ее аналитическое исследование затруднено, поэтому проведено компьютерное моделирование.

Согласно математической модели, приведенной в [61], на рост давления в автоклаве, помимо подаваемого объема воздуха, влияет подъем температуры на первом этапе регулирования ($t = 0$ до 2100 с). Процесс нарастания давления при повышении температуры в соответствии с уравнением Клайперона примет вид:

$$H = \int \left(\frac{1}{\bar{V}} (\bar{G}(t)) \cdot \bar{T}(t) \cdot \bar{R} \right) dt = \frac{\bar{R}}{\bar{V}} \int (\bar{T}(t) \cdot (\bar{G}(t))) dt, \quad (5.3.1)$$

где H – давление, H/m^2 ; \bar{V} – внутренний объем газа в пустой емкости, m^3 ; \bar{R} – универсальная газовая постоянная, $\bar{R} = 8,3179$ (Дж/(моль \cdot $^{\circ}C$); \bar{T} – абсолютная температура (в градусах Кельвина); \bar{G} – расход газа; t – время (с).

Описание процесса нарастания давления внутри автоклава, исходя из вышесказанного, в системе Matlab [61] примет следующий вид (рисунок 5.3.2).

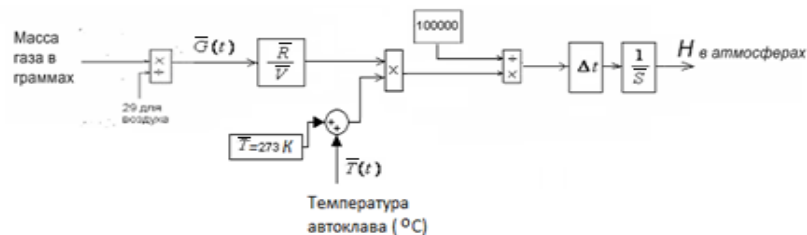


Рисунок 5.3.2 – Структурная схема, описывающая процесс нарастания давления внутри автоклава

Изменение параметров расхода воздуха в трубопроводной магистрали можно представить следующим образом [61].

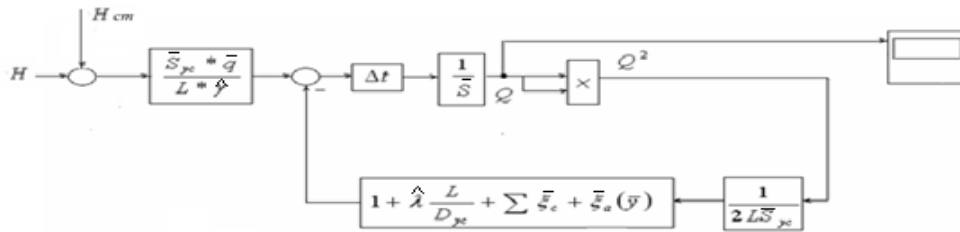


Рисунок 5.3.3 – Структурная схема изменения параметров расхода воздуха в трубопроводной магистрали

Здесь H_{cm} – встречный статический напор (давление), Па; S_{yc} – площадь внутреннего сечения трубопровода, m^2 ; g – ускорение силы тяжести, $\frac{M}{c^2}$; γ – удельный вес газа, $\frac{H}{M^3}$; Q – производительность трубопровода (расход), $\frac{M^3}{c}$; $\sum \bar{\xi}_c$ – суммарный коэффициент гидравлического сопротивления, вызванный наличием поворотов и сужений на трубе; $\hat{\lambda}$ – удельный коэффициент гидравлического сопротивления трубы; L – длина трубы m ; D_y – условный внутренний диаметр трубы m ; $\bar{\xi}_a(\bar{y})$ – коэффициент гидравлического сопротивления, вносимый регулирующим органом – краном, задвижкой и т. д.; $0 \leq \bar{y} \leq 1$ – относительное положение регулирующего органа (0 – закрыт, 1 – полностью открыт).

Для построения модели в программной среде Matlab технические характеристики [13, 61] используемой трубопроводной магистрали следующие: $L = 435$ м; $\sum \bar{\xi}_c = 5,8$; $D_y = 40$ мм; $\sum \bar{\xi}_a = 1$.

В схеме (рисунок 5.3.3) основным параметром является коэффициент $\bar{\xi}_a(\bar{y})$, значение которого вычисляется по положению затвора регулирующего органа. При $\bar{y} = 0$ регулирующий орган будет полностью закрыт, $\bar{\xi}_a(\bar{y}) = \bar{\xi}_a(0) = \infty$, соответственно производительность равна нулю. Если же $\bar{y} = 1$, то регулирующий орган полностью открыт и коэффициент $\bar{\xi}_a(1)$ минимален. Промежуточные значения определяются по формуле [61]

$$\bar{\xi}_a(\bar{y}) = \frac{20g \cdot S_{yc}^2}{(Q_{yc} \cdot \bar{y})^2}, \quad (5.3.2)$$

где S_y – площадь сечения полностью открытого регулирующего органа; Q_{yc} – условная пропускная способность; g – ускорение силы тяжести; \bar{y} – относительное положение регулирующего органа. Расчетное значение $Q_{yc} = 0,0075 \frac{м^3}{сек}$ взято из [61].

Модель системы изменения положения регулирующего органа трубопроводной арматуры, приведенная в [61], представлена на рисунке 5.3.4 и включает: регулятор производительности трубопроводной магистрали «1» [2, 61]; релейный регулятор положения задвижки «2»; электропривод задвижки «3»; преобразователь частоты вращения электропривода в угол поворота «4»; преобразователь угла поворота в линейное перемещение затвора «5». Для определения относительного положения затвора \bar{y} применяется выражение (5.3.5) для расчета коэффициента сопротивления арматуры.

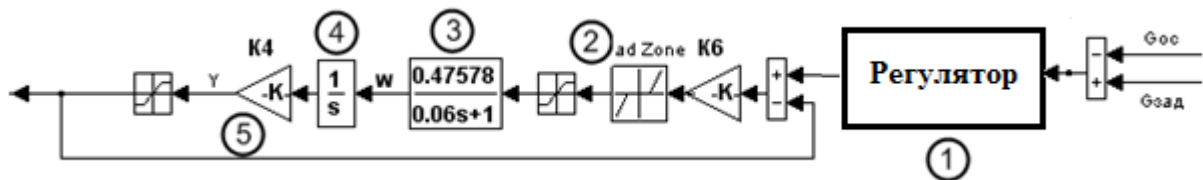


Рисунок 5.3.4 – Структурная схема изменения положения регулирующего органа трубопроводной арматуры

На рисунке 5.3.5 изображена реализованная в программной среде Matlab объединенная модель технологического процесса вулканизации, которая описывает процесс регулирования давления в автоклаве.

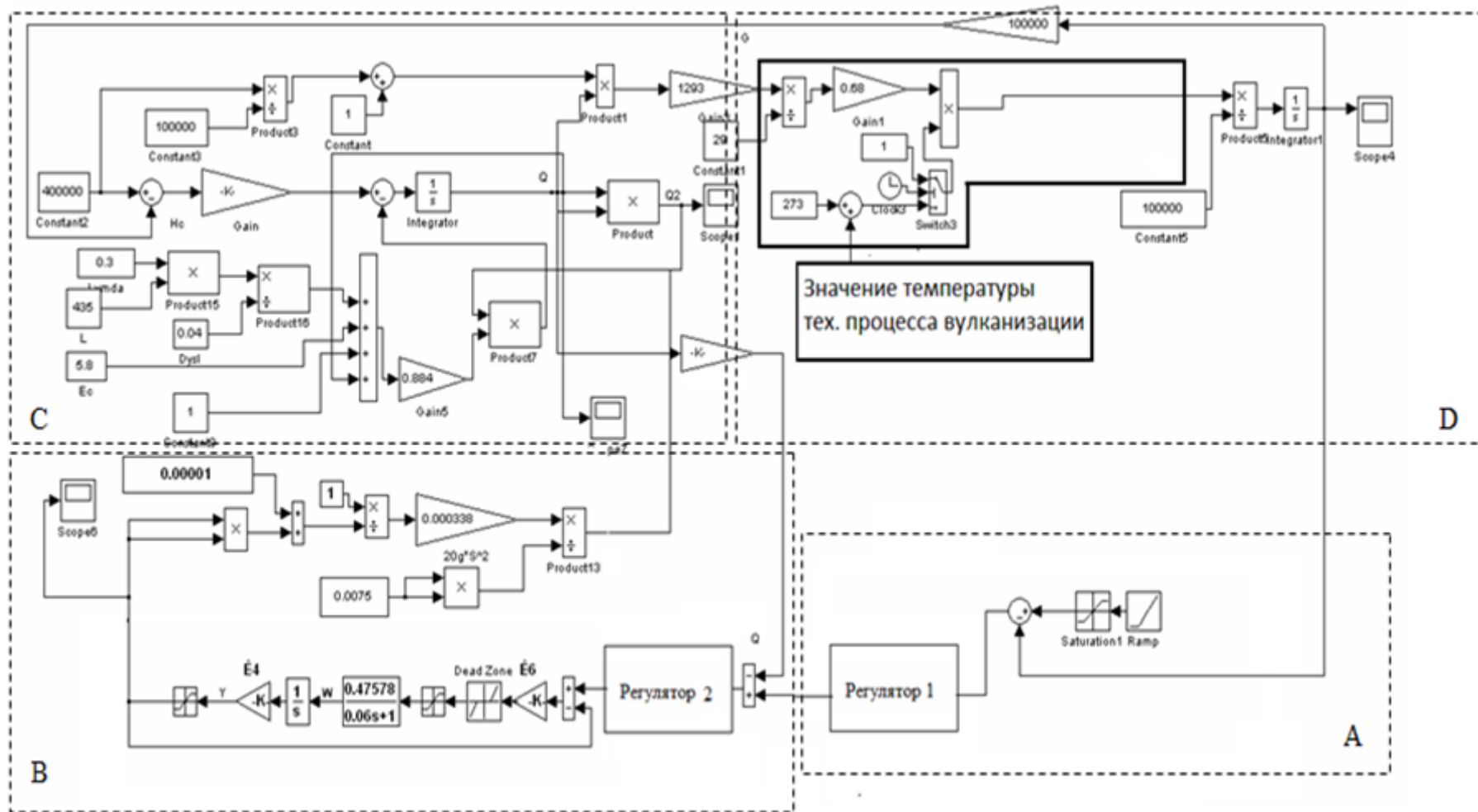


Рисунок 5.3.5 – Обобщенная модель, реализованная в Matlab

На рисунке 5.3.5 выделены [61]:

Сектор «А»: Схема регулятора давления.

Сектор «В»: Схема регулирования трубопроводной арматурой, включающей в себя регуляторы производительности и положения регулирующего органа, а также управляемый привод задвижки.

Сектор «С»: Схема, реализующая уравнение математической модели движения потоков газа в трубопроводных магистралях в динамике.

Сектор «D»: Структурная схема, описывающая процесс нарастания давления внутри автоклава.

Блоки «Регулятор 1» и «Регулятор 2» представляют собой, в зависимости от реализации модели, один из трех регуляторов: либо ПИ-регулятор (рисунок 5.3.6), либо ПИД-регулятор (рисунок 5.3.7), либо ПИД-нейрорегулятор (рисунок 5.3.8).

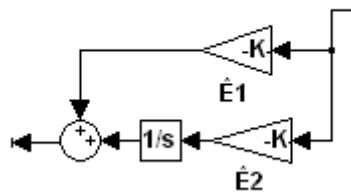


Рисунок 5.3.6 – Фрагмент модели, описывающий процесс регулирования при помощи ПИ-регулятора

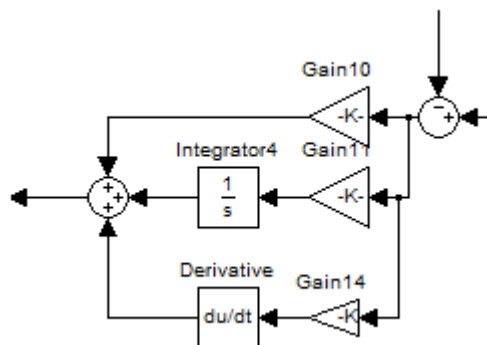


Рисунок 5.3.7 – Фрагмент модели, описывающий процесс регулирования при помощи ПИД-регулятора

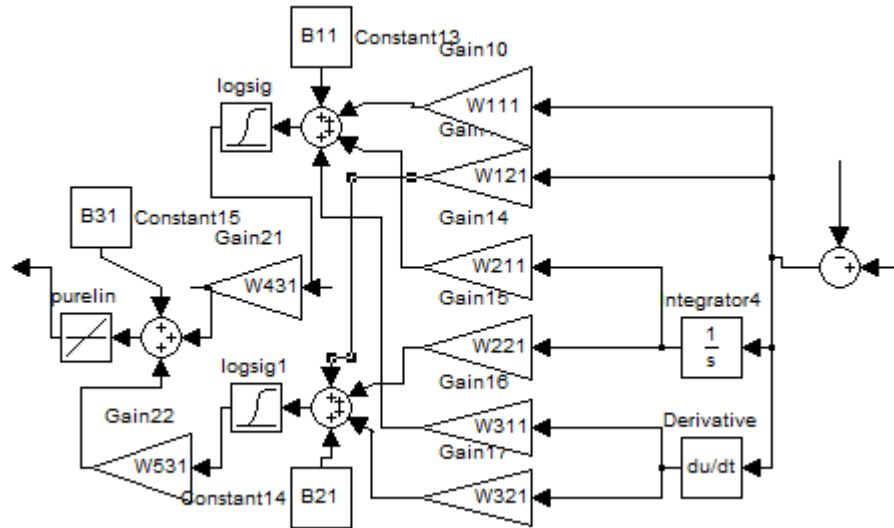


Рисунок 5.3.8 – Фрагмент модели, описывающий процесс регулирования при помощи ПИД-нейрорегулятора

Таким образом, в следующем разделе будет проведен сравнительный анализ трех регуляторов при стабилизации давления в представленном выше автоклаве.

5.4. Решение задачи параметрической оптимизации автоклава при электрическом нагреве

В этом разделе приведены результаты исследования качества процессов, протекающих в АСР при каждом из трех регуляторов: ПИ-, ПИД-регулятора; ПИД-нейрорегулятора, что позволит дать соответствующие рекомендации для практики автоматического регулирования.

Для настройки ПИ- и ПИД-регуляторов также воспользуемся методикой, описанной в разделах 2.3 и 5.2, только без построения путей графа. Таким образом, начальные симплексы будут иметь вид (а- ПИ-регулятор, б-ПИД-регулятор):

$$\begin{array}{cc} q_1 & q_2 \\ \chi & 0 \\ 0 & \chi \\ 0 & 0 \end{array}$$

а)

$$\begin{array}{ccc} q_1 & q_2 & q_3 \\ \chi & 0 & 0 \\ 0 & \chi & 0 \\ 0 & 0 & \chi \\ 0 & 0 & 0 \end{array}$$

б)

где χ – где некоторое значение, и как результат предварительных исследований конкретизирован в виде $\pm 5, \pm 10, \pm 100, \pm 500$.

В качестве ПИД-нейрорегулятора (1.3.9) воспользуемся нейронной сетью, представленной рисунке 3.1.2

Весовая матрица \mathbf{W} для данной сети имеет вид:

	Н1	Н2	Н3	
Вход1	w_{11}	w_{12}	0	
Вход2	w_{21}	w_{22}	0	
Вход3	w_{31}	w_{32}	0	
Н1	0	0	w_{43}	
Н2	0	0	w_{53}	
Н3	0	0	0	

Проведем исследование [45] пяти функций активации нейронов, указанных в главе 3, применительно к задаче параметрической оптимизации АСР с помощью алгоритма ОНС, применяя в качестве критерия (3.1.3), (3.1.4). Величина интервала интегрирования назначена исходя из эмпирических соображений и составила $L = 3000$.

Параметры алгоритма ОНС приняли значения, полученные в разделе 3.2:

1. Коэффициент отражения $\alpha = 1$.
2. Коэффициент растяжения $\gamma = 2$.
3. Коэффициент сжатия $\beta = 0,5$.
4. Коэффициент усечения $d = 2$.

По итогам работы алгоритмов получены переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 5.4.1, таблица 5.4.1) и модульного критерия (рисунок 5.4.3, таблица 5.4.2). На этих рисунках обозначены

под цифрой 1 при синусоидальной функции активации нейронов скрытого слоя нейронной сети; под цифрой 2 – шаговой функции активации; под цифрой 3 – функции активации в виде гиперболического тангенса; под цифрой 4 – логистической функции активации; под цифрой 5 – сигмоидальной (рациональной) функции активации.

Таблица 5.4.1 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	I_1
Синусоидальная	86099,85
Шаговая	86099,81
Гиперболический тангенс	86082,53
Логистическая	86082,25
Сигмоидальная	86083,82
Другие виды регуляторов	
ПИД	86101,06
ПИ	86101,99

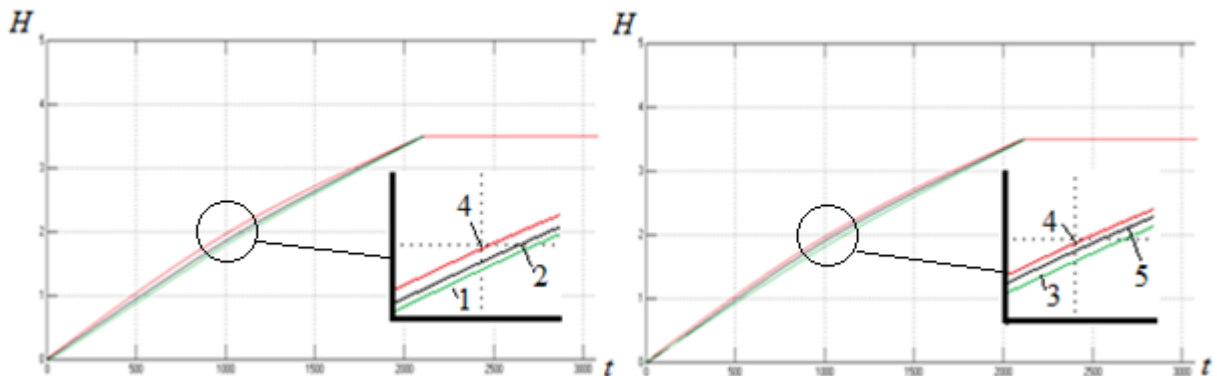


Рисунок 5.4.1 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение критерия I_1

На рисунке 5.4.2 показаны оптимальные переходные процессы, причем под цифрой 1 – ПИД-нейрорегуляторами, 2 – ПИД-регуляторами, 3 – ПИ-регуляторами.

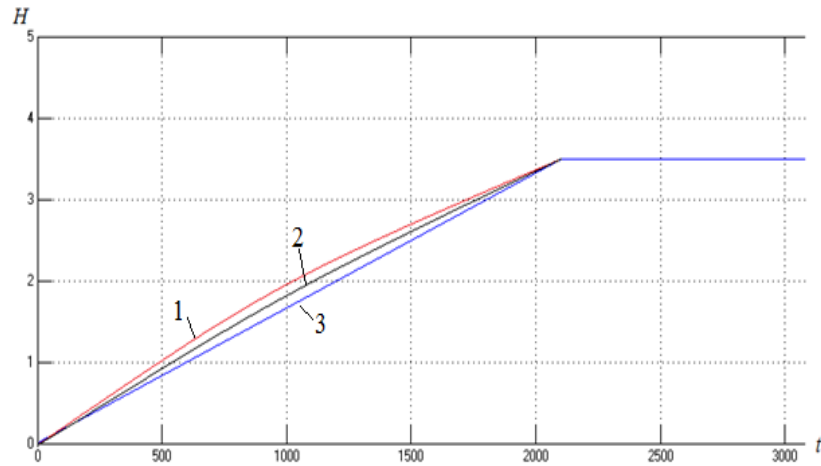


Рисунок 5.4.2 – Переходные процессы при использовании различных регуляторов

По результатам исследования наименьшее значение интегральному квадратичному критерию доставляет логистическая функция активации нейронов.

Таблица 5.4.2 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	I_2
Синусоидальная	3682,99
Шаговая	3681,68
Гиперболический тангенс	3681,72
Логистическая	3681,68
Сигмоидальная	3682,34
Другие виды регуляторов	
ПИД	3695,68
ПИ	3713,13

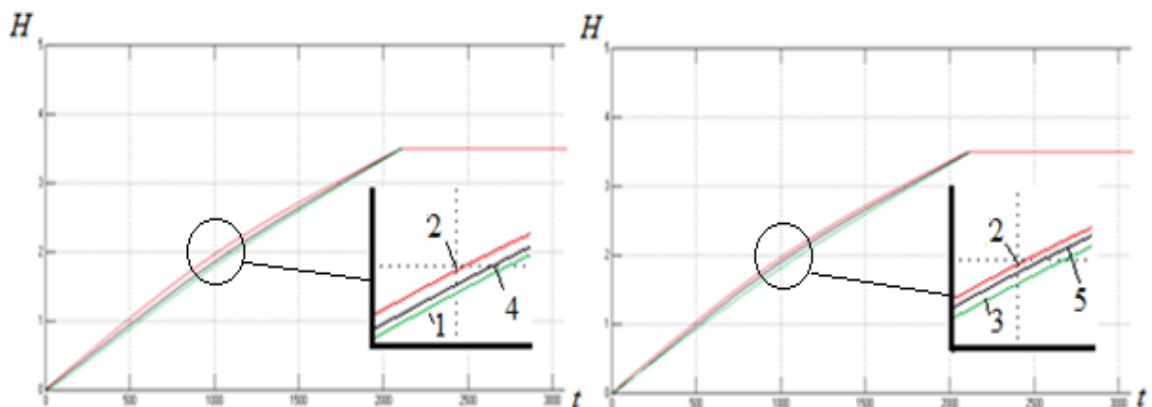


Рисунок 5.4.3 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение I_2

Из анализа результатов исследований наименьшее значение интегральному модульному критерию доставляет шаговая функция активации.

Рассмотрим систему (раздел 5.3) с дискретным вариантом реализации ИНС (см. рисунок 1.3.9).

Проведем исследование указанных выше функций активации нейронов применительно к задаче параметрической оптимизации АСР по критериям (3.2.1) и (3.2.2). Исходя из эмпирических соображений и результатам, полученным в главе 3, величина интервала интегрирования назначена $L = 5000$.

По итогам работы алгоритмов [45] получены переходные процессы и следующие значения интегрального квадратичного (рисунок 5.4.4, таблица 5.4.3) и модульного (рисунок 5.4.5, таблица 5.4.4) критерия.

Таблица 5.4.3 – Значения интегрального квадратичного критерия

Функция активации	I_1
Синусоидальная	86099,94
Шаговая	86094,32
Гиперболический тангенс	86082,82
Логистическая	86086,25
Сигмоидальная	86089,53
Другие виды регуляторов	
ПИД	86101,06
ПИ	86101,99

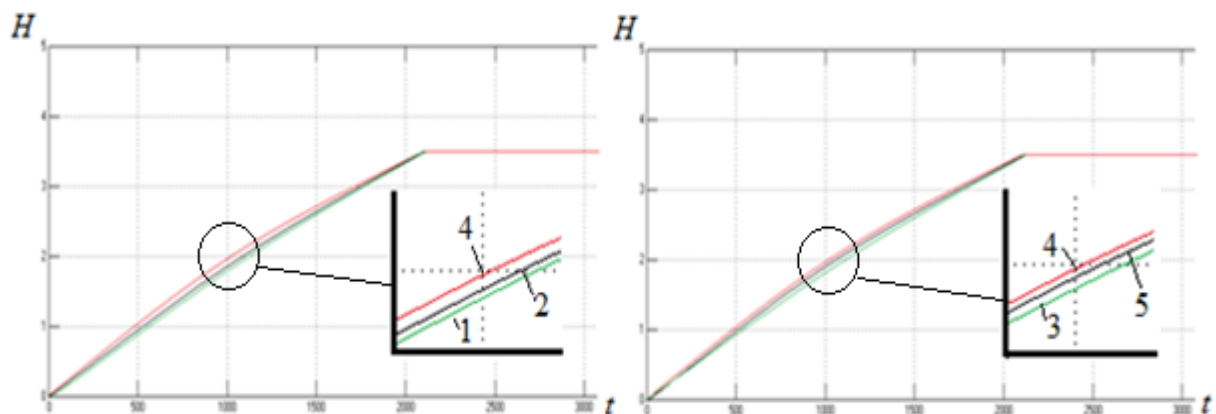


Рисунок 5.4.4 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение I_1 при использовании дискретного ПИД-нейрорегулятора

По итогам экспериментов [45] минимальное значение интегральному квадратичному критерию обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса.

Таблица 5.4.4 – Значения интегрального модульного критерия

Функция активации	I_2
Синусоидальная	3687,02
Шаговая	3681,72
Гиперболический тангенс	3682,34
Логистическая	3686,25
Сигмоидальная	3683,34
Другие виды регуляторов	
ПИД	3695,68
ПИ	3713,13

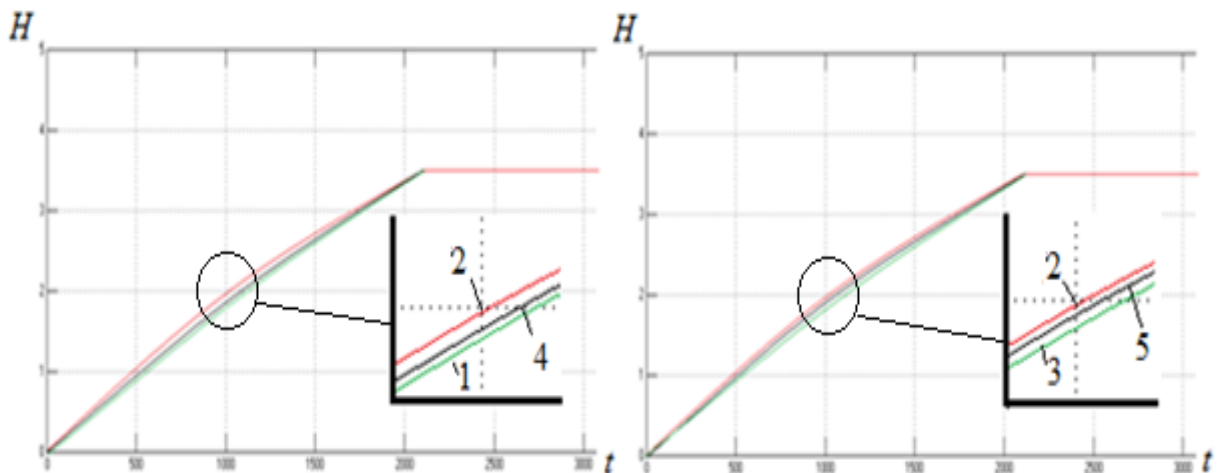


Рисунок 5.4.5 – Переходные процессы, обеспечивающие минимальное значение I_1 при использовании дискретного ПИД-нейрорегулятора

При использовании интегрального модульного критерия наименьшее ему значение доставляет шаговая функция активации.

Исходя из полученных результатов, следует уменьшение значения критерия оптимизации, что позволяет говорить о положительном эффекте замены классического регулятора на нейрорегулятор.

5.5. Автоматическая система стабилизации электроснабжения с автономным резервным источником питания

В системах электроснабжения переменным током (СЭПТ), удаленных от сетевой инфраструктуры, возникают проблемы, связанные с пониженным качеством электроэнергии и недостаточно высокой энергоэффективностью [37, 48, 100, 104]. Помимо этого нередко случаи провалов напряжения, что проявляется в его кратковременном снижении или полной потере действующего значения [100, 104]. В результате этого требуемая энергия не поступает к нагрузке в полном объеме, и это приводит к существенному экономическому ущербу. Ввиду того, что на предприятиях широко применяется оборудование для цифровой обработки данных, которое чувствительно к провалам напряжения, стоит проблема стабилизации напряжения [48, 100, 104]. Для таких потребителей (I и II категории) необходимо использовать систему электроснабжения с автономным резервным источником питания (СЭАРИП). Ее схема [25, 11, 20, 38, 44, 49, 104] представлена на рисунке 5.5.1.

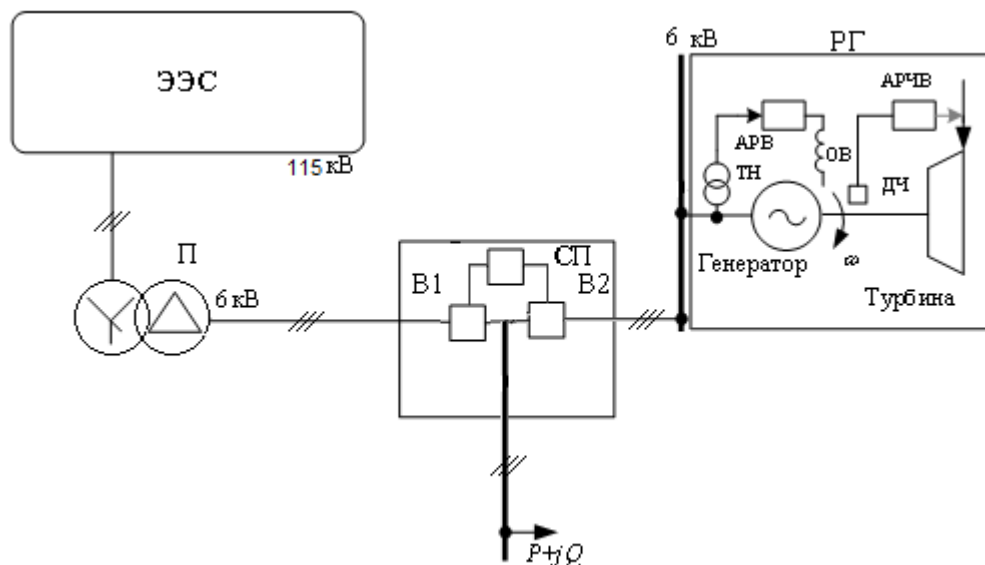


Рисунок 5.5.1 – Система электроснабжения
с автономным резервным источником питания

где ЭЭС – электроэнергетическая система; П – подстанция; АРВ – автоматический регулятор возбуждения; АРЧВ – автоматический регулятор частоты вращения

ния; ДЧ – датчик частоты вращения; ОБ – обмотка возбуждения; ТН – трансформатор напряжения; В – выключатель; СП – система переключения.

На основе этой схемы в [24] построена модель исследуемой СЭАРИП (рисунок 5.5.2), созданной с помощью пакетов системы Matlab.

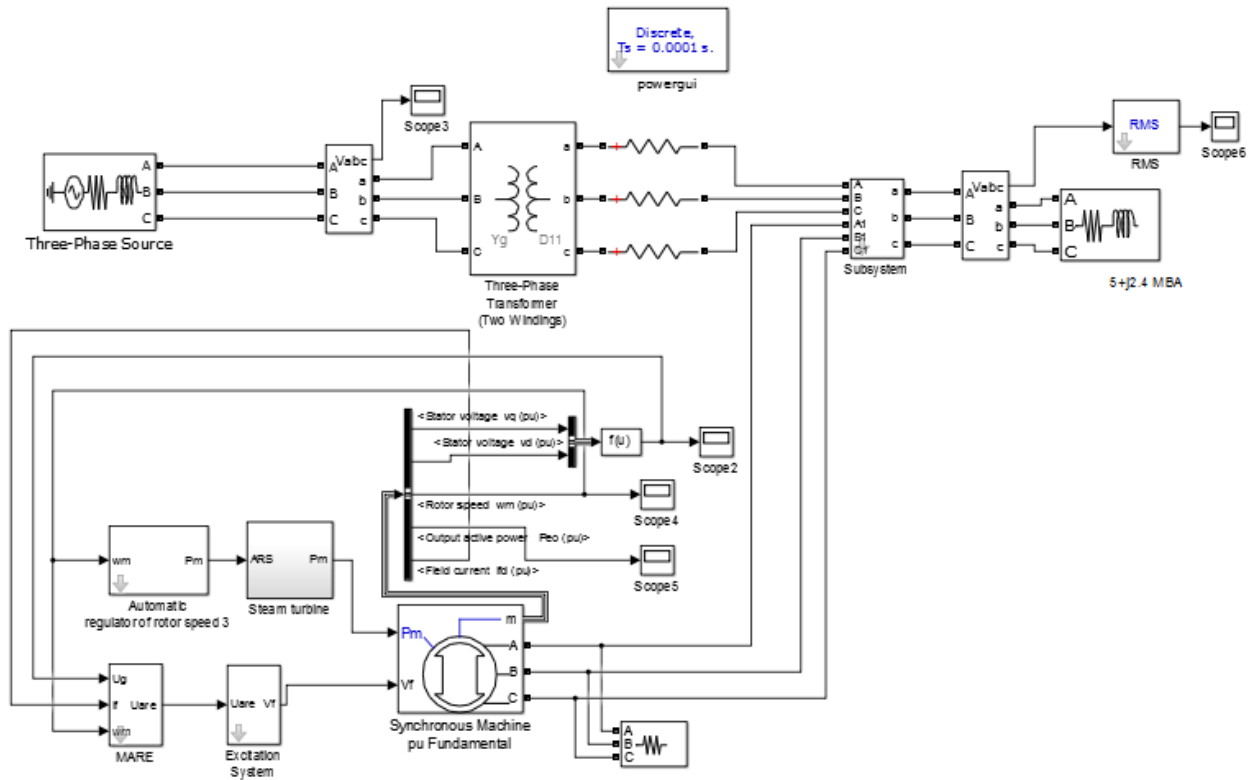


Рисунок 5.5.2 – Модель СЭАРИП, реализованная в Matlab

Частота вращения ротора в генераторе установки РГ, приводимого в движение паровой турбиной (Steam turbine), составляет 3000 об/мин. Передаточная функция паровой турбины имеет вид [25, 26, 28]:

$$W(p) = \frac{P_m}{\mu} = \frac{1}{T_n p + 1}, \quad (5.5.1)$$

где P_m – мощность турбины; μ – степень открытия регулирующего органа; T_n – постоянная времени турбины, определяемая инерционностью при преобразовании энергии пара в механическую энергию (в среднем T_m составляет 0,2 с); p – оператор Лапласа.

На основе уравнений, описывающих тиристорный преобразователь и входной усилитель, базируется модель системы возбуждения. Возбудитель моделируется с помощью аperiodического звена первого порядка с коэффициентом k_e и

постоянной времени T_e (рисунок 5.5.3). При моделировании принимались следующие числовые значения параметров [25–29]: $k_a = 1$; $T_a = 0,001$; $k_e = 1$; $T_e = 0,025$.

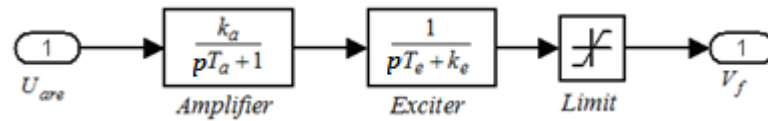


Рисунок 5.5.3 – Модель системы возбуждения генератора

где U_{ave} – сигнал, поступающий от АРВ [24]; V_f – сигнал, поступающий на обмотку возбуждения генератора; *Amplifier* – усилитель; *Exciter* – тиристорный возбуждатель; *Limit* – блок ограничения напряжения.

С целью регулирования [24] частоты и напряжения турбогенераторов используются модели микропроцессорного АРВ (*MARE*) и АРЧВ (*Automatic regulator of rotor speed*). Структурная схема модели АРЧВ в Matlab представлена на рисунке 5.5.4.

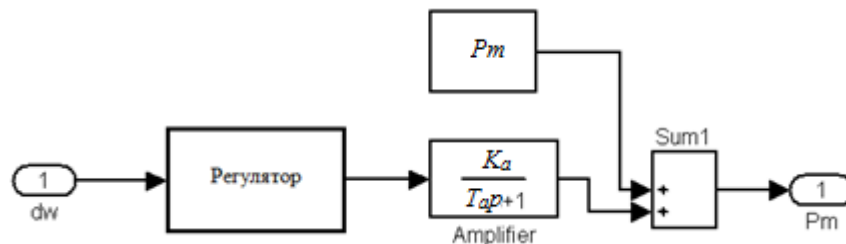


Рисунок 5.5.4 – Структурная схема модели АРЧВ

Структурная схема модели АРВ-М в Matlab представлена на рисунке 5.5.5. На данной схеме на вход подается следующее: напряжение генератора U_g ; ток возбуждения I_f и частота вращения ротора генератора ω_m .

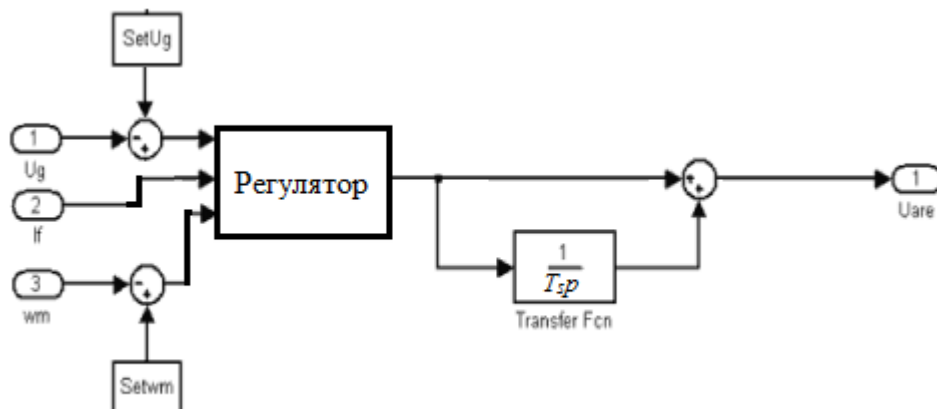


Рисунок 5.5.5 – Структурная схема модели АРВ-М

Стабильность поддержания напряжения на шинах генератора [24, 28, 30] обеспечивается регулятором АРВ-М, использующим ПИ закон регулирования напряжения с добавочными каналами. Канал регулирования напряжения включает следующие элементы: блок, определяющий отклонение напряжения U_g от заданного $SetUg$; реальный дифференциатор с передаточной функцией $\frac{0,02p}{0,06p+1}$.

Для повышения эффективности стабилизации уровня напряжения в [24, 28, 30] задействуется отрицательная обратная связь по производной тока ротора, которая определяется реальным дифференциатором с передаточной функцией $\frac{0,02p}{0,15p+1}$.

Все сигналы суммируются и поступают на блок, реализующий ПИ-закон регулирования с передаточной функцией $\frac{k}{T_s p}$ и далее на систему возбуждения генератора.

Также для данной системы в [24] продемонстрировано изменение действующего напряжения (рисунок 5.5.6), получаемое при настроенных ПИД-регуляторах и которое может служить эталоном в дальнейших исследованиях.

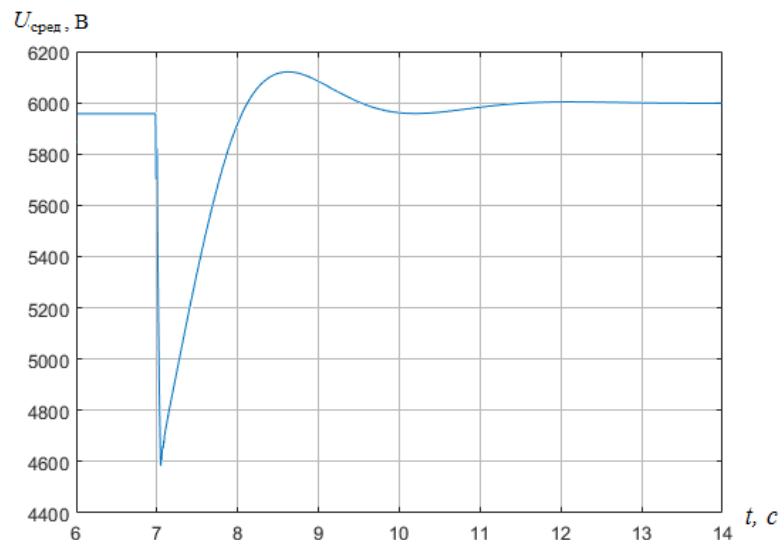


Рисунок 5.5.6 – Переходный процесс действующего напряжения

В следующем разделе рассматривается использование ПИД-нейрорегулятора в схемах электроснабжения с автономным резервным источником питания.

5.6. Параметрическая оптимизация системы стабилизации электроснабжения с автономным резервным источником питания

Рассмотрим систему (5.5.2), где в качестве АРЧВ принят непрерывный ПИД-нейрорегулятор [90] (рисунки 3.2.1, 5.3.5). Основываясь на структуре АРВ-М, представляющего собой модифицированный ПИ-регулятор [24], и работе [15], соответствующий ему нейрорегулятор [91] примет вид, представленный на рисунке 5.6.1.

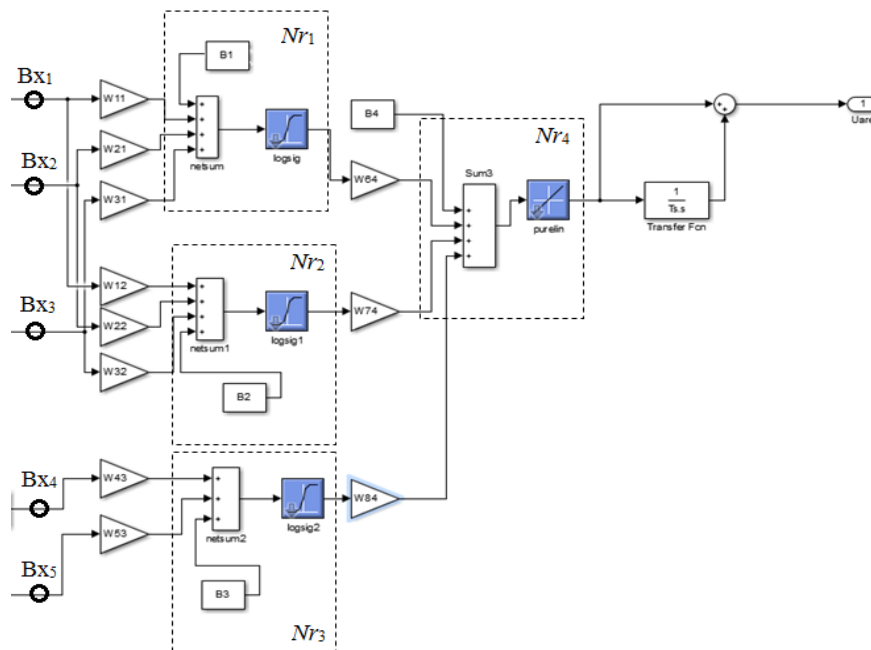


Рисунок 5.6.1 – ИНС с Matlab

Матрица синаптических весов \mathbf{W}_2 для данной сети имеет вид:

	Nr_1	Nr_2	Nr_3	Nr_4
Vx 1	w_{11}	w_{12}	0	0
Vx 2	w_{21}	w_{22}	0	0
Vx 3	w_{31}	w_{32}	0	0
Vx 4	0	0	w_{43}	0
Vx 5	0	0	w_{53}	0
Nr_1	0	0	0	w_{64}
Nr_2	0	0	0	w_{74}
Nr_3	0	0	0	w_{84}
Nr_4	0	0	0	0

Проведены исследования пяти функций активации нейронов, указанных в главе 3, применительно к задаче параметрической оптимизации системы стабилизации электроснабжения автономным резервным источником питания с помощью алгоритма ОНС, применяя в качестве критерия следующие выражения и последовательной настройке двух регуляторов:

$$I(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2) = \int_0^L (U_{\text{эталон}} - U(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, t))^2 dt \rightarrow \min, \quad (5.6.1)$$

где L – длина интервала интегрирования.

Так как в системе (рисунок 5.5.2) регуляторы имеют предварительную настройку, то используя значения их входа (-ов) и выхода можно сформировать обучающее множество, что приводит к использованию для каждого ПИД-нейрорегуляторов критерия:

$$I_i(\mathbf{W}) = \sum_k (\bar{\psi}_i(\mathbf{x}_{ik}, \mathbf{W}_i) - \hat{\psi}_i(\mathbf{x}_{ik}))^2, \quad (5.6.2)$$

где \mathbf{x}_i – значения, подаваемые на вход ПИД-регулятора в каждый дискретный момент времени k , $\bar{\psi}$ – выход обучаемого ПИД-нейрорегулятора, $\hat{\psi}_i$ – выход настроенного ПИД-регулятора, $i = 1, 2$.

По итогам работы алгоритма получены следующие значения критериев (5.6.1) и (5.6.2).

Таблица 5.6.1 – Значения полученных критериев

Функция активации	I_1	I_2	I
Синусоидальная	0,86	0,9	8,24
Шаговая	0,74	0,68	7,76
Гиперболический тангенс	0,49	0,52	5,34
Логистическая	0,62	0,65	6,59
Сигмоидальная	0,68	0,73	7,24

По итогам проведенных экспериментов: наименьшее значение экстремум данному критерию обеспечивает функция активация в виде гиперболического тангенса.

Для проверки правильности работы обученных ПИД-нейрорегуляторов сравнивались их выходы и выходы настроенных ПИД-регуляторов при подаче на них единичной ступенчатой, единичной импульсной и синусоидальной функций. По результатам этих экспериментов значения выходов совпадают с достаточной для практики степенью точности. Из этого следует, что дообучать ПИД-нейрорегулятор не требуется.

Ввиду того, что в данной системе критерием оптимизации является эталонная модель и имеется обучающее множество, то в целях сравнительного анализа для этой же системы проведена настройка алгоритмом, построенным на основе метода обратного распространения ошибки и реализованным встроенными средствами Matlab. Полученные с помощью двух алгоритмов результаты совпадают.

Ниже (рисунок 5.6.2) приведены графики зависимостей значения критерия для первого регулятора с функцией активации в виде гиперболического тангенса от количества итерации \bar{K} алгоритма. Под буквой а) обозначен результат работы алгоритма, построенного на основе метода обратного распространения ошибки, под б) – сформированного на базе метода Нелдера – Мида.

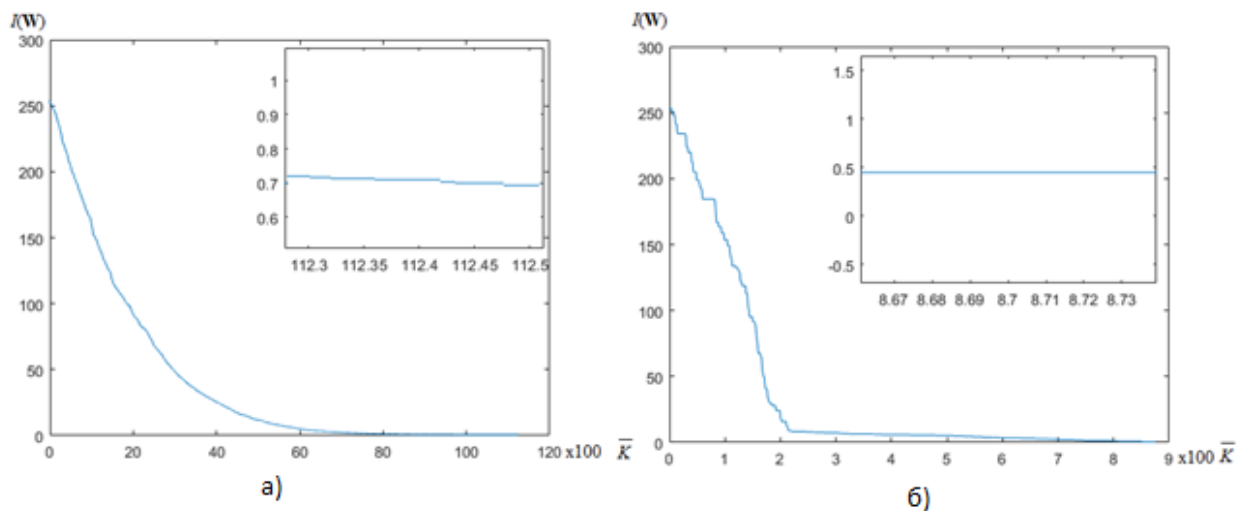


Рисунок 5.6.2 – Зависимость значения критерия от количества итераций

Из представленного рисунка можно сделать вывод, что алгоритм ОНС решает задачу параметрической оптимизации за меньшее число итераций, чем алгоритм, построенный на основе метода обратного распространения ошибки.

Ввиду того, что срок эксплуатации генератора зависит от времени регулирования, а перерегулирование негативно влияет на потери электроэнергии, в производстве потребовалось использовать следующий критерий оптимизации:

$$I(W) = \varpi_{пер} \cdot \xi_1 + t_{pee} \cdot \xi_2; 0 < \xi_1 < 1; \xi_2 = 1 - \xi_1, \quad (5.6.3)$$

где $\varpi_{пер} = \frac{\varpi_{max}}{\varpi_{уст}}$ – величина перерегулирования частоты вращения ротора, t_{pee} – время регулирования, коэффициент важности, $i = 1, 2$. В настоящей работе в связи с требованиями производства $\xi_1 = \xi_2 = 0,5$.

Так как ранее получены значения синаптических весов, обеспечивающие минимум критерия (5.6.3), то начальные симплексы построены при использовании классического подхода (первого способа), то есть формирования регулярного многогранника относительно точки, координатами которой являются значения этих синаптических весов.

В результате дообучения указанной выше системы с ПИД-нейрорегуляторами, имеющими функцию активации в виде гиперболического тангенса, по критерию (5.6.2) получены следующие переходные процессы (под буквой а – до оптимизации, под б – после): частоты вращения ротора генератора (рисунок 5.6.3); напряжения на выходе генератора (рисунок 5.6.4); процесс действующего напряжения (рисунок 5.6.5).

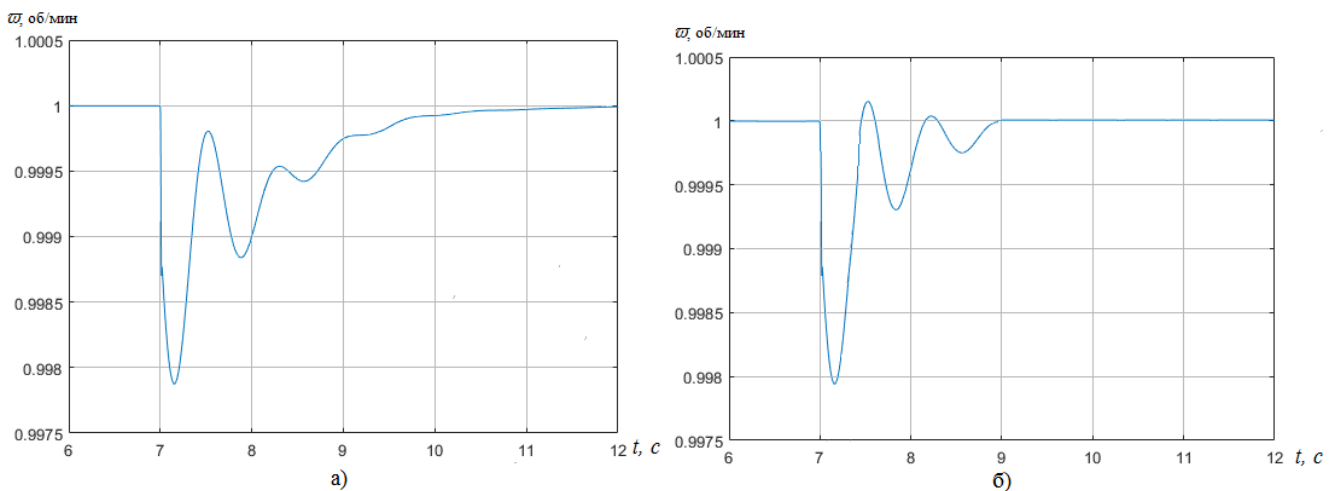


Рисунок 5.6.3 – Переходный процесс частоты вращения ротора

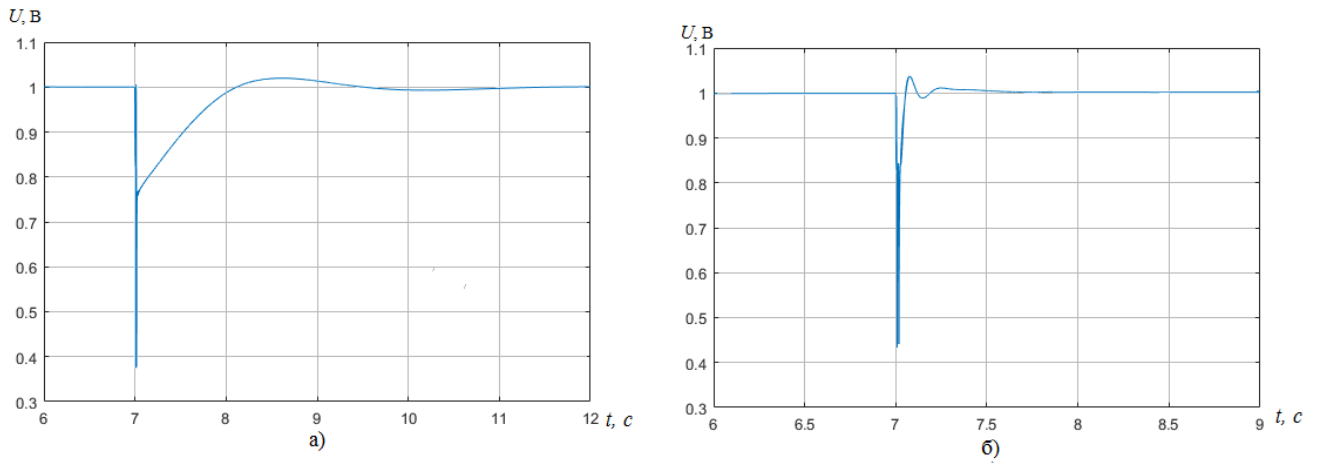


Рисунок 5.6.4 – Переходный процесс напряжение на выходе генератора

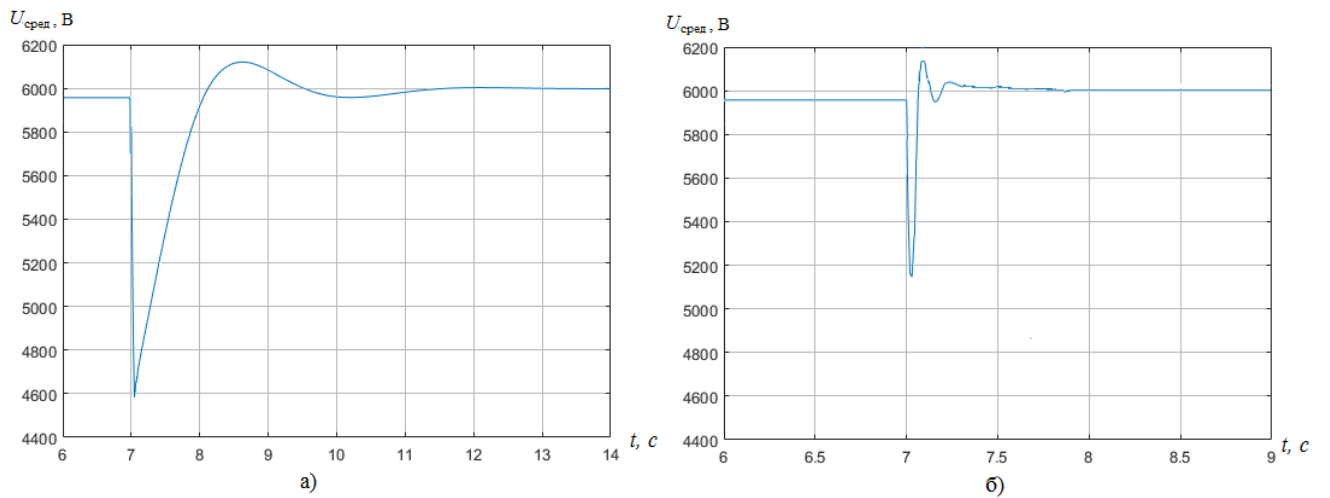


Рисунок 5.6.5 – Переходный процесс действующего напряжения

В результате дообучения удалось уменьшить время регулирования переходного процесса частоты вращения ротора генератора в 1,5 раза, время регулирования переходного процесса напряжения на выходе генератора – в 2 раза, что привело к уменьшению времени регулирования переходного процесса действующего напряжения на потребителе в 4 раза.

5.7. Выводы по главе 5

1. Решена задача параметрической оптимизации системы стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабельных изделий. Полученные переходные процессы позволяют говорить об эффективности применения ШИМ-элемента, имеющего в своем составе ИНС. Представлена методика последовательного обучения алгоритмом ОНС в каскадных системах управления.

2. Решена задача обучения нейрорегуляторов в системе стабилизации технологического процесса вулканизации. Полученные результаты позволяют рекомендовать ПИД-нейрорегуляторы для управления данной системы.

3. В СЭАРИП переменным током ПИД-регуляторы заменены ПИД-нейрорегуляторами. Проведено их дообучение с целью улучшение прямых показателей качества частоты вращения ротора и выходного напряжения генератора, что привело к улучшению показателей действующего напряжения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе получены теоретические и прикладные результаты, позволяющие решить научно-техническую задачу параметрической оптимизации автоматических систем автоматического управления с регуляторами, построенными на основе ИНС или имеющими их в своем составе. Проведенные исследования позволяют сделать вывод о работоспособности сформированных алгоритмов.

Основные результаты работы:

1. Проанализированы методы обучения нейронной сетей и представлены преимущества метода Нелдера – Мида.
2. Проведена модификация метода Нелдера – Мида, и на её основе для него разработан способ формирования начального симплекса при решении задачи параметрической оптимизации для ИНС в системах управления.
3. Исследована эффективность пяти функций активации при решении задачи параметрической оптимизации одноконтурных систем управления с регулирующими устройствами различного рода (ПИД-нейрорегулятор, АИМ- и ШИМ-элемент) с помощью сформированного алгоритма ОНС.
4. Конкретизированы значения коэффициентов алгоритма ОНС при решении задачи параметрической оптимизации одноконтурных систем с регулирующими устройствами различного рода (ПИД-нейрорегулятор, АИМ- и ШИМ-элемент).
5. Проведено обучение алгоритмом ОНС регуляторов с ИНС, входящих в следующие автоматические системы:
 - а) стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабеля, что позволило снизить долю брака при критических значениях возмущений с 16 % до 7 % по сравнению с ИШИМ-регуляторами;
 - б) автоклав, предназначенный для вулканизации резиновых изделий при электрическом нагреве, что дало возможность снизить долю брака с 18 % до 14 % по сравнению с ПИ-регуляторами;

в) электроснабжения с автономным резервным источником питания, что позволило улучшить время регулирования частоты вращения ротора в 1,5 раза по сравнению с ПИД-регуляторами.

Таким образом, полученные результаты исследования позволяют применять алгоритм параметрической оптимизации, сформированный на базе метода Нелдера – Мида, при настройке нейросетевых регуляторов как непрерывных, так и импульсных автоматических систем в различных отраслях промышленности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ahmed A.A. Spiking Neuron Models: A Review / A.A. Ahmed, A. Rosni / International Journal of Digital Content Technology and its Application. – 2014. – Vol. 3. – P. 14–21.
2. Astrom K.J. Understanding PID design through interactive tools / K.J. Astrom, J.L. Guzman, T. Hagglund, S. Dormido, M. Berenguel, Y. Piguet. – Preprints of the 19th World Congress The International Federation of Automatic Control Cape Town, South Africa. – 2014. – P. 12243–12248.
3. Bondarenko A. Artificial Neural Network Generalization and Simplification via Pruning / A. Bondarenko, A.A. Borisov // De Gruyter. – 2014. – Vol. 17. – P 132– 137.
4. Computer-Based Industrial Control 2/e, Kant, Krishna, New Delhi, PHI. – 2010. – P. 604.
5. Demiroren A. The application of neural network controller to power system with SMES for transient stability enhancement / A. Demiroren, H.L. Zeynelgil, S.N. Sengor // EUROPEAN TRANSACTIONS ON ELECTRICAL POWER. – 2016. – P. 641–646.
6. Design of Interpretable Fuzzy Systems, Krzysztof Cpałka, Springer. – 2016. – P. 194.
7. Deterministic Learning Theory for Identification, Recognition, and Control, Cong Wang, David J. Hill, Washington, CRC Press. –2009. – P. 207.
8. Dubey A.D. Task Time Optimization of a Robot Manipulator using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm / A.D. Dubey, R.B. Mishra, A.K. Jha // International Journal of Computer Applications. – 2012. – Vol. 51, № 13. – P. 26–33.
9. Evolutionary algorithms, Eisuke K., InTech. – 2011. – P. 596.
10. Haupt R.L. Using a Genetic Algorithm to determine an optimal position for an antenna mounted on a platform / R.L. Haupt, M. Jeffrey Barney / IEEE-explorer. – 2009. – P. 1995–2001.

11. Lu W. The PID Controller Based on the Artificial Neural Network and the Differential Evolution Algorithm / W. Lu, J. Yang, X. Liu // Journal of computers. – 2012. – Vol. 7. – P. 2368–2375.
12. Madhusudhana Rao G.A. Neural Network Based Speed Control for DC motor / G.A. Madhusudhana Rao // International Journal of Recent Trends in Engineering. – 2009. – Vol. 2, № 6. – P. 121–124.
13. Metaheuristic Applications to Speech Enhancement / P. Kunche, K.V.V.S. Reddy // SpringerBriefs in Speech Technology. – 2016. – P. 122.
14. Mora M.C. Hand Posture Prediction using Neural Networks within a Biomechanical Model / M.C. Mora, J.L. Sancho-Bru, A. Pérez-González // International Journal of Advanced Robotic Systems. – 2012. – Vol. 9. – P. 1–11.
15. Omatu S. Neuro-PID Control for Electric Vehicle / S. Omatu, M. Yoshioka, T. Fujinaka // Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics. – 2010. – Vol. 15, № 7. – P. 82–91.
16. Origins and evolution of enactive cognitive science: Toward an enactive cognitive architecture / L.L. Carvalho, D.J. Pereira, S.A. Coelho // Science direct. – 2016. – № 16. – P. 169–178.
17. Paviani D. Dissertation, The Univ. of Texas, Austin, Tex. / D. Paviani, D. Ph. – 1969.
18. Yuguang N. Decentralized coordinated neural control of doubly fed induction generator based wind farm for power system stability support / N. Yuguang, L. Xiaoming, L. Zhongwei // Journal of renewable and sustainable energy. – 2014. – Vol. 6. – P. 217–229.
19. Zeng S. Nonlinear Adaptive PID Control for Greenhouse Environment Based on RBF Network / S. Zeng, H. Hu, L. Xu, G. Li // Sensors. – 2012. – № 12. – P. 5328–5348.
20. Абрамов Н.А. Ситуационный подход к управлению режимами систем тягового электроснабжения / Н.А. Абрамов, В.П. Закарюкин, А.В. Крюков // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2010. – № 1 (25). – С. 186–191.

21. Александров А.Г. Состояние и перспективы развития адаптивных ПИД-регуляторов в технических системах / А.Г. Александров, М.В. Паленов // Труды 3-й Всерос. конф. с междунар. участием «Технические и программные средства систем управления, контроля и измерения». – М.: ИПУ РАН, 2012. – С. 1577–1587.
22. Ануфриенко С.Е. Нейронные модели на основе импульсного нейрона: учеб. пособие / С.Е. Ануфриенко, Е.В. Коновалов. – Ярославль: Ярославский университет им. Демидова, 2012. – 78 с.
23. Бесекерский, В.А. Теория автоматического управления / В.А. Бесекерский, Е.П. Попов. – 3-е изд., испр. – М.: Наука, 2007. – 768 с.
24. Булатов Ю.Н. Применение сетевых кластеров (microgrid) в системах электроснабжения железных дорог / Ю.Н. Булатов, А.В. Крюков, Хынг Чан Зюй. – Братск: БрГУ, 2015. – 173 с.
25. Булатов Ю.Н. Автоматические регуляторы для установок распределенной генерации / Ю.Н. Булатов, А. В. Крюков, Хынг Чан Зюй // Системы. Методы. Технологии. – 2014. – № 3 (23). – С. 108–116.
26. Булатов Ю.Н. Автоматические регуляторы установок распределенной генерации в системах электроснабжения железных дорог / Ю.Н. Булатов // Транспортная инфраструктура сибирского региона. – 2017. – № 1 (66). – С. 15–25.
27. Булатов Ю.Н. Автопрогностический регулятор частоты вращения ротора генератора установки распределенной генерации / Ю.Н. Булатов, А.В. Крюков, Нгуен Ван Хуан // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2017. – № 1(66). – С. 15–25.
28. Булатов Ю.Н. Интеллектуальная настройка регуляторов установок распределенной генерации / Ю.Н. Булатов, А.В. Крюков // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2017. – № 3 (7). – С. 122–135.
29. Булатов Ю.Н. Применение генетических алгоритмов для настройки автоматических регуляторов установок распределенной генерации / Ю.Н. Булатов, А.В. Крюков // Системы. Методы. Технологии. – 2016. – № 2. – С. 30–45.
30. Булатов Ю.Н. Согласованная настройка регуляторов установок распределенной генерации, работающих в системе электроснабжения железной дороги /

Ю.Н. Булатов, А.В. Крюков, Хынг Чан Зюй // Системы. Методы. Технологии. – 2015. – № 1 (25). – С. 94–102.

31. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры / М.В. Бураков. – СПб.: ГУАП, 2013 – 213 с.

32. Бураков М.В. Синтез нечетких логических регуляторов / М.В. Бураков, А.С. Коновалов // Информационно-управляющие системы. – 2011. – № 1. – С. 14–19.

33. Бураков М.В. Синтез дискретного ПИД-нейрорегулятора / М.В. Бураков // Вестник Казанского технологического университета. – 2014. – № 3. – С. 286–288.

34. Бураков М.В. Нейронный супервизор для управления нелинейным объектом / М.В. Бураков, Т.Г. Полякова / Сб. докл. «Завалишинские чтения». – СПб.: ГУАП, 2010. – С. 23–27.

35. Высоцкая О.В. Формирование алгоритмов параметрической оптимизации систем с широтно-импульсной модуляцией второго рода / О.В. Высоцкая, Н.Н. Куцый // Вестник ИрГТУ. – Иркутск, 2003. – № 5. – С. 8–13.

36. Гализдра В.И. Нейронные сети и аппроксимация данных / В.И. Гализдра, Ш.Б. Бабаев // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. – 2011. – № 3. – С. 35–43.

37. Герман Л.А. Автоматизация электроснабжения тяговой сети переменного тока / Л.А. Герман, В.Л. Герман. – М.: Изд-во МГУПС, 2014. – 173 с.

38. Герман Л.А. Регулируемые установки емкостной компенсации в системах тягового электроснабжения железных дорог / Л.А. Герман, А.С. Серебряков. – М.: Транспортная книга, 2013. – 268 с.

39. Гладков Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2010. – 317 с.

40. Горбачевская Е.Н. История развития нейронных сетей / Е.Н. Горбачевская, С.С. Краснов // Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева. – 2015. – № 1 (23). – С. 32–38.

41. Горбачевская Е.Н. Классификация нейронных сетей / Е.Н. Горбачевская // Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева. – 2012. – № 3. – С. 24–27.

42. Дзюба Д.А. Обучение рекуррентной нейронной сети методом контролируемого возмущения для управления динамическими объектами / Д.А. Дзюба, А.Н. Чернодуб // *Information Models of Knowledge*. – 2010. – С. 170–176.
43. Дзюба Д.А. Обзор методов нейрорегулирования / Д.А. Дзюба, А.Н. Чернодуб // *Проблемы программирования*. – 2011. – № 2. – С. 79–94.
44. Дорофеев В.В. Активно-адаптивная сеть – новое качество ЕЭС России / В.В. Дорофеев, А.А. Макаров // *Энергоэксперт*. – 2009. – № 4. – С. 29–34.
45. Дунаев М.П. Параметрическая оптимизация автоматической системы регулирования автоклава с двумя ПИД-нейрорегуляторами / М.П. Дунаев, И.В. Игумнов, Д.С. Киргин, Н.Н. Куцый // *Вестник ИрГТУ*. – 2017. – № 4. – С. 67–72.
46. Дьяконов В.П. *Matlab 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики* / В.П. Дьяконов, В.В. Круглов. – М.: Солон-Пресс, 2009. – 454 с.
47. Жиров М.В. Синтез автоматических систем регулирования на основе нейросетевых технологий / М.В. Жиров, А.В. Гончаров, В.А. Куроткин, М.С. Новиков // *Технологии XXI века в легкой промышленности – (Технологии XXI века в пищевой, перерабатывающей и легкой промышленности)*: сб. статей. – 2014. – С. 252–265.
48. Закарюкин В.П. Оперативное управление в системах электроснабжения железных дорог / В.П. Закарюкин, А.В. Крюков, В.А. Ушаков. – Иркутск: ИрГУПС, 2012. – 129 с.
49. Закарюкин В.П. Интеллектуальные технологии управления качеством электроэнергии / В.П. Закарюкин, А.В. Крюков, А.В. Черепанов. – Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2015. – 218 с.
50. Игумнов И.В. Алгоритм параметрической оптимизации автоматических систем с ШИМ-элементом, имеющим в своем составе нейронную сеть / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцый // *Мехатроника. Автоматизация. Управление*. – М.: Новые технологии, 2017. – № 4. – С. 227–232.
51. Игумнов И.В. Исследование ШИМ-элемента со спайковой нейронной сетью / И.В. Игумнов // *Вестник ИрГТУ*. – Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2018. – № 8, Т. 22. – С. 63–71.

52. Игумнов И.В. Метод Нелдера – Мида в обучении искусственной нейронной сети, входящей в состав ШИМ-элемента / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Вестник НГТУ. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2017. – № 3 (68). – С. 22–30.

53. Игумнов И.В. Нейросетевая реализация и настройка ШИМ-элементов в автоматических системах / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Вестник НГТУ. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2015. – № 3 (60). – С. 23–31.

54. Игумнов И.В. Параметрическая оптимизация автоматической системы с нейросетевым ШИМ-элементом регулирования толщины пластмассовой изоляции / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Материалы конференции «Повышение эффективности производства и использования энергии в условиях Сибири». – Иркутск: Изд-во ИРНТУ, 2016. – Т. 2. – С. 203–208.

55. Игумнов И.В. Параметрическая оптимизация автоматической системы регулирования с дискретным ПИД-нейрорегулятором / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Материалы науч.-метод. семинара. – Иркутск: Иркутский государственный аграрный университет имени А.А. Ежевского (г. Иркутск, 2017 год). – С. 73–79 (авторский вклад 4/6 п. л.).

56. Игумнов И.В. Параметрический синтез автоматических систем с нейросетевой реализацией ШИМ-элементов, использующих первую производную ошибки регулирования или ее первую разность / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Вестник ИрГТУ. – Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2015. – № 12 (107). – С. 127–132.

57. Игумнов И.В. Применение метода Нелдера – Мида при настройке нейронных сетей, реализующий ПИД-закон регулирования / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – Иркутск: Изд-во ИрГУПС, 2016. – № 11 (82). – С. 25–29.

58. Игумнов И.В. Формирование ШИМ-элемента с использованием искусственных нейронных сетей / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Вестник ИрГТУ. – Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2014. – № 6 (65). – С. 31–35.

59. Казначеев П. Применение методов искусственного интеллекта для повышения эффективности в нефтегазовой и других сырьевых отраслях / П. Казначеев

чеев, Р. Самойлова, Н. Курчиски / Экономическая политика. – 2016. – Т. 11, № 5. – С. 188–197.

60. Ким Д.П. Теория автоматического управления: в 2 т. / Д.П. Ким. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2016. – Т. 1. Линейные системы. – 311 с.

61. Киргин Д.С. Энергосберегающие технологии вулканизации автоматизированных системах производства резиновых изделий: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Д.С. Киргин. – Иркутск, 2013. – 155 с.

62. Козлов Д.В. Построение модели объекта с помощью радиально-базисных нейронных сетей / Д.В. Козлов, В.В. Крючков, С.А. Шопин // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2010. – № 5. – С. 165–170.

63. Колесницкий О.К. Аппаратная реализация элементов импульсных нейронных сетей с использованием Биспин-приборов / О.К. Колесницкий, И.В. Бокоцей, С.С. Яремчук // Нейроинформатика. – 2010. – Ч. 1. – С. 121–131.

64. Конох И.С. Применение алгоритма тренировки нейронной сети прямого распространения для оптимизации настроек дискретного регулятора / И.С. Конох // Радиоэлектроника и информатика. – 2014. – № 2. – С. 30–34.

65. Крючин О.В. Параллельные алгоритмы обучения искусственной нейронной сети QUICKPROP и RPROP / О.В. Крючин, А.А. Арзамасцев // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. – 2012. – № 1 (17). – С. 175–178.

66. Кулаков С. Интеллектуальные автоматизированные системы управления технологическими объектами / С. Кулаков, В. Трофимов. – М.: Инфа-Инженерия, 2016. – 234 с.

67. Куцый Н.Н. Формирование модуляционной характеристики автоматической системы с широтно-импульсной модуляцией / Н.Н. Куцый // Электромеханика. – М., 1995. – № 1-2. – С. 64–68.

68. Куцый Н.Н. Способы улучшения качества регулирования в автоматических системах с широтно-импульсной модуляцией / Н.Н. Куцый // Приборостроение. – М., 1966. – № 4. – С. 27–31.

69. Куцый Н.Н. Формирование модуляционной характеристики в импульсных системах (единый подход) / Н.Н. Куцый // Приборы и системы управления. – 1998. – № 7. – С. 48–50.

70. Куцый Н.Н. Параметрический синтез системы каскадного регулирования толщиной пластмассовой изоляции кабельных изделий с интегральным широтно-импульсным модулятором [Электронный ресурс] / Н.Н. Куцый, Е.А. Осипова // Материалы XII Всерос. конф. молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям : сб науч. тр. – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2011. – Систем. требования: Adobe Acrobat Reader. – URL: [http://conf.nsc.ru/files/conferences/vm2011/fulltext/81672/85014/Полный текст доклада Н.Н. Куцего, Е.А. Осипова.pdf](http://conf.nsc.ru/files/conferences/vm2011/fulltext/81672/85014/Полный_текст_доклада_Н.Н._Куцего,_Е.А._Осипова.pdf) (дата обращения: 03.10.2013).

71. Ловецкий К.П. Математический синтез оптических наноструктур / К.П. Ловецкий, Л.А. Севастьянов, О.Н. Бикеев. – М: РУДН, 2008. – 143 с.

72. Локтюхин В.Н. Нейросетевые аналого-цифровые преобразователи / В.Н. Локтюхин, С.В. Челебаев, А.В. Антоненко ; под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 128 с.

73. Лукьянов Н.Д. Критерий остановки генетического алгоритма при решении задач оптимизации [Электронный ресурс] / Н.Д. Лукьянов // Материалы XIII Всерос. конф. молодых учёных по математическому моделированию и информационным технологиям. – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2012. – Систем. требования: Adobe Acrobat Reader. – URL: http://conf.nsc.ru/files/conferences/ym2012/fulltext/137477/139423/Критерий%20остановки_Лукьянов.pdf (дата обращения: 14.04.2014).

74. Лукьянов Н.Д. Параметрическая оптимизация автоматических систем стабилизации с помощью генетического алгоритма: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Н.Д. Лукьянов. – Иркутск, 2014. – 138с.

75. Маланова Т.В. Алгоритмическое обеспечение автоматической параметрической оптимизации систем с широтно-импульсной модуляцией: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Т.В. Маланова. – Иркутск, 2010. – 155 с.

76. Маланова Т.В. Проверка достоверности вычисления функций чувствительности для систем с широтно-импульсной модуляцией / Т.В. Маланова, Н.Н. Куцый // Информационные и математические технологии в науке и управлении: сб. науч. тр. – Иркутск: ИСЭМ СО РАН, – 2009. – С. 43–48.

77. Маслий А.С. Разработка нейрорегулятора для системы автоматического управления стрелочным переводом на базе линейного двигателя электромагнитного типа / А.С. Маслий // Электрификация транспорта. – 2017. – № 13 – С. 92–97.

78. Осипова Е.А. Автоматическая параметрическая оптимизация систем регулирования с интегральной широтно-импульсной модуляцией: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Т.В. Осипова. – Иркутск, 2013. – 155 с.

79. Омату С. Нейроуправление и его приложения. Книга 2 / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – М.: ИПРЖР, 2010 – 273 с.

80. Пантелеев А.В. Методы оптимизации. Практическая реализация / А.В. Пантелеев, Т.А. Летова. – М.: Логос, 2011. – 424 с.

81. Прохоров С.А. Исследование аппроксимативных возможностей радиально-базисной сети с различными функциями активации / С.А. Прохоров, И.А. Лёзин, С.К. Латыш, С.А. Саиян // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2013. – № 4. – С. 271–274.

82. Пупков К.А. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / К.А. Пупков, Н.Д. Егупов. – М.: МГТУ им. Баумана, 2007. – 632 с.

83. Ротач В.Я. Теория автоматического управления: учебник для вузов / В.Я. Ротач. – 5-е изд., перераб и доп. – М.: Издательский дом МЭИ, 2008. – 396 с.

84. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский ; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2013. – 452 с.

85. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс / С. Хайкин ; пер. Н.Н. Кускуль, А.Ю. Шелестова. – М.: Вильямс, 2018. – 1105 с.

86. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2015610389 от 12.01.15. Программа настройки искусственных нейронных се-

тей, реализующих ШИМ-элемент / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2015.

87. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2016610973 от 22.01.16. Программа настройки искусственных нейронных сетей, реализующих АИМ-элемент / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2016.

88. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2016614579 от 26.04.16. Параметрическая оптимизация системы стабилизации толщины изоляции кабеля с двумя искусственными нейронными сетями, реализующими два ШИМ-элемента / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2016.

89. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2016615780 от 30.05.16. Программа настройки спайковых искусственных нейронных сетей, реализующих ШИМ-элемент/ И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2016.

90. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2018665033 от 08.11.18. Обучение нейросетевого ПИД-регулятора автоматического регулирования частоты вращения ротора трехфазного генератора / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий, А.В. Крюков, А.В. Черепанов, А.П. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2018.

91. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2018665364 от 13.11.18. Обучение нейросетевого ПИД-регулятора автоматического регулирования частоты возбуждения обмотки трехфазного генератора / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий, А.В. Крюков, А.В. Черепанов, А.П. Куцкий // Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2018.

92. Созыкин А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А.В. Созыкин // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Вычислительная математика и информатика. – 2017. – Т. 6, № 3. – С. 28–59.
93. Соколов Г.А. Линейные и целочисленные задачи оптимизации: учеб. пособие / Г.А. Соколов. – М.: Инфра-М, 2017 – 132 с.
94. Стефани Е.П. Основы расчета настройки регуляторов теплоэнергетических процессов / Е.П. Стефани. – М.: Энергия, 1972. – 378 с.
95. Рашид Т. Создаем нейронную сеть / Т. Рашид. – М.: Диалектика, 2017. – 274 с.
96. Тверской Ю.С. Теория и технология систем управления. Многофункциональные АСУТП тепловых электростанций / Т.С. Тверской. – Иваново, 2013. – 432 с.
97. Терихов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терихов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: ИПРЖР, 2002. – 480 с.
98. Тим Джонс М. Программирование искусственного интеллекта в приложениях/ М. Тим Джонс ; пер. с англ. А.И. Осипова. – М.: ДМК Пресс, 2011. – 312 с.
99. Ткаченко М.Г. Применение нейросетевого анализа данных в нефтегазодобывающей промышленности / М.Г. Ткаченко, Я.С. Коровин // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2010. – Тематический выпуск. – С. 172–177.
100. Третьяков Е.А. Управление качеством электрической энергии в распределительных сетях железных дорог / Е.А. Третьяков. – Омск: Изд-во ОмГУПС, 2013. – 195 с.
101. Федосин С.А. Анализ и сравнение методов обучения нейронных сетей / С.А. Федосин, Д.А. Ладяев, О.А. Марьина // Вестник Мордовского университета. – 2010. – № 4. – С. 80–88.
102. Химмельблау Д.М. Прикладное нелинейное программирование / Д.М. Химмельблау ; пер. с англ.; под ред. М.Л. Быховского. – М.: Мир, 1975. – 536 с.
103. Хоанг В.Ч. Моделирование температуры резания в условия неопределенности с применением искусственной нейронной сети / В.Ч. Хоанг, В.С. Саль-

ников // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2014. – С. 386–394.

104. Черепанов А.В. Использование управляемых источников реактивной мощности в системах тягового электроснабжения / А.В. Черепанов, А.П. Куцый // Вестник ИрГТУ. – 2016. – Т. 20, № 9. – С. 103–110.


105. Черноруцкий И.Г. Методы оптимизации. Компьютерные технологии: учеб. пособие / И.Г. Черноруцкий. – СПб.: БХВ-Петербург, 2011. – 384 с.

106. Шумков Е.А. Использование генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей / Е.А. Шумков, И.Н. Чистик // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 7 (91). – С. 1–9.

107. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы / Л.Н. Ясницкий. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.

Приложение А

Акт о внедрении результатов диссертационной работы


 ТВЕРЖДАЮ
 Первый заместитель генерального
 директора – технический директор
 ООО «Спецстройинвест»
 А.А. Астанин
 24 декабря 2018 г.

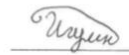
**Акт о частичном внедрении
 результатов диссертационной работы И.В. Игумнова
 «Метод Нелдера-Мида для настройки регулятора, функционирующего
 на основе искусственных нейросетей»**

Мы, нижеподписавшиеся, с одной стороны заместителем генерального директора по научной работе и инновациям ООО «Спецстройинвест» Зельберг Борисом Ильичом с другой стороны соискателем ученой степени Игумновым Иннокентием Васильевичем – сотрудником федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Иркутский национальный исследовательский технический университет» (ИрНИТУ) составили настоящий акт, в том что результаты диссертационной работы Игумнова И.В. под названием «Метод Нелдера-Мида для настройки регулятора, функционирующего на основе искусственных нейросетей», были использованы при проведении капитального ремонта электропечи №4 мощностью 16,5 МВ·А, электротермического отделения АО «Кремний» ОК «РУСАЛ», и дальнейшем её запуске для получения технического кремния.

Заместитель генерального директора
 по научной работе и инновациям
 ООО «Спецстройинвест»,
 Заслуженный деятель науки РФ,
 Лауреат премии правительства РФ,
 Доктор технических наук, профессор


 Б.И. Зельберг
 24 декабря 2018 г.

Соискатель ученой степени


 И.В. Игумнов
 24 декабря 2018 г.

Приложение Б

Акт о внедрении результатов диссертационной работы

Общество с ограниченной
ответственностью
«НТЦ Параметр»

Юридический /фактический адрес:
РФ, 664075, г. Иркутск, ул. Верхняя Набережная, дом
167/4, офис 11,12
Для корреспонденции: РФ, 664075, г. Иркутск, ул.
Верхняя Набережная, дом 167/4, офис 11,12
ИНН 3811136664 КПП 381101001 ОКПО 64853473
Банковские реквизиты: р/с 40702-810-0-2011-0008740
к/с 301018104000-000-00780 БИК 045005780
ФИЛИАЛ N 5440 ВТБ 24 (ЗАО) г.Новосибирск

E-mail: info@ntc-parametr.ru; www.ntc-parametr.ru
Тел./факс (3952) 48-01-30, 204-707

А К Т

об использовании результатов диссертации «Метод Нелдера-Мида для настройки регулятора, функционирующего на основе искусственных нейросетей», представленной Игумновым Иннокентием Васильевичем на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности: 05.13.06 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (промышленность)

Настоящим актом удостоверяется, что результаты диссертационной работы «Метод Нелдера-Мида для настройки регулятора, функционирующего на основе искусственных нейросетей», представленной Игумновым Иннокентием Васильевичем на соискание ученой степени кандидата технических наук, использованы в научно-исследовательской и проектной деятельности при решении задач разработки систем автоматического управления.

Генеральный директор



Петраш А.С.

Приложение В

Акт о внедрении результатов диссертационной работы

Министерство науки и высшего образования РФ

Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение
высшего образования

**ИРКУТСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

664074 Россия, Иркутск, ул. Лермонтова, 83
телефон: +7(3952)405-000, факс: +7(3952)405-100
E-mail: info@istu.edu
ОКПО 02068249, ОГРН 1023801756120
ИНН/КПП 3812014066/381201001

№ _____
на № _____ от _____



АКТ

о внедрении результатов диссертационного исследования Игумнова И.В.
«Метод Нелдера-Мида для настройки регулятора, функционирующего на
основе искусственных нейросетей»

Настоящий акт свидетельствует о том, что научные положения, выводы
результаты и рекомендации, изложенные в диссертационной работе,
используются при преподавании дисциплины «Системы искусственного
интеллекта», а также в курсовом и дипломном проектировании на кафедре
«Автоматизированные системы» федерального государственного
бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Иркутский
национальный исследовательский технический университет» (ФГБОУ ВО
ИРНИТУ)

Заведующий на кафедрой
«Автоматизированные системы»
к.т.н, доцент


С.В. Бахвалов

000631
Профессор кафедры
«Автоматизированные системы»
д.т.н, профессор


Н.Н. Куций

Приложение Г

Свидетельство о государственной регистрации № 2015610389

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2015610389

Программа настройки искусственных нейронных сетей,
реализующих ШИМ-элемент

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего профессионального
образования «Иркутский государственный технический
университет» (RU)*

Авторы: *Игумнов Иннокентий Васильевич (RU),
Куцый Николай Николаевич (RU)*

Заявка № 2014661305

Дата поступления 05 ноября 2014 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 12 января 2015 г.

Врио руководителя Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Л.Л. Кирий



Приложение Д

Свидетельство о государственной регистрации № 2016610973

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016610973

Программа настройки искусственных нейронных сетей,
реализующих АИМ-элемент

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Иркутский
национальный исследовательский технический университет»
(RU)*

Авторы: *Игумнов Иннокентий Васильевич (RU),
Куцый Николай Николаевич (RU)*


Заявка № 2015661650

Дата поступления 01 декабря 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 22 января 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев

Приложение Е

Свидетельство о государственной регистрации № 2016614579

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016614579

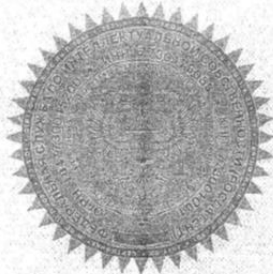
Параметрическая оптимизация системы стабилизации
толщины изоляции кабеля с двумя искусственными
нейронными сетями, реализующими два ШИМ-элемента

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Иркутский
национальный исследовательский технический университет»
(RU)*

Авторы: *Игумнов Иннокентий Васильевич (RU),
Куцый Николай Николаевич (RU)*

Заявка № 2016611723

Дата поступления 02 марта 2016 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 26 апреля 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

Приложение Ж

Свидетельство о государственной регистрации № 20116615780

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016615780

Программа настройки спайковых искусственных
нейронных сетей, реализующих ШИМ-элемент

Правообладатель: *федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Иркутский
национальный исследовательский технический университет»
(RU)*

Авторы: *Игумнов Иннокентий Васильевич (RU),
Куцкий Николай Николаевич (RU)*


Заявка № 2016613452

Дата поступления 11 апреля 2016 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 30 мая 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ильин



Приложение 3

Свидетельство о государственной регистрации № 2018665033

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2018665033

Обучение нейросетевого ПИД-регулятора автоматического регулирования частоты вращения ротора трехфазного генератора

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Иркутский государственный университет путей сообщения» (ФГБОУ ВО ИрГУПС) (RU)*

Авторы: *Куцкий Николай Николаевич (RU), Игумнов Иннокентий Васильевич (RU), Крюков Андрей Васильевич (RU), Черепанов Александр Валерьевич (RU), Куцкий Антон Павлович (RU)*

Заявка № **2018662501**
Дата поступления **08 ноября 2018 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **28 ноября 2018 г.**



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Излиев