

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»

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск – 2020

Диссертация выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Иркутский национальный исследовательский технический университет» (ФГБОУ ВО «ИРНИТУ») на кафедре «Автоматизированные системы», г. Иркутск

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Куцый Николай Николаевич

Официальные оппоненты: Воевода Александр Александрович, -
нических наук, профессор кафедры
Автоматики, директор УЦИТ "Информатика"
ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный
технический университет»

Титов Виталий Семенович, доктор технических
наук, профессор, заведующий кафедрой вы-
числительной техники Юго-Западного госу-
дарственного университета, г. Курск.

Ведущая организация: Федеральное государственное автономное об-
разовательное учреждение высшего образова-
ния «Национальный исследовательский Том-
ский политехнический университет»

Защита состоится «26» ноября 2020 года в 12:00 часов на заседании
диссертационного совета Д 212.268.03 на базе Томского государственного
университета систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР) по адресу:
634050, г. Томск, ул. Ленина, 40.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ТУСУР по адре-
су: г. Томск, ул. Красноармейская, 146 и на сайте:
<https://postgraduate.tusur.ru/urls/42ok89uj>

Автореферат разослан «__» _____ 202_ года.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат технических наук, доцент



Костюченко
Евгений Юрьевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. 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, благодаря чему повреждение отдельных элементов технических средств не может существенно влиять на работу сети в целом. Увеличение числа 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. Решения этих вопросов требует практика автоматического регулирования, что показывает актуальность проводимых исследований.

Объектом исследования являются автоматические системы регулирования, 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 параметрической оптимизации одноконтурных систем управления по различным критериям;

– обучение регуляторов с ИНС в промышленных автоматических системах управления с помощью разработанного алгоритма ОНС.

Методы исследования. В диссертационной работе применены методы математического моделирования, численные методы решения дифференциальных уравнений. Для реализации алгоритмов и методов выбраны языки 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, позволяющее 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 результатов исследованиям других авторов, полученных с помощью иных методов и методик.

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 позволила улучшить 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 дала 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 потребителя.

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 дисциплины «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 моло-

дежной 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 постановки 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 в изданиях, рекомендованных ВАК, одна из них также входит в Web of Science на российской платформе.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, пять 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.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы исследования, формулируются цель и задачи исследования и методы их решения, указываются научная новизна и практическая значимость результатов работы, приводится краткое изложение основных результатов по главам.

В первой главе представлена теория нейронных сетей и нейросетевого регулирования. Рассмотрены две модели нейрона: модель, основанная на трудах Макклока – Питса, и обобщенный нейронный элемент (ОНЭ). Показаны наиболее распространенные функции активации и дана классификация нейронных сетей исходя из их архитектуры

Приведен краткий обзор наиболее распространенных итерационных методов и методик решения задачи обучения нейронной сети.

Представлено описание используемых на практике схем нейросетевого регулирования. Показана эффективность схемы нейросетевого регулирования

по обратной связи. Кратко приведена теоретическая информация о ПИД-нейрорегуляторах: непрерывный (рисунок 1) и дискретный (рисунок 2).

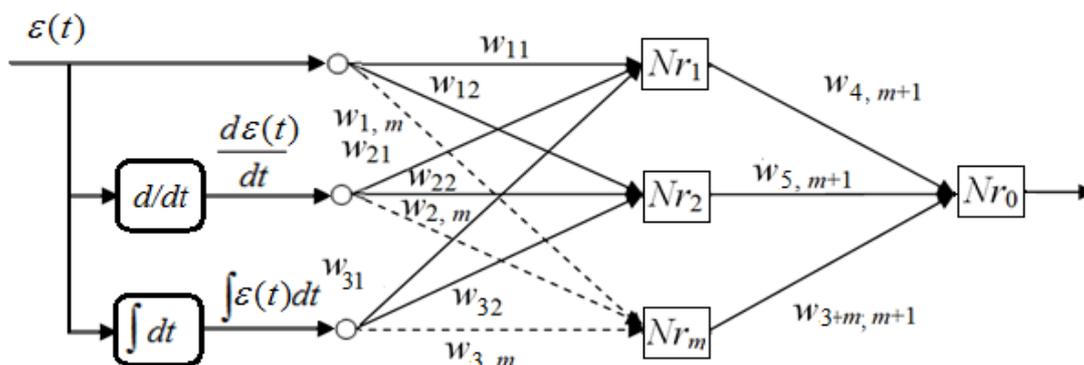


Рисунок 1 – ПИД-нейрорегулятор

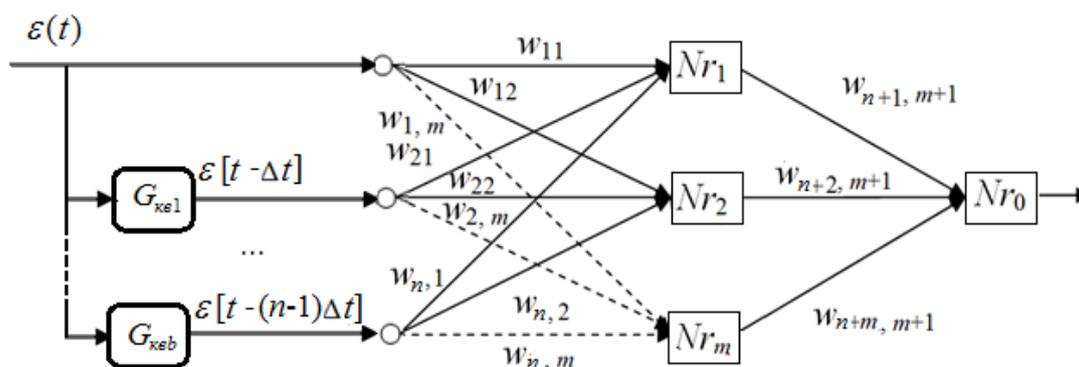


Рисунок 2 – Дискретный ПИД-нейрорегулятор

Во второй главе поставлена задача параметрической оптимизации автоматических систем с нейронной сетью. Под этой задачей здесь понимается следующее: известен критерий оптимальности, и те параметры (синаптические веса), которые можно изменять. Необходимо определить их значения, обеспечивающие экстремум принятого критерия. Наличие ИНС определяет специфику задачи, что создает дополнительные трудности при ее решении.

Из анализа литературы, посвященной методам оптимизации и обучения ИНС, внимание привлечет метод Нелдера – Мида, благодаря своим преимуществам, которые указаны ниже:

- 1) нулевой порядок, что снимает требования как с функций активации нейронов, так и с целевого функционала (критерия);
- 2) наибольшая скорость сходимости по отношению к другим прямым методам;
- 3) возможность его модификации, учитывающей специфику решаемой задачи;
- 4) реализации параллельных вычислений.

Представлено описание разработанного алгоритма ОНС в работе алгоритма ОНС, построенного на основе метода Нелдера – Мида и учитывающего специфику решаемой задачи параметрической оптимизации.

Предложена методика конкретизации параметров алгоритма ОНС: коэффициентов отражения, растяжения, сжатия, усечения. В её основе применен обеспечивающий успешность генетический алгоритм. Описаны применяемые

в работе методы отбора, способы перехода в следующее поколение и критерий окончания поиска.

Представлены критерии оптимальности, используемые в данной работе: широко распространенный интегральный квадратичный (I_1) и модульный (I_2) критерий.

Так как метод Нелдера – Мида имеет нулевой порядок, это позволяет использовать критерий качества вида:

$$I_3 = I + \psi |M_{\text{жел}} - A(\omega)|, \quad (1)$$

где I – основной интегральный критерий (в данной работе используется критерий I_1), $M_{\text{жел}}$ – желаемая степень колебательности, $0 < \psi < 1$ – коэффициент масштаба, $A(\omega)$ – максимальное значение АЧХ для замкнутого контура.

В третьей главе рассмотрено применение разработанного алгоритма ОНС и пяти функций активации для ИНС при решении задачи параметрической оптимизации одноконтурной системы автоматического регулирования, структурная схема которой представлена на рисунке 3.

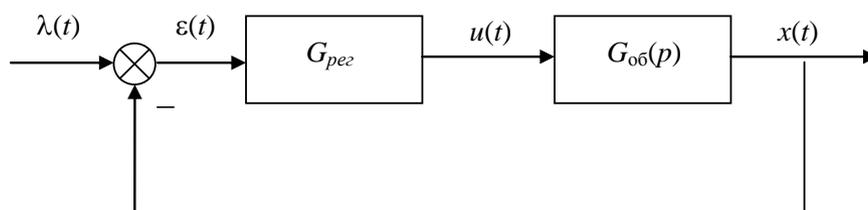


Рисунок 3 – Структурная схема одноконтурной системы

На данном рисунке использованы следующие обозначения: $\lambda(t)$ – задающее воздействие, $\varepsilon(t)$ – ошибка регулирования, $u(t)$ – регулирующее воздействие, $x(t)$ – выходная координата, $p = \frac{d}{dt}$ – оператор дифференцирования, $G_{\text{рег}}$ – оператор регулятора, $G_{\text{об}}(p)$ – оператор объекта регулирования.

В качестве регулирующего устройства использован ПИД-нейрорегулятор, в двух его разновидностях.

При использовании ПИД-нейрорегулятора в данной работе объект регулирования описывается следующим выражением:

$$G_{\text{об}}(p) = \frac{k_{\text{об}}}{(T_{\text{об}1}p + 1)(T_{\text{об}2}p + 1)} e^{-\tau_{\text{об}}p}, \quad (2)$$

причем $\tau_{\text{об}} / T_{\text{max}} = 1$, где $T_{\text{max}} = \max[T_{\text{об}1}, T_{\text{об}2}]$.

Исследования проводились в достаточно большом диапазоне параметров, но ввиду ограниченного объема автореферата, а также для наибольшей наглядности здесь представлены исследования при следующих параметрах объекта регулирования: $k_{\text{об}} = 1$; $T_{\text{об}1} = 1 \text{ с}$; $T_{\text{об}2} = 2 \text{ с}$; $\tau_{\text{об}} = 2 \text{ с}$.

На рисунках 4 и 5 представлены переходные процессы, полученные в результате применения обычного и дискретного ПИД-нейрорегулятора, при настройке системы алгоритмом ОНС по квадратичному критерию – под циф-

рой 1; по модульному критерию – под цифрой 2; по критерию (I_3) – под цифрой 3.

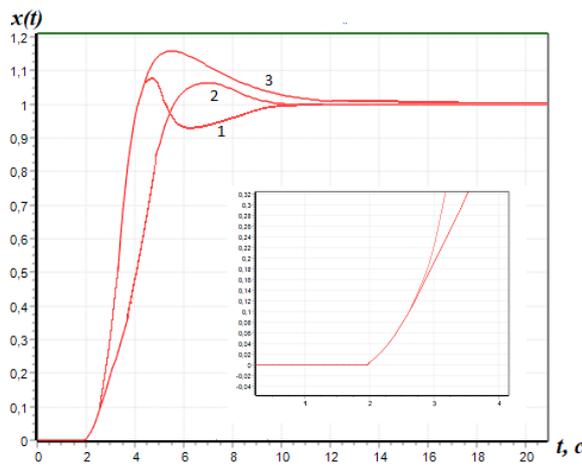


Рисунок 4 – Переходные процессы системы с ПИД-нейрорегулятором

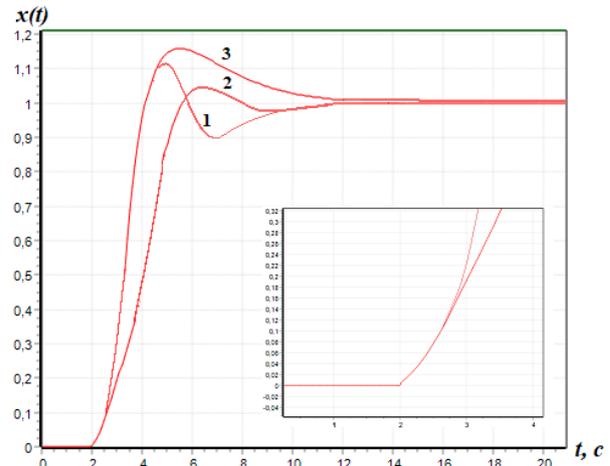


Рисунок 5 – Переходные процессы системы с дискретным ПИД-нейрорегулятором

По итогам исследования: квадратичному критерию наименьшее значение экстремума доставляет функция активации в виде гиперболического тангенса; модульному критерию – шаговая функция активации; по критерию I_3 – гиперболический тангенс.

Конкретизированы коэффициенты алгоритма ОНС: при настройке ПИД-нейрорегулятора: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2$, коэффициент сжатия $\beta = 0.5$, коэффициент усечения $d = 2$.

В четвертой главе представлен подход к формированию импульсных элементов (ИЭ) с ИНС. Проведено аналогичное исследование с использованием в качестве устройства регулирования ШИМ-элемента 1-ого рода. Также показан процесс формирования архитектуры ИНС (рисунок 6), основанный на модуляционной характеристике:

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

где T – период цикла работы ШИМ-элемента, t_k – длительность (ширина) k -го импульса, γ_k – скважность k -го импульса.

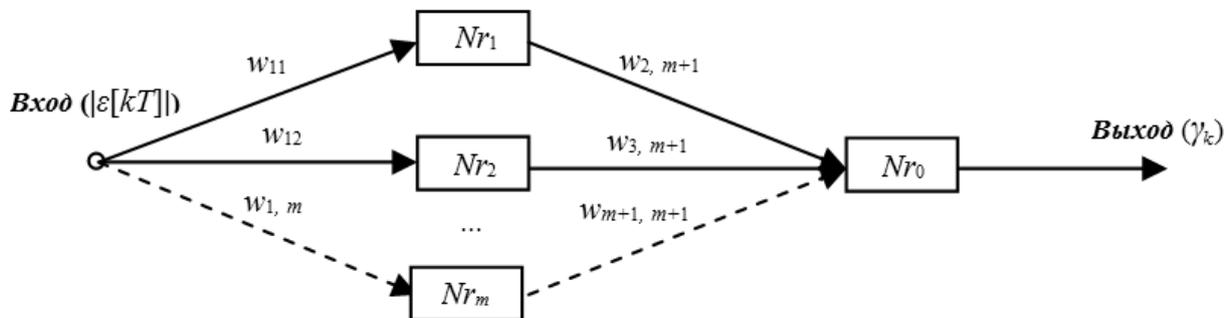


Рисунок 6 – Архитектура ИНС, построенная на основе модуляционной характеристики

Основываясь на выражении (3), нейрон Nr_0 , изображенный на рисунке 6, имеет линейную функцию активации $\varphi(s) = s \cdot h$ (где $h=1$), т. к. выражение (3)

$\sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon[kT]|^j$ можно представить как выход линейного сумматора нейрона

$\sum_{j=1}^m q_j \cdot Nr_j$; 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 $\varphi(s) = s^h$ (где $h = j$), а весовые коэффициенты w_j ($j = 1(1)m$) будут равны 1, вследствие необходимости возведения в степень m только значения $|\varepsilon[kT]|$. По причине свойств и многообразия ИНС, полученная в результате их работы характеристика названа псевдомодуляционной.

В качестве объекта регулирования также выступает инерционное звено второго порядка с запаздыванием, однако присутствует и исполнительный механизм:

$$G_{об}(p) = \frac{k_{им}}{p} \frac{k_{об}}{(T_{1об}p + 1)(T_{2об}p + 1)} e^{-\tau p}, \quad (4)$$

где $\tau_{об}/T_{max} > 1$, где $T_{max} = \max[T_{об1}, T_{об2}]$. Параметры объекта регулирования в целях наглядности здесь имеют следующие значения: $k_{об} = 1$, $k_{им} = 0,01$ (коэффициент передачи исполнительного механизма), $T_{1об} = 10c$, $T_{2об} = 40c$, $\tau = 50c$; задающее воздействие: $\lambda(t) = 1(t) \cdot 0,5$.

В данном случае следует уточнить тот факт, что одну форму переходного процесса можно получить, применяя множество различных значений синаптических весов матрицы W . По этой причине при использовании импульсных элементов с ИНС имеет место не оптимальные значения синаптических весов матрицы W , а оптимальная форма псевдомодуляционной характеристики, так как одному значению выбранного критерия качества соответствует только одна форма псевдомодуляционной характеристики.

Проведено исследование пяти функций активации и модели ОНЭ к задаче параметрической оптимизации системы с ШИМ-элементом по квадратичному и модульному критериям.

Сигмоидальная (рациональная) функция активации и гиперболический тангенс показали лучшие результаты по сравнению с другими функциями активации. Так как в данном случае применение наиболее распространенного метода проверки результатов с использованием вычисления составляющих градиента достаточно затруднительно, то используется подход, основанный на совпадении псевдомодуляционных характеристик после запуска их с разных начальных симплексов.

На рисунке 7 представлены псевдомодуляционные характеристики до и после применения алгоритма параметрической оптимизации. Графики под цифрами 1 и 2 соответствуют точкам с наименьшими значениями критерия в двух разных начальных симплексах, а под цифрами 3 и 4 – конечным, под циф-

рой 5 представлена псевдомодуляционная характеристика при применении модели ОНЭ. Графики 3 и 4 совпадают на интервале $\varepsilon \in [0; \lambda]$, что говорит о работоспособности алгоритма.

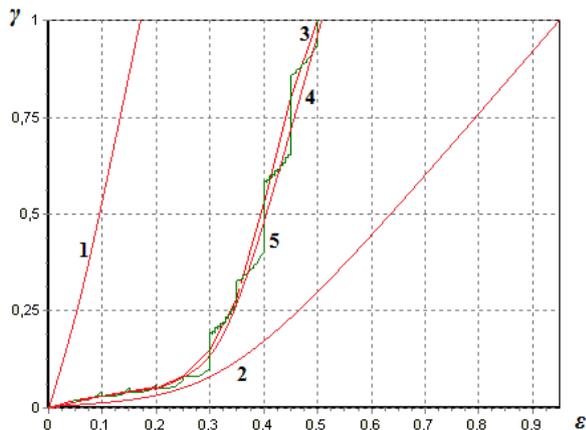


Рисунок 7 – Псевдомодуляционные характеристики

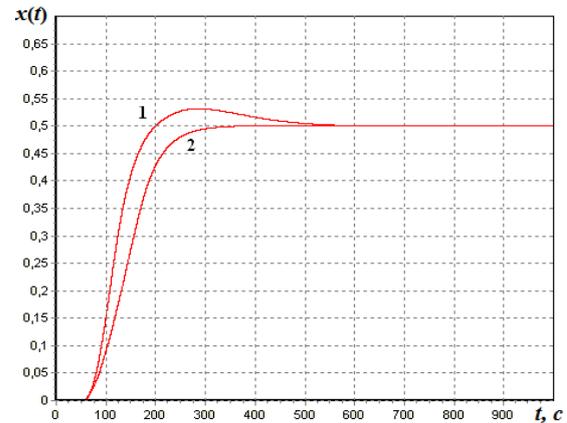


Рисунок 8 – Переходные процессы системы

На рисунке 8 представлены графики переходных процессов, полученные в результате оптимизации системы с ШИМ-элементом по квадратичному критерию (под цифрой 1) и по модульному критерию (под цифрой 2).

Для улучшения динамических свойств автоматических систем с импульсной модуляцией в работе, основываясь на анализе литературы, предлагается несколько способов: использовать первую производную ошибки регулирования, применять первую разность ошибки.

С учетом сказанного модуляционная характеристика ШИМ-элемента представлена следующим образом:

$$\gamma_k = \sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon_i(t)|^j, \quad i = (1,2). \quad (5)$$

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

$$\varepsilon_1[kT] = \varepsilon[kT] + \bar{\beta}_1 \varepsilon' [kT], \quad (6)$$

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] + \bar{\beta}_2 \Delta \varepsilon[kT] \quad (7)$$

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 ($k = 0, 1, \dots$); $\bar{\beta}_1, \bar{\beta}_2$ – весовые коэффициенты.

Все изменения в представленной выше архитектуре ИНС с учетом (5) отражены на рисунке 9.

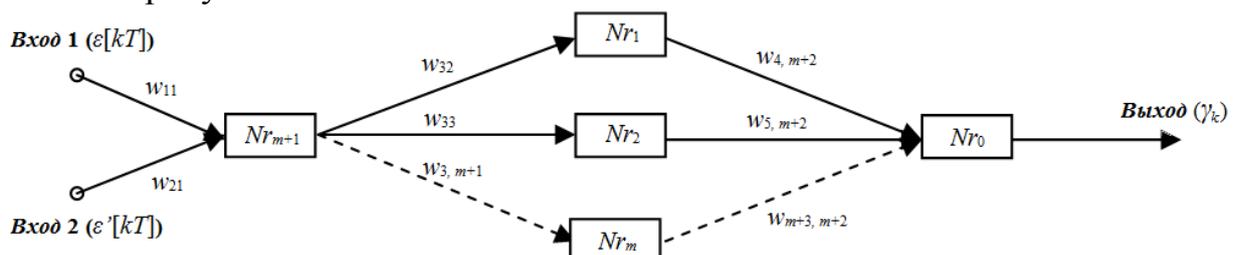


Рисунок 9 – Архитектура ИНС, построенная на основе модуляционной характеристики 8

Воспользовавшись идеей сравнительного анализа, проведем исследования с использованием полносвязной нейронной сети, полносвязной нейронной сети с обратными связями.

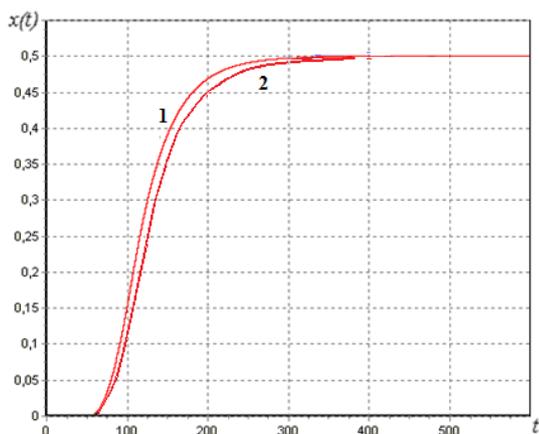


Рисунок 10 – Переходные процессы системы

В результате испытаний лучшие результаты (рисунок 10) показала полносвязная нейронная сеть с обратными связями при использовании сигмоидальной рациональной функции активации и гиперболического тангенса.

Затем, применяя методику, описанную во второй главе, конкретизированы значения коэффициентов алгоритма ОНС при настройке ШИМ-элемента, имеющего в своем составе ИНС: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2$, коэффициент сжатия $\beta = 0.5$, коэффициент

усечения $d = 2$.

Далее проводятся аналогичные исследования при использовании в качестве регулирующего устройства АИМ-элемента 2-ого рода. Объект регулирования остался неизменным по сравнению с системой, осуществляющей ШИМ.

В результате исследований при использовании АИМ элемента в 2-ого рода с ИНС лучшие результаты по сравнению с другими функциями активации показали сигмоидальная (рациональная) функция активации и гиперболический тангенс (рисунки 11–12).

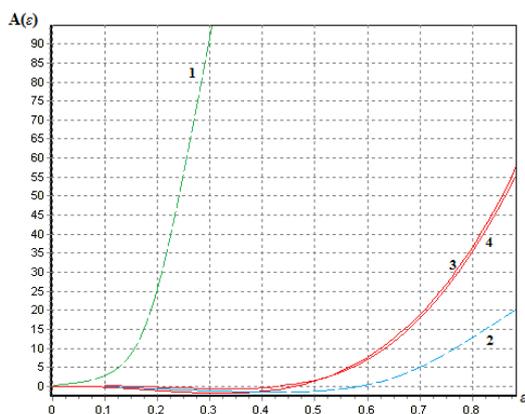


Рисунок 11 – Псевдомодуляционные характеристики

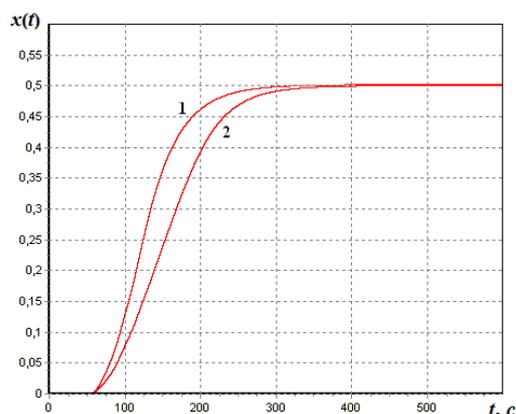


Рисунок 12 – Переходные процессы системы с АИМ

После чего конкретизированы значения коэффициентов алгоритма ОНС АИМ-элемента с ИНС: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент растяжения $\gamma = 2.1$, коэффициент сжатия $\beta = 0.45$, коэффициент усечения $d = 2$.

В пятой главе представлено применение разработанного алгоритма ОНС, сформированного на основе метода Нелдера – Мида для настройки промышленных систем стабилизации. Так, показана возможность использования

полученных результатов применительно к автоматической системе стабилизации толщины пластмассовой изоляции кабеля, взятой из работ Е.А. Осиповой.

Поскольку в указанной АСР имеется два контура, предлагается методика применения сформированного алгоритма ОНС для определения оптимальных синаптических весов в многоконтурных АСР с ШИМ-элементом, имеющим в своем составе ИНС.

На рисунке 13 представлена каскадная система стабилизации толщины изоляции кабеля, в которой в качестве главного и вспомогательного регуляторов используются ИЭ, осуществляющие ШИМ в соответствии с (3).

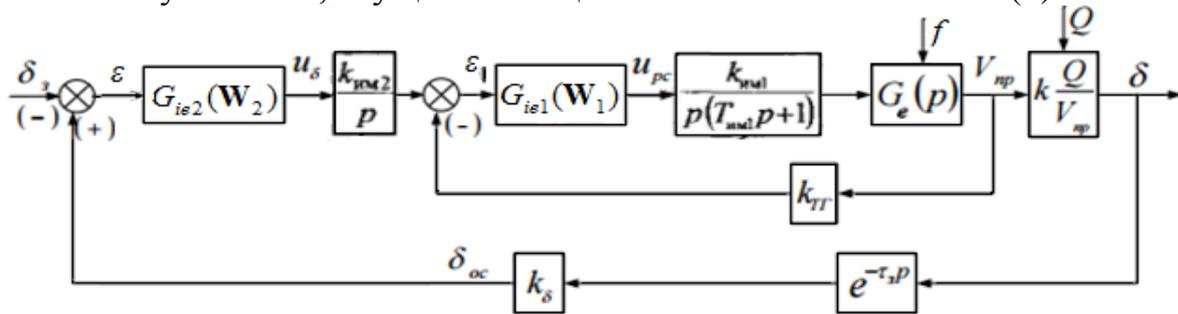


Рисунок 13 – Структурная схема каскадной системы с двумя ИЭ с ШИМ-элементом, в состав которого входит ИНС

Здесь δ_3 – требуемая толщина изолирующей оболочки, δ_{oc} – толщина изолирующей оболочки после охлаждающей ванны, k_δ – коэффициент передачи сигнала датчика толщины, $e^{-\tau_3 p}$ – охлаждающая ванна, $G_{ie2}(W_2)$ – оператор регулятора толщины изоляции, $G_{ie1}(W_1)$ – оператор регулятора скорости протяжки, p – оператор дифференцирования, $G_e(p)$ – оператор электропривода тянущего устройства, $k_{тр}$ – коэффициент преобразования линейной скорости протяжки кабельного изделия в напряжение, $V_{пр}$ – линейная скорость протяжки, ϵ – ошибка системы, $k_{им2}/p$ – исполнительный механизм, Q – возмущение в виде изменения объемной производительности обрабатываемой электроприводом экструдера, f – возмущения, действующие на электропривод тянущего устройства.

Ввиду большой размерности вектора настраиваемых параметров при использовании ИНС значительно возросла сложность оптимизации по сравнению с ШИМ-элементами с модуляционной характеристикой, и поскольку инерционность и запаздывание во внутреннем участке объекта намного меньше, чем во внешнем, то вычисление оптимальных настраиваемых параметров ИНС может проводиться по отдельным её контурам с использованием алгоритма ОНС для одноконтурных систем, что является основой предлагаемой методики.

Ниже приведены результаты численных экспериментов, служащие иллюстрацией состоятельности используемой методики.

На рисунках 14–17 показаны результаты параметрической оптимизации системы стабилизации толщины изоляции по доминирующему возмущению $f(t)$ при постоянном задании исходя из широко распространённых интегральных

квадратичного (на рисунках обозначен 1) и модульного критериев (на рисунках обозначен 2).

$$I_1(\mathbf{W}) = \int_0^{\infty} (\delta_3(t) - \delta_{oc}(t, \mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2))^2 dt, \quad (8)$$

$$I_2(\mathbf{W}) = \int_0^{\infty} |\delta_3(t) - \delta_{oc}(t, \mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2)| dt. \quad (9)$$

При этом для наиболее наглядной демонстрации данной системы в отношении компенсации возмущений выделены два критически важных для АСР случая, в результате которых и возникает значительная доля брака:

$$f(t) = 10 \cdot 1(t) H \cdot м \text{ и } Q(t) = Q_0 - 48 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t) м^3 / с; \quad (10)$$

$$f(t) = -5 \cdot 1(t) H \cdot м \text{ и } Q(t) = Q_0 + 42 \cdot 10^{-6} \cdot 1(t) м^3 / с. \quad (11)$$

В результате исследования при использовании нейронной сети (рисунок 6) лучшие результаты по сравнению с другими функциями активации показали логистическая функция активации и гиперболический тангенс (рисунки 14–15).

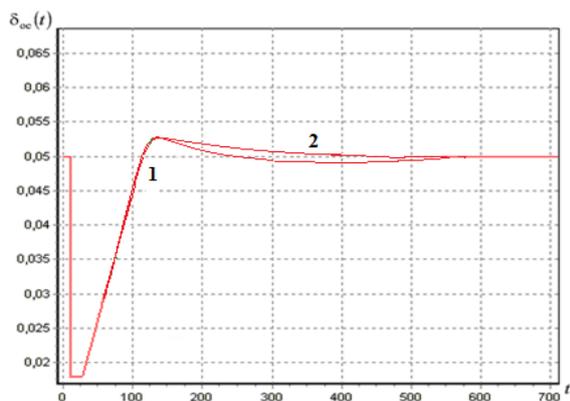


Рисунок 14 – Переходные функции системы по первому возмущению

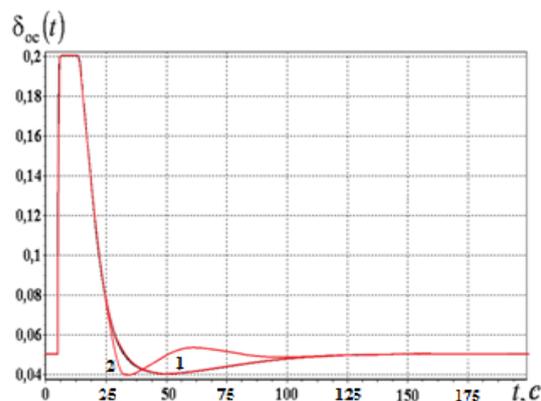


Рисунок 15 – Переходные функции систем по второму возмущению

При использовании нейронной сети с двумя входами лучшие результаты показала нейронная сеть с обратными связями для критерия (8) с логистической функцией активации, для (9) в виде гиперболического тангенса (рисунки 16–17).

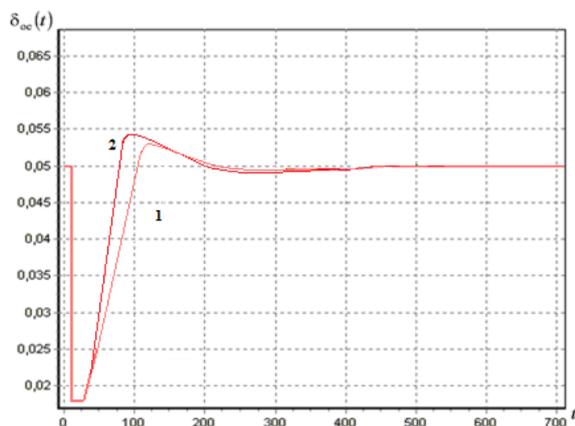


Рисунок 16 – Переходные функции системы по первому возмущению

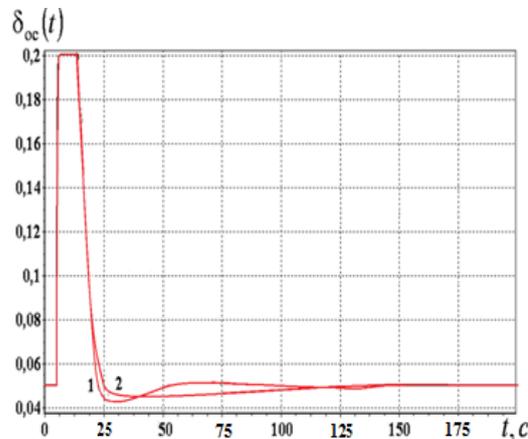


Рисунок 17 – Переходные функции системы по второму возмущению

По результатам параметрической оптимизации системы стабилизации толщины изоляции кабеля применение ИШИМ, имеющим в своем составе ИНС, позволяет снизить долю брака при критических значениях возмущений с 16 % до 7 % по сравнению с ИШИМ-регуляторами.

Также в данной главе рассматривается оптимизация параметров технологического процесса вулканизации резиновых изделий в автоклаве при электрическом нагреве. Данная система предложена Д.С. Киргиным, в ней для сокращения затрат энергии и улучшения качества термообработки резиновых изделий под избыточным давлением при использовании в качестве источник энергии теплоэнергонагревателей с применением энергосберегающего оборудования.

Основываясь на данной работе, предлагается структурная схема АСР (рисунок 18) с использованием нейрорегуляторов. На ней использованы следующие обозначения: $G_{P\delta}(p, \mathbf{W})$ – оператор ПИД-нейрорегулятора, регулирующего давление в автоклаве, $G_{PC}(p, \mathbf{W})$ – оператор ПИД-нейрорегулятора, регулирующего расход газа, \mathbf{W} – весовая матрица, $p = \frac{d}{dt}$ – оператор дифференцирования, $G_Q(p)$ – оператор, описывающий движение потоков газа в трубопроводных магистралях; Q – производительность трубопровода; $G_H(p)$ – оператор, описывающий нарастание давления внутри автоклава; H_3 – заданное давление газа; H_{oc} – давление газа в системе; u_δ – регулирующее воздействие по давлению; u_{pc} – управляющее воздействие по производительности; k – коэффициент преобразования производительности трубопровода в напряжении; ε_1 – ошибка системы по давлению; ε_2 – ошибка системы по производительности.

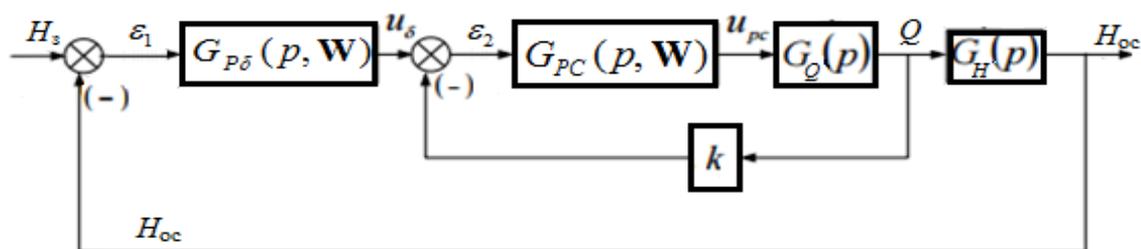


Рисунок 18 – Структурная схема АСР

Далее приведены результаты исследования качества процессов, протекающих в АСР при использовании: в первом случае ПИ-; во-втором ПИД-регуляторов; в третьем ПИД-нейрорегуляторов. Их анализ позволит дать соответствующие рекомендации для практики автоматического регулирования. Для проведения исследования на основе функциональной схемы АСР и модели в Matlab, предложенной Д.С. Киргиным, построены две дополнительные модели, осуществляющие стабилизацию с помощью ПИД-регуляторов и ПИД-нейрорегуляторов. Обобщенная схема их реализации представлена на рисунке 19.

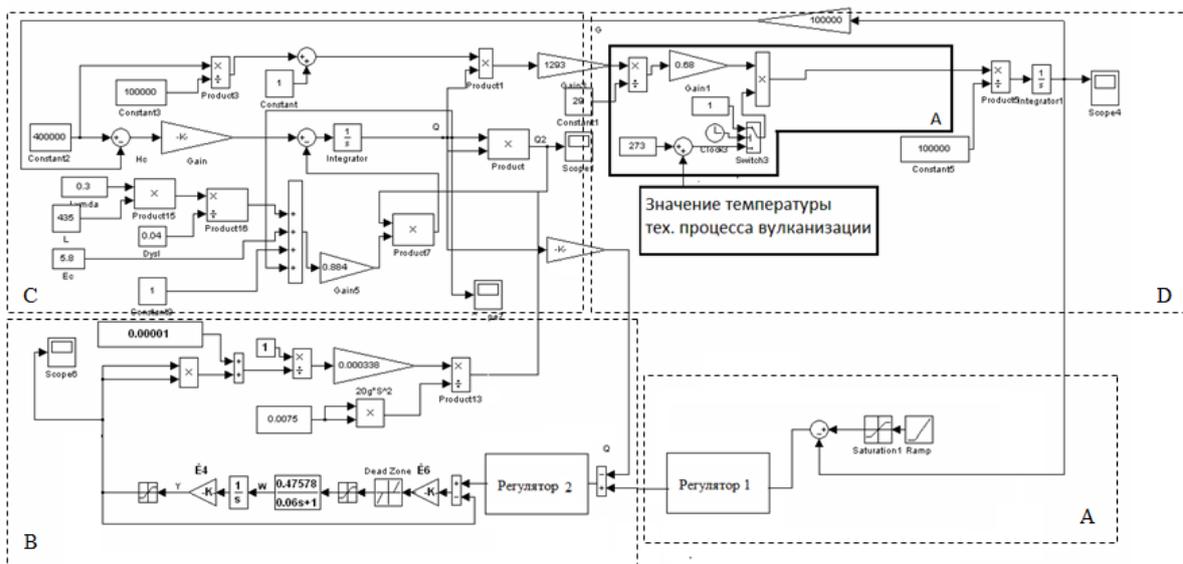


Рисунок 19 – Реализация математической модели АСР

На этом рисунке имеются следующие обозначения:

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 уравнения 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-, либо ПИД-регулятор, либо ПИД-нейрорегулятор.

Эксперименты проводились при линейном нарастании подаваемого давления до $P = 3,5 \text{ атм.}$, при этом температура внутри автоклава выходила на отметку $T_a = 143 \text{ }^\circ\text{C}$ за $t = 2100 \text{ с}$, что требовалось технологическим процессом для данной АСР.

По итогам работы алгоритма ОНС получены следующие переходные процессы (рисунок 20, *a* – квадратичный, *b* – модульный критерий). Под цифрой 1 обозначены результаты при регулировании ПИД-нейрорегулятором, 2 – ПИД-регулятором, и под 3 – ПИ-регулятором.

По результатам исследования, интегральному квадратичному критерию минимальное значение доставляет нейрорегулятор с логистической функцией, модульному – с шаговой функцией активации; при дискретной реализации нейрорегулятора квадратичному критерию – с функцией активации в виде гиперболического тангенса, модульному – с шаговой функцией активации.

Ввиду особенностей, накладываемых технологическим процессом, ПИД-нейрорегулятор, благодаря его достоинствам, в число которых входит высокая отказоустойчивость, следует рекомендовать для применения в данной системе, к тому же его применение позволило снизить долю брака с 18 % до 4 % по сравнению ПИ-регуляторами.

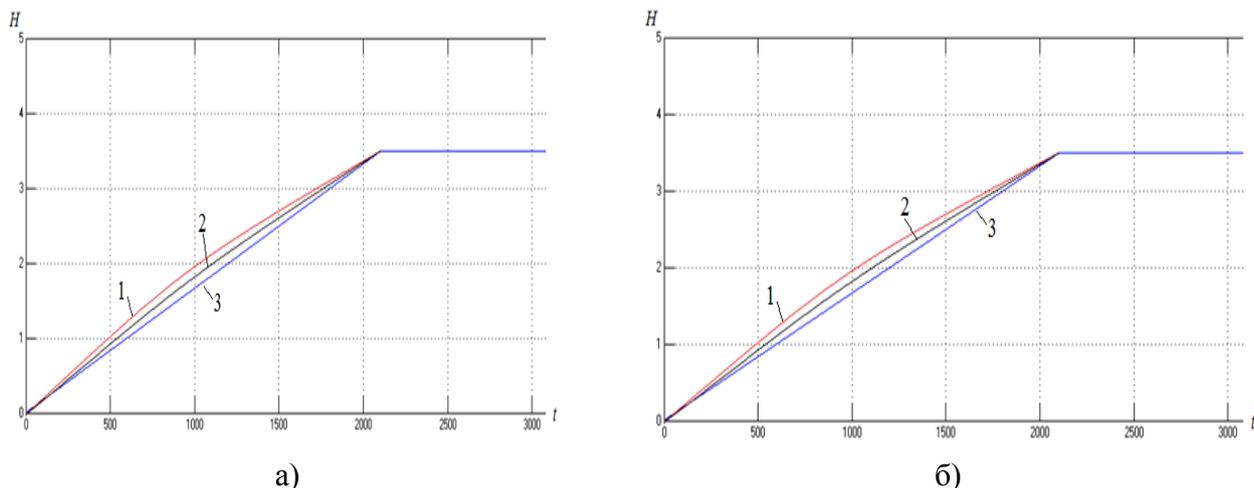


Рисунок 20 – Переходные процессы в автоклаве при электрическом нагреве

Далее рассматривается система электроснабжения с автономным резервным источником питания (СЭАРИП) переменным током, которая разработана С.Т. Булатовым и реализована в виде модели (рисунок 21) с помощью пакетов системы Matlab, имеющей в составе соответствующим образом настроенные ПИД-регуляторы.

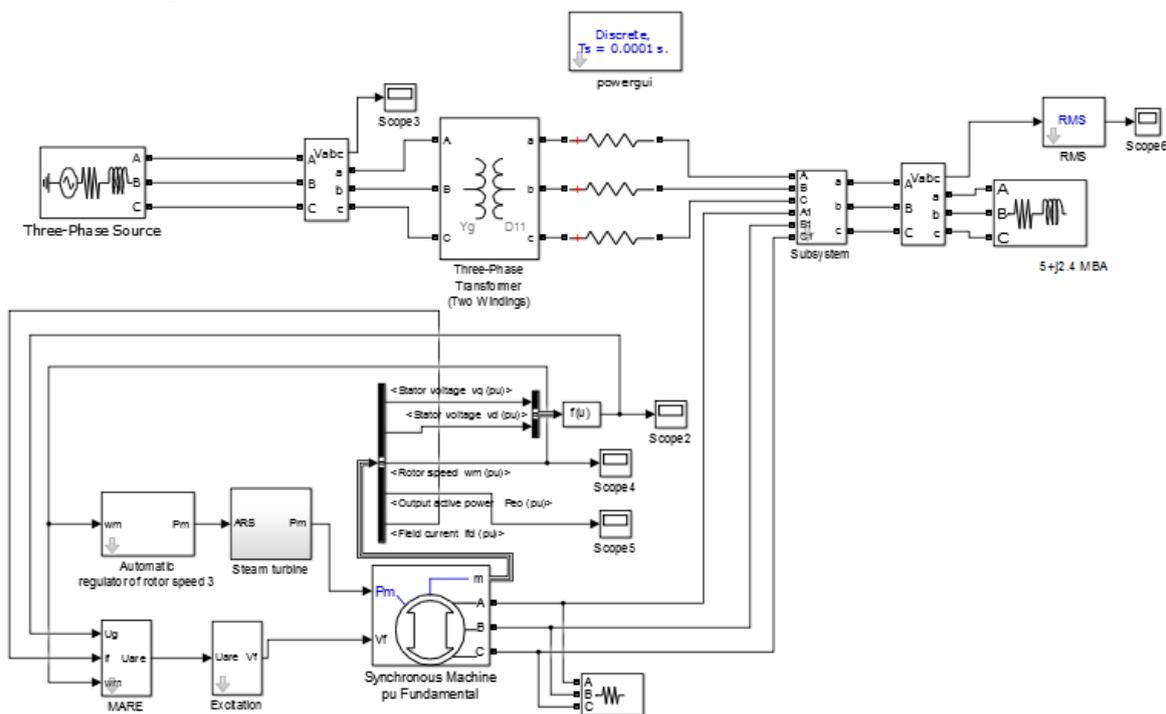


Рисунок 21 – Реализация модели СЭАРИП

Для данной системы поставлена задача заменить ПИД-регуляторы ПИД-нейрорегуляторами. Таким способом необходимо решить задачу их обучения, при этом они должны обеспечивать переходный процесс не хуже, чем имеющиеся ПИД-регуляторы. Таким образом, критерием оптимальности для этой системы служит отклонение от переходного процесса действующего напряжения U (рисунок 22), полученного при помощи ПИД-регуляторов (13) и взятого за эталон. Для большей наглядности дальнейшие графики представлены после соответствующей обработки в Matlab.

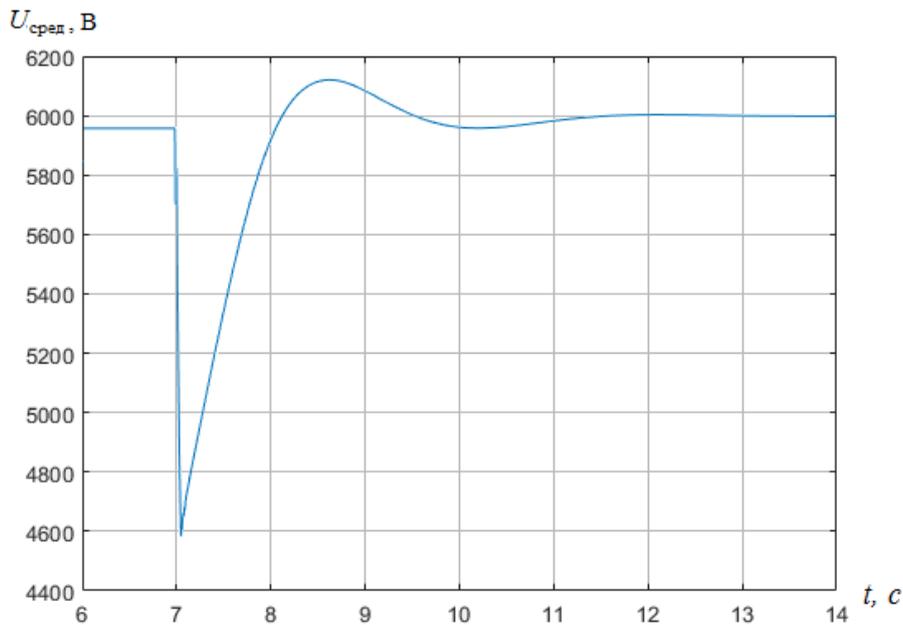


Рисунок 22 – Переходный процесс действующего напряжения

$$I(\mathbf{W}) = \int_0^{\infty} (U_{\text{эталон}} - U(\mathbf{W}, t))^2 dt. \quad (12)$$

Ввиду того, что в системе (рисунок 24) ПИД-регуляторы уже настроены, их вход и выход можно взять в качестве обучающего множества, что приводит к использованию для каждого ПИД-нейрорегулятора критерия:

$$I(\mathbf{W}) = \sum_k (\bar{\psi}(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) - \hat{\psi}(\mathbf{x}_k))^2. \quad (13)$$

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

По итогам проведенных экспериментов экстремум данному критерию обеспечивает функция активации в виде гиперболического тангенса.

Также для данной системы приведено сравнение алгоритма ОНС (обозначенного под буквой *а*) с алгоритмом, сформированным на основе метода обратного распространения ошибки (обозначенный под буквой *б*). Получены следующие результаты (рисунок 23).

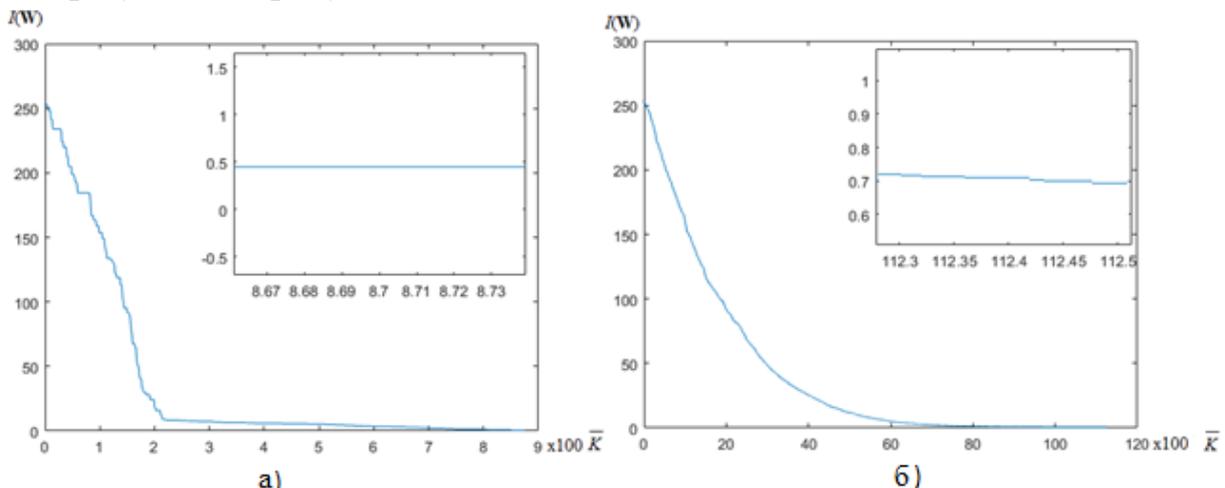


Рисунок 23 – Сравнение алгоритма обратного распространения ошибки и ОНС

Здесь \bar{K} – количество итераций алгоритма. Из представленного рисунка можно сделать вывод, что алгоритм ОНС требует меньшего количества итераций по сравнению с алгоритмом, построенным на основе метода обратного распространения ошибки.

Ввиду известных преимуществ ПИД-нейрегуляторов по сравнению с ПИД- регуляторами, в целях улучшения прямых показателей качества переходного процесса частоты вращения ротора генератора, решено провести дооптимизацию по следующему критерию.

$$I(W) = \varpi_{пер} \cdot \xi_1 + t_{pee} \cdot \xi_2; 0 < \xi_1 < 1; \xi_2 = 1 - \xi_1, \quad (14)$$

где $\varpi_{пер} = \frac{\varpi_{max}}{\varpi_{уст}}$ – величина перерегулирования частоты вращения ротора, t_{pee} – время регулирования, ξ_i – коэффициент важности, $i = 1,2$ (в данной работе $\xi_1 = \xi_2 = 0,5$).

По итогам дооптимизации указанной выше системы с ПИД-нейрорегуляторами, имеющими функцию активации в виде гиперболического тангенса, по критерию (14) получены следующие переходные процессы (рисунки 24–26, под буквой *a* – до оптимизации, под *б* – после).

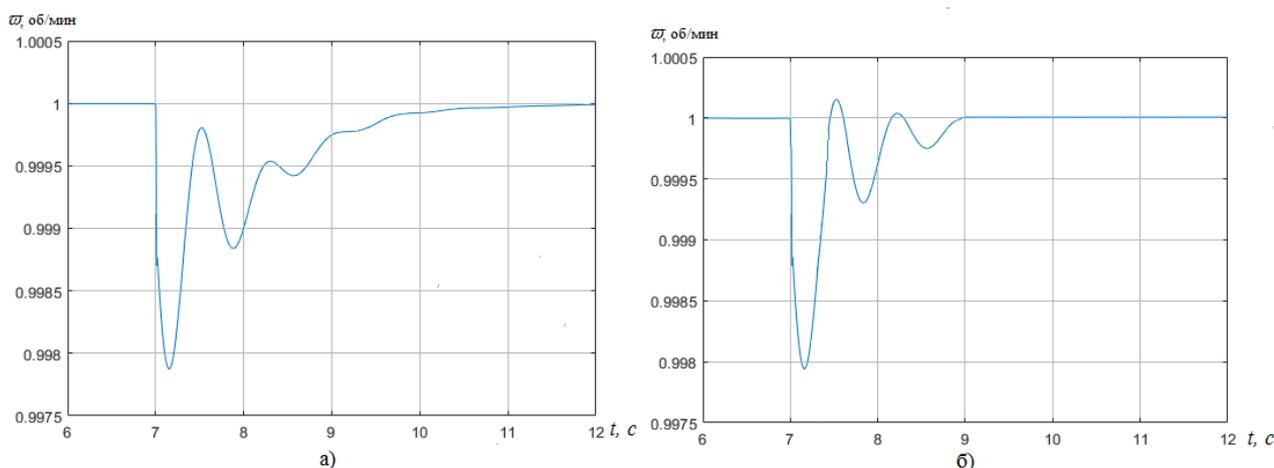


Рисунок 24 – Переходный процесс частоты вращения ротора генератора

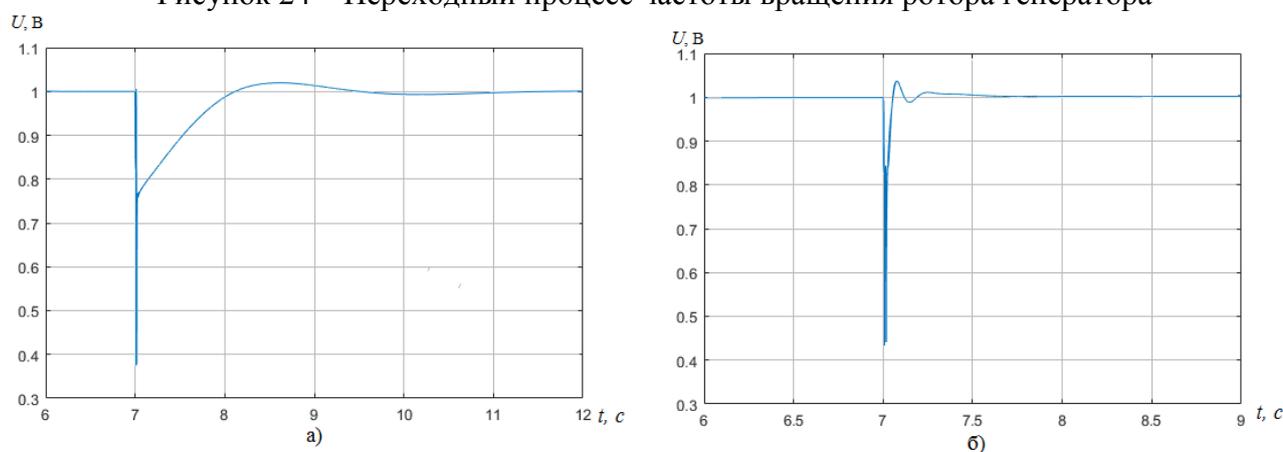


Рисунок 25 – Переходный процесс напряжения на выходе генератора

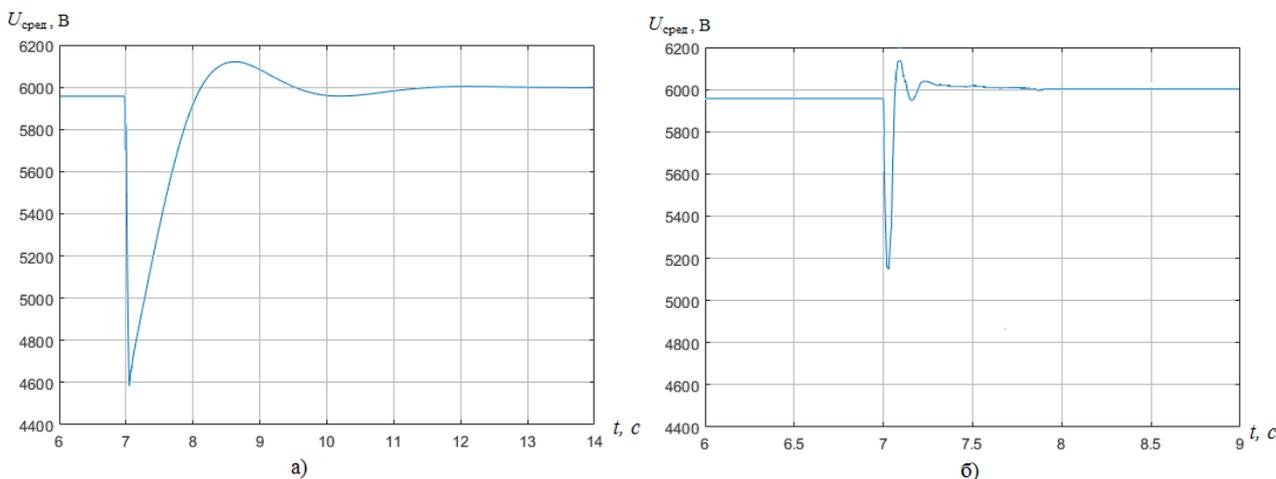


Рисунок 26 – Переходный процесс действующего напряжения

Из полученных результатов следует, что улучшение прямых показателей качества переходного процесса частоты вращения ротора генератора положительно влияет на такие же показатели переходного процесса действующего напряжения, подаваемого потребителю. Так, например, улучшение времени регулирования частоты вращения ротора в 1,5 раза уменьшает время регулирования действующего напряжения в 4 раза.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертационной работе получены теоретические и прикладные результаты, позволяющие решить научно-техническую задачу параметрической оптимизации автоматических систем, имеющих в своем составе ИНС, с помощью алгоритма ОНС. Проведенные исследования позволяют сделать вывод о работоспособности сформированных алгоритмов.

Основные результаты работы

1. Проанализированы методы обучения нейронной сети, 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.

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 управления 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 говорить о том, что поставленная цель достигнута.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

В изданиях, рекомендованных ВАК

1. **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.

2. **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.

3. **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.

4. **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.

5. **Игумнов, И.В.** Алгоритм параметрической оптимизации автоматических систем с ШИМ-элементом, имеющим в своем составе нейронную сеть / **И.В. Игумнов**, Н.Н. Куцкий // Мехатроника. Автоматизация. Управление. – М.: Новые технологии, 2017. – № 4. – С. 227–232.

6. Дунаев, М.П. Параметрическая оптимизация автоматической системы регулирования автоклава с двумя ПИД-нейрорегуляторами / М.П. Дунаев, **И.В. Игумнов**, Д.С. Киргин, Н.Н. Куцкий // Иркутск: Вестник ИрГТУ. – 2017. – № 4.– С. 67–72.

7. **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.

8. **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.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2015610389 от 12.01.15. Программа настройки искусственных нейронных сетей, реализующих ШИМ-элемент / **И.В. Игумнов**, Н.Н. Куцкий // Федеральная

служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. – 2015.

10. 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.

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

12. 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.

13. 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.

14. 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.

В других журналах и изданиях

15. **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.

16. **Игумнов, И.В.** Параметрическая оптимизация автоматической системы регулирования с дискретным ПИД-нейрорегулятором / И.В. Игумнов, Н.Н. Куцкий // Материалы науч.-метод. семинара. – Иркутск: Иркутский аграрный университет имени А.А. Ежевского (г. Иркутск, 2017 год). – С. 73–79.