

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М. Ф. Решетнева»

На правах рукописи

Милов Антон Владимирович

**УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССОМ ИНДУКЦИОННОЙ ПАЙКИ НА ОСНОВЕ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ**

2.3.3 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
кандидат технических наук,
доцент В. С. Тынченко

Красноярск – 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Анализ методов и средств управления индукционной пайкой	9
1.1 Методы производства волноводных трактов	9
1.2 Автоматизированные системы управления индукционной пайкой.....	16
1.3 Технологический процесс индукционной пайки волноводных трактов ...	21
1.4 Методы моделирования процесса индукционной пайки	26
Выводы по главе 1	43
2 Технология управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации.....	46
2.1 Описание технологии управления индукционной пайкой.....	46
2.2 Разработка моделей управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации	50
2.3 Определение наилучших структур искусственных нейронных сетей, используемых для решения поставленных задач	56
Выводы по главе 2	84
3 Практическая реализация технологии управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации	87
3.1 Используемые технологии.....	87
3.2 Проектирование программного модуля определения наилучшей структуры искусственных нейронных сетей	88
3.3 Проектирование программного модуля управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации.....	93
3.4 Верификация технологии интеллектуального управления процессом индукционной пайки	103
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	112
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	114
Приложение А	135
Приложение Б	139

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность. Технология индукционной пайки широко используется для создания неразъемных соединений при производстве различной продукции, например, при производстве волноводных трактов космических аппаратов [1].

Управление технологическим процессом индукционной пайки происходит в условиях неопределенности [2]. Условия неопределенности вызваны либо полным отсутствием информации о температуре нагрева элементов сборки изделия, либо недостаточной достоверностью данной информации, что делает контроль нагрева невозможным. Недостоверность информации о температуре нагрева элементов сборки, как правило, вызвана наличием погрешностей средств измерения, например, при использовании бесконтактных датчиков измерения температуры.

Интеллектуальные методы обработки информации широко используются для решения различных задач в условиях неопределенности [2]. Использование интеллектуальных методов позволяет проводить оценку достоверности, получаемой из зоны нагрева информации, оценивать погрешности средств измерения и формировать адекватное управление технологическим процессом с целью повышения его точности и повторяемости [3].

Таким образом, можно утверждать, что разработка технологии управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации является **актуальной научно-технической задачей**.

Степень разработанности темы. В основе технологии индукционного нагрева лежат такие физические явления, как [4]: электромагнитная индукция, закон Джоуля-Ленца, а также поверхностный эффект.

Воздействие энергии электромагнитного поля позволяет осуществлять бесконтактный нагрев различных проводящих материалов. В. П. Вологдин и М. Г. Лозинский заложили основы применения индукционного нагрева в отечественном машиностроении в первой половине XX века [5]. Многие российские предприятия занимались решением задач, связанных с технологией индукционного нагрева, а также с ее конкретными реализациями. К таким предприятиям можно отнести: ВНИИТВЧ-ЭСТЭЛ (г. С.-Петербург), НКТБ «Вихрь», НПП «Курай», НПО

«Параллель» (г. Уфа), АО «ЦКБ «Геофизика» (г. Красноярск), ООО «ЭКОМ» (г. Красноярск).

Некоторые существующие технологии [6, 7] имеют общий недостаток – отсутствие либо высокая сложность контроля температуры нагрева. Отсутствие контроля температуры говорит о невозможности контроля расплавления припоя и протекания ему между соединяемыми элементами изделия. Пусконаладочные работы таких способов производства связаны с высокими материальными затратами, т. к. требуется пайка пробных образцов для отработки технологических параметров процесса.

Устройство, представленное в работе [8], останавливает процесс нагрева изделия с использованием релейного исполнительного устройства при достижении температуры плавления припоя, оцениваемой с помощью оптического датчика. Однако, такой подход к управлению не обеспечивает стабильного качества изделия. Другой подход и его реализация представлены в работах [9, 10]. Авторы данных работ предлагают для снижения разности температур элементов паяемого изделия измерять среднюю температуру участков заготовки, а затем пропорционально разнице температур изменять мощность нагрева. Предложенный способ пайки обладает низкой точностью измерений, что негативно сказывается на качестве выпускаемых изделий.

Все чаще для решения существующих проблем индукционной пайки используют различные методы математического моделирования. В работе [11] представлены методы оптимизации индукционного нагрева, базирующиеся на разработанных авторами математических моделях. Применение градиентных методов оптимизации технологического процесса на основе индукционного нагрева представлено в работе [12]. Численное моделирование основных параметров индукционного нагрева представлено в работе [13]. Метод конечных элементов был использован авторам работы [14] для анализа процесса индукционного нагрева. В целом, методы математического моделирования широко используются многими группами ученых для анализа и решения проблем, связанных с индукционным нагревом [15 – 19].

В то же время, несмотря на имеющиеся научно-технические решения, вопрос использования интеллектуальных методов для управления ТП ИП проработан недостаточно. В частности, существует ряд работ, в которых представлен производственный метод описания, анализа и синтеза автоматических регуляторов на примере управления ТП ИП, однако данный подход не позволяет производить управление ТП ИП в условиях неполной или отсутствующей информации о температуре нагрева изделия [2].

Объектом исследования диссертации является технологический процесс индукционной пайки. **Предметом исследования диссертации** является применение интеллектуальных методов обработки информации для управления технологическим процессом индукционной пайки.

Цель диссертационной работы состоит в повышении качества управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов посредством внедрения технологии управления на основе интеллектуальных методов обработки информации.

Сформулированная цель предопределила следующую совокупность решаемых задач:

1. Анализ методов и средств управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов, а также методов его моделирования.
2. Разработка технологии интеллектуального управления процессом индукционной пайки волноводных трактов, позволяющей [20]: повысить достоверность информации о технологическом процессе, повысить повторяемость технологического процесса, повысить стабильность работы системы управления.
3. Практическая реализация интеллектуального подхода к управлению процессом индукционной пайки волноводных трактов.
4. Проверка работоспособности программного обеспечения.

Методы исследования. Для решения задач научного исследования используются подходы, разработанные в рамках теории и практики системного анализа, машинного обучения, теории оптимизации и автоматического управления, а также методика создания прикладных интеллектуальных систем.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Разработан новый метод определения и коррекции погрешностей дистанционных средств измерения температуры в процессе индукционной пайки, отличающийся от известных использованием искусственных нейронных сетей, позволяющий повысить качество управления процессом индукционной пайки посредством снижения влияния погрешностей измерения пирометрических датчиков.

2. Разработан новый метод управления индукционной пайкой, основанный на моделировании показаний пирометрических датчиков средствами искусственных нейронных сетей, позволяющий повысить живучесть автоматизированной системы управления и успешно довести до конца процесс индукционной пайки с требуемым качеством в условиях неполной или недостоверной информации о температуре паяемых соединений.

3. Разработан новый алгоритм управления индукционной пайкой, основанный на использовании искусственных нейронных сетей, позволяющий успешно довести до конца управление индукционной пайкой с требуемым качеством в условиях потери информации с пирометрических датчиков.

Теоретическая значимость работы заключается в исследовании и развитии подхода к управлению технологическим процессом индукционной пайки с помощью интеллектуальных методов обработки информации.

Практическая значимость. Разработана программная система, реализующая управление технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов на основе интеллектуальных методов обработки информации. Работа выполнена в рамках Гранта Президента РФ для государственной поддержки молодых российских ученых № МК-6356.2018.8 от 17.01.2018 по теме «Интеллектуализация технологических процессов формирования неразъемных соединений на предприятиях ракетно-космической отрасли», а также в рамках внутреннего гранта СибГУ им. М.Ф. Решетнева на выполнение НИР по перспективным научным направлениям среди аспирантов и

молодых ученых №02 (Приказ по СибГУ им. М.Ф. Решетнева от 06.04.2020 г. № 681) по теме «Математическое и программное обеспечение процесса индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов». Разработанная система может использоваться на предприятиях ракетно-космической отрасли, таких как АО «Информационные спутниковые системы им. М. Ф. Решетнева», АО «Красноярский машиностроительные завод», АО «Научно-производственное предприятие Радиосвязь». Получен акт о внедрении научных и практических результатов на АО «Информационные спутниковые системы им. М. Ф. Решетнева».

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Новый метод определения и коррекции погрешностей дистанционных средств измерения температуры в процессе индукционной пайки позволяет повысить качество управления технологическим процессом пайки посредством снижения влияния погрешностей измерений пирометрических датчиков.
2. Новый метод управления индукционной пайкой позволяет завершить индукционную пайку волноводных трактов космических аппаратов с требуемым качеством в условиях неполной или недостоверной информации о температуре паяемых соединений.
3. Новый интеллектуальный алгоритм управления индукционной пайкой позволяет успешно довести до конца управление индукционной пайкой волноводных трактов космических аппаратов с требуемым качеством в условиях потери информации с пирометрических датчиков.
4. Разработанная программная система позволяет повысить качество управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов в условиях неполной, либо недостоверной информации с пирометрических датчиков о температуре спаиваемых элементов изделия.

Апробация работы. Процесс разработки и результаты, представленные в диссертации, докладывались и обсуждались на научных конференциях различного уровня: международная конференция по информационным технологии в бизнесе и

производстве ITVI-2018 (г. Томск, 2018); международная мультидисциплинарная конференция по промышленному инжинирингу и современным технологиям FarEastCon-2018 (г. Владивосток, 2018); международная мультидисциплинарная геоконференция SGEM-2018 (г. София, Болгария, 2018); международная научно-техническая конференция «Пром-Инжиниринг» ICIE-2019 (г. Сочи, 2019); международная научно-техническая конференция «Автоматизация» RusAutoCon-2019 (г. Сочи, 2019); международная научная конференция «Прикладная физика, информационные технологии и инжиниринг» AriTech-2019 (г. Красноярск, 2019); международная конференция «Вычислительные методы в системах и программном обеспечении» CoMeSySo-2020 (г. Злин, Чехия, 2020); международная онлайн конференция по компьютерным наукам CSOC-2020 (г. Злин, Чехия, 2020); международная конференция «Модернизация, Инновации, Прогресс: Передовые технологии в материаловедении, машиностроении и автоматизации» MIP:Engineering-2020 (г. Красноярск, 2020); международная научно-практическая конференция «Решетневские чтения» (г. Красноярск, 2016, 2018, 2019); международный семинар по метрологии для индустрии 4.0 и интернета вещей IEEE MetroInd4.0&IoT 2021 (г. Рим, Италия, 2021).

Публикации. По теме данной работы опубликовано 28 печатных работ, среди которых 11 статей в научных изданиях, входящих в Перечень ВАК, а также 17 работ в изданиях из международных систем цитирования Web of Science и Scopus. Также имеются 4 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ (приложение А), а также акт о внедрении научных и практических результатов (приложение Б).

Структура работы. Работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка литературы из 192 наименований и приложений. Текст работы изложен на 134 страницах, включая 61 рисунок и 9 таблиц.

1 Анализ методов и средств управления индукционной пайкой

1.1 Методы производства волноводных трактов

Система волноводных трактов в составе космического летательного аппарата необходима для передачи сигналов с целью обеспечения функционирования космического аппарата и его бортовых систем в соответствии с заданной программой. [31] На рисунке 1.1 представлены примеры волноводных трактов разных конфигураций производства АО «ИСС».



Рисунок 1.1 – Примеры волноводных трактов разных конфигураций

Типовое звено волноводного тракта обычно состоит из таких элементов, как труба и фланец либо муфта с обоих концов звена.

Особые требования предъявляются к внутренним поверхностям волноводного тракта, т. к. их качество напрямую влияет на качество передаваемого сигнала. Классифицировать волноводные тракты можно по нескольким признакам. Один из этих признаков – форма поперечного сечения элементов сборки волноводного тракта:

1. Прямоугольное сечение.
2. Круглое сечение.
3. Эллиптическое.

Еще один признак, по которому можно классифицировать волноводные тракты – конструкция стенок:

1. Жесткие прямые стенки.
2. Жесткие изогнутые стенки.
3. Гибкие стенки.

На практике чаще всего для производства волноводных трактов используются стандартные трубы прямоугольного либо круглого сечения.

Сами элементы сборки волноводного тракта изготавливаются чаще всего из таких материалов как латунь, алюминий и медь. Часто используется латунь марок: ЛС-50, Л-62, Л-96. Наиболее часто используемые марки алюминия и его сплавов: А-00, А-Л, АМг-6. Медь марок М-1, М-3 также широко используется в производстве. У каждого из используемых материалов имеются свои плюсы. Однако, у волноводных трактов из сплавов алюминия есть ключевые плюсы, делающие их наиболее подходящими для использования в составе космического аппарата. К этим ключевым плюсам можно отнести:

1. Низкую массу составных элементов сборки волноводного тракта по сравнению с аналогами из латунных и медных деталей.
2. Более простую технологию изготовления по сравнению с изготовлением волноводных трактов из латунных и медных деталей.

Для соединения элементов сборки волноводного тракта можно использовать технологические процессы на основе:

1. Аргонодуговой сварки.
2. Электронно-лучевой сварки.
3. Пайки в солевой ванне.
4. Индукционной пайки.

В таблице 1.1 сведены все достоинства и недостатки вышеуказанных методов.

Таблица 1.1 – Достоинства и недостатки методов производства волноводных трактов

Метод	Достоинства	Недостатки
Аргонодуговая сварка	<ol style="list-style-type: none"> 1. Надежное соединение благодаря защищенности рабочей области. 2. Высокая скорость. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Сложное оборудование. 2. Высокие требования к квалификации 3. Наличие сварного шва.
Электронно-лучевая сварка	<ol style="list-style-type: none"> 1. Небольшой объем вводимой теплоты по сравнению с дуговой сваркой. 2. Высокая концентрация ввода тепловой энергии в материал. 3. Высокое качество при сварке химически активных металлов. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Временные затраты на создание вакуума в рабочей области. 2. Сложность сварки материалов с высокой теплопроводностью. 3. Наличие сварного шва.
Пайка в солевой ванне	<ol style="list-style-type: none"> 1. Высокая скорость нагрева. 2. Возможность обработки сразу нескольких сборок 3. Защите изделий от окисления в процессе нагрева и остывания. 4. Отсутствие сварного шва. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Высокий удельный расход энергии. 2. Высоких расход таких комплектующих, как соли. 3. Тяжелые условия труда из-за испарений.

Продолжение таблицы 1.1

Индукционная пайка	<ol style="list-style-type: none"> 1. Меньшая деформация изделий вследствие зонального нагрева изделия. 2. Высокая скорость нагрева. 3. Высокая производительность процесса, обусловленная концентрацией мощности в малом объеме. 4. Процесс легко автоматизировать. 5. Дешевизна технологического процесса. 6. Меньше количество вредных производственных факторов. 7. Отсутствие сварного шва. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Высокая стоимость оборудования. 2. Высокая сложность первоначальной настройки. 3. Особенности бесконтактного измерения температуры.
--------------------	---	--

По совокупности достоинств и недостатков, представленных в таблице 1.1, можно сделать вывод, что наиболее предпочтительным методом создания неразъемных соединений при производстве волноводных трактов является метод на основе индукционной пайки.

Способ создания неразъемных соединений с использованием индукционной пайки позволяет быстро и качественно производить соединение деталей с проникновением припоя по всей области соединения. Шва при этом не образуется, что положительно сказывается на качестве выпускаемых изделий.

Технология индукционной пайки. Установки индукционного нагрева функционируют на основе явления поглощения электромагнитной энергии индукции проводящим металлическим телом, помещённым в переменное электромагнитное поле индуктора. На рисунке 1.2 представлена одна из возможных схем индукционного нагрева.

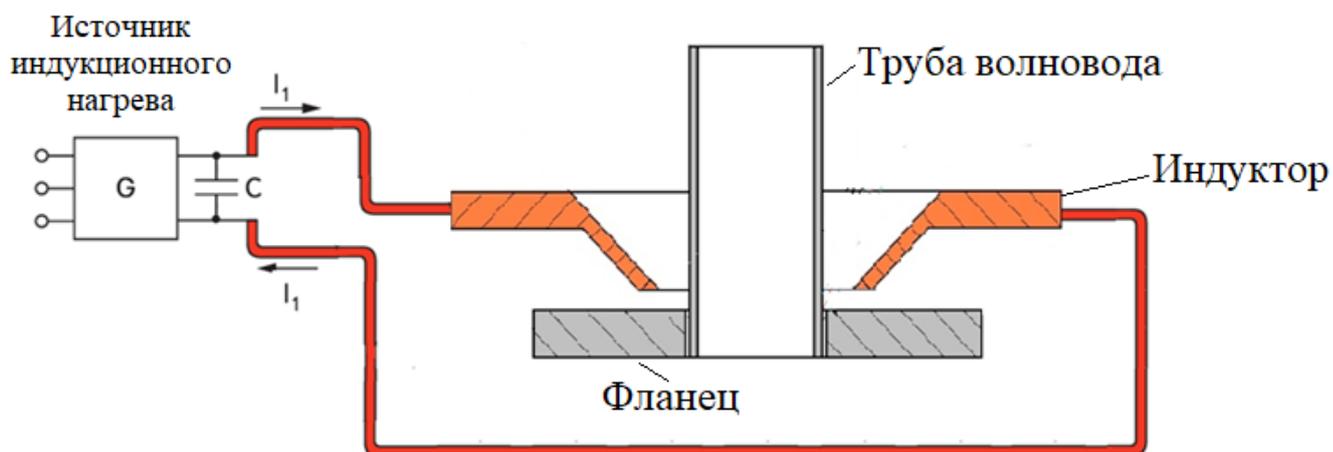


Рисунок 1.2 – Схема индукционного нагрева

Как видно из рисунка с помощью генератора G в индукторе происходит наводка токов I_1 с различными частотами. Из-за наводки токов вокруг индуктора возникает электромагнитное поле. Возникшее электромагнитное поле наводит вихревые токи в заготовке, тем самым разогревая её.

Также необходимо заметить, что установке индукционного нагрева необходима система активного охлаждения, т. к. в процессе работы происходит нагрев не только заготовки изделия, но и самого индуктора. Охлаждение, как правило, используется жидкостное. Индукторы чаще всего представляют собой медные трубки, по которым циркулирует вода для охлаждения. Во избежание короткого замыкания в системе обеспечивается зазор между индуктором и заготовкой.

Исходя из закона электромагнитной индукции Фарадея в электропроводном теле, которое движется с заданной скоростью по направлению оси абсцисс через

магнитное поле, характеризующееся магнитным потоком Φ , возникает индуцированное напряжение (\mathcal{E}) согласно формуле (1.1):

$$\varepsilon_i = -\frac{d\Phi}{dt}, \quad (1.1)$$

где: dt – временной отрезок, за который изменяется магнитный поток.

Под действием индуцированного напряжения в токопроводящем теле наводятся вихревые токи, генерирующие электрическую мощность нагрева (P_i) по формуле (1.2), согласно закону Джоуля-Ленца [4, 21]:

$$P_i = \rho \cdot S^2, \quad (1.2)$$

где ρ – электрическое сопротивление материала; S – плотность тока.

Согласно поверхностному эффекту, вихревые токи, вызванные изменением магнитного потока Φ , расположены в основном в поверхностном слое, а не равномерно по всему сечению токопроводящего тела. Плотность вихревых токов внутри токопроводящего тела при этом подчиняется следующему выражению (1.3) [22]:

$$S_x = S_0 \cdot \exp\left(\frac{-x}{\delta}\right), \quad (1.3)$$

где S_0 – плотность вихревого тока на поверхности; δ - глубина проникновения вихревого тока. [4]

Исходя из формул (1.2) и (1.3) формула распределения мощности нагрева по толщине представляет собой выражение (1.4):

$$P_i = P_{i0} \cdot \exp\left(\frac{-2x}{\delta}\right), \quad (1.4)$$

где P_{i0} - мощность нагрева на поверхности токопроводящего тела; δ - глубина проникновения вихревого тока.

Исходя из выражения (1.4) оценивается, что до 86% мощности нагрева сосредотачивается в поверхностном слое токопроводящего тела толщиной δ .

Глубина проникновения тока может быть рассчитана по формуле (1.5):

$$\delta = \sqrt{\frac{\rho}{\pi}} \cdot f \cdot \mu_0 \cdot \mu, \quad (1.5)$$

где ρ – удельное электрическое сопротивление нагреваемого материала; f – частота тока; μ_0 – магнитная постоянная поля; μ – магнитная проницаемость. [4]

Расчёт мощности, выделяемой в изделии при индукционном нагреве, представляет собой сложную задачу. Однако, для решения большинства практических задач ее можно оценить по следующей формуле (1.6):

$$P = H^2 \cdot S_n \cdot \frac{K}{\delta}, \quad (1.6)$$

где H – значение напряженности магнитного поля; S_n – площадь пятна нагрева; K – коэффициент передачи, который зависит от массово-габаритных характеристик нагреваемого изделия.

Объектом исследования в рамках данной работы выступает технологический процесс индукционной пайки волноводных трактов, представленный на рисунке 1.3.

Управление технологическим процессом индукционной пайки сопряжено с некоторыми сложностями. На этапе основного нагрева (этап II на рисунке 1.3) происходят такие явления, как расплавление и испарение флюса, а также в конце этапа происходит расплавление и протекание припоя.

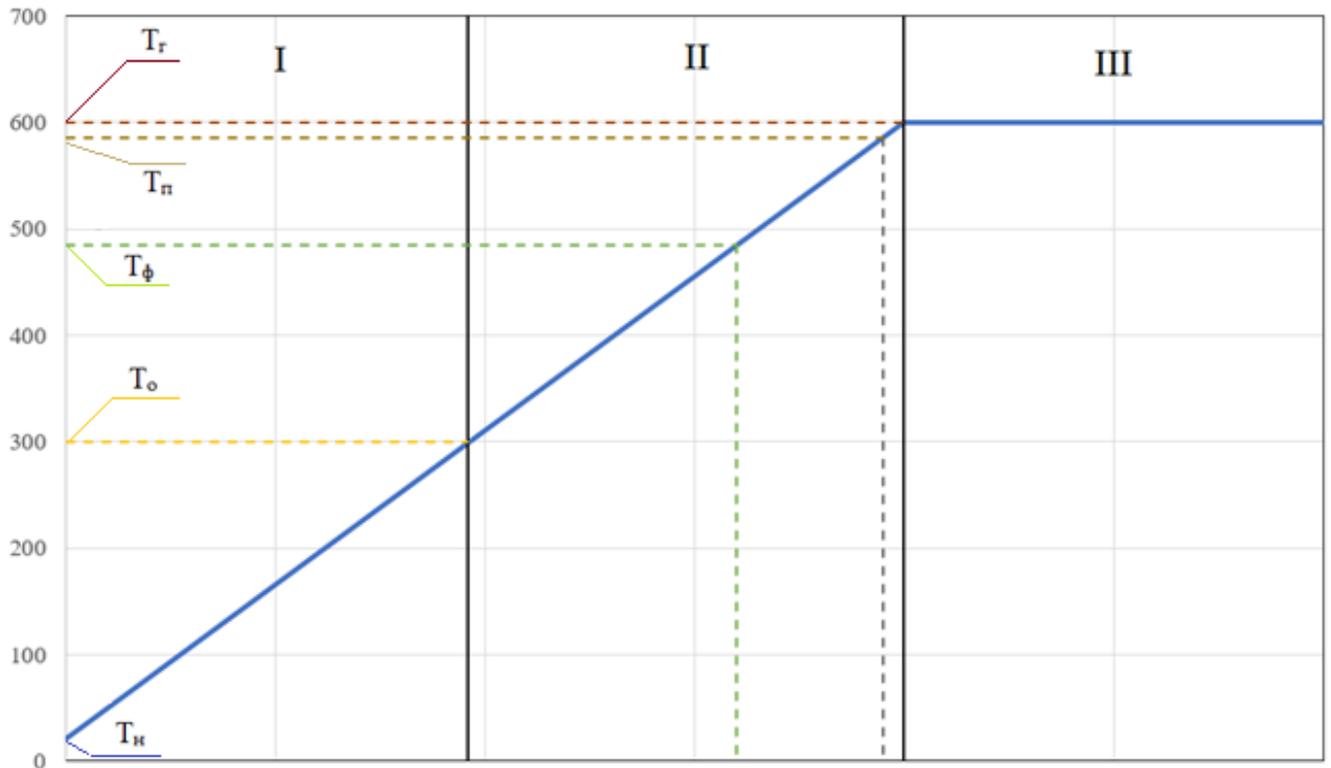


Рисунок 1.3 – Общий вид технологического процесса индукционной пайки, где:
 T_n – начальная температура нагрева заготовки, T_o – температура начала этапа основного нагрева, T_ϕ – температура плавления флюса, T_p – температура плавления припоя, T_r – температура формирования галтели, I – этап предварительного нагрева изделия, II – этап основного нагрева изделия, III – этап стабилизации

Вследствие этих явление происходит резкое перераспределение тепловой энергии, что вызывает перерегулирование на этапе стабилизации (этап III на рисунке 1.3).

После получения основных сведений о физических явлениях, лежащих в основе индукционной пайки, необходимо произвести обзор средств автоматизации такого процесса.

1.2 Автоматизированные системы управления индукционной пайкой

Вопросами автоматизации управления технологическими процессами на основе [4] индукционного нагрева занимается множество научных и производственных коллективов в России и за рубежом.

Например, в работе [23] представлены способ и оборудование для одновременной индукционной пайки нескольких деталей сложной формы. На рисунке 1.4 [24] представлена схема разработанной установки.

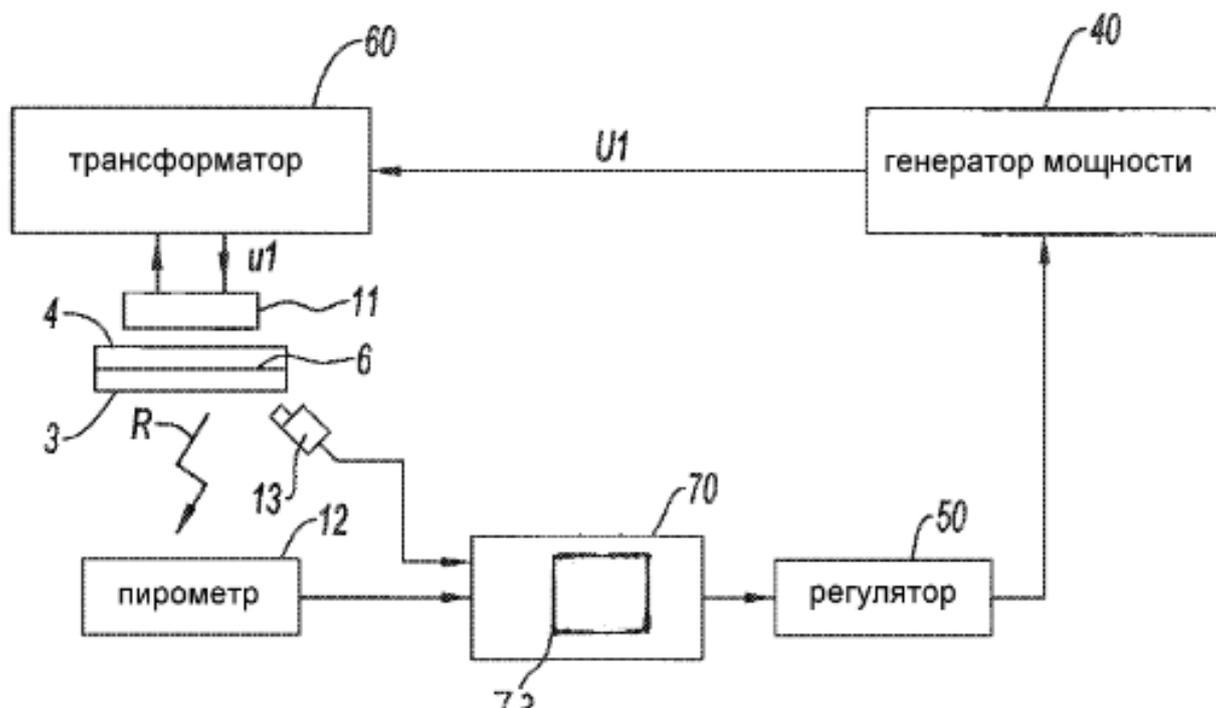


Рисунок 1.4 – Схема установки, где 40 – генератор мощности, U_1 - заданное напряжение, 60 – трансформатор, 3, 4 – спаиваемые детали, 11 – индуктор, 12 – пирометр, 50 – регулятор, 13 – инфракрасная камера, 6 – припой, R-излучение, 70 – блок обработки данных.

Научно-производственное предприятие «ЭЛТЕРМ-С» разработало ряд установок индукционного нагрева различного целевого назначения. На рисунке 1.5 [24] представлена установка ЭЛТЕРМ-С УИНТ-50-2,4, предназначенная для:

1. Термической обработки сварных швов при производстве трубопроводов.
2. Предварительного нагрева элементов сборки перед сварочными работами.
3. Термической обработки прямолинейных сварных швов.



Рисунок 1.5 – Внешний вид установки ЭЛТЕРМ-С УИИТ-50-2,4

Авторы работы [25] представили установку для автоматизированной пайки и термической обработки изделий ЭКУ-2П (рисунок 1.6).

Индукторы для монтажной пайки в электронике представлены в работе [26]. Использование предложенных индукторов особенно эффективно при пайке малогабаритных деталей.

Установка индукционного нагрева ФТИ 3.148.1 представлена в работе [27]. В основе данной системы лежит программируемый логический контроллер (ПЛК) Siemens S7-1200 и панель оператора Weintek MT8102iE.

В работе [28] представлена установка индукционной пайки, схема которой показана на рисунке 1.7 [28].

Авторами работ [29 – 33] представлены технология, оборудование и программное обеспечение для управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических летательных аппаратов.



Рисунок 1.6 – Внешний вид опытного образца установки ЭКУ-2П

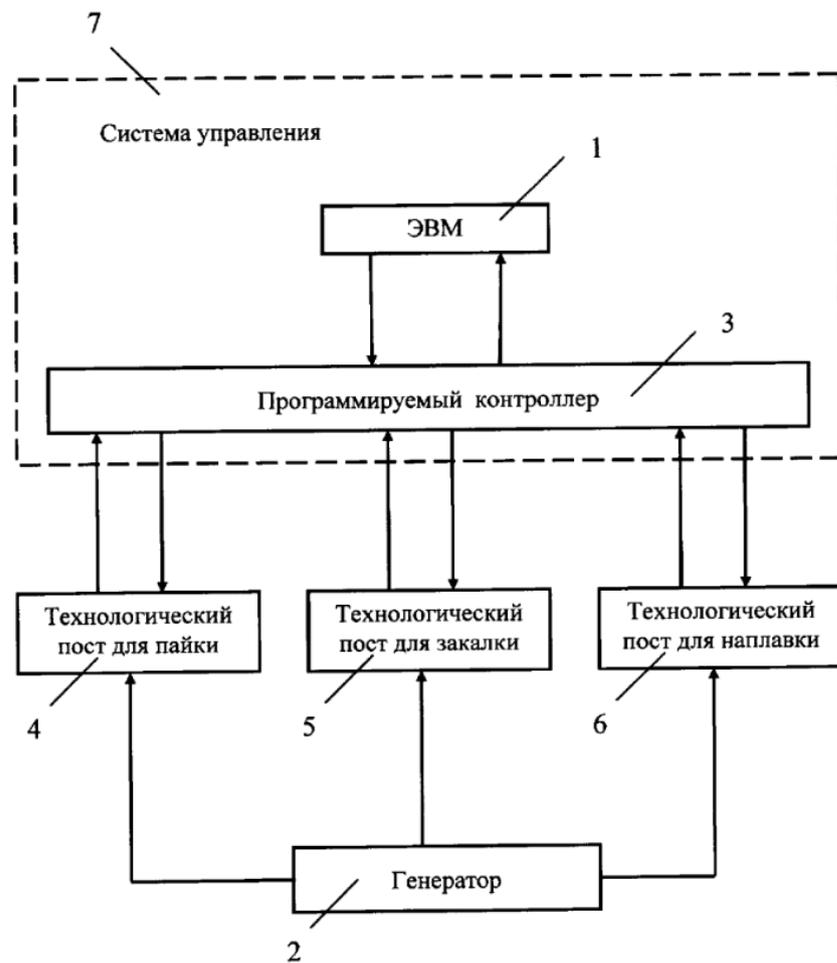


Рисунок 1.7 – Схема установки индукционной пайки

В патенте под номером 2119415, относящемся к монтажной индукционной пайке титановых трубопроводов, предлагается заменить инертный газ, подаваемый в камеру индуктора, титановой стружкой. Кроме того, в данном способе пайки титанового трубопровода рекомендуют использовать разъемную камеру, выполненную из термостойкого диэлектрического материала (асбоцемента), поскольку в ней отсутствуют штуцера для подвода инертного газа [34].

На предприятии ОАО «ЦКБ «Геофизика»» был разработан комплекс индукционных технологический КИТ-25, внешний вид которого представлен на рисунке 1.8 [35].



Рисунок 1.8 – Комплекс индукционных технологический КИТ-25

Установка КИТ-25 предназначена для широкого круга технологических операций, связанных с индукционным нагревом, в том числе для индукционной пайки.

Наибольшую сложность при автоматизированном управлении индукционной пайкой ВТКА представляет первоначальная настройка параметров технологического процесса. В подавляющем большинстве конкретных автоматизированных систем подбор параметров технологического процесса носит эмпирический характер. Первоначальная настройка параметров требует

осуществления индукционной пайки тестовых образцов. При смене типоразмеров элементов сборки волноводного тракта необходимо заново проводить настройку параметров технологического процесса.

1.3 Технологический процесс индукционной пайки волноводных трактов

Объектом управления в рамках данной работы выступает технологический процесс индукционной пайки волноводных трактов. На рисунке 1.9 представлена общая схема процесса управления индукционной пайкой с двумя контурами управления. [166][169][171]

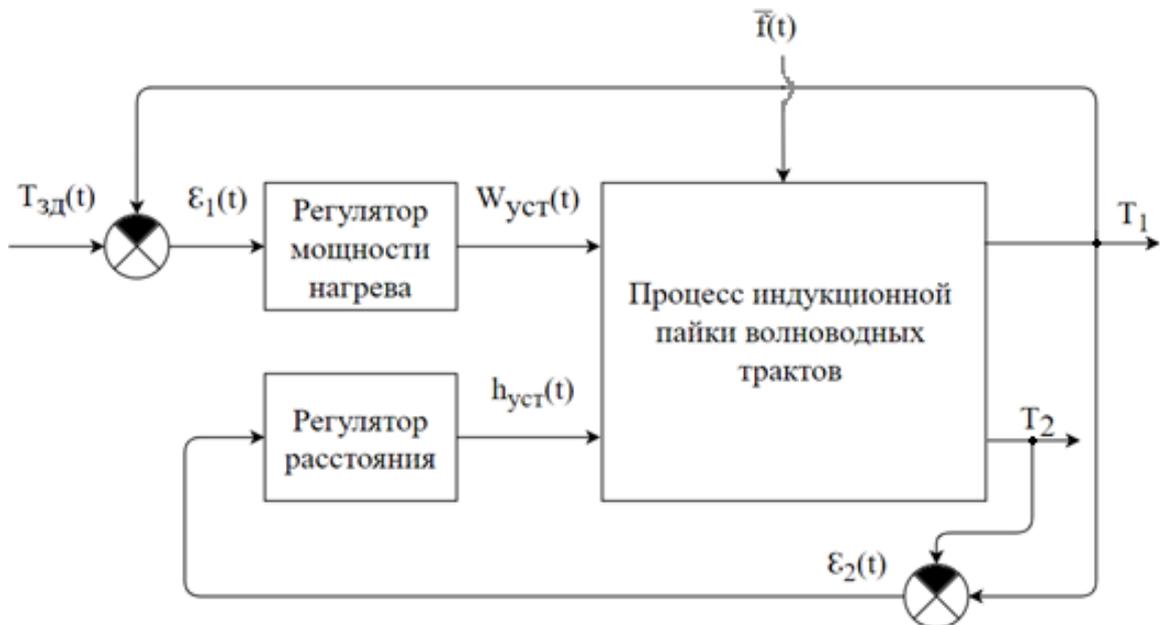


Рисунок 1.9 – Структурная схема процесса управления индукционной пайкой волноводных трактов, где: $T_{зд}(t)$ – программа нагрева изделия (задает температуру процесса в каждый момент времени); $\varepsilon_1(t)$ – расхождение температуры фланца/муфты изделия с программой нагрева; $\varepsilon_2(t)$ – расхождение температур спаиваемых элементов; $W_{уст}(t)$ – уставка мощности, подаваемая на индукционный генератор для управления интенсивностью нагрева; $h_{уст}(t)$ – уставка расстояния от фланца/муфты до окна индуктора, подаваемая на сервопривод для изменения распределения магнитного поля между элементами спаиваемого изделия; T_1 – температура нагрева фланца/муфты; T_2 – температура нагрева волноводной трубы; $\vec{f}(t)$ – вектор возмущающих воздействий, оказывающих влияние на течение процесса ИП

Управление индукционным нагревом волновода осуществляется по двум контурам: контуру регулирования уставки мощности генератора индукционного нагрева и контуру регулирования положения сборки ВТКА относительно окна индуктора.

Канал управления положением сборки ВТКА состоит из электромеханического привода, соединенного со сборкой ВТКА. С использованием промышленного компьютера по информации о положении сборки ВТКА в окне индуктора осуществляется формирование управляющего воздействия. Управляющее воздействие передается через интерфейсную плату на электромеханический привод.

Канал управления уставкой мощности состоит из генератора индукционного нагрева и согласующего устройства. Сигнал, управляющий мощностью генератора индукционного нагрева, подается с промышленного компьютера через интерфейсную плату на генератор. Согласующее устройство обеспечивает передачу энергии от генератора на индуктор, осуществляя индукционный нагрев сборки ВТКА.

Для сбора оперативной информации о технологическом процессе используются бесконтактные датчики измерения температуры – пирометры. Их использование обосновывается тем, что использование контактных датчиков невозможно из-за высоких требований к качеству поверхности изделия. Контактные способы измерения температуры подразумевают повреждения выпускаемой продукции, так как при данном способе измерения температуры необходимо производить инвазивное соединение термопары с поверхностью спаиваемого изделия. [2]

Именно с использованием бесконтактных датчиков связано влияние на качество управления внешних негативных факторов, а именно [105]:

1. Изменение излучательной способности материала спаиваемых элементов сборки ВТКА из-за расплавления флюса, расплавления припоя либо окисления поверхности оказывает негативное влияние на качество измерений.

2. Вследствие особенностей высокотемпературных пирометрических датчиков диапазон их измерений начинается с 300 °С. Технологическим процессом не предусмотрен обязательный контроль нагрева изделия на этапе предварительного нагрева (этап I на рисунке 1.3), однако контроль нагрева изделия

на данном этапе может позволить снизить разницу нагрева элементов сборки к началу этапа основного нагрева (этап II на рисунке 1.3).

3. Электромагнитные помехи, нарушающие конфигурацию электромагнитного поля вокруг индуктора. Нарушение конфигурации электромагнитного поля непредсказуемым образом изменяет распределение тепловой энергии между элементами сборки волноводного тракта. [2]

Помимо описанных проблем, связанных непосредственно с пирометрами, на качество управления процессом индукционной пайки ВТКА влияют следующие факторы:

1. Ошибки технолога и оператора при первоначальной настройке параметров технологического процесса оказывают наибольшее влияние на качество технологического процесса, так как при неправильно настроенных параметрах невозможно корректным образом осуществлять управление процессом индукционной пайки.

2. Элементы сборки волноводного тракта с разными массово-габаритными показателями нагреваются с разной скоростью, из-за чего сложнее обеспечивать минимальную разницу температур нагрева элементов сборки.

3. Отказ одного пирометра в процессе индукционной пайки значительно осложняют задачу обеспечения минимальной разницы нагрева элементов сборки. Отказ обоих пирометров в процессе пайки делает невозможным корректное завершение технологического процесса. [3]

Для отработки технологии управления индукционной пайкой волноводных трактов космических аппаратов была разработана установка индукционной пайки волноводных трактов на основе интеллектуальных методов обработки информации, включающая в себя следующие составные части: генератор индукционного нагрева, устройство согласования, набор индукторов, пирометрические датчики измерения температуры. электромеханический привод. [1]

Структурная схема установки представлена на рисунке 1.10.

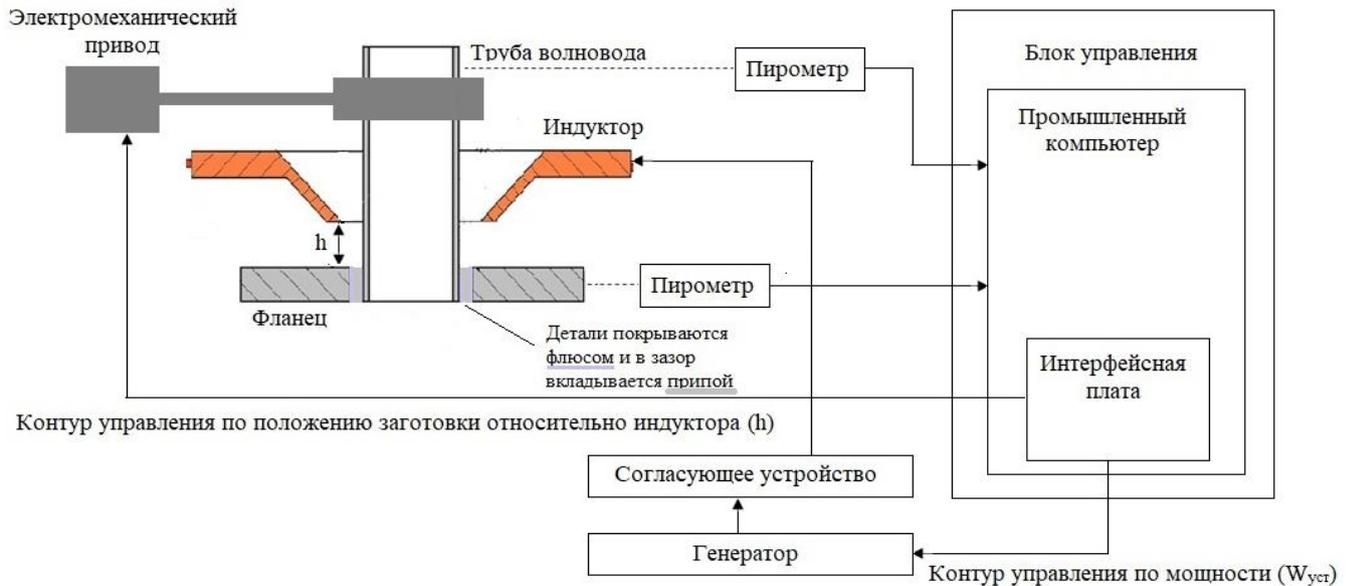


Рисунок 1.10 – Структурная схема установки индукционной пайки

На рисунке 1.11 представлен внешний вид экспериментальной установки, в основе которой функционирует промышленный компьютер IPPC-9171G-07BTO.



Рисунок 1.11 – Внешний вид экспериментальной установки индукционной пайки

Данный промышленный компьютер выполнен в виде компактной помехозащищенной конструкции. Для соединения с внешними устройствами

используется интерфейсная плата PCI-1710. IPPC-9171G-07ВТО оборудован сенсорным экраном. [2]

Для измерения температуры нагрева элементов сборки волноводного тракта используются пирометры AST 250 (рисунок 1.12).



Рисунок 1.12 – Пирометр AST 250

Данные пирометры предназначены для высококачественного бесконтактного измерения температуры нагрева деталей в тяжелых производственных условиях. Работоспособность пирометров обеспечивается при температурах окружающей среды до 250 °С без дополнительного охлаждения. Так как оптоволоконный кабель и оптическая головка не имеют в своем составе электронных компонентов, то пирометры AST 250 можно использовать при наличии электромагнитных помех в рабочей области. Диапазон измерений температуры пирометров находится в области от 300 °С до 2500 °С. Минимальное время реакции пирометров составляет 2 миллисекунды. Подключение пирометров может осуществляться через интерфейсы RS-232 или RS-485. Наведение пирометра на зону измерения температуры осуществляется с помощью лазерного индикатора.

Управление индукционным нагревом волновода осуществляется по двум каналам: канал управления уставкой мощности генератора индукционного нагрева, канал управления положением сборки ВТКА относительно окна индуктора.

Канал управления положением сборки ВТКА состоит из электромеханического привода, соединенного со сборкой ВТКА. По состоянию положения сборки ВТКА в окне индуктора с использованием промышленного компьютера осуществляется формирование управляющего воздействия. Управляющее воздействие передается через интерфейсную плату на электромеханический привод. Канал управления уставкой мощности состоит из генератора индукционного нагрева и согласующего устройства. Сигнал, управляющий мощностью генератора индукционного нагрева, подается с промышленного компьютера через интерфейсную плату на генератор. Согласующее устройство обеспечивает передачу энергии от генератора на индуктор, осуществляя индукционный нагрев сборки ВТКА.

Вышеописанные особенности технологического процесса создают условия неопределенности в ходе управления. Использование интеллектуальных методов обработки данных позволит снизить влияние условий неопределенности, что позволит повысить качество управления, а также производить управление процессом индукционной пайки в условиях неполной или отсутствующей информации о температуре нагрева изделия.

1.4 Методы моделирования процесса индукционной пайки

Интеллектуальное управление – применение методов искусственного интеллекта для управления объектами различной физической природы [36]. Наиболее подходящими для управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов являются методы на основе искусственных нейронных сетей, на основе методов нечеткой логики, а также метод управления на основе решающих деревьев. Рассмотрим подробнее указанные интеллектуальные методы обработки информации. [2]

Решающие деревья представляют собой семейство математических моделей, позволяющих восстанавливать нелинейные зависимости с различной сложностью. Решающие деревья хорошо подходят для решения задач принятия решений, в том числе принятия технологических решений в процессе управления технологическим процессом.

Решающие деревья являются иерархическими древовидными структурами, состоящими из решающих правил вида «если \rightarrow то». Процесс обучения дерева решений представляет собой автоматическую генерацию правил на основе обучающей выборки. [37]

Рассмотрим бинарное дерево, в котором:

1. Каждой внутренней вершине v приписана функция (или предикат) $\beta_v: X \rightarrow \{0,1\}$.
2. Каждой листовой вершине v приписан прогноз $s_v \in Y$ (в случае с классификацией листу также может быть приписан вектор вероятностей).

Существует алгоритм $a(x)$, начинающий работу из корневой вершины v_0 и вычисляющий значение функции β_{v_0} . Если значение равно нулю, то алгоритм переходит в левую дочернюю вершину, иначе в правую, вычисляет значение предиката в новой вершине и делает переход или влево, или вправо. Процесс продолжается, пока не будет достигнута листовая вершина; алгоритм возвращает тот класс, который приписан этой вершине. Такой алгоритм называется бинарным решающим деревом. На практике в большинстве случаев используются одномерные предикаты β_v , которые сравнивают значение одного из признаков с порогом (1.7):

$$\beta_v(x, j, t) = [x_j < t] \quad (1.7)$$

Следует заметить, что существуют также многомерные предикаты. С их помощью можно произвести построение более сложной разделяющей поверхности. Однако их редко используют на практике, т. к. в случае использования многомерных предикатов значительно вырастает вероятность переобучения модели. [38]

Для построения бинарного решающего дерева чаще всего используются жадные алгоритмы. Базовый алгоритм построения бинарного решающего дерева:

1. Необходимо произвести деление выборки X на две части (1.8) и (1.9) согласно заданного функционала качества $Q(X, j, t)$.

$$R_1(j, t) = \{x | x_j < t\} \quad (1.8)$$

$$R_2(j, t) = \{x | x_j \geq t\} \quad (1.9)$$

2. Необходимо найти наилучшие значения j и t . После их нахождения необходимо создать корневую вершину дерева, поставив ей в соответствие предикат $[x_j < t]$. Объекты разобьются на две части – одни попадут в левое поддерево, другие в правое.

3. Необходимо рекурсивно повторить процедуру для каждой из выборок, построив дочерние вершины для корневой и последующих вершин.

4. Для каждой вершины необходимо проверять выполнение условия остановки. Если условие остановки сработало, то необходимо прекратить рекурсивное выполнение и объявить текущую вершину листом. [39]

Когда дерево построено, каждому листу ставится в соответствие выходной значение.

Примерами успешного использования деревьев решений являются такие задачи, как решение медицинских задач [40] и других [41 – 45]

Нечеткая логика основывается на базе классической теории множеств, а также на базе формальной логики. К основным плюсам нечеткой логики можно отнести тот факт, что она является интуитивно понятной, т. к. для человеческого мышления характерно использование нечетких и приближенных рассуждений. Математический аппарат нечеткой логики позволяет успешно моделировать процессы управления в условиях неопределенности. [61]

Формальная постановка выглядит следующим образом.

Пусть:

1. E – универсальное множество.
2. X – элемент универсального множества E .
3. R – некоторое свойство.

Четким подмножеством A универсального множества E является множество упорядоченных пар (1.10), элементы которого удовлетворяют свойству R .

$$A = \{\mu_A(x), x\}, \quad (1.10)$$

где: $\mu_A(x)$ – функция принадлежности, принимающая значения в некотором упорядоченном множестве M (например, $M = [0,1]$).

Функция принадлежности необходима для определения принадлежности элемента x к множеству A . Множество M представляет собой множество принадлежностей. В случае если множество $M = \{0,1\}$, нечеткое множество A сводится к четкому множеству. Отличие нечеткого множества от четкого состоит в том, что для элемента нечеткого множества не представляется возможным дать однозначный ответ о его принадлежности к данному множеству, ответ дается лишь с определенной степенью принадлежности к данному множеству. [61]

Логические операции над нечеткими множествами [63]:

1. Включение: нечеткое множество A содержится в B , если функция принадлежности элементов обоих нечетких множеств подчиняются выражению (1.11):

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x). \quad (1.11)$$

2. Равенство: Нечеткие множества A и B равны, если выполняется равенство (1.12):

$$\mu_A(x) = \mu_B(x). \quad (1.12)$$

3. Дополнение: Нечеткие множества A и B дополняют друг друга, если выполняется выражение (1.13):

$$\mu_A(x) = 1 - \mu_B(x). \quad (1.13)$$

4. Пересечение: Нечеткое подмножество из элементов, содержащихся одновременно и в A , и в B представляет собой подмножество, подчиняющееся выражению (1.14):

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (1.14)$$

5. Объединение: Нечеткое подмножество из элементов нечетких множеств A и B представляет собой подмножество, согласно выражению (1.15):

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (1.15)$$

6. Разность нечетких множества A и B можно выразить через формулу (1.16):

$$\mu_{A-B}(x) = \mu_{A \cap \bar{B}}(x) = \min(\mu_A(x), 1 - \mu_B(x)). \quad (1.16)$$

7. Дизъюнктивная сумма нечетких множеств A и B представлена в выражении (1.17):

$$\mu_{A+B}(x) = \max(\min(\mu_A(x), 1 - \mu_B(x))). \quad (1.17)$$

В рамках математического аппарата нечеткой логики вводится понятие нечетких лингвистических переменных. Нечеткая переменная описывается набором (1.18):

$$(\alpha, \chi, A), \quad (1.18)$$

где α – название переменной; χ – универсальное множество (область α); A – нечеткие множества на x , описывающие ограничение на значение нечеткой переменной α . [63]

Нечеткие переменные используются как значения в составе лингвистической переменной. Каждая лингвистическая переменная состоит из таких составных элементов как:

1. Название лингвистической переменной.
2. Множество своих значений, элементы которого соответствуют названиям нечетких переменных.
3. Универсальное множество.
4. Синтаксическое правила, по которому создаются новые термы.
5. Семантическое правило, которое каждому значению лингвистической переменной ставит в соответствие нечеткое подмножество универсального множества.

Для задания функций принадлежности существует множество типовых форм. Наиболее часто используется следующий формы:

1. Треугольная функция принадлежности.
2. Трапецеидальная функция принадлежности.
3. Гауссова функция принадлежности.

Треугольная функция принадлежности определяется через тройку чисел (a , b , c) и ее значения в точке x вычисляется согласно выражению (1.19):

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1 - \frac{x-b}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & x < a \text{ и } x > c \end{cases} \quad (1.19)$$

Трапецеидальная функция принадлежности определяется через четверку числе (a , b , c , d), значение трапецеидальной функции принадлежности вычисляется согласно выражению (1.20):

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & x < a \text{ и } x > d \end{cases} \quad (1.20)$$

Функция принадлежности Гауссова типа (1.21) оперирует двумя параметрами. Параметр c обозначает центр нечеткого множества, а φ отвечает за функции.

$$MF(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-c}{\varphi} \right)^2 \right] \quad (1.21)$$

Нечеткий логический вывод базируется на базе правил, представляющей собой набор нечетких высказывание формы «если \rightarrow то», а также функция принадлежности для соответствующих термов. Необходимо соблюдения следующих условий:

1. Существует хотя бы одно правило для каждой лингвистической выходной переменной.
2. Для любого термина выходной переменной имеется хотя бы одно правило, в котором этот термин используется в качестве целевой части правила.

На входе и выходе алгоритма нечеткого логического вывода имеются четкие значения. Типовая структура нечеткого вывода представлена на рисунке 1.13. [63]

Различия между алгоритмами нечеткого логического вывода заключаются в видах используемых правил, используемыми логическими операциями, а также разновидностью метода дефаззификации. Наиболее распространенными алгоритмами нечеткого вывода являются:

1. Алгоритм нечеткого логического вывода Мамдани [44 – 47].
2. Алгоритм нечеткого логического вывода Сугено [48 – 51].
3. Алгоритм нечеткого логического вывода Ларсена [52].

4. Алгоритм нечеткого логического вывода Цукамото [53 – 54].

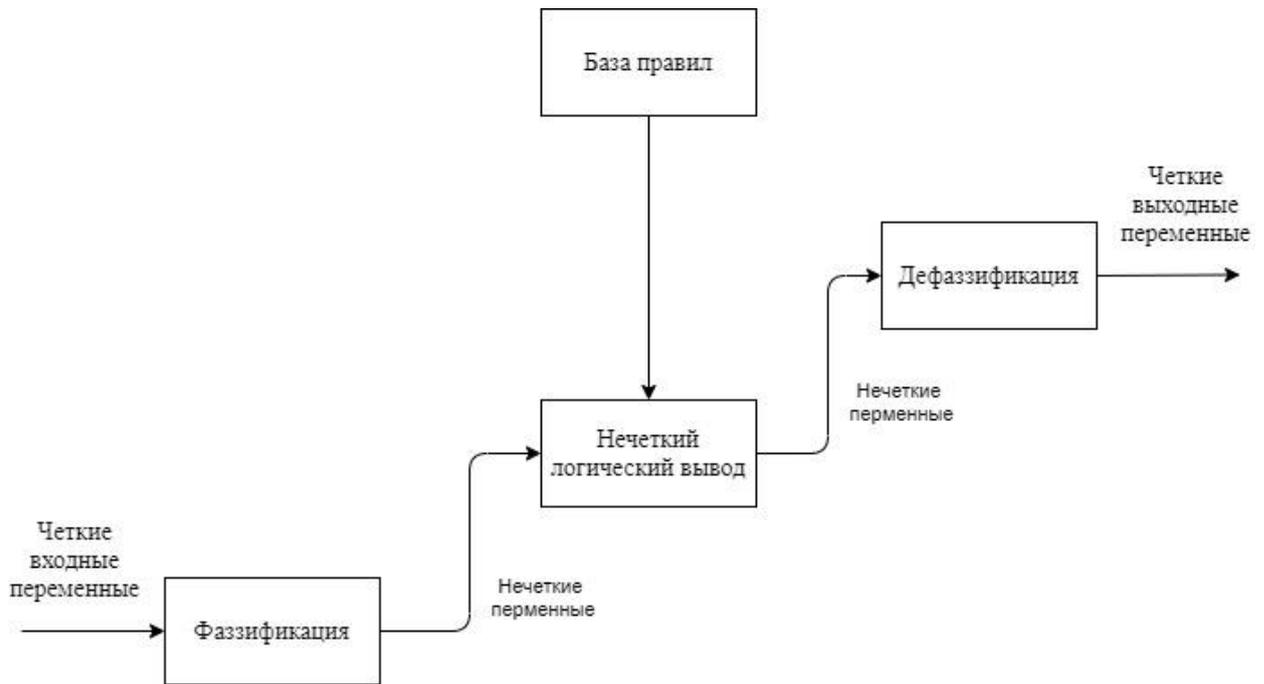


Рисунок 1.13 – Типовая схема нечеткого вывода

Методы на основе нечеткой логики успешно используются для решения различных задач. Примерами успешного применения методов нечеткой логики являются задачи принятия решений в области медицины [55]; создания экспертных систем идентификации неисправностей [56]; управления рыночными рисками [57]; создания систем автономного адаптивного управления [58] и другие [59 – 61].

Искусственные нейронные сети представляют собой вычислительные системы, принципы обработки информации в которых подобны принципам, использующимся в естественных нейронных сетях, к которым относится человеческий мозг [2]. Чаще всего с использованием искусственных нейронных сетей решаются задачи классификации, распознавания образов, прогнозирования, анализа и сжатия образов. Задача управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов по своей сути близка к задачам классификации и прогнозирования. [61]

Базовым элементом естественной нейронной сети является нервная клетка – нейрон. Нейрон состоит из следующих элементов:

1. Тело клетки – сома.
 2. Отростки, по которым информация поступает в нейрон – дендриты.
 3. Отросток, по которому нейрон передает информацию другим нейронам – аксон.
- аксон.

При этом каждый нейрон может иметь множество дендритов и только единственный аксон, по которому информация передается другим нейронам. [61]

На рисунке 1.14 [61] показана структура пары типичных биологических нейронов.

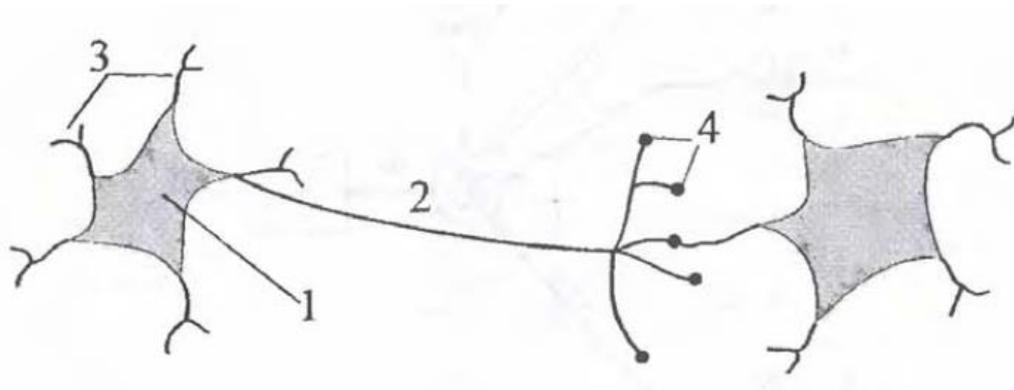


Рисунок 1.14 – Биологический нейрон, где: 1 – сома, 2 – аксон, 3 – дендриты, 4 – синапсы

Передача сигналов между нейронами идет через нервные стыки – синапсы, на процесс передачи сигналов значительное влияние оказывают электрохимические процессы, происходящие в мозгу. Входные сигналы могут быть как возбуждающими, так и тормозящими. Нейрон возбуждается и передает сигнал следующим нейронам только в случае, если сумма сигналов выше порогового значения.

Формальную модель нейрона можно представить в виде формулы (1.22).

$$y = f(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^N w_i u_i \geq v, \\ 0, & \sum_{i=1}^N w_i u_i < v. \end{cases} \quad (1.22)$$

Где: u_1, \dots, u_n – входные сигналы нейрона, приходящие от других нейронов;
 w_1, \dots, w_n – синаптические веса;

y – выходной сигнал нейрона;

v – пороговое значение. [164]

В качестве пороговой функции чаще всего применяется сигмоидальная функция (1.23). [61]

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\beta x}} > 0 \quad (1.23)$$

Искусственные нейронные сети обучаются для решения конкретных задач. Процесс обучения представляет собой поиск синаптических весов (весовых коэффициентов), которые обеспечивают наименьшую ошибку распознавания на выходе искусственной нейронной сети. Разработано несколько подходов к обучению искусственных нейронных сетей:

1. Обучение «с учителем».
2. Обучение «без учителя».
3. Смешанное обучение.

Процесс обучения «с учителем» построен на основе подачи в искусственную нейронную сеть пар обучающих данных. Ход обучения направлен на минимизацию ошибки распознавания на выходе нейросетевой модели.

В процессе обучения «без учителя» на вход искусственной нейронной сети подается только набор входных данных. В ходе обучения для каждого входного набора данных подбирается наилучший в рамках решения задачи набор выходных данных.

При смешанном обучении искусственная нейронная сеть разделяется на несколько группа нейронов. Часть групп нейронов обучается «с учителем», а часть нейронов – «без учителя».

В рамках данного диссертационного исследования предполагается использование обучения «с учителем». Задача обучения искусственной нейронной сети «с учителем» представляет собой задачу многомерной оптимизации, в рамках которой необходимо найти такой набор весовых коэффициентов, который

обеспечивает минимизацию функции ошибки. Для решения данной задачи подходят градиентные и стохастические методы оптимизации.

К первой группе можно отнести такие алгоритмы как:

1. Метод градиентного спуска [64 – 65];
2. Алгоритм сопряженных градиентов [66 – 67];
3. Алгоритм обратного распространения ошибки [68 – 69].

Ко второй группе можно отнести следующие алгоритмы:

1. Алгоритм имитации отжига [70];
2. Метод Монте-Карло [71– 73];
3. Поиск в случайном направлении [74 – 78];
4. Эволюционные алгоритмы [79 – 86].

На рисунке 1.15 представлена типовая структура искусственной нейронной сети прямого распространения.

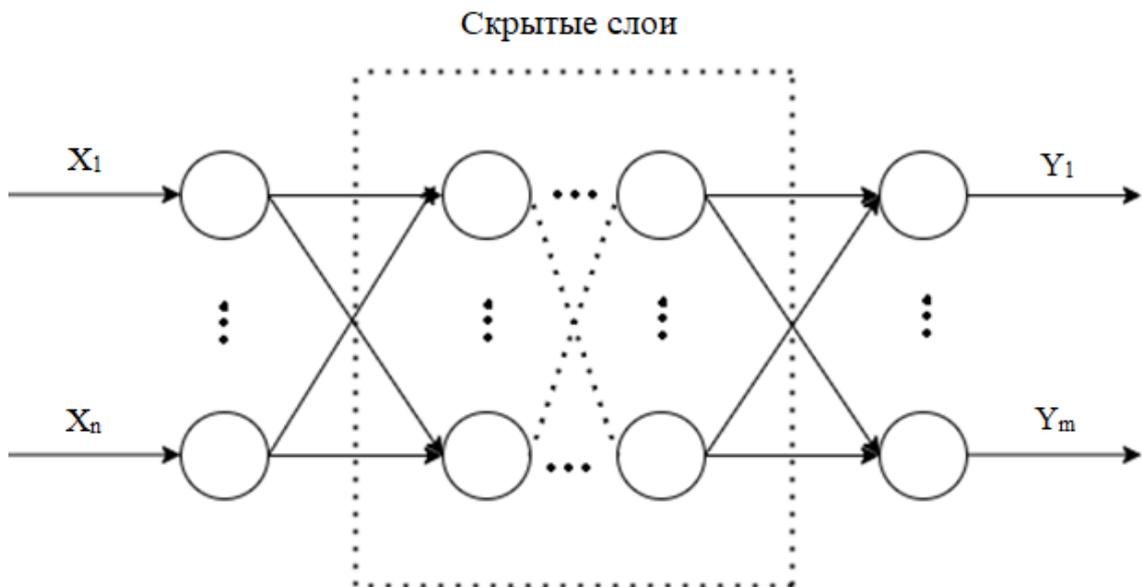


Рисунок 1.15 – Типовая структура искусственной нейронной сети прямого распространения, где X_1, \dots, X_n – входы нейронной сети; Y_1, \dots, Y_m – выходы нейронной сети

Искусственные нейронные сети данного класса состоят из некоторого количества слоев. Каждый нейрон в отдельном слое имеет направленные связи с каждым нейроном следующего слоя. В качестве активационной функции чаще

всего используется сигмоида. В качестве алгоритма обучения как правило используется алгоритм обратного распространения ошибки.

Расширением искусственных нейронных сетей прямого распространения являются искусственные нейронные сети с обратными связями (рисунок 1.16), где часть данных с выхода используется в качестве входных данных для предыдущих слоев.

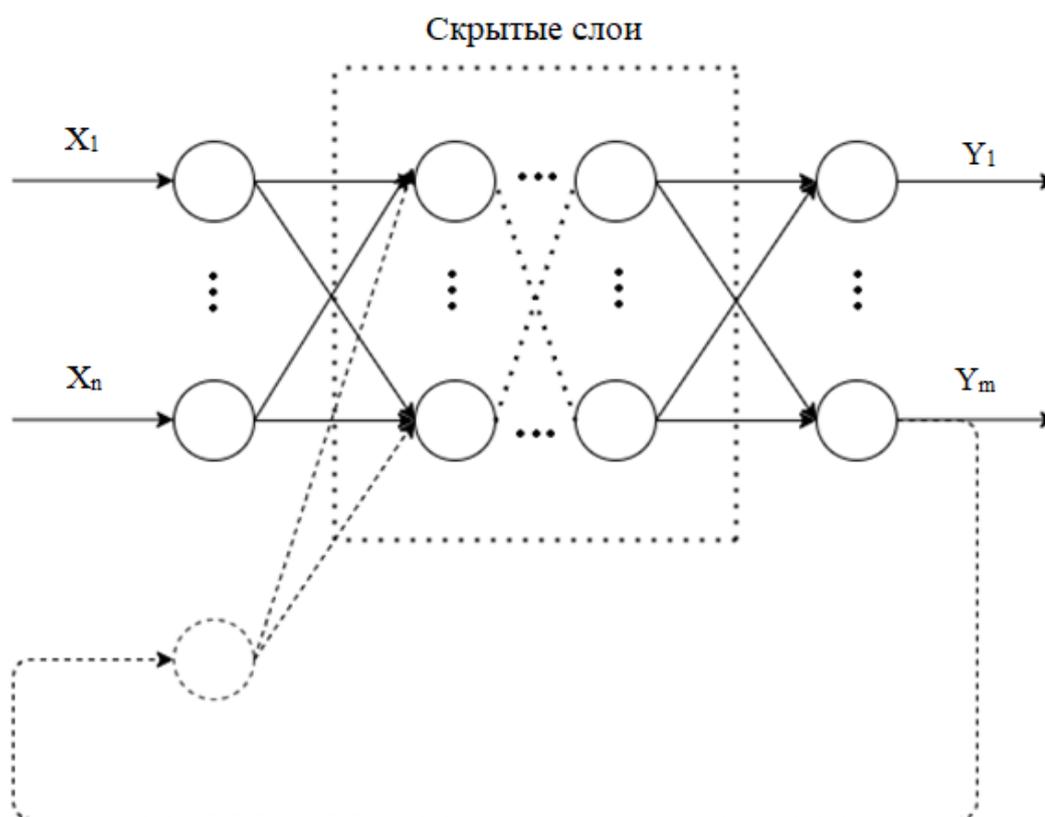


Рисунок 1.16 – Типовая структура искусственной нейронной сети с обратной связью

Математические модели на основе искусственных нейронных сетей успешно используются для решения различных задач, примерами чего являются: использование искусственных нейронных сетей для решения экологических задач [87]; распознавание объектов по структуре материала [88]; идентификация и диагностика технических объектов [89]; управление технологическим процессом термохимического обезвоживания [90]; управление преобразователем энергии [91]; управление параметрами технологических процессов на тепловых электрических станциях [92], и т. д. [93 – 97]

Сравнение эффективности интеллектуальных методов. С целью определения наиболее эффективного интеллектуального метода для решения поставленных в работе задач необходимо провести экспериментальное сравнение их эффективности. В качестве тестовой задачи, на которой будет проверяться эффективность решения разными методами, выбрана задача определения погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки волноводных трактов вследствие ее универсальности по отношению к другим задачам управления пайкой. [167 – 168] Проверка эффективности предложенных методов производилась с помощью варьирования параметров алгоритмов и k-fold кросс-валидации с $k = 10$, т. е. обучающая выборка разделялась на 10 частей, на каждой из которых происходила проверка каждого метода.

Постановка эксперимента. На вход каждого из классификаторов подаются следующие данные: T_1, \dots, T_{10} – входные данные, представляющие собой временной ряд данных по температуре контролируемого элемента паяемого изделия с глубиной погружения в лаговое пространство в 10 измерений (по результатам предварительных разведочных экспериментов). [170]

Выходными данными каждого из классификаторов являются следующие классы: Pr – выходной класс, означающий наличие погрешности (0 – отсутствует, 1 - присутствует); Corr – выходной класс, означающий требует ли погрешность коррекции (0 – не требует; 1 - требует).

Обучающие данные для экспериментов получены на основе реальных технологических процессов индукционной пайки волноводных трактов. Параметры для каждого из классификаторов были подобраны экспериментальным путем.

На основе экспериментально полученных данных о технологическом процессе индукционной пайки была обучена модель классификатора на основе бинарных решающих деревьев.

Параметры классификатора на основе решающих деревьев (приняты по результатам разведочного анализа):

1. Уровень доверия, используемый при отсечении – 20 %;

2. Минимальное количество выборок для разделения узла – 2;
3. Минимальное количество образцов в листовом узле – 1;
4. В корне дерева находится значение температуры нагрева одного из элементов сборки волноводного тракта (в рамках данного эксперимента элементов является труба);
5. В корне дерева находится значение температуры нагрева одного из элементов (трубы) сборки волноводного тракта.

Таблицы сопряженности данной модели представлена в таблицах 1.2 и 1.3.

Таблица 1.2 – Таблица сопряженности для классификатора на основе решающих деревьев по наличию погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность имеется	Погрешность отсутствует	Всего
Погрешность имеется	112	47	159
Погрешность отсутствует	33	270	303
Всего	145	317	462

Таблица 1.3 – Таблица сопряженности для классификатора на основе решающих деревьев по необходимости коррекции погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность требует коррекции	Погрешность не требует коррекции	Всего
Погрешность требует коррекции	114	42	156
Погрешность не требует коррекции	31	275	306
Всего	145	317	462

Точность распознавания метода на основе решающих деревьев по наличию погрешности, как видно из таблицы 1.2, составляет 82,7%.

Точность распознавания метода на основе решающих деревьев по необходимости коррекции погрешности, как видно из таблицы 1.3, составляет 84,2%. Средняя точность распознавания для построенной модели составляет 83,5%.

На основе экспериментально полученных данных о технологическом процессе индукционной пайки волноводных трактов была обучена модель классификатора на основе нечеткой логики.

Параметры классификатора на основе нечеткой логики (приняты по результатам разведочного анализа). [176 – 177]

В качестве алгоритма логического вывода был выбран алгоритм Мамдани. В качестве функций принадлежности были выбраны треугольные формы. Множество значений температуры было разбито на 5 термов:

1. PH – Значение температуры нагрева элемента сборки волноводного тракта значительно высокое.
2. PL – Значение температуры нагрева элемента сборки волноводного тракта незначительно высокое.
3. N – Значение температуры нагрева элемента сборки волноводного тракта среднее.
4. NL – Значение температуры нагрева элемента сборки волноводного тракта незначительно низкое.
5. NH – Значение температуры нагрева элемента сборки волноводного тракта значительно низкое.

В качестве метода дефазификации выбран метод центра масс. Таблицы сопряженности данной модели представлена в таблицах 1.4 и 1.5. Точность распознавания метода на основе нечеткой логики по наличию погрешности, как видно из таблицы 1.4, составляет 84,4%. Точность распознавания метода на основе нечеткой логики по необходимости коррекции погрешности, как видно из таблицы 1.5, составляет 85,1%. Средняя точность распознавания модели составляет 84,8%.

Таблица 1.4 – Таблица сопряженности для классификатора на основе нечеткой логики по наличию погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность имеется	Погрешность отсутствует	Всего
Погрешность имеется	115	42	157
Погрешность отсутствует	30	275	305
Всего	145	317	462

Таблица 1.5 – Таблица сопряженности для классификатора на основе нечеткой логики по необходимости коррекции погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность требует коррекции	Погрешность не требует коррекции	Всего
Погрешность требует коррекции	116	40	156
Погрешность не требует коррекции	29	277	306
Всего	145	317	462

На основе экспериментально полученных данных о технологическом процессе индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов была обучена модель классификатора на основе искусственных нейронных сетей. [2]

Параметры классификатора на основе искусственных нейронных сетей (приняты по результатам разведочного анализа). [178 – 180]

В качестве функции активации был выбран линейный выпрямитель с утечкой (Leaky ReLU) [98 – 101]. Структура используемой искусственной нейронной сети имеет следующий вид:

1. Входной слой искусственной нейронной сети содержит 10 нейронов, соответствующих глубине погружения в лаговое пространства для решения поставленной задачи.

2. Конфигурация входных слоев была выбрана в виде пяти слоев с пятью нейронами на каждом слое.

3. На выходном слое имеется два искусственных нейрона, соответствующих выходным классам.

Для обучения искусственной нейронной сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки [102 –104].

Таблицы сопряженности данной модели представлена в таблицах 1.6 и 1.7.

Таблица 1.6 – Таблица сопряженности для классификатора на основе искусственных нейронных сетей по наличию погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность имеется	Погрешность отсутствует	Всего
Погрешность имеется	125	21	156
Погрешность отсутствует	20	296	316
Всего	145	317	462

Точность распознавания метода на основе искусственных нейронных сетей по наличию погрешности, как видно из таблицы 1.6, составляет 91,1%.

Точность распознавания метода на основе искусственных нейронных сетей по необходимости коррекции погрешности, как видно из таблицы 1.7, составляет 90,3%. Средняя точность распознавания модели составляет 90,7%.

В таблице 1.8 сведены результаты сравнительного анализа интеллектуальных методов для решения поставленной задачи. Как видно из таблицы 1.8, все рассматриваемые методы обеспечивают достаточно высокую точность решения

задачи. Основным преимуществом методов на основе решающих деревьев и нечеткой логики является интерпретируемость результатов человеком.

Таблица 1.7 – Таблица сопряженности для классификатора на основе искусственных нейронных сетей по необходимости коррекции погрешности

Предсказанное значение	Действительное значение		
	Погрешность требует коррекции	Погрешность не требует коррекции	Всего
Погрешность требует коррекции	128	28	156
Погрешность не требует коррекции	17	289	306
Всего	145	317	462

Таблица 1.8 – Таблица сравнения интеллектуальных методов.

Метод	Точность распознавания, %
Метод на основе решающих деревьев	83,5%
Метод на основе нечеткой логики	84,8%
Метод на основе искусственных нейронных сетей	90,7%

Однако, искусственные нейронные сети показали более высокую точность, что говорит об обоснованности их выбора для решения поставленной задачи.

Выводы по главе 1

В первой главе рассмотрены методы производства волноводных трактов космических аппаратов. Анализ предметной области показал, что наиболее подходящим методом создания неразъемных соединений в процессе пайки волноводных трактов космических аппаратов является индукционная пайка.

Проведено исследование процесса индукционной пайки, выявлены основные сложности в процессе его автоматизации, связанные в основном с погрешностями средств измерения. Наличие погрешностей средств измерения создает условия неопределенности в ходе управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов. Для решения задачи управления технологическим процессом индукционной пайки в условиях неопределенности целесообразно использовать интеллектуальные методы обработки информации.

Проведен анализ интеллектуальных методов, подходящих для решения таких задач как:

1. Определение погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки волноводных трактов.
2. Коррекция погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки волноводных трактов.
3. Прогнозирование измерений в процессе индукционной пайки волноводных трактов в случае отказа средств измерения.
4. Управление процессом индукционной пайки волноводных трактов в условиях неполной информации или в условиях отсутствия оперативной информации о технологическом процессе.

В качестве альтернатив для выбора эффективных методов решения поставленных задач были выбраны и описаны:

1. Искусственные нейронные сети.
2. Нечеткая логика.
3. Решающие деревья.

Экспериментальная проверка эффективности рассмотренных интеллектуальных методов производилась на примере решения задачи определения погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки на основе предварительно полученных экспериментальных данных о реальном технологическом процессе.

Проверка показала, что наиболее эффективным методом решения задачи определения погрешностей средств измерения является метод на основе искусственных нейронных сетей.

На основе достигнутых результатов необходимо сформулировать методы решения всех задач, поставленных в рамках данного исследования, а также описать технологию интеллектуализации на основе предложенного подхода, реализуемого с использованием технологии искусственных нейронных сетей.

2 Технология управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации

2.1 Описание технологии управления индукционной пайкой

Разрабатываемая технология предназначена для повышения качества управления процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов на основе использования интеллектуальных методов, в частности искусственных нейронных сетей.

Для автоматизации технологического процесса индукционной пайки волноводных трактов используются бесконтактные датчики измерения температуры – пирометры. Диапазон измеряемых температур у пирометров, используемых в рамках данного исследования, составляет от 300°C до 2500°C. Контроль температуры осуществляется для различных элементов сборки волноводного тракта: один пирометр («Пирометр 1») измеряет температуру трубы волноводного тракта, а другой («Пирометр 2») – температуру фланца либо муфты волноводного тракта.

Схема расположения пирометрических датчиков измерения температуры показана на рисунке 2.1.

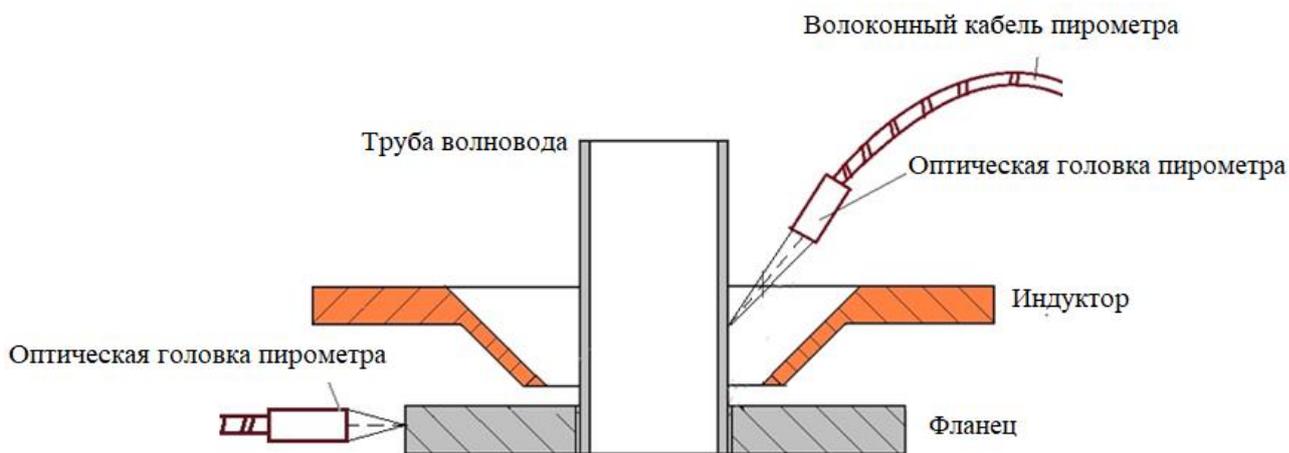


Рисунок 2.1 – Схема расположения пирометрических датчиков

Принцип разрабатываемой интеллектуальной технологии заключается в функционировании на протяжении всего процесса пайки нескольких предварительно обученных искусственных нейронных сетей:

1. ИНС_{идент} – искусственная нейронная сеть, предназначенная для анализа информации о температуре элементов сборки волноводного тракта в процессе индукционной пайки ВТКА, поступающей со средств измерения, для определения погрешностей измерений и необходимости их коррекции.

2. ИНС_{корр} – искусственная нейронная сеть, предназначенная для коррекции выявленных погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки ВТКА при наличии показаний с пирометрических датчиков измерения температуры.

3. ИНС_{прогноз} – искусственная нейронная сеть, предназначенная для прогнозирования измерений отказавшего пирометра в процессе индукционной пайки ВТКА при условии сохранения работоспособности второго пирометра.

4. ИНС_{упр} – искусственная нейронная сеть, предназначенная для управления технологическим процессом индукционной пайки при отсутствии оперативной информации о температуре нагрева элементов сборки.

Совместное использование представленных выше искусственных нейронных сетей позволит: снизить влияние погрешностей измерений пирометрических датчиков, производить индукционную пайку с требуемым качеством в условиях неполной информации, осуществлять управление индукционной пайкой с требуемым качеством в условиях отсутствия информации с пирометрических датчиков. [173 – 174]

Список возможных событий, негативно влияющих на управление процессом индукционной пайки, можно свести к следующим типам:

1. Возникновение погрешности, которую необходимо скорректировать;
2. Отсутствие показаний с одного из пирометрических датчиков;
3. Отсутствие показаний со всех пирометрических датчиков.

Типовой сценарий работы предлагаемой технологии представлен на рисунке 2.2.

Рассмотрим пример процесса, представленный на рисунке 2.2.

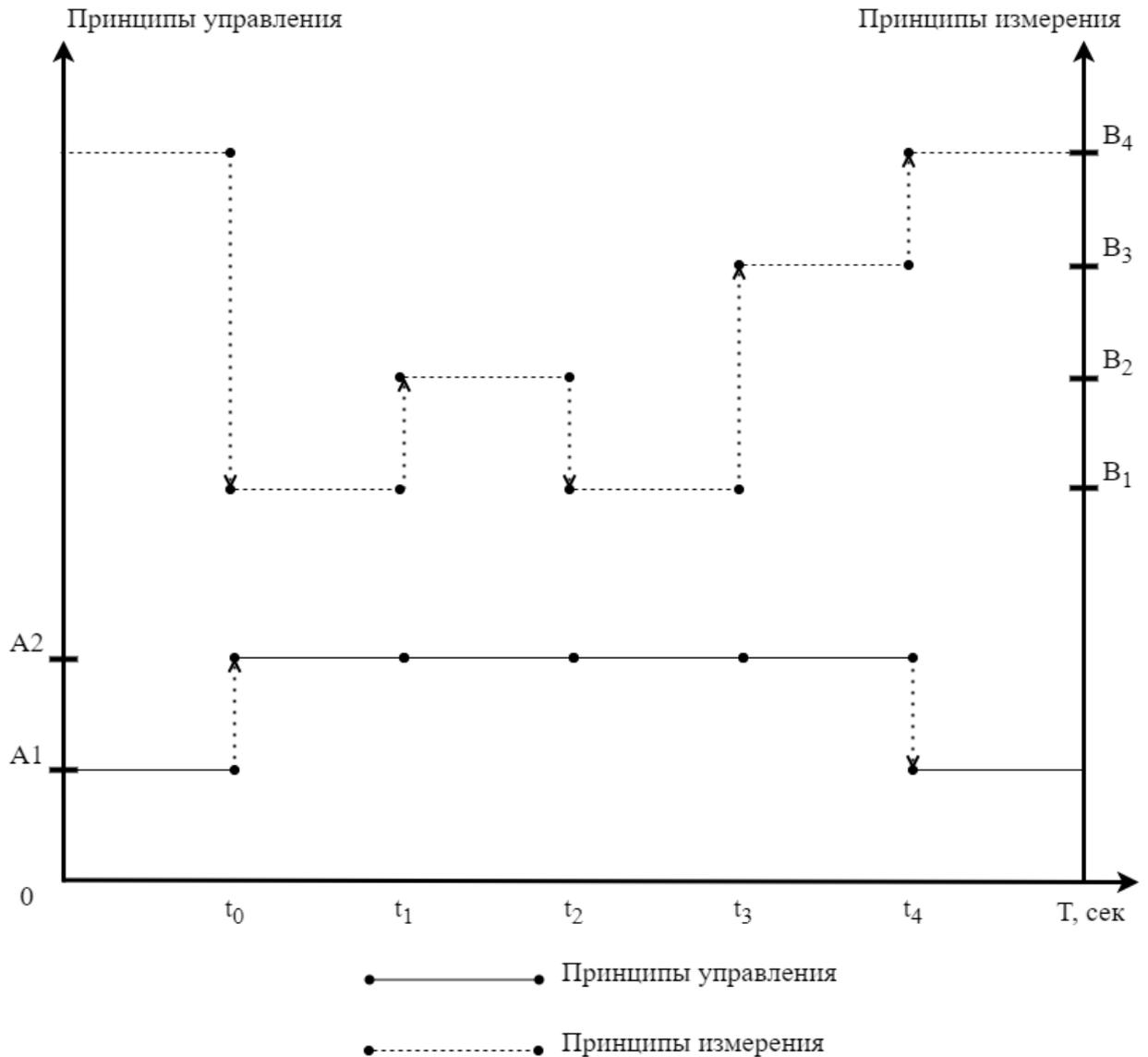


Рисунок 2.2 – Диаграмма сценария работы предлагаемой технологии

На рисунке 2.2 приняты следующие обозначения:

1. А₁ – управление по алгоритмам на основе интеллектуальных методов.
2. А₂ – управление по классическим алгоритмам.
3. В₁ – прямые измерения с пирометров.
4. В₂ – скорректированные с помощью ИНС_{корр}.
5. В₃ – спрогнозированные с помощью ИНС_{прогноз}.
6. В₄ – измерения с пирометров отсутствуют.

На участке от 0 до t₀ информация о температуре нагрева элементов сборки отсутствует, т. к. на данном участке значения температуры нагрева ниже, чем границы чувствительности пирометрических датчиков измерения температуры,

вследствие чего на данном этапе не осуществляется контроль температуры. Поэтому для управления предлагается применение интеллектуального алгоритма на основе заранее обученной искусственной нейронной сети для управления (ИНС_{упр}).

На участке от t_0 до t_1 происходят нормальные измерения температуры технологического процесса, а для управления используются классические алгоритмы, в частности ПИД-регулятор или его части.

В момент времени t_1 вследствие испарения флюса с одного из пирометров начинает поступать некорректная информация из-за изменения излучательной способности материала в точке измерения. В этой ситуации интеллектуальная система производит коррекцию показаний пирометров с использованием другой предварительно обученной искусственной нейронной сети (ИНС_{корр}). Для управления на участке от t_1 до t_2 (момент времени, когда измерения восстанавливаются) используются классические алгоритмы.

В момент времени t_3 происходит отказ одного из пирометров. Так как показания с одного из пирометрических датчиков отсутствуют, то интеллектуальная система производит прогнозирование измерений с использованием еще одной предварительно обученной искусственной нейронной сети (ИНС_{прогноз}).

В момент времени t_4 происходит отказ сразу двух пирометров. В данной ситуации система переходит в интеллектуальный режим управления, аналогично режиму работы на участке до момента времени t_0 . [181 – 184]

На начальном этапе управления процессом индукционной пайки на основе интеллектуального анализа данных происходит получение информации с пирометрических датчиков измерения температуры. Если оба датчика выдают данные о температуре технологического процесса, то происходит определение погрешностей. В случае отсутствия необходимости коррекции погрешности данные передаются далее для управления технологическим процессом на основе классических алгоритмов управления.

При наличии погрешностей, по которым необходима коррекция, производится их коррекция с дальнейшей передачей данных для управления на основе классических алгоритмов. При отсутствии показаний с одного из пирометров, данные второго датчика определяются на основе прогноза, сформированного с использованием предварительно обученной ИНС_{прогноз}, при этом управление также производится на основе классических алгоритмов управления.

Если отсутствуют данных с обоих пирометрических датчиков, то управление осуществляется на основе ИНС_{упр}. Признаком остановки процесса управления является истечение времени стабилизации температуры изделия, происходящей на заключительном этапе технологического процесса индукционной пайки волноводных трактов.

2.2 Разработка моделей управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации

В первую очередь необходимо формализовать задачи, поставленные в рамках данного диссертационного исследования.

Постановка задачи определения погрешностей выглядит следующим образом.

Пусть имеются входные данные: T_1, \dots, T_n – входные данные, представляющие собой временной ряд данных технологического процесса пайки – температуры одного из спаиваемых элементов.

Также имеются выходные данные:

1. Pr – выходной класс, означающий наличие погрешности.
2. Corr – выходной класс, означающий необходимость коррекции.

Существует неизвестная целевая зависимость: $y^*: (T_1, \dots, T_n) \rightarrow (Pr, Corr)$, значение которой известно только на обучающей выборке. Необходимо разработать алгоритм отображения, способный классифицировать произвольный объект из множеств значений T_1, \dots, T_n . [2] [187 – 192]

Общая структура искусственной нейронной сети для решения задачи определения погрешностей представлена на рисунке 2.3.

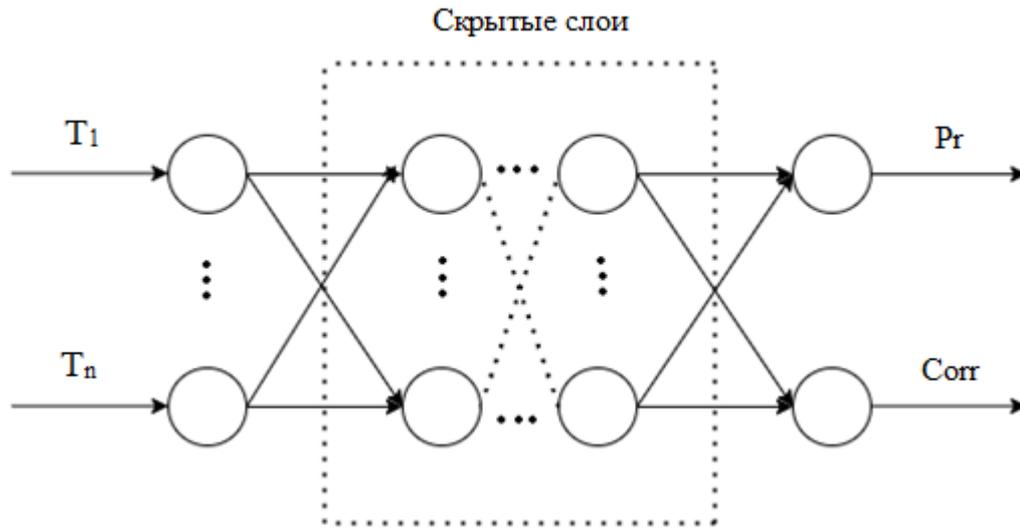


Рисунок 2.3 – Общая структура искусственной нейронной сети определения погрешностей

ИНС_{идент} представляет из себя классическую искусственную нейронную сеть прямого распространения. Нейроны каждого следующего скрытого слоя связаны со всеми нейронами предыдущего скрытого слоя. На вход ИНС_{идент} подается временной ряд измерений температуры одного из нагреваемых элементов сборки ВТКА. Разделения на логические блоки скрытых слоев в данном случае не представляется целесообразным. Для обучения такого типа искусственных нейронных сетей подходит алгоритм обратного распространения ошибки [61].

Подбор оптимальной структуры искусственных нейронных сетей в части конфигурации скрытых слоев для решения всех поставленных задач будет осуществляться на основе генетических алгоритмов [106 – 113].

Постановка задачи коррекции погрешностей выглядит следующим образом.

Пусть имеются входные данные: T_1, \dots, T_m – входные данные, представляющие собой временной ряд данных технологического процесса пайки – температуры одного из спаиваемых элементов.

Также имеются выходные данные:

1. T_m^{corr} – выходное значение, представляющее собой скорректированное измерение.

Существует неизвестная целевая зависимость: $y^*: (T_1, \dots, T_m) \rightarrow (T_m^{\text{corr}})$, значение которой известно только на обучающей выборке. Необходимо разработать алгоритм отображения, способный аппроксимировать значения на основе множества входов T_1, \dots, T_m . [2]

Общая структура искусственной нейронной сети для решения задачи коррекции погрешностей представлена на рисунке 2.4.

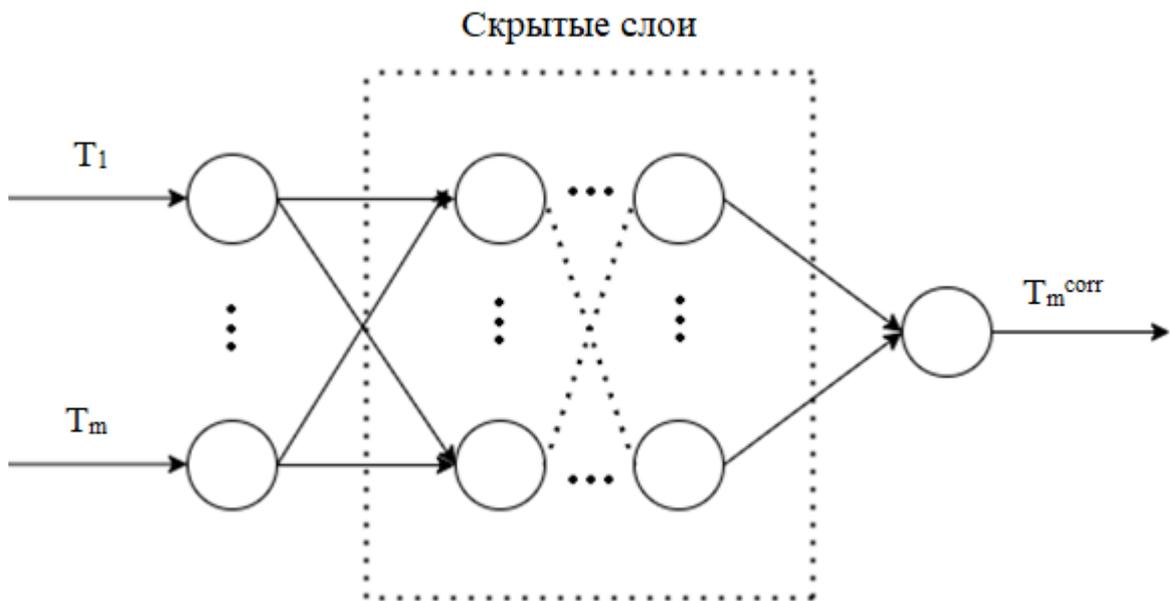


Рисунок 2.4 – Структура искусственной нейронной сети коррекции погрешностей

ИНС_{корр} так же, как и ИНС_{идент} представляет из себя классическую искусственную нейронную сеть прямого распространения и не требует деления на логические блоки скрытых слоев. Для обучения предлагается использовать алгоритм обратного распространения ошибки.

Постановка задачи прогнозирования измерений в процессе индукционной пайки выглядит следующим образом.

Пусть имеются входные данные:

1. $T_1^{\text{control}}, \dots, T_m^{\text{control}}$ – входные данные, представляющие собой временной ряд данных с функционирующего пирометра.
2. $T_1^{\text{lost}}, \dots, T_m^{\text{lost}}$ – входные данные, представляющие собой временной ряд данных с отказавшего пирометра.

Также имеются выходные данные: T_{m+1}^{predict} – выходное значение, представляющее собой спрогнозированное измерение для отказавшего пирометра.

Существует неизвестная целевая зависимость: $y^*: (T_1^{\text{control}}, \dots, T_m^{\text{control}}, T_1^{\text{lost}}, \dots, T_m^{\text{lost}}) \rightarrow (T_{m+1}^{\text{predict}})$, значение которой известно только на обучающей выборке. Необходимо разработать алгоритм отображения, способный аппроксимировать значения на основе множества входов $T_1^{\text{control}}, \dots, T_m^{\text{control}}, T_1^{\text{lost}}, \dots, T_m^{\text{lost}}$.

Общая структура искусственной нейронной сети для решения задачи прогнозирования измерений представлена на рисунке 2.5.

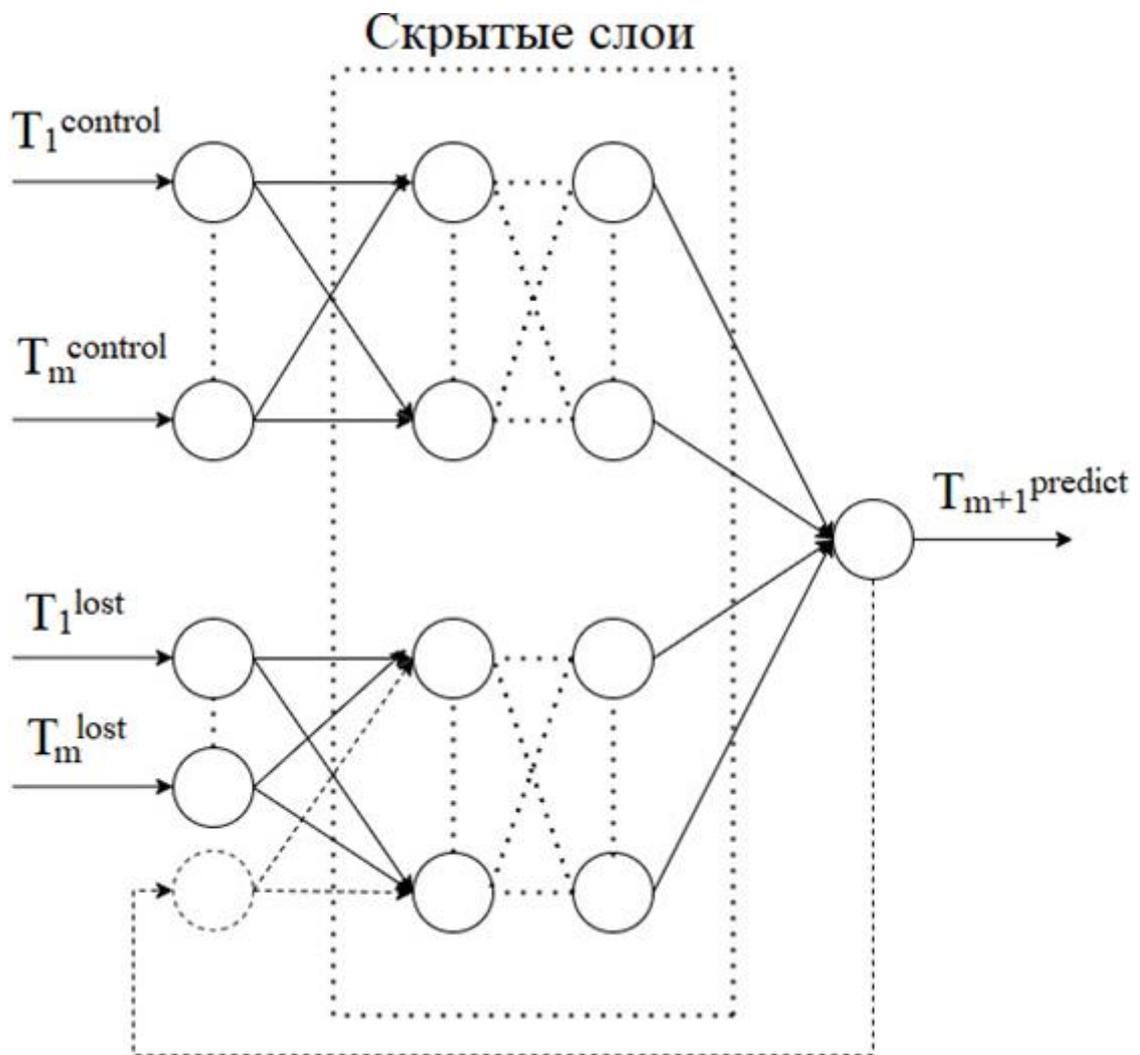


Рисунок 2.5 – Структура искусственной нейронной сети прогнозирования измерений

ИНС_{прогноз} представляет из себя классическую искусственную нейронную сеть прямого распространения. Нейроны каждого следующего скрытого слоя

связаны со всеми нейронами предыдущего скрытого слоя. Т. к. на вход ИНС_{прогноз} подается временной ряд измерений температуры с управляющего и отказавшего пирометра, то целесообразно создать два блока скрытых слоев.

Один из блоков требуется для обработки данных с управляющего пирометра, который за время работы ИНС_{прогноз} формирует действительные измерения.

Второй блок предназначен для работы с данными отказавшего пирометра. Искусственный нейрон, изображенный штриховой линией, показывает, что в процессе работы ИНС_{прогноз} спрогнозированные значения температуры с отказавшего пирометра будут постепенно замещать действительные значения измерений.

ИНС_{прогноз} позволит завершить процесс индукционной пайки ВТКА в условиях неполной информации с требуемым качеством.

Постановка задачи интеллектуального управления индукционной пайкой волноводных трактов выглядит следующим образом.

Пусть имеются входные данные:

1. $T_1^{p1}, \dots, T_n^{p1}$ – входные данные, представляющие собой временной ряд измерений первого пирометра.
2. $T_1^{p2}, \dots, T_m^{p2}$ – входные данные, представляющие собой временной ряд измерений второго пирометра.
3. h_1, \dots, h_k – входные данные, представляющие собой временной ряд значений расстояния от индуктора до сборки волноводного тракта.
4. W_1, \dots, W_k – входные данные, представляющие собой временной ряд значений уставок мощности, подаваемой на индуктор.

Также имеются выходные данные:

1. h_{k+1} – выход ИНС, представляющий собой вычисленное значение расстояния от индуктора до заготовки.
2. W_{k+1} – выход ИНС, представляющий собой вычисленное значение уставки мощности индуктора.

Существует неизвестная целевая зависимость: $y^*: (T_1^{p2}, \dots, T_m^{p2}, T_1^{p1}, \dots, T_n^{p1}, h_1, \dots, h_k, W_1, \dots, W_k) \rightarrow (h_{k+1}, W_{k+1})$, значение которой известно только на

обучающей выборке. Необходимо разработать алгоритм отображения, способный аппроксимировать значения на множестве входов $T_1^{p1}, \dots, T_n^{p1}, T_1^{p2}, \dots, T_m^{p2}, h_1, \dots, h_k, W_1, \dots, W_k$. [2]

Общая структура искусственной нейронной сети для решения задачи управления индукционной пайкой представлена на рисунке 2.6.

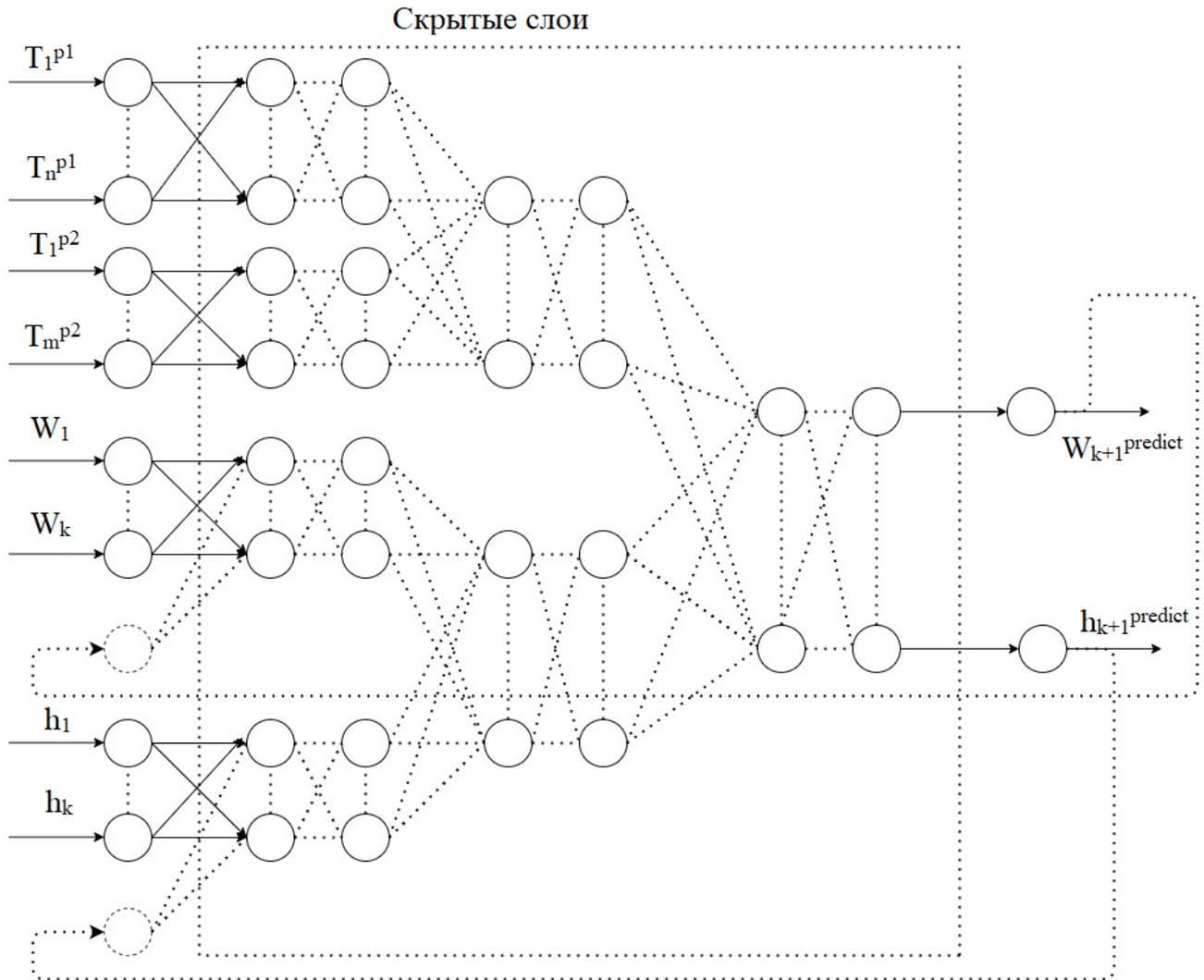


Рисунок 2.6 – Структура искусственной нейронной сети для управления индукционной пайкой

Т. к. на вход ИНС_{упр} подаются временные ряды измерений температуры с пирометров, а также временные ряды значений уставки мощности и расстояния от заготовки до окна индуктора, то для обеспечения предварительной обработки однородных данных требуется создать по блоку скрытых слоев для каждого из входных временных рядов.

Далее применяются еще два блока скрытых слоев для организации взаимодействия средств измерения, а также информации об управляющих воздействиях.

Последний блок искусственных нейронов необходим для обеспечения принятия решений на основе обработанных в предыдущих блоках данных.

Искусственные нейроны, изображенные штриховой линией, показывают, что в процессе работы ИНС_{упр} спрогнозированные значения уставки мощности и расстояния от заготовки до окна индуктора будут постепенно замещать действительные значения измерений.

На начальном этапе, когда большинство данных с пирометров являются действительными измерениями, обеспечивается максимально возможная в рамках данной модели точность. Далее на вход ИНС_{упр} будут поступать значения температур элементов сборки, спрогнозированные с использованием ИНС_{прогноз}. Со временем таких значений на входе станет много, что будет негативно сказываться на качестве прогнозирования. Также на входах с уставкой мощности и расстоянием от заготовки до окна индуктора со временем будет все больше спрогнозированных значений.

Блок-схема алгоритма управления в рамках разрабатываемой интеллектуальной технологии представлена на рисунке 2.7.

2.3 Определение наилучших структур искусственных нейронных сетей, используемых для решения поставленных задач

В качестве метода определения эффективной структуры искусственной нейронной сети для решения поставленных задач в рамках данного исследования предполагается использование генетических алгоритмов. Генетический алгоритм – метод оптимизации, основанный на идеях естественной эволюции. Основные отличия генетического алгоритма от традиционных методов оптимизации:

1. Генетические алгоритмы обрабатывают параметры задачи в закодированном виде.
2. Генетические алгоритмы осуществляют поиск решения, исходя из целой популяции, а не единственного решения.

3. Генетические алгоритмы используют только целевую функцию, а не ее производные или иную информацию.

4. В генетических алгоритмах применяются вероятностные правила выбора, а не детерминированные. [61]

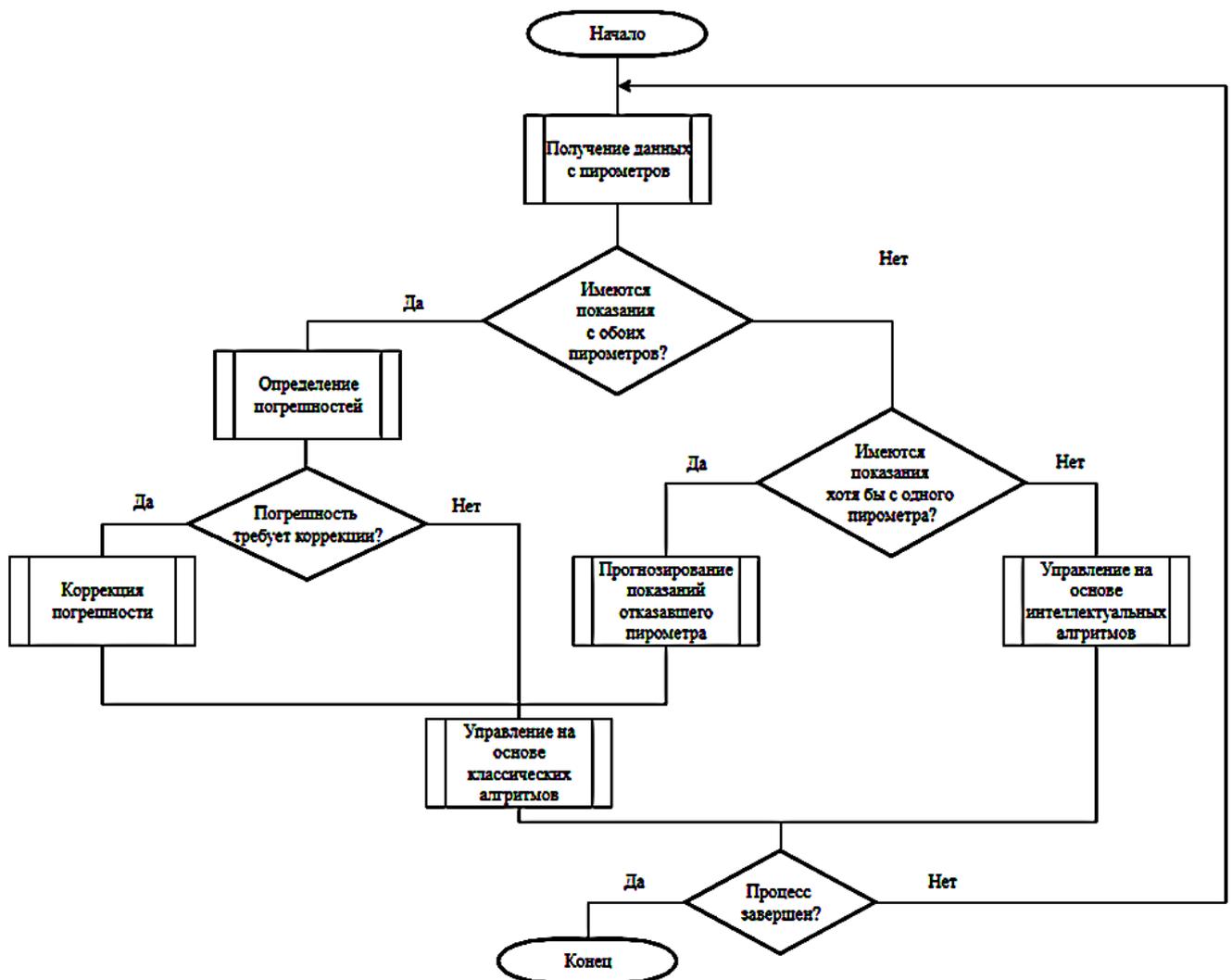


Рисунок 2.7 – Алгоритм интеллектуального управления процессом индукционной пайки волноводных трактов

Описание работы генетических алгоритмов опирается на понятия, заимствованные из области генетики. К основным понятиям генетических алгоритмов можно отнести [61]:

1. Популяция – конечное множество особей, т. е. потенциальных решений поставленной задачи.

2. Особь – потенциальные решения в виде хромосом с закодированными в них параметрами задачи.
3. Ген – атомарный элемент хромосомы, представляющий собой один из параметров задачи.
4. Генотип – набор хромосом отдельной особи, в частном случае может быть одной хромосомой.
5. Фенотип – набор значений, соответствующий заданному генотипу, представляет собой декодированные параметры задачи.
6. Аллель – значение конкретного гена, конкретного параметра задачи.
7. Лocus – место размещения гена в хромосоме.
8. Функция приспособленности – функция, представляющая собой меру приспособленности данной особи в популяции. Является важнейшим понятием, т. к. на основе функции приспособленности выполняется отбор решений, наилучшим способом подходящий для решения поставленной задачи.
9. Поколение – очередная популяция в процессе подбора решения.

Типовой генетический алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Задание исходной популяции хромосом.
2. Вычислений функций приспособленности для всех хромосом в популяции с их последующей оценкой.
3. Проверка условий останова генетического алгоритма.
4. Селекция хромосом.
5. Применение генетических операторов.
6. Формирование новой популяции.
7. Выбор наиболее приспособленной хромосомы. [165]

Блок-схема типового генетического алгоритма представлена на рисунке 2.8.

Создание исходной популяции представляет собой процесс случайного выбора определенного количества хромосом, кодирующих оптимизируемые параметры.

Оценивание функций приспособленности особей (хромосом) в текущей популяции представляет собой расчет функций приспособленности для всех

особей в популяции с последующей их оценкой. Чем выше значение функции приспособленности, тем более качественно данная особь способна осуществлять решение поставленной задачи.

Проверка условий остановки алгоритма в разных случаях может реализовываться в двух вариантах:

1. Отсутствие значительно улучшения на протяжении некоторого заданного количества поколений.
2. Истечение заданного количества эпох.

При выполнении условия **остановка** происходит **выбор наилучшей хромосомы**, иначе с шага селекции начинается новая итерация.

Селекция заключается в выборе по значениям функции приспособленности особей для создания потомков следующей популяции. Суть селекции состоит в том, что индивиды с более высоким значением функции приспособленности с большей вероятностью передадут свой набор генов в следующие популяции.

Применение генетических операторов необходимо для создания новых популяций. Применяются как правило два генетических оператора: оператор мутации и оператор скрещивания. Оператор скрещивания необходим для осуществления поиска более качественных решений.

Суть скрещивания в том, что при его осуществлении по определенному правилу отобранные на этапе селекции особи передают части своих хромосом потомкам. Скрещивание может осуществляться по следующим схемам [114]:

1. Точечное скрещивание.
2. Многоточечное скрещивание (2 и более точки скрещивания).
3. Равномерное скрещивание.
4. Оператор инверсии и другие.

Точечное скрещивание представляет собой обмен участками хромосом, находящимися по разные стороны точки разрыва. Схема одноточечного скрещивания представлена на рисунке 2.9.

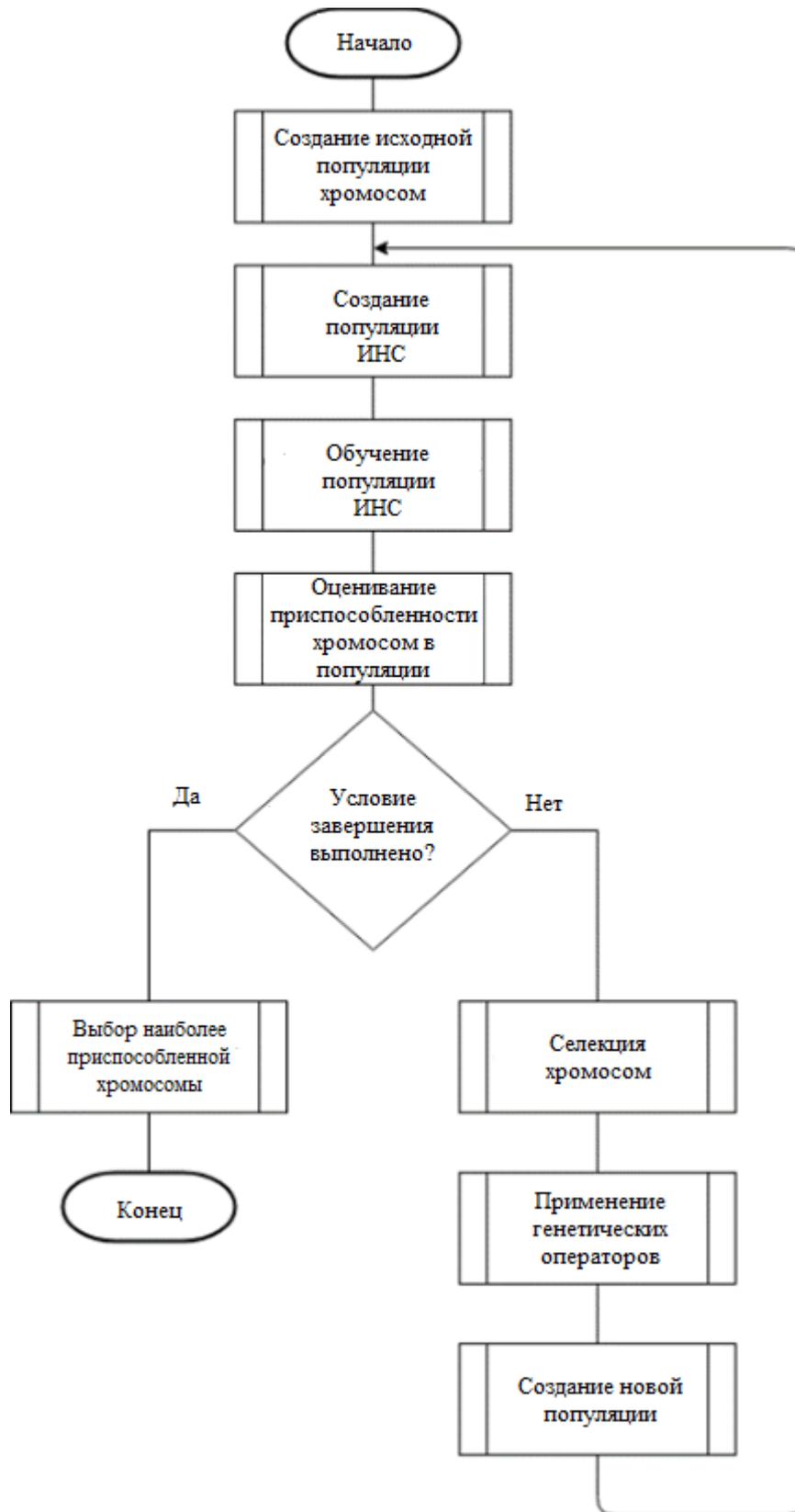


Рисунок 2.8 – Блок-схема типового генетического алгоритма

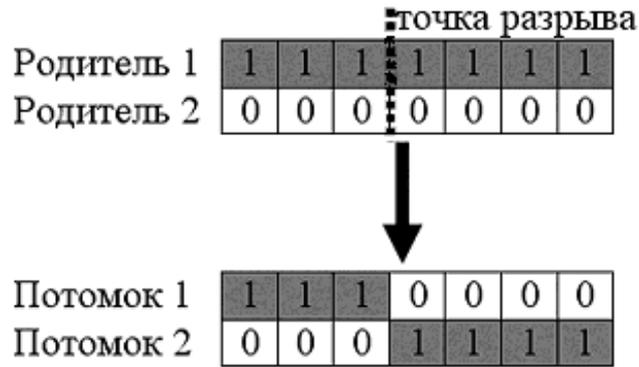


Рисунок 2.19 – Схема одноточечного скрещивания

Двухточечное скрещивание отличается от одноточечного тем, что здесь хромосомы перед скрещиванием разделяются уже на 3 части двумя точками (рисунок 2.10).

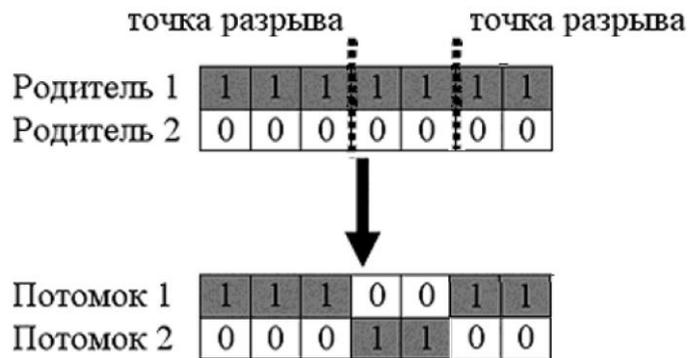


Рисунок 2.10 – Схема двухточечного скрещивания

При равномерном скрещивании соответствующий ген потомка может быть унаследован от любого родителя с равной вероятностью (рисунок 2.11).

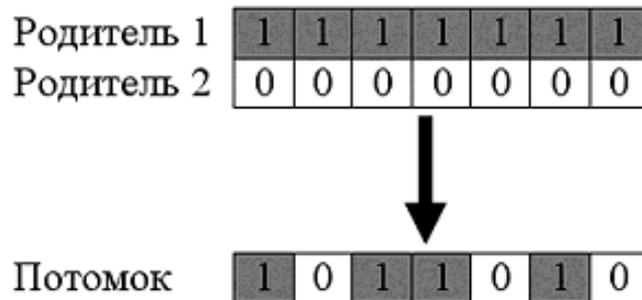


Рисунок 2.11 – Схема равномерного скрещивания

Оператор мутации представляет собой выполнение случайного изменения в одном либо нескольких генах индивида. Оператор мутации (рисунок 2.22) необходим для поддержания генетического разнообразия, чтобы была меньшая вероятность быстрого сведения решения к локальному минимуму.

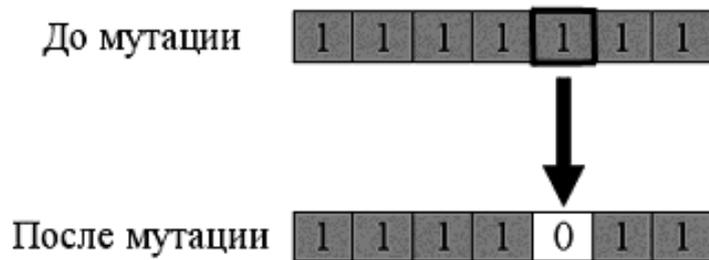


Рисунок 2.12 – Схема мутации

Надо заметить, что скрещивание должно производиться практически всегда, а оператору мутации назначается некоторая вероятность, с которой он будет применяться. Как правило вероятность мутации выбирается не очень высокой.

Результат **применения генетических операторов** представляет собой набор особей, из которых формируется новой популяцией, которая в этот момент становится текущей.

Способ, с помощью которого происходит представление задачи в виде, пригодном для применения генетического алгоритма, зависит от условий задачи. Как правило параметры задачи кодируются в двоичном виде, но возможны и иные варианты. В рамках данного исследования параметры будут кодироваться действительными числами. Длина хромосомы зависит от количества оптимизируемых параметров.

Постановка задачи выбора наилучшей структуры искусственной нейронной сети с использованием генетического алгоритма.

Формально генетический алгоритм для определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети можно представить в виде блок-схемы, представленной на рисунке 2.13.

1. Создание исходной популяции хромосом, генотип каждой из которых представляет собой закодированные параметры искусственной нейронной сети. Данный шаг представляет собой создание популяции индивидов, в хромосомах которых закодированы настройки структуры искусственных нейронных сетей. В рамках поставленных задач в хромосоме имеет смысл кодировать количество скрытых слоев и количество нейронов на каждом скрытом слое. Для входных слоев в рамках поставленных задач вариативность меньшая. Количество входных нейронов напрямую зависит от глубины погружения в скользящее окно. В рамках данной задачи осмысленными значениями являются количество нейронов от 10 до 25. Объясняется это особенностями технологического процесса. Измерение температуры производится 5 раз в секунду. Процесс является быстroteкущим. Учитывая эту информацию, а также среднюю скорость нагрева в 20–25 °С/сек, существенные изменения температуры, требующие внимания или коррекции в среднем будут происходить за промежуток времени от 2 до 5 секунд. Соответственно эксперименты будут производиться для структур искусственных нейронных сетей с количеством слоев, соответствующим погружению в лаговое пространство от 10 до 25 измерений.

2. Создание исходной популяции хромосом, генотип каждой из которых представляет собой закодированные параметры искусственной нейронной сети. Данный шаг представляет собой создание популяции индивидов, в хромосомах которых закодированы настройки искусственных нейронных сетей в плане структуры. В рамках поставленных задач в хромосоме имеет смысл кодировать количество скрытых слоев и количество нейронов на каждом скрытом слое. Для входных слоев в рамках поставленных задач вариативность меньшая. Количество входных нейронов напрямую зависит от глубины погружения в скользящее окно. В рамках данной задачи осмысленными значениями являются количество нейронов от 5 до 25. Объясняется это особенностями технологического процесса. Измерение температуры производится 5 раз в секунду. Процесс является быстroteкущим. Учитывая эту информацию, а также среднюю скорость нагрева в 20–25 °С/сек, существенные изменения температуры, требующие внимания или

коррекции в среднем будут происходить за промежуток времени от 2 до 5 секунд. Соответственно эксперименты будут производиться для структур искусственных нейронных сетей с количеством слоев, соответствующим погружению в лаговое пространство от 10 до 25 измерений.

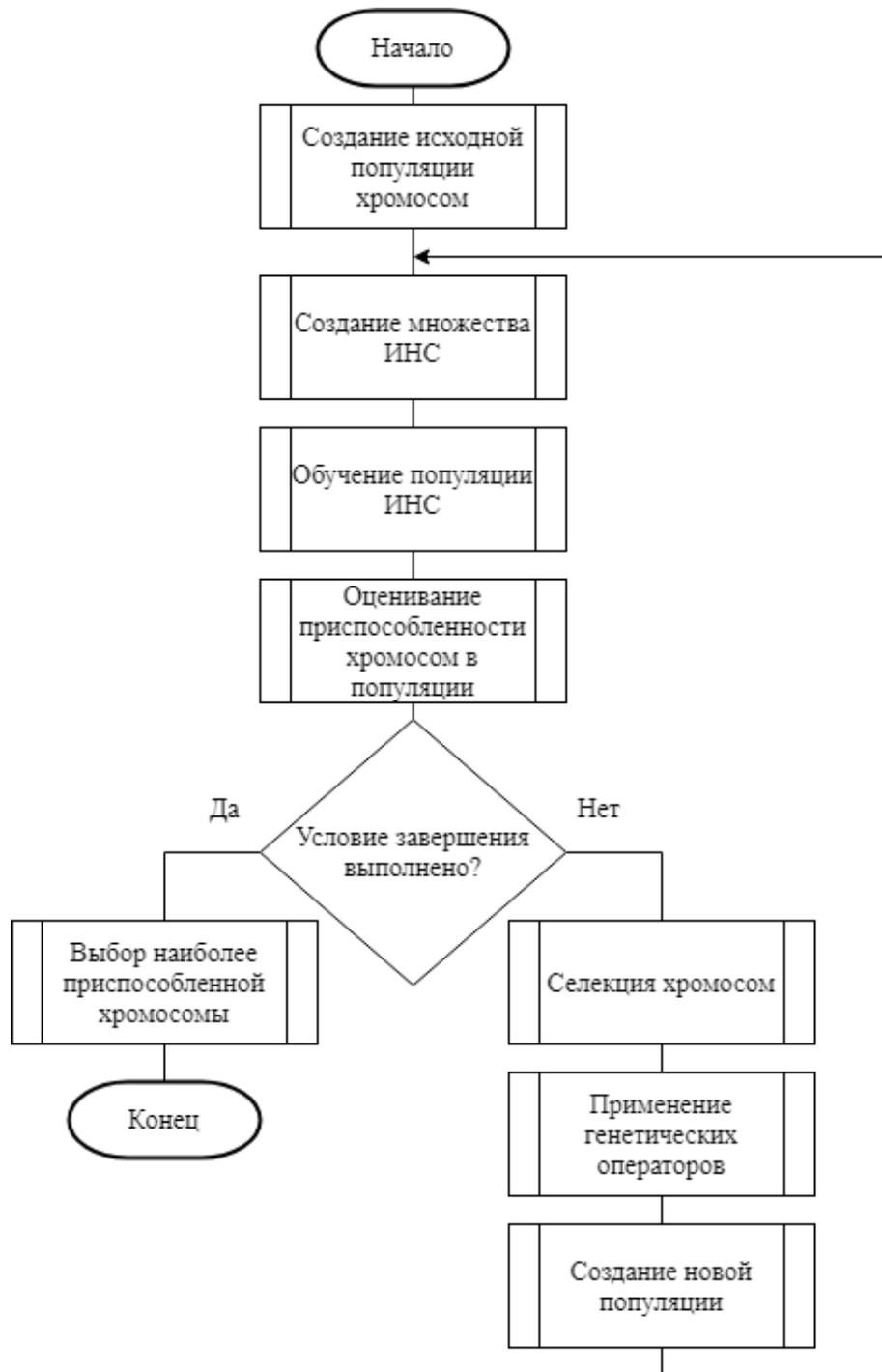


Рисунок 2.13 – Блок-схема генетического алгоритма для определения оптимальной структуры искусственной нейронной сети

3. Создание множества искусственных нейронных сетей на основе параметров, закодированных в хромосомах популяции. Данный шаг представляет собой создание на основе данных фенотипа каждой хромосомы искусственной нейронной сети.

4. Обучение каждой искусственной нейронной сети на основе имеющихся обучающих данных и вычисление на основе результатов обучения функции пригодности. Данный шаг представляет собой основное действие, необходимое для последующего оценивания функции пригодности для каждой хромосомы популяции. Для каждой искусственной нейронной сети имеются обучающие данные в зависимости от решаемой задачи. Обучающие данные получены на основе реальных технологических процессом индукционной пайки волноводных трактов.

5. Оценивание приспособленности хромосом текущей популяции представляет собой оценку параметров искусственных нейронных сетей в рамках задачи определения наилучшей структуры. Чаще всего таким параметром выступает ошибка распознавания.

6. Проверка условия остановки алгоритма. Работа генетического алгоритма останавливается по истечению отведенных на обучение эпох.

7. Селекция хромосом. В рамках данного диссертационного исследования предполагается использование турнирной селекции.

8. Применение генетических операторов. В данном исследовании используется двухточечное скрещивание, вероятность мутации составляет 10 %.

9. Создание новой популяции.

10. Выбор «наилучшей» структуры искусственной нейронной сети.

Задача определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети представляет из себя задачу многокритериальной оптимизации. Для решения данной задачи целесообразно использовать генетический алгоритм [115 – 119]. Алгоритм FFGA успешно использовался для нахождения наилучшей структуры искусственной нейронной сети, оптимизация алгоритмом при этом производится по таким параметрам как ошибка распознавания нейросетевой модели, а также

вычислительная сложность модели в процессе ее непосредственной работы [120 – 123].

Формальная постановка задачи определения наилучшей структуры ИНС выглядит следующим образом (2.1).

$$\begin{cases} Err(M_c, M_w, \overline{act}) \rightarrow \min \\ Cmp(M_c, \overline{act}) \rightarrow \min \end{cases} \quad (2.1)$$

где Err – общая среднеквадратичная ошибка обучения искусственной нейронной сети; Cmp – вычислительная сложность нейросетевой модели, выражающаяся в операциях с плавающей точкой в секунду; M_c – матрица связей искусственной нейронной сети; M_w – матрица весов связей искусственной нейронной сети; \overline{act} – вектор активационных функций нейронов в искусственной нейронной сети.

Погружение в лаговое пространство. Глубина погружения в лаговое пространство для решения поставленных задач главным образом зависит от особенностей пирометров. Используемые в рамках данного исследования пирометры позволяют производить измерения температуры элементов сборки волноводного тракта каждые 30 – 40 мс. Это около 25 измерений в секунду. Погрешности, не требующие коррекции, не оказывают влияния на качество управления процессом индукционной пайки ВТКА, при этом такие погрешности не возникают резко, они плавно возникают и плавно прекращаются. Погрешности, требующие коррекции, оказывают значительное влияние на качество управления, кроме того, они характеризуются резким возникновением и резким прекращением. Для определения наилучшей глубины погружения в лаговое пространство были произведены экспериментальные исследования для каждой из задач. Глубина погружения в лаговое пространство на протяжении экспериментов изменялась от 1 до 25 измерений. Результаты экспериментальных исследований представлены на рисунке 2.14. Как видно из рисунка, наилучшей глубиной погружения в лаговое пространство является:

1. 11 последних измерений при решении задачи определения погрешностей средств измерения.
2. 10 последних измерений при решении задачи коррекции погрешностей.
3. 11 последних измерений при решении задачи прогнозирования измерений в процессе индукционной пайки ВТКА.
4. 12 последних измерений при решении задачи управления индукционной пайкой ВТКА в условиях отсутствия оперативной информации с пирометров.

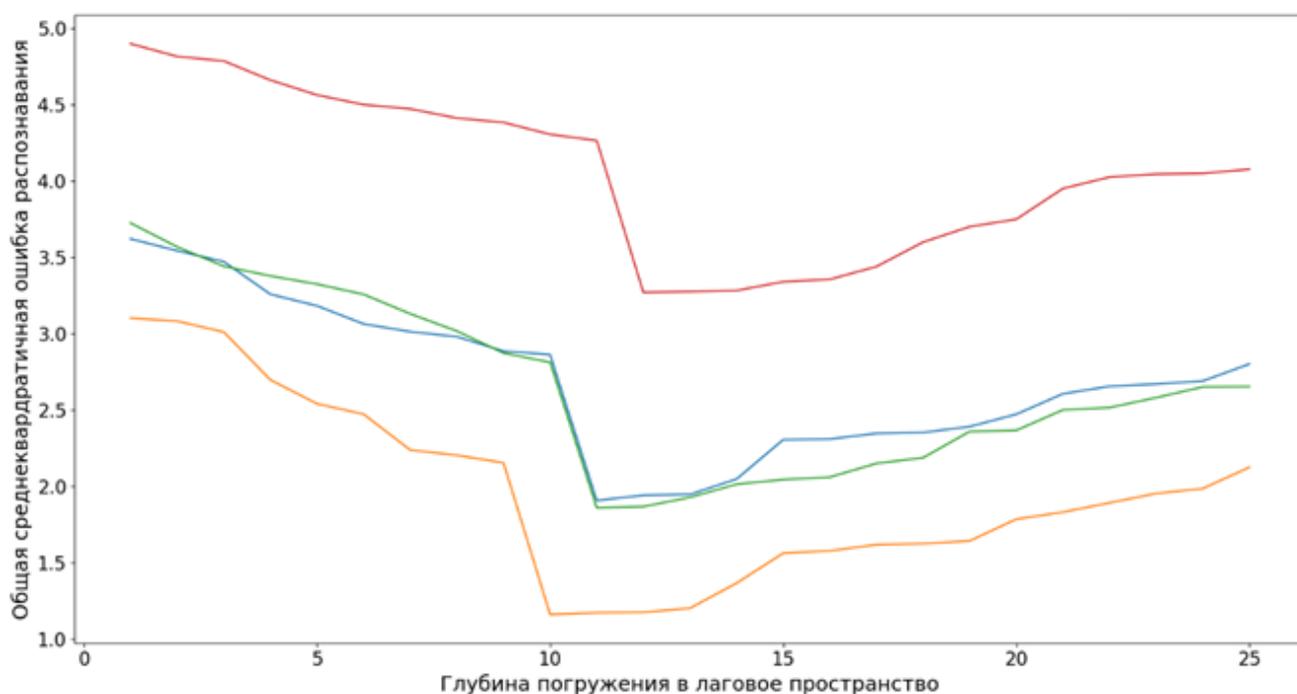


Рисунок 2.14 – Результаты экспериментов по определению наилучшего погружения в лаговое пространство, где синий график – ИНС определения погрешностей, оранжевый график – ИНС коррекции погрешностей, зеленый график – ИНС прогнозирования измерений, красный график – ИНС управления

При такой глубине обеспечивается наиболее низкая общая среднеквадратичная ошибка распознавания.

Оптимизация производилась на **аппаратном обеспечении**:

1. Процессор: AMD Ryzen 5 4500U, рабочая частота 2,38 ГГц, пиковая частота 4 ГГц, 6 физических ядер.

2. Оперативная память: 8 ГБ.
3. Твердотельный накопитель на 512 ГБ, используется в качестве файла подкачки при необходимости.

Определение наилучшей структуры искусственной нейронной сети определения погрешностей производилось на основе экспериментальных исследований. [2] [185]

Постановка эксперимента по определению оптимальной структуры ИНС_{идент} выглядит следующим образом:

1. Число скрытых слоев искусственной нейронной сети: от 1 до 10.
2. Число нейронов на слой: от 1 до 10.
3. Число индивидов в популяции: 30.
4. Вид селекции: турнирная.
5. Число индивидов в турнире: 5.
6. Вид скрещивания: равномерное.
7. Вероятность мутации: слабая.
8. Максимальное число поколений: 200.

Параметры искусственной нейронной сети кодируются в генотипе хромосомы следующим образом:

1. n – количество скрытых слоев.
2. $k_1 - k_n$ – Количество нейронов на i слое.

Производится многокритериальная оптимизация с помощью алгоритма FFGA по параметрам:

1. Общая среднеквадратичная ошибка распознавания – данный параметр минимизируется.
2. Вычислительная сложность в FLOPS – данный параметр минимизируется.

Параметры генетического алгоритма были получены опытным путем.

В результате определения наилучшей структуры ИНС_{идент} с использованием многокритериального генетического алгоритма была получена аппроксимация множества Парето – множество, состоящее из 30-ти моделей. Приближение фронта

Парето на последнем поколении генетического алгоритма представлено на рисунке 2.15. Исходя из поставленной задачи из имеющихся решений выбирается решение с наименьшей среднеквадратичной ошибкой. Наименьшую ошибку обеспечивает искусственная нейронная сеть со структурой: 10 нейронов на входном слое, 10 нейронов на первом скрытом слое, 7 нейронов на втором скрытом слое, 6 нейронов на третьем скрытом слое, 4 нейрона на четвертом скрытом слое, 7 нейронов на пятом скрытом слое, 9 нейронов на шестом скрытом слое, 2 нейрона на выходном слое. Средняя точность распознавания полученной искусственной нейронной сети составляет 95,1%.

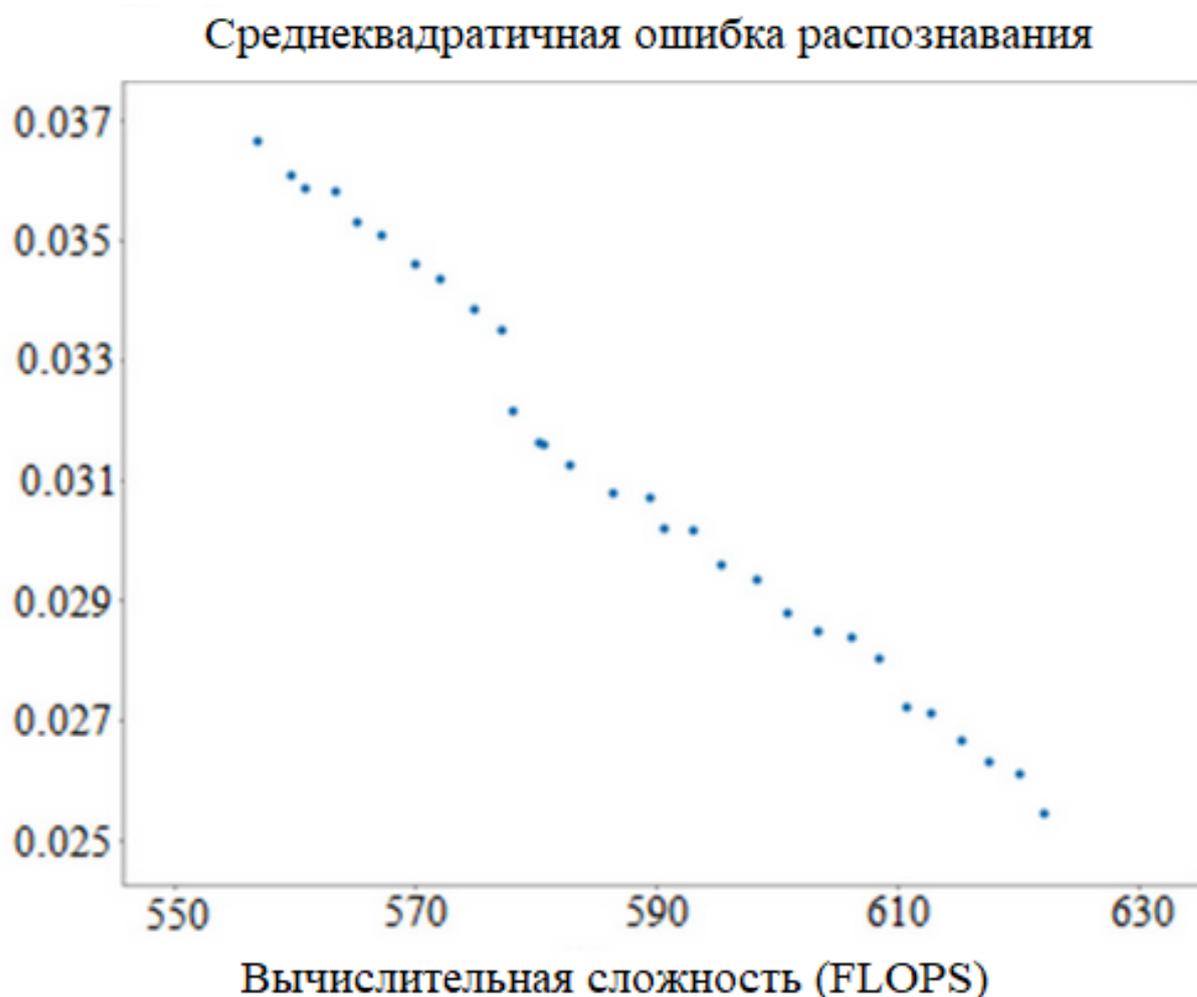


Рисунок 2.15 – Аппроксимация Парето-оптимального фронта для определения наилучшей структуры ИНС_{идент}

Производительность данной нейросетевой модели составляет 623 FLOPS, время работы модели при этом составляет 13 мс. Структура искусственной

нейронной сети с оптимальной структурой для решения задачи определения погрешностей представлена на рисунке 2.16. На рисунках 2.17 и 2.18 представлены графики общей среднеквадратичной ошибки распознавания и вычислительной сложности в процессе обучения искусственной нейронной сети для решения задачи идентификации погрешностей средств измерения в процессе управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов. [165]

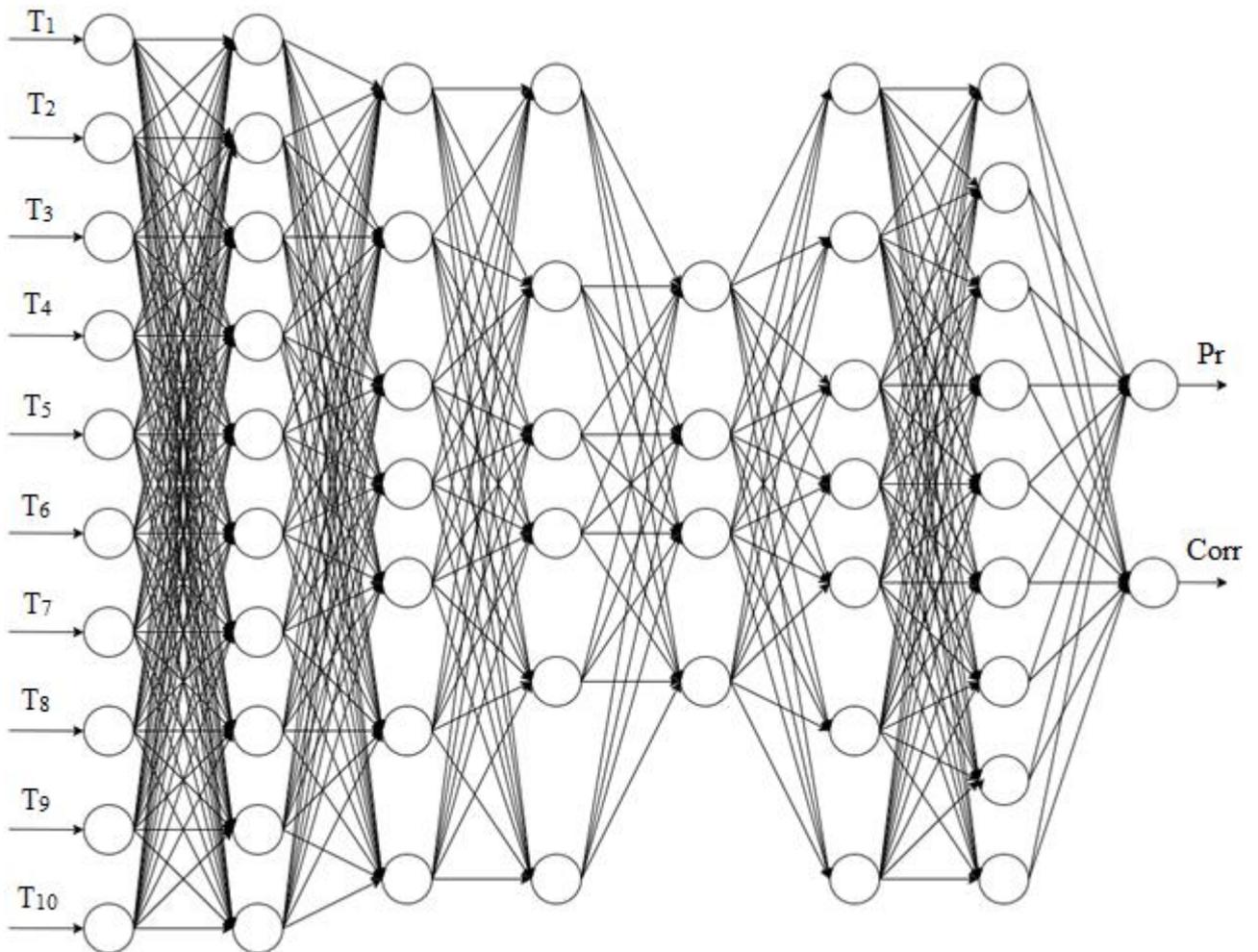


Рисунок 2.16 – Структура искусственной нейронной сети определения погрешностей с оптимальной структурой

ИНС_{идент} с подобранной оптимальной структурой, как было показано выше, позволяет выполнять решение задачи определения погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки волноводных трактов. Разработанная модель позволяет распознавать наличие погрешности, а также определять необходимость коррекции погрешности. В тех случаях, когда в коррекции

погрешности нет необходимости, управление процессом осуществляется на основе классических алгоритмов. В случае обнаружения погрешности, требующей коррекции, необходимо использование ИНС_{корр}.

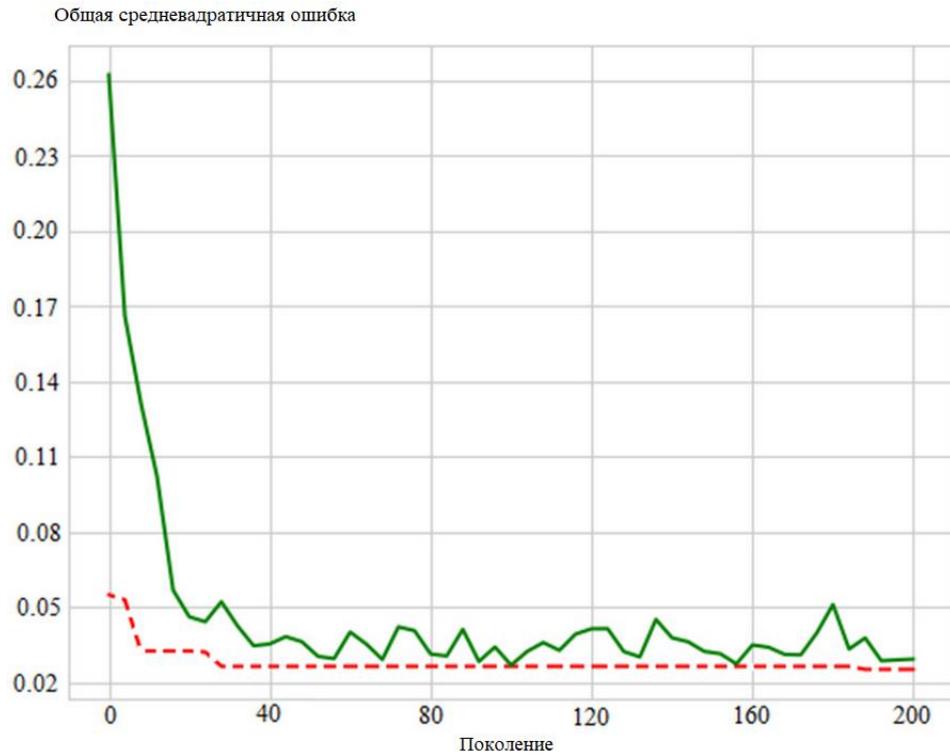


Рисунок 2.17 – График ошибки распознавания в процессе обучения ИНС_{идент}

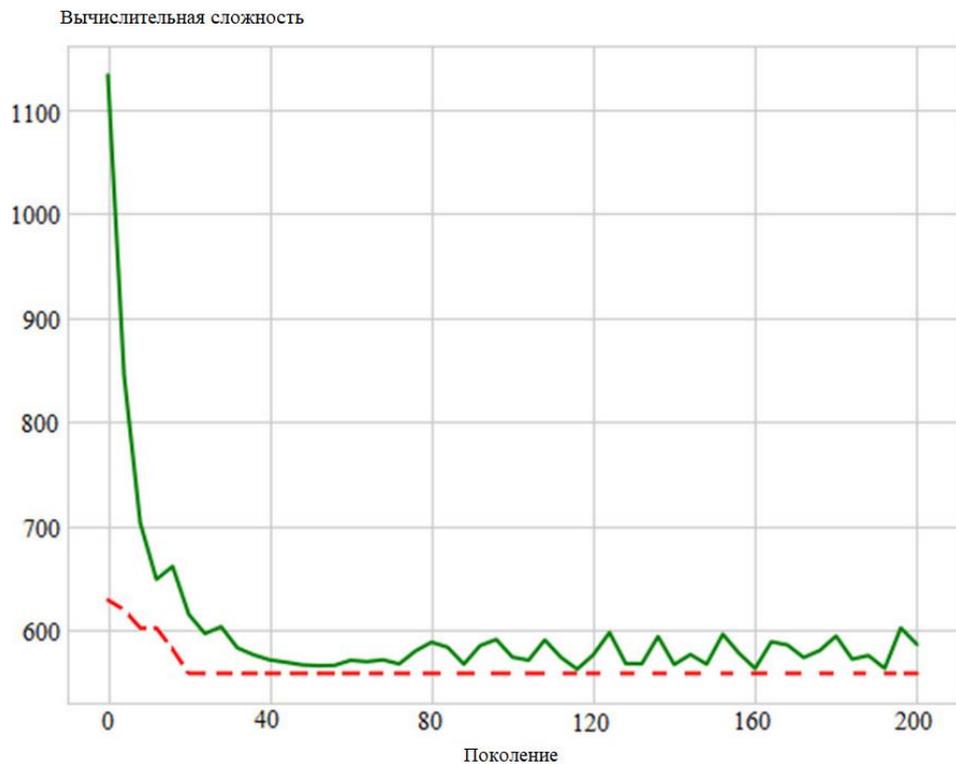


Рисунок 2.18 – График ошибки распознавания в процессе обучения ИНС_{идент}

Определение оптимальной структуры искусственной нейронной сети коррекции погрешностей производилось на основе экспериментальных исследований. [2] [185] Постановка эксперимента по определению оптимальной структуры ИНС_{корр} выглядит следующим образом:

1. Число скрытых слоев искусственной нейронной сети: от 1 до 9.
2. Число нейронов на слой: от 1 до 10.
3. Число индивидов в популяции: 30.
4. Вид селекции: турнирная.
5. Число индивидов в турнире: 5.
6. Вид скрещивания: равномерное.
7. Вероятность мутации: слабая.
8. Максимальное число поколений: 100.

Параметры искусственной нейронной сети кодируются в генотипе хромосомы следующим образом:

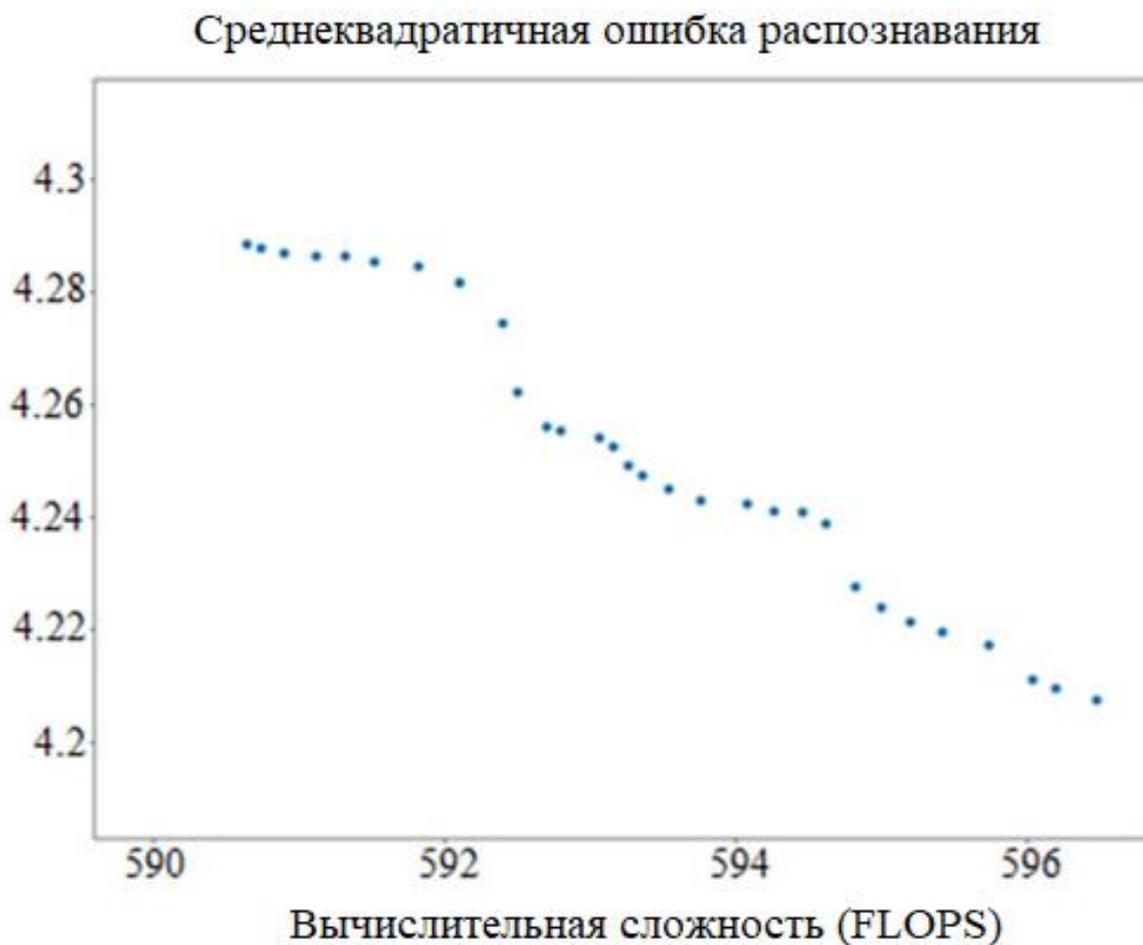
1. n – количество скрытых слоев.
2. $k_1 - k_n$ – Количество нейронов на i слое.

Производится многокритериальная оптимизация с помощью алгоритма FFGA по параметрам:

1. Общая среднеквадратичная ошибка распознавания – данный параметр минимизируется.
2. Вычислительная сложность нейросетевой модели в FLOPS – данный параметр минимизируется.

Параметры генетического алгоритма были получены опытным путем.

В результате определения наилучшей структуры ИНС_{корр} с использованием многокритериального генетического алгоритма была получена аппроксимация множества Парето – множество, состоящее из 30-ти моделей. Приближение фронта Парето на последнем поколении генетического алгоритма представлено на рисунке 2.19.



Средняя точность коррекции искусственной нейронной сети с оптимальной структурой, определенной экспериментальным путем, распознавания полученной искусственной нейронной сети составляет 96,6%.

Производительность данной нейросетевой модели составляет 598 FLOPS, время работы модели при этом составляет 12 мс. Структура искусственной нейронной сети с оптимальной структурой для решения задачи коррекции погрешностей представлена на рисунке 2.20. На рисунках 2.21 и 2.22 представлены графики ошибки коррекции и вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{корр}.

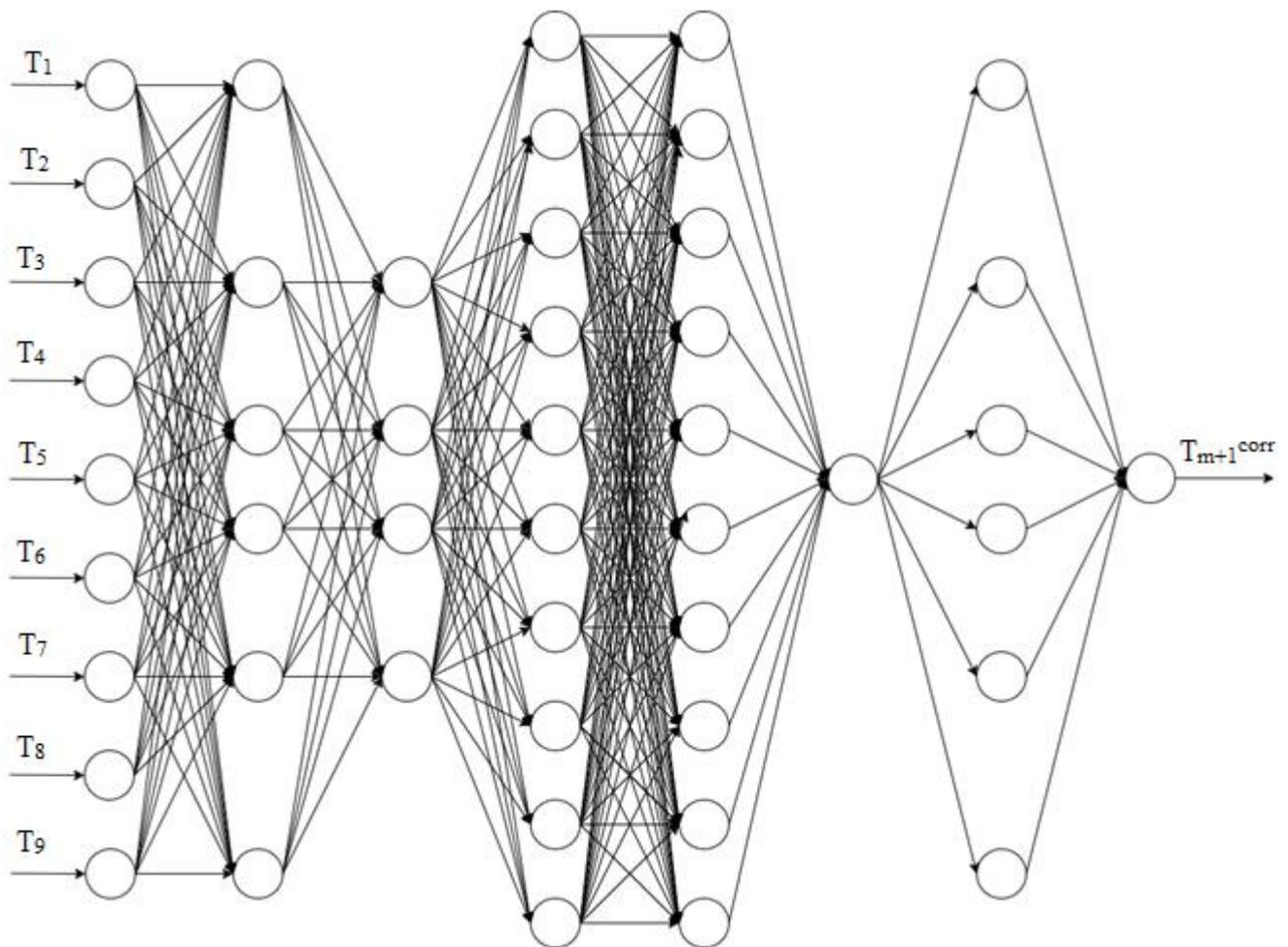


Рисунок 2.20 – Структура искусственной нейронной сети коррекции погрешностей с оптимальной структурой

ИНС_{корр} с подобранной оптимальной структурой, как было показано выше, позволяет выполнять решение задачи коррекции погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки волноводных трактов.

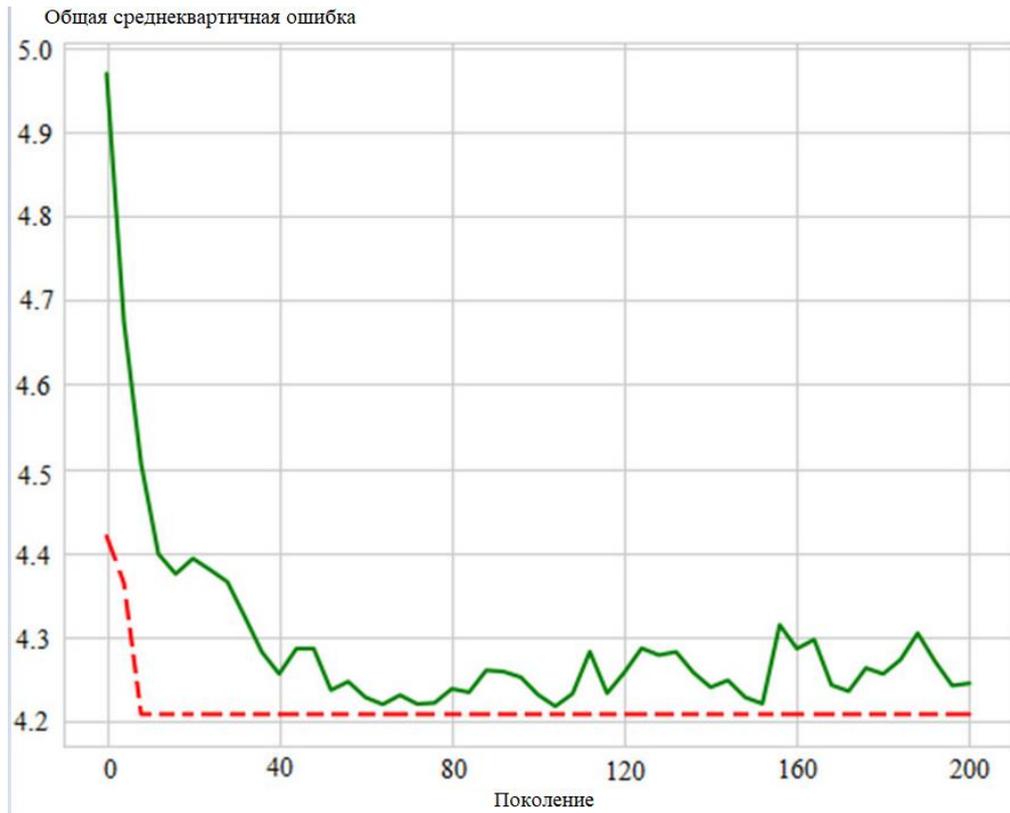


Рисунок 2.21 – График ошибки коррекции в процессе обучения ИНС_{корр}

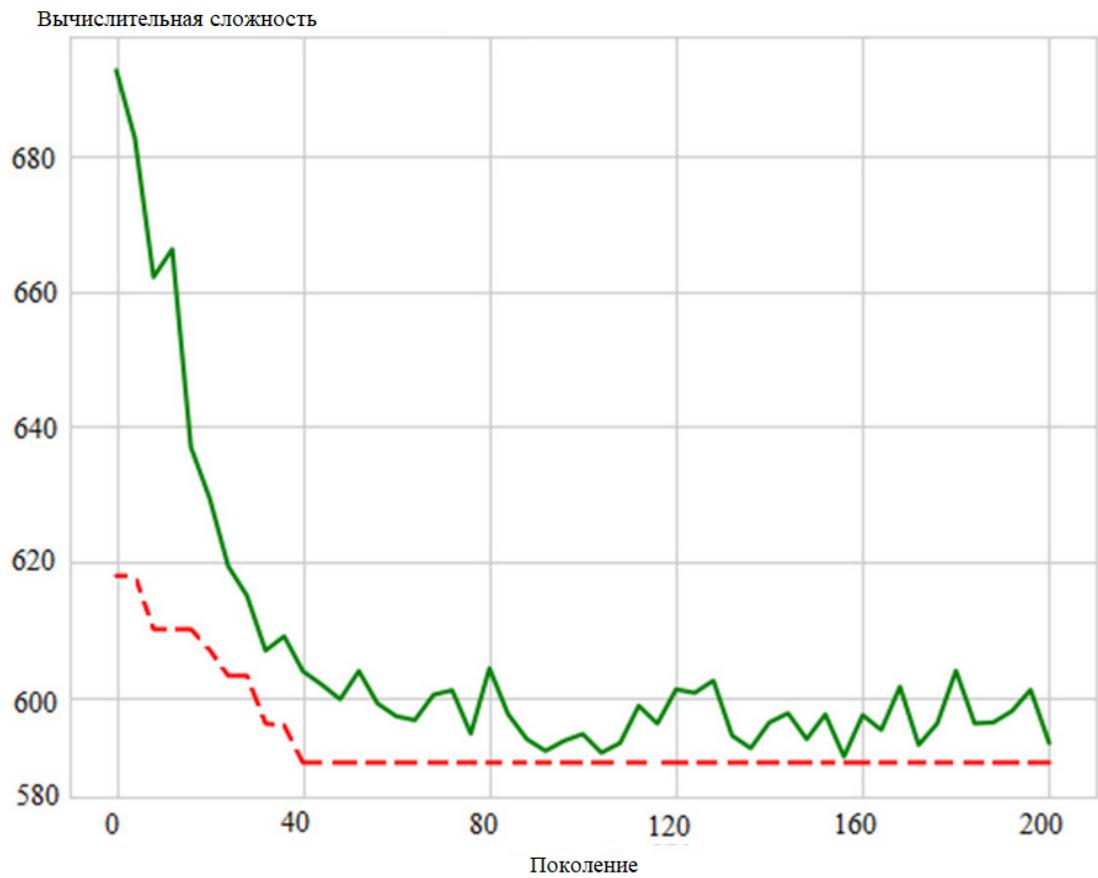


Рисунок 2.22 – График вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{корр}

Разработанная модель позволяет корректировать погрешности, возникающие в процессе управления индукционной пайкой. Коррекция возможна при работоспособности обоих пирометров. В случае выхода из строя одного из пирометров необходимо использовать ИНС_{прогноз} для прогнозирования показаний вышедшего из строя пирометра. В случае выхода из строя обоих пирометров необходимо использование ИНС_{упр} для решения задачи управления в условиях отсутствия показаний измерительных средств.

Определение оптимальной структуры искусственной нейронной сети прогнозирования измерений производилось на основе экспериментальных исследований. [2] [185] Постановка эксперимента по определению оптимальной структуры ИНС_{прогноз} выглядит следующим образом:

1. Число скрытых слоев искусственной нейронной сети: от 1 до 10.
2. Число нейронов на слой: от 1 до 10.
3. Число индивидов в популяции: 30.
4. Вид селекции: турнирная.
5. Число индивидов в турнире: 5.
6. Вид скрещивания: равномерное.
7. Вероятность мутации: слабая.
8. Максимальное число поколений: 100.

Параметры искусственной нейронной сети кодируются в генотипе хромосомы следующим образом:

1. $n_1 - n_n$ – количество скрытых слоев в i блоке.
2. $k_1^1 - k_m^n$ – количество нейронов на k_i^j слое.

Производится многокритериальная оптимизация с помощью алгоритма FFGA по параметрам:

1. Общая среднеквадратичная ошибка распознавания – данный параметр минимизируется.
2. Вычислительная сложность нейросетевой модели в FLOPS – данный параметр минимизируется.

Параметры генетического алгоритма были получены опытным путем.

В результате определения наилучшей структуры ИНС_{прогноз} с использованием многокритериального генетического алгоритма была получена аппроксимация множества Парето – множество, состоящее из 30-ти моделей. Приближение фронта Парето на последнем поколении генетического алгоритма представлено на рисунке 2.23.

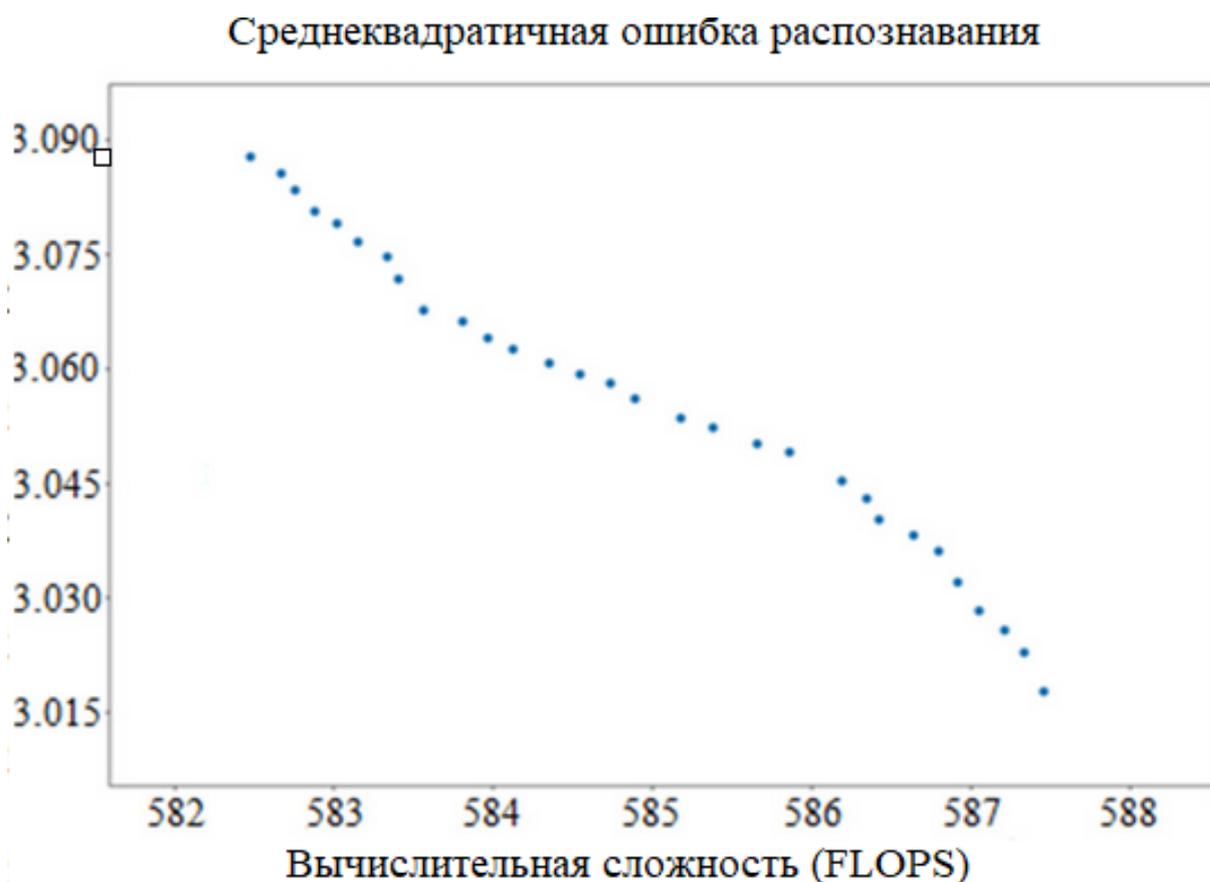


Рисунок 2.23 – Аппроксимация Парето-оптимального фронта для определения наилучшей структуры ИНС_{прогноз}

Исходя из поставленной задачи из имеющихся решений выбирается решение с наименьшей среднеквадратичной ошибкой. Наименьшую ошибку обеспечивает искусственная нейронная сеть со структурой:

1. 20 нейронов на входном слое.
2. 6 нейронов на первом скрытом слое.
3. 8 нейронов на втором скрытом слое.
4. 4 нейрона на третьем скрытом слое.

5. 10 нейронов на четвертом скрытом слое.
6. 5 нейрон на пятом скрытом слое.
7. 5 нейронов на шестом скрытом слое
8. 1 нейрон на выходном слое.

Средняя точность прогнозирования искусственной нейронной сети с оптимальной структурой, определенной экспериментальным путем, распознавания полученной искусственной нейронной сети составляет 96,7%. Производительность данной нейросетевой модели составляет 587,5 FLOPS, время работы модели при этом составляет 12,5 мс. Структура искусственной нейронной сети с оптимальной структурой для решения задачи прогнозирования измерений представлена на рисунке 2.24.

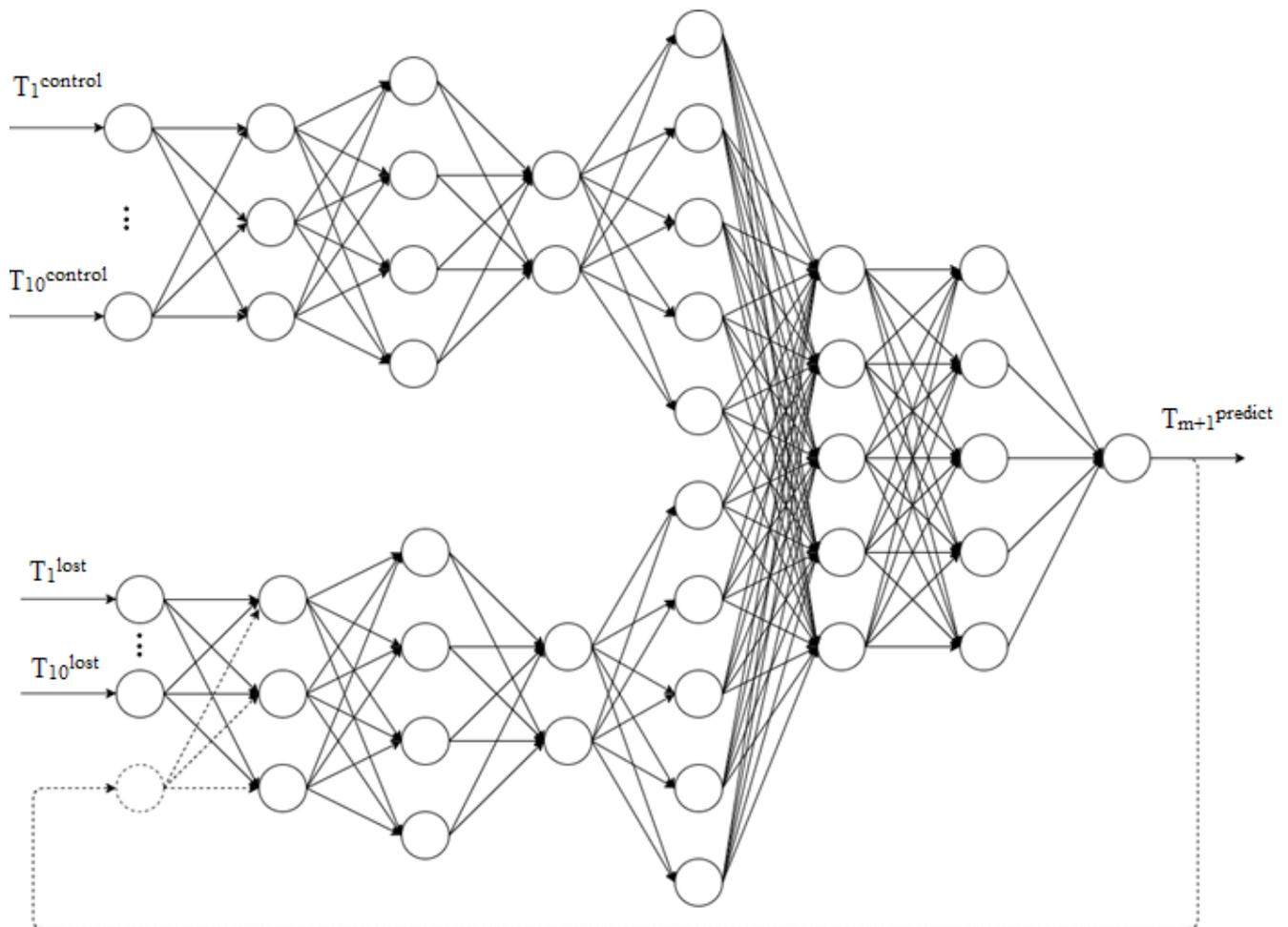


Рисунок 2.34 – Структура искусственной нейронной сети прогнозирования измерений с оптимальной структурой

На рисунках 2.25 и 2.26 представлены графики ошибки прогнозирования и вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{прогноз}.

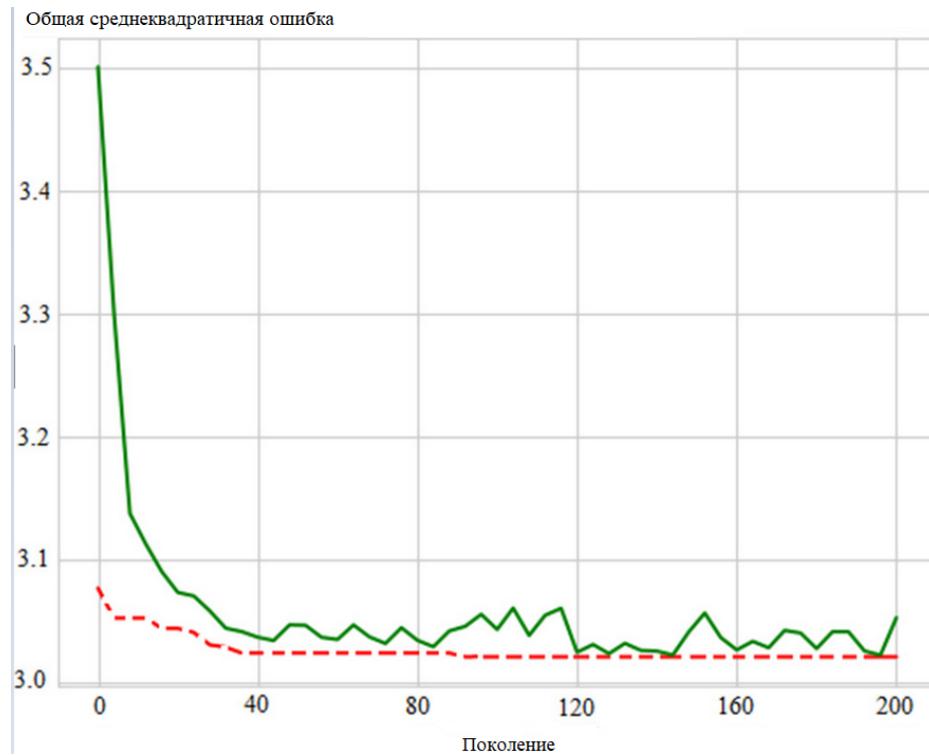


Рисунок 2.35 – График ошибки распознавания в процессе обучения ИНС_{прогноз}

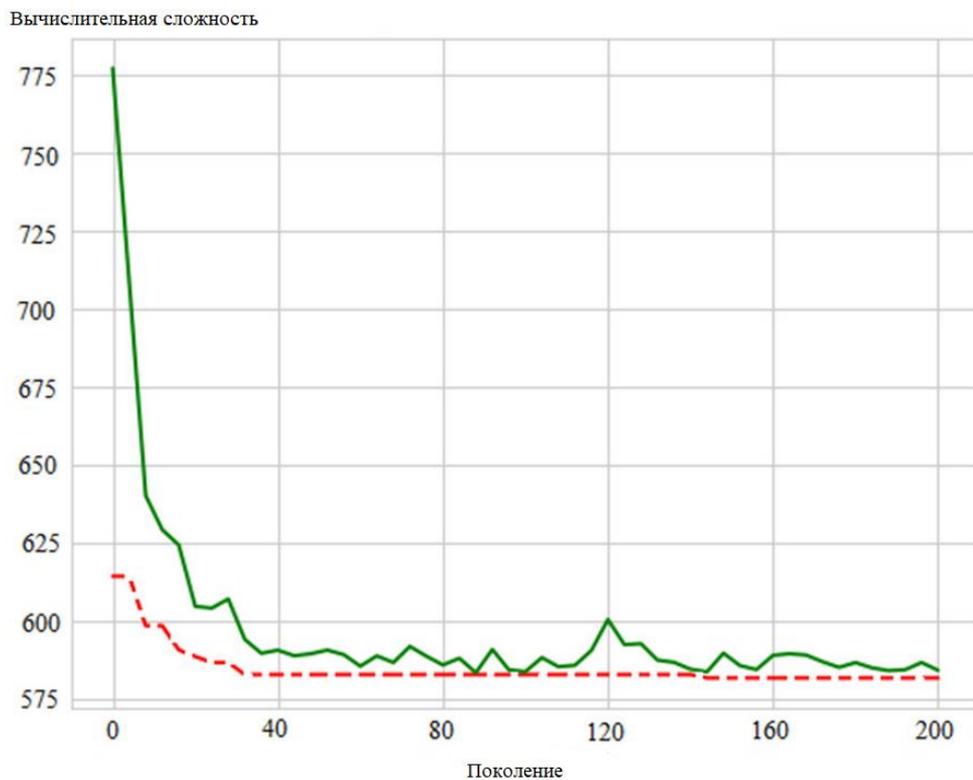


Рисунок 2.36 – График вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{прогноз}

ИНС_{прогноз} с подобранной оптимальной структурой, как было показано выше, позволяет выполнять решение задачи прогнозирования измерений в процессе индукционной пайки волноводных трактов. Разработанная модель позволяет прогнозировать измерения отказавшего пирометра на основе показаний рабочего пирометра в процессе управления индукционной пайкой волноводных трактов. При этом надо заметить, что в процессе работы точность может снижаться, т. к. со временем часть данных на входе будут на основе прогноза. Спрогнозированные значения используются для управления процессом индукционной пайки на основе классических алгоритмов. В случае выхода из строя обоих пирометров необходимо использование ИНС_{упр} для решения задачи управления в условиях отсутствия показаний измерительных средств.

Определение оптимальной структуры искусственной нейронной сети управления процессом индукционной пайки производилось на основе экспериментальных исследований. [2] [185] Постановка эксперимента по определению оптимальной структуры ИНС_{упр} выглядит следующим образом:

1. Число скрытых слоев искусственной нейронной сети: от 1 до 11.
2. Число нейронов на слой: от 1 до 10.
3. Число индивидов в популяции: 30.
4. Вид селекции: турнирная.
5. Число индивидов в турнире: 5.
6. Вид скрещивания: равномерное.
7. Вероятность мутации: слабая.
8. Максимальное число поколений: 100.

Параметры искусственной нейронной сети кодируются в генотипе хромосомы следующим образом:

1. $n_1 - n_n$ – количество скрытых слоев в i блоке.
2. $k_1^1 - k_m^n$ – количество нейронов на k_i^j слое.

Производится многокритериальная оптимизация с помощью алгоритма FFGA по параметрам:

1. Общая среднеквадратичная ошибка распознавания – данный параметр минимизируется.
2. Вычислительная сложность нейросетевой модели в FLOPS – данный параметр минимизируется.

Параметры генетического алгоритма были получены опытным путем.

В результате определения наилучшей структуры ИНС_{упр} с использованием многокритериального генетического алгоритма была получена аппроксимация множества Парето – множество, состоящее из 30-ти моделей. Приближение фронта Парето на последнем поколении генетического алгоритма представлено на рисунке 2.27.

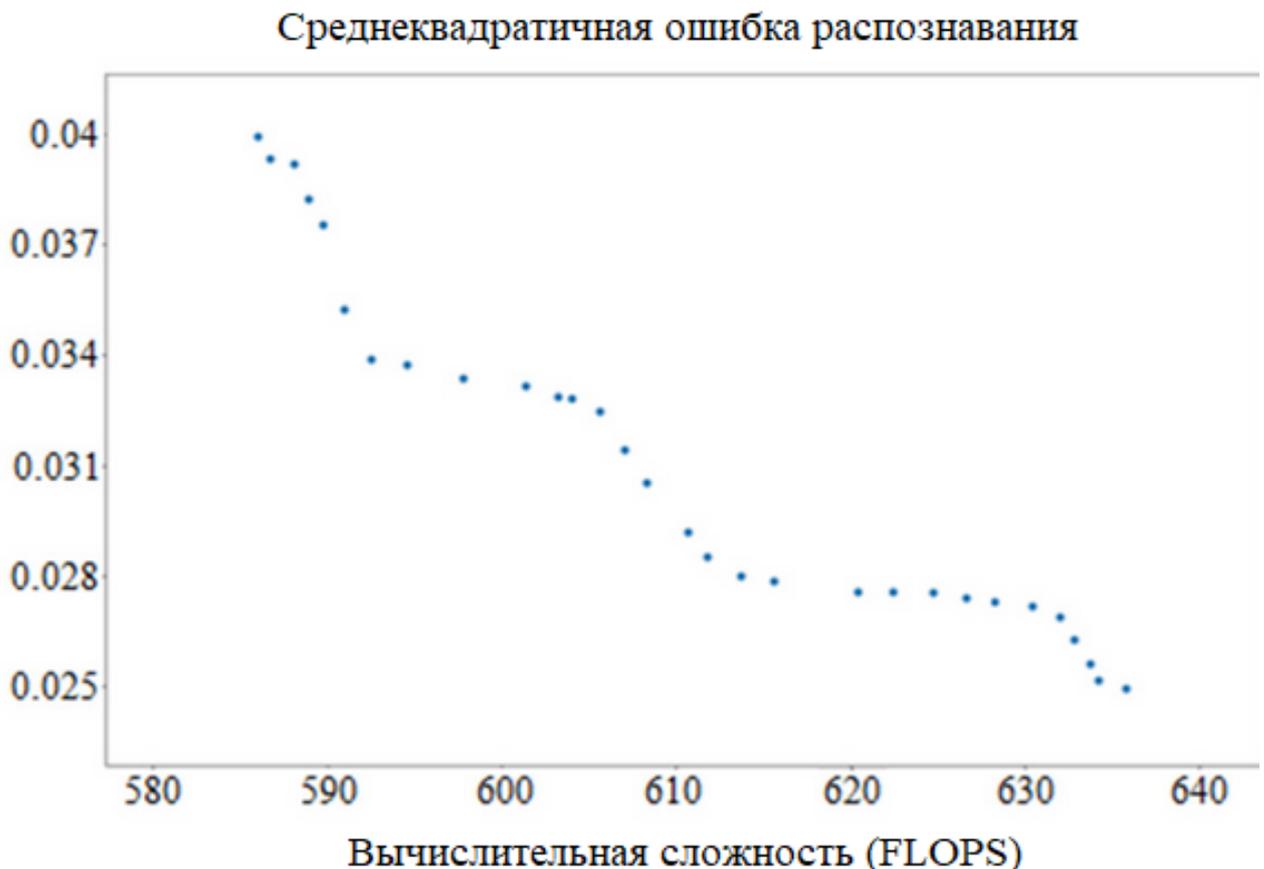


Рисунок 2.27 – Аппроксимация Парето-оптимального фронта для определения наилучшей структуры ИНС_{упр}

Исходя из поставленной задачи из имеющихся решений выбирается решение с наименьшей среднеквадратичной ошибкой. Наименьшую ошибку обеспечивает

искусственная нейронная сеть со структурой: 44 нейрона на входном слое, 7 нейронов на первом скрытом слое, 3 нейрона на втором скрытом слое, 6 нейронов на третьем скрытом слое, 1 нейрон на четвертом скрытом слое, 4 нейрона на пятом скрытом слое, 7 нейронов на шестом скрытом слое, 7 нейронов на седьмом скрытом слое, 3 нейрона на восьмом скрытом слое, 2 нейрона на выходном слое.

Средняя точность распознавания искусственной нейронной сети составляет 94,5 %. Производительность данной нейросетевой модели составляет 638 FLOPS, время работы модели при этом составляет 24 мс. Структура искусственной нейронной сети с оптимальной структурой для решения задачи интеллектуального управления индукционной пайкой волноводных трактов представлена на рисунке 2.28.

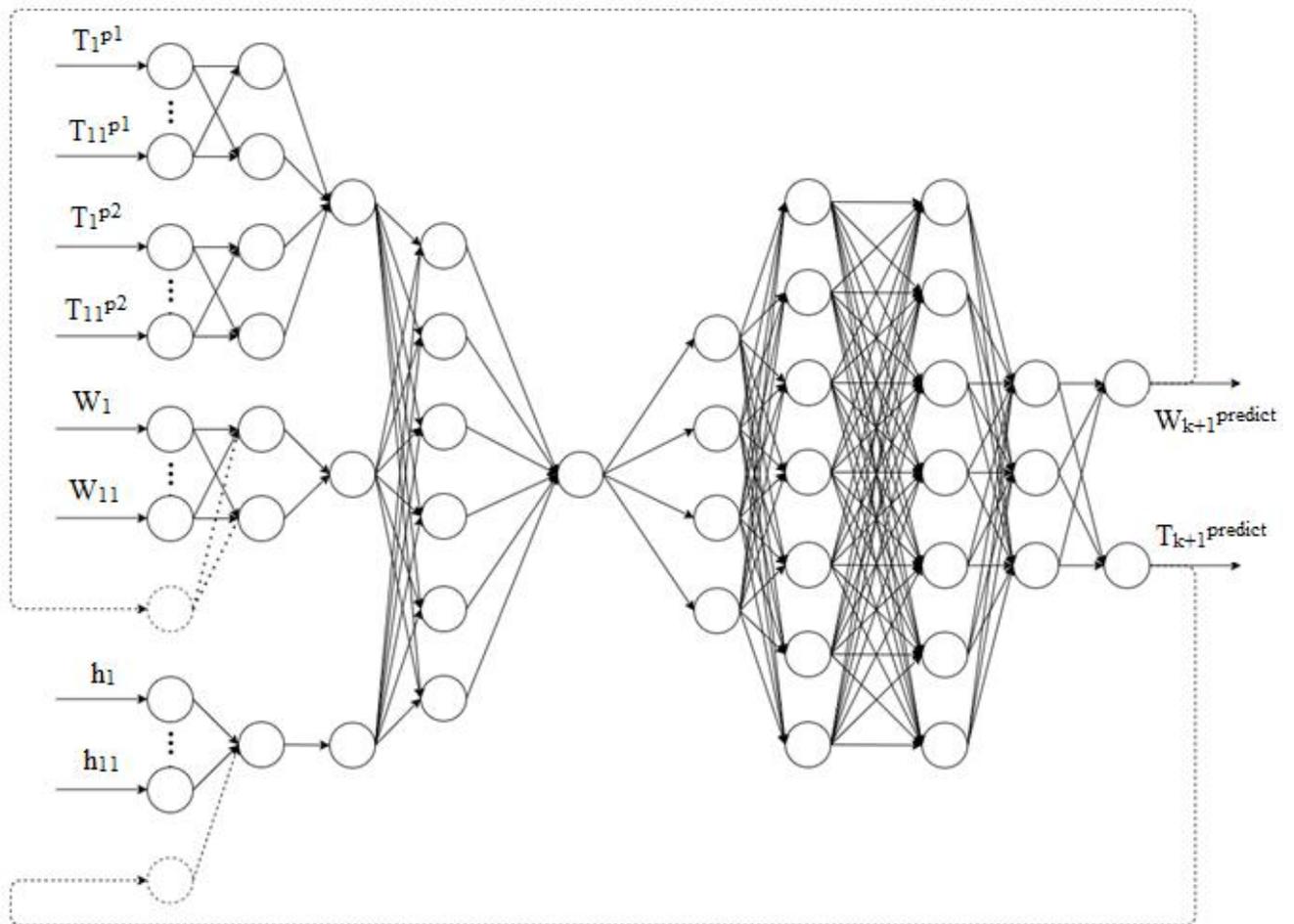


Рисунок 2.28 – Оптимальная структура искусственной нейронной сети интеллектуального управления индукционной пайкой волноводных трактов

На рисунках 2.29 и 2.30 представлены графики ошибки прогнозирования и вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{упр}.

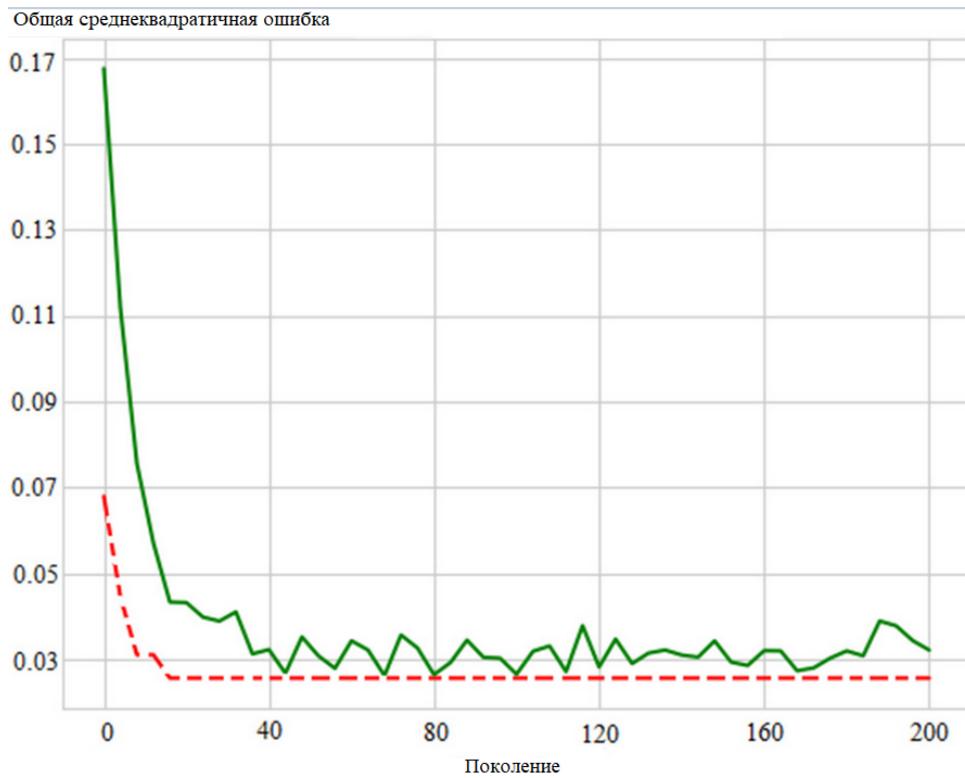


Рисунок 2.29 – График ошибки прогнозирования в процессе обучения ИНС_{упр}

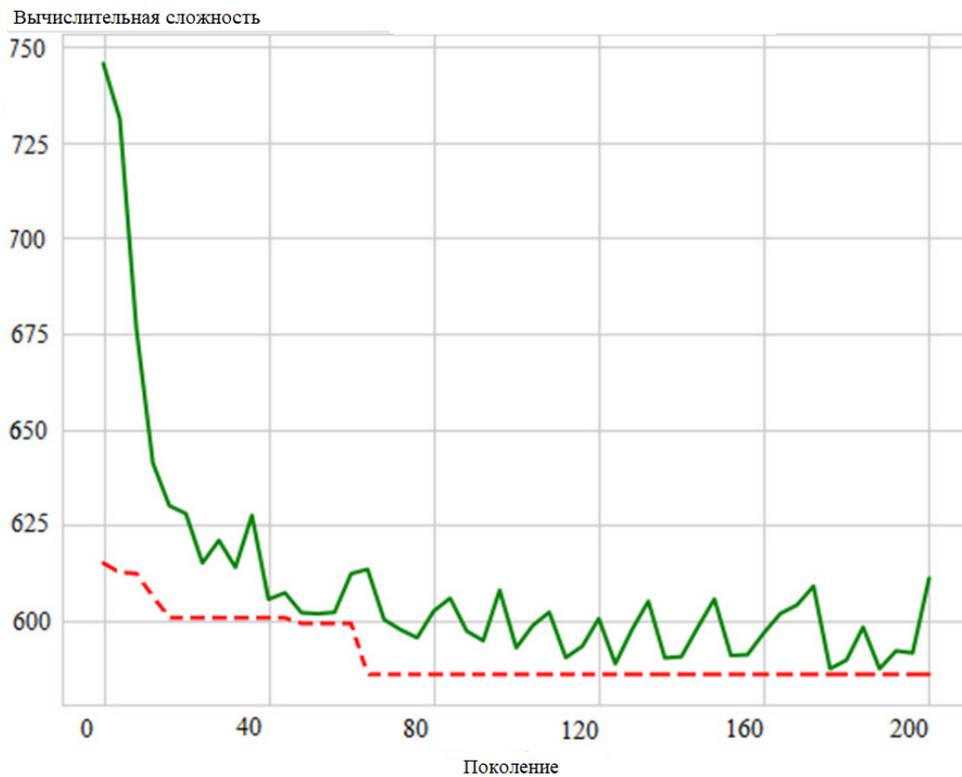


Рисунок 2.30 – График вычислительной сложности в процессе обучения ИНС_{упр}

ИНС_{упр} с подобранной оптимальной структурой позволяет выполнять решение задачи управления в условиях отсутствия показаний измерительных средств с заданной точностью.

Разработанные искусственные нейронные сети с экспериментально подобранной оптимальной структурой:

1. Позволяют производить идентификацию погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки с точностью 95,1%, время работы модели при этом составляет 13 мс.

2. Позволяют производить коррекцию погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки ВТКА с точностью 96,6%, время работы модели при этом составляет 12 мс.

3. Позволяют производить прогнозирование измерений в процессе индукционной пайки ВТКА с точностью 96,7%, время работы модели при этом составляет 12,5 мс.

4. Позволяют производить интеллектуальное управление процессом индукционной пайки ВТКА в условиях отсутствия информации о процессе с точностью 94,5%, время работы модели при этом составляет 24 мс.

Принцип технологии управления индукционной пайкой волноводных трактов на основе интеллектуальных методов обработки данных основан на взаимодействии описанных выше искусственных нейронных сетей. Их совместное использование позволит оперативно отслеживать погрешности средств измерения, оперативно отслеживать отказы измерительных средств и оперативно выбирать режим функционирования, позволяющий обеспечить требуемое качество управления технологическим процессом.

Выводы по главе 2

Во второй главе приведено описание разработанной технологии интеллектуального управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов. Приведено описание технологии и описание его математического обеспечения. Для всех используемых искусственных нейронных сетей приведено описание общей структуры, а также на основе генетического

алгоритма проведен подбор оптимальной структуры каждой искусственной нейронной сети. Реализация предложенной технологии позволит повысить качество управления ТП ИП ВТКА посредством реализации:

1. Определения погрешностей средств измерения.
2. Коррекции погрешностей с продолжением управления на основе классических алгоритмов.
3. Прогнозирования измерений в случае отказа одного из пирометрических датчиков измерения температуры с продолжением управления на основе классических алгоритмов.
4. Интеллектуального управления в случае отказа обоих пирометрических датчиков, что позволит как корректно завершать управление ТП ИП, так и обеспечивать более ровный нагрев заготовок на начальном этапе нагрева, пока еще нет показаний с пирометрических датчиков измерения температуры.

Разработанные искусственные нейронные сети с экспериментально подобранной оптимальной структурой:

1. Позволяют производить определение погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки с точностью 95,1%, время работы модели при этом составляет 13 мс.
2. Позволяют производить коррекцию погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки с точностью 96,6%, время работы модели при этом составляет 12 мс.
3. Позволяют производить прогнозирование измерений в процессе индукционной пайки с точностью 96,7%, время работы модели при этом составляет 12,5 мс.
4. Позволяют производить интеллектуальное управление процессом индукционной пайки в условиях отсутствия информации о процессе с точностью 94,5%, время работы модели при этом составляет 24 мс.

Следующая важная задача – практическая реализация предложенной технологии и проверка работоспособности программного обеспечения.

Затем будет произведена практическая реализация и проверка работоспособности программного обеспечения интеллектуализации управления процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов.

3 Практическая реализация технологии управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации

В рамках практической реализации технологии управления индукционной пайкой ВТКА на основе интеллектуальных методов обработки информации необходимо разработать и проверить работоспособность программного обеспечения из двух модулей:

1. Программный модуль определения наилучшей структуры искусственных нейронных сетей, предназначенных для решения поставленных задач определения, коррекции, прогнозирования и управления.

2. Модуль управления индукционной пайкой ВТКА на основе интеллектуальных методов обработки информации.

Проверка работоспособности программного обеспечения позволит подтвердить все положения, выносимые на защиту в данном диссертационном исследовании.

3.1 Используемые технологии

Программные продукты разрабатываются в виде графических приложений, предназначенных для запуска на базе Windows. Программные продукты совместимы с версиями операционной системы от Windows 7 до Windows 10.

В качестве основного инструмента выбран язык программирования высокого уровня Python. К основным особенностям Python можно отнести:

1. Строгую динамическую типизацию [123].
2. Автоматическое управление памятью [124]
3. Удобство для разработчика.
4. Кроссплатформенность [125].
5. Объектную ориентированность [126].
6. Недостатком Python является зачастую более низкая скорость работы и более высокое потребление памяти написанных на нём программ по сравнению с аналогичным кодом, написанным на компилируемых языках, таких как Си или C++.

Наиболее важными факторами, обуславливающими использование Python в рамках данного диссертационного исследования, являются простота языка и наличие большого количества библиотек, предназначенных для решения задач, связанных с машинным обучением [127 – 132].

В качестве методологии разработки, соответственно с особенностями языка Python, выбран объектно-ориентированный подход [133 – 135].

Для разработки графического интерфейса выбран фреймворк PyQt5 [136 – 139] – расширение фреймворка Qt [144] для языка программирования Python.

В качестве среды разработки выступила PyCharm [141 – 142], у которой существует бесплатная версия, широко применяемая для образовательных целей, либо при разработке программного обеспечения с открытым исходным кодом [143 – 149]. К основным библиотекам, используемым в рамках данного диссертационного исследования, можно отнести:

1. Keras – библиотека для удобной работы с искусственными нейронными сетями [150 – 153].
2. TensorFlow – основа, вокруг которой работает Keras, используется для работы с искусственными нейронными сетями [154 – 157].
3. Pandas – библиотека для удобной работы с массивными обучающими данными [158].
4. Matplotlib – библиотека для построения графиков [159 – 161].
5. Vdaqctrl – библиотека для работы с платой сбора данных, необходима для получения информации с пирометрических датчиков [162 – 163].

3.2 Проектирование программного модуля определения наилучшей структуры искусственных нейронных сетей

Разрабатываемое программное обеспечение предназначено для решения задачи определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети при решении задач:

1. Определения погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки ВТКА.

2. Коррекции погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки ВТКА.
3. Прогнозирования измерений в процессе индукционной пайки ВТКА.
4. Управления индукционной пайкой ВТКА в условиях отсутствия оперативной информации о температурах нагрева элементов сборки.

Программное обеспечение реализует многокритериальный генетический алгоритм FFGA, используемый для определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети.

На рисунке 3.1 представлена структурная схема программного модуля.

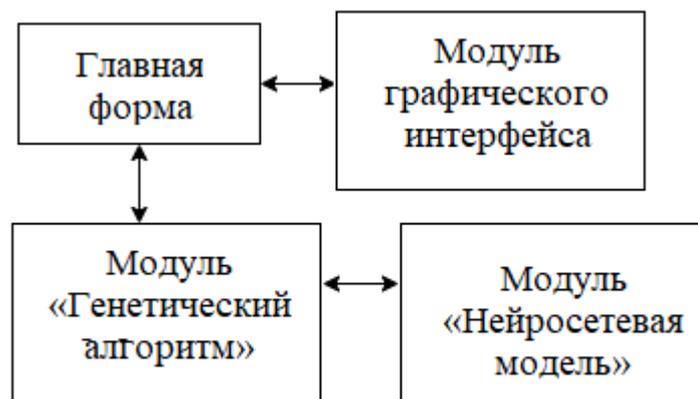


Рисунок 3.1 – Структурная схема программного модуля

Структурно программный модуль состоит из следующих компонентов:

1. Главная форма – модуль, реализующий общую логику работы.
2. Модуль «Графический интерфейс» – модуль, реализующий графический интерфейс, предназначенный для организации ввода/вывода информации в графическом виде.
3. Модуль «Генетический алгоритм» – модуль, реализующий определение наилучшей структуры искусственной нейронной сети с использованием многокритериального генетического алгоритма.
4. Модуль «Нейросетевая модель» – модуль, реализующий нейросетевые модели для решения поставленных выше задач в процессе индукционной пайки.

В рамках программного модуля реализовано 4 класса, представленных на диаграмме классов (рисунок 3.2), а именно:

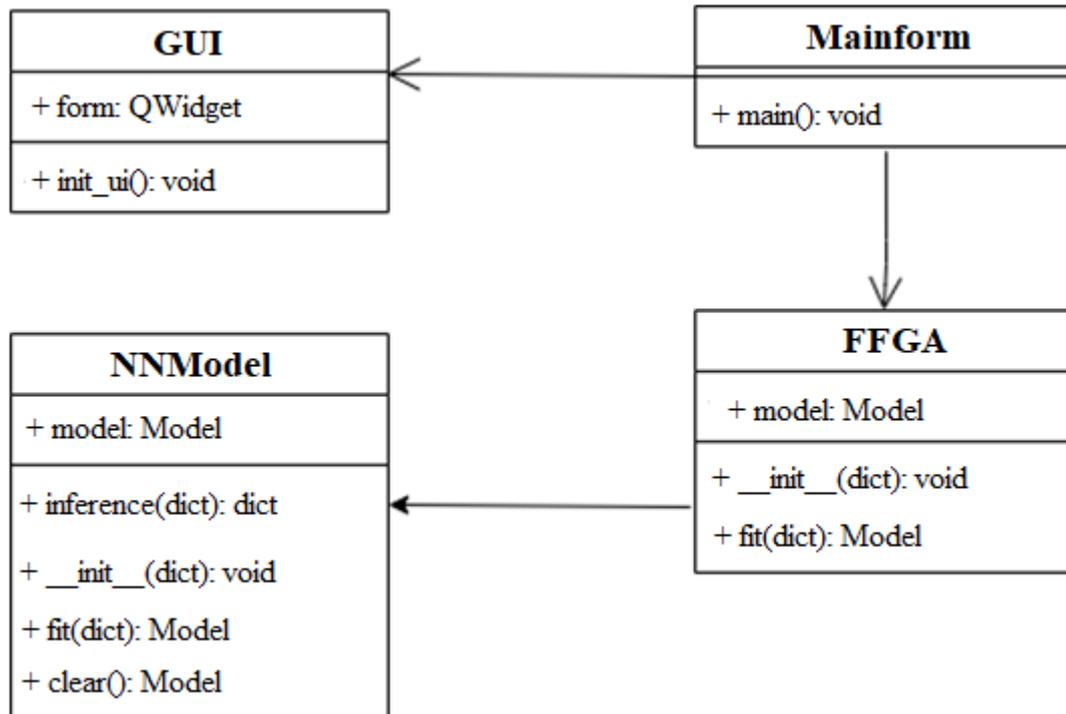


Рисунок 3.2 – Диаграмма классов программного модуля

1. **Mainform** – класс, реализующий общую логику работы программной системы, состоит из единственного метода – `main`.
2. **GUI** – класс, реализующий логику привязки элементов графического интерфейса к конкретным исполняемым функциям системы, состоит из атрибута – `form`, представляющего собой Qt виджет и метода инициализации графического интерфейса – `init_ui`.
3. **FFGA** – класс, реализующий многокритериальный генетический алгоритм FFGA для определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети. В качестве основного атрибута выступает модель (`model`), в которой будет содержаться нейросетевая модель с наилучшей структурой. Класс реализует метод инициализации генетического алгоритма на основе данных, полученных из графического интерфейса, а также метод обучения, в результате применения которого получена нейросетевая модель с наилучшей структурой.

4. NNModel – класс, реализующий нейросетевую модель. Основным атрибутом является `model`, представляющий собой искусственную нейронную сеть для решения поставленной задачи (идентификация, коррекция, прогнозирование и управление). Также в классе содержатся методы: `__init__` – метод инициализации модели коррекции погрешностей, `fit` – метод обучения или дополнительного обучения искусственной нейронной сети, `clear` – метод очистки весов искусственной нейронной сети для ее обучения с нуля, `inference` – метод, реализующий вывод искусственной нейронной сети, необходимый для оценки модели.

На рисунке 3.3 представлена блок-схема работы программного модуля.

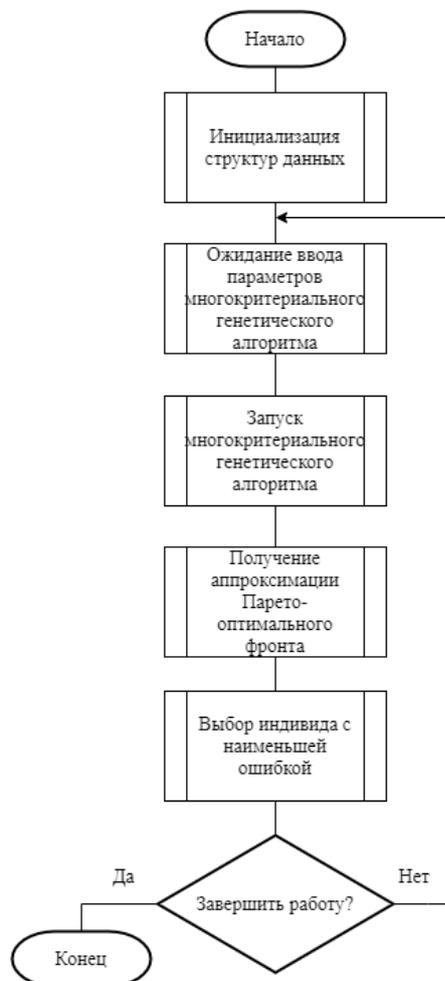


Рисунок 3.3 – Блок-схема работы программного модуля

Как видно из рисунка 3.3, на начальном этапе работы программного модуля происходит инициализация всех структур данных: графического интерфейса,

класса нейросетевых моделей и класса многокритериального генетического алгоритма.

После получения из графического интерфейса соответствующих параметров производится запуск многокритериального генетического алгоритма FFGA для определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети для конкретной задачи. Результатом выполнения данного шага алгоритма выступает аппроксимация Парето-оптимального фронта, из которого производится выбор индивида с наименьшей общей среднеквадратичной ошибкой и сложностью по времени работы, не превышающем 50 мс.

Генетический алгоритм функционирует согласно схеме, представленной на рисунке 2.13.

После выбора оптимальной структуры искусственной нейронной сети возможны следующие варианты: повторение эксперимента с теми же, либо с новыми параметрами; завершение работы с программным модулем.

Описание работы с программной системой. На рисунке 3.4 представлена экранная форма главного окна программного модуля.

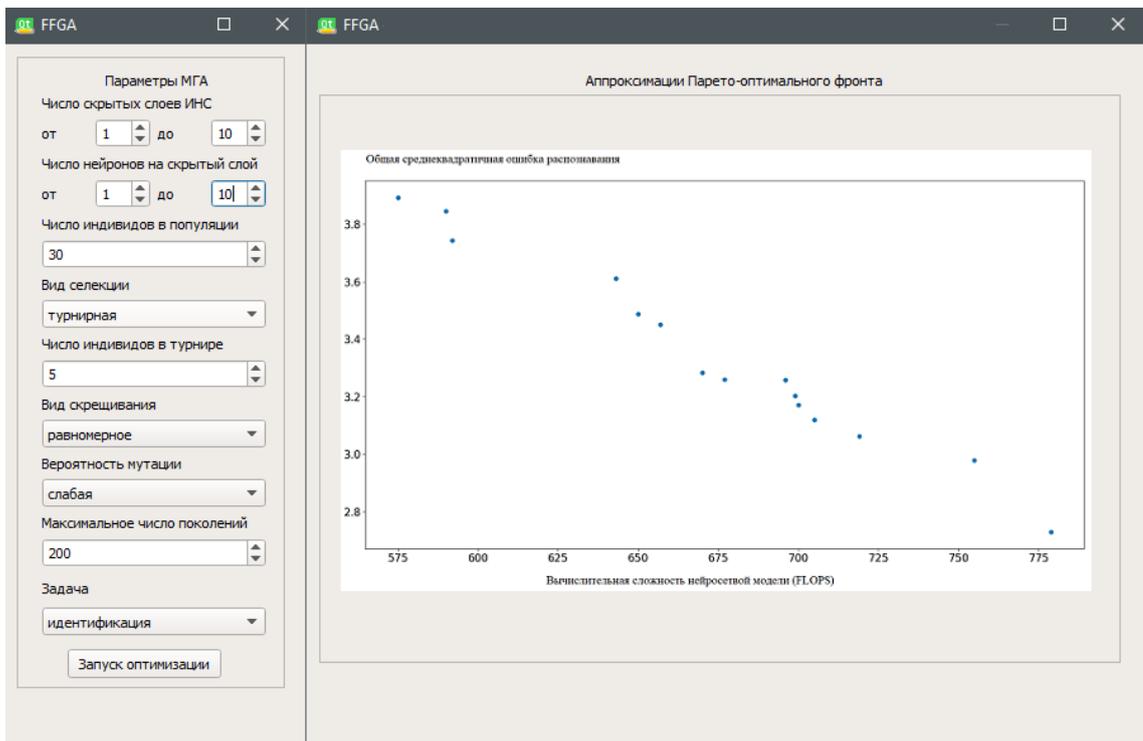


Рисунок 3.4 – Главное окно программного модуля

Главное окно программного модуля можно условно разделить на 2 части. В левой части окна приложения доступна настройка параметров многокритериального генетического алгоритма FFGA для определения наилучшей структуры искусственной нейронной сети. В правой части окна представлен график аппроксимации Парето-оптимального фронта.

Программный модуль позволяет настраивать следующие параметры:

1. Диапазон количества скрытых слоев искусственной нейронной сети.
2. Диапазон количества искусственных нейронов на скрытом слое.
3. Число индивидов в популяции – в случае выбора турнирной селекции.
4. Вид селекции.
5. Число индивидов в турнире.
6. Вид скрещивания.
7. Вероятность мутации.
8. Максимальное количество поколений, по истечению которых работа алгоритма завершается.
9. Решаемая задача: идентификация, коррекция, прогнозирование, управление.

Результатом работы программного модуля является выгруженный на диск файл с расширением «.h5», содержащий в себе обученную нейросетевую модель для решения конкретной задачи.

3.3 Проектирование программного модуля управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации

Целью разработанного программного модуля является интеллектуальное управление технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов. В рамках программного обеспечения реализованы алгоритмы определения и коррекции погрешностей средств измерения, алгоритм прогнозирования измерений, а также алгоритм интеллектуального управления технологическим процессом индукционной пайки.

Как видно из рисунка 3.5, программный модуль состоит из восьми компонентов.



Рисунок 3.5 – Структурная схема программного продукта

1. Основная форма, реализующая общую логику работы программной системы.
2. Модуль графического интерфейса, реализующий логику привязки элементов графического интерфейса к конкретным функциям.
3. Модуль классического управления, реализующий вариации ПИД-регулятора при наличии показаний хотя бы с одного из пирометрических датчиков измерения температуры.
4. Модуль интеллектуального управления, используемый в случаях, когда отсутствуют оперативные данные о технологическом процессе индукционной пайки волноводных трактов.
5. Модуль сбора данных, предназначенный для получения оперативной информации с пирометрических датчиков о технологическом процессе.
6. Модуль идентификации погрешностей, предназначенный для идентификации погрешностей средств измерения.

7. Модуль коррекции погрешностей, предназначенный для приведения показаний пирометров к предполагаемым истинным значениям в случае наличия погрешностей, требующих коррекции.

8. Модуль прогнозирования измерений, предназначенный для оценки величин измерений с одного отказавшего пирометра при функционирующем втором.

На рисунке 3.6 представлена диаграмма классов разрабатываемой системы.

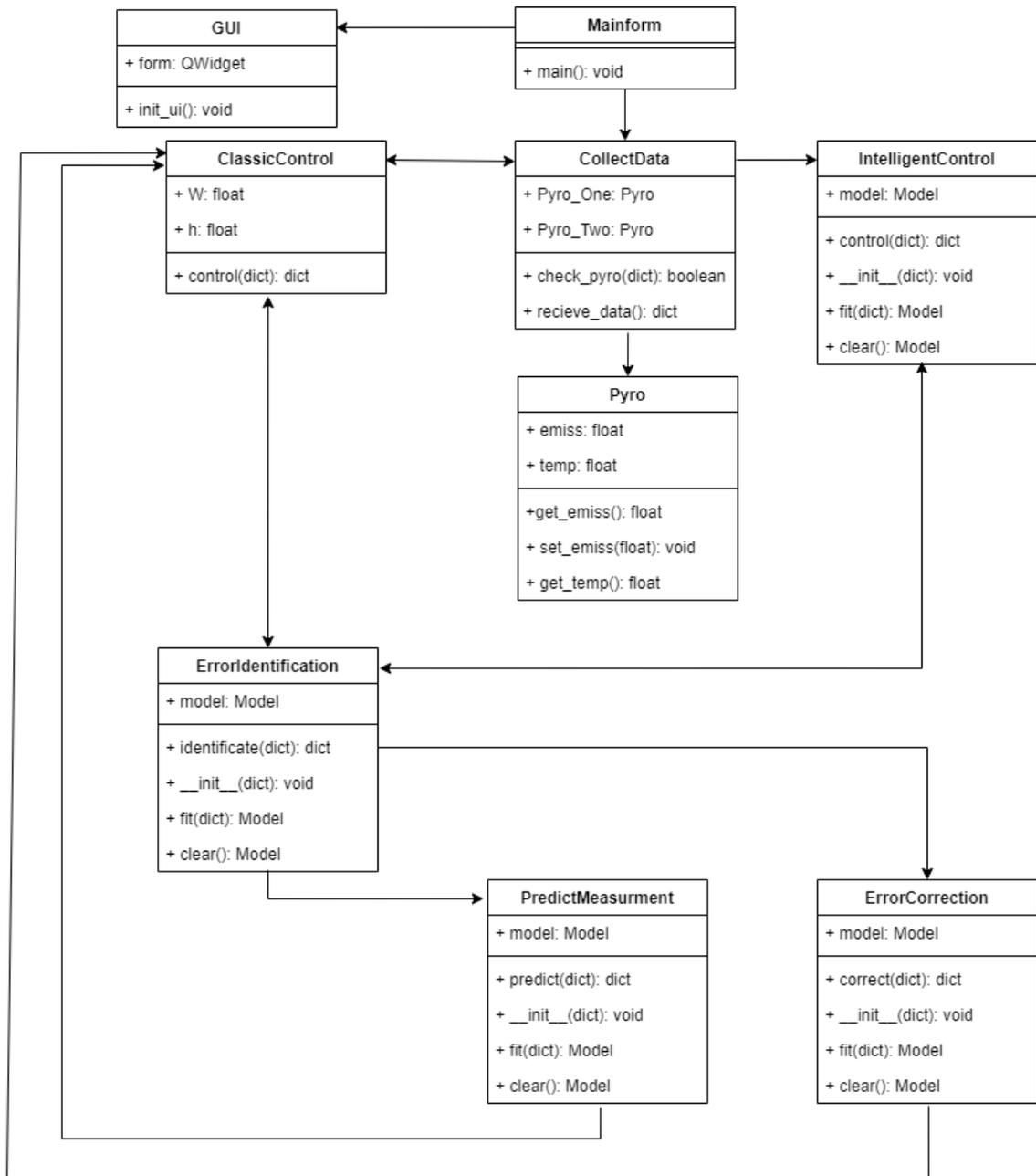


Рисунок 3.6 – Диаграмма классов

1. `Mainform` – класс, реализующий общую логику работы программной системы, состоит из единственного метода – `main`.
2. `GUI` – класс, реализующий логику привязки элементов графического интерфейса к конкретным исполняемым функциям системы, состоит из атрибута – `form`, представляющего собой Qt виджет и метода инициализации графического интерфейса – `init_ui`.
3. `CollectData` – класс, предназначенный как для получения оперативной информации о технологическом процессе индукционной пайки, так и для проверки работоспособностей пирометрических датчиков для принятия решения о выборе метода управления, состоит из атрибутов `Pyro_One` и `Pyro_Two`, соответствующих пирометрическим датчикам, а также методов: `check_pyro` для проверки работоспособности пирометра и `receiue_date` для получения данных с пирометра.
4. `ClassicControl` – класс, реализующий вариации ПИД-регулятора при наличии показаний хотя бы с одного из пирометрических датчиков измерения температуры, состоит из атрибутов `W` и `h` – технологических параметров процесса индукционной пайки, а также метода `control`, реализующего процесс управления.
5. `IntelligentControl` – класс, используемый в случаях, когда отсутствуют оперативные данные о технологическом процессе индукционной пайки волноводных трактов, состоит из атрибута `model`, представляющего собой предварительно обученную искусственную нейронную сеть для управления процессом индукционной пайки, а также следующих методов: `__init__` – метода для инициализации модели интеллектуального управления индукционной пайкой, `fit` – метода для обучения или дополнительного обучения искусственной нейронной сети, `clear` – метода для очистки весов искусственной нейронной сети для ее обучения с нуля, `control` – метода для реализации управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов анализа данных.
6. `ErrorIdentification` – класс, предназначенный для идентификации погрешностей средств измерения, состоит из атрибута `model`, представляющего собой предварительно обученную искусственную нейронную сеть для

идентификации погрешностей средств измерения, а также следующих методов: `__init__` – метода для инициализации модели идентификации погрешностей, `fit` – метода для обучения или дополнительного обучения искусственной нейронной сети, `clear` – метода для очистки весов искусственной нейронной сети для ее обучения с нуля, `identificate` – метод для определения погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки.

7. `ErrorCorrection` – класс, предназначенный для коррекции погрешностей, состоящий из атрибута `model`, представляющего собой предварительно обученную искусственную нейронную сеть для коррекции погрешностей средств измерения, а также следующих методов: `__init__` – метода для инициализации модели коррекции погрешностей, `fit` – метода для обучения или дополнительного обучения искусственной нейронной сети, `clear` – метода для очистки весов искусственной нейронной сети для ее обучения с нуля, `correct` – метода для реализации коррекцию погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки.

8. `Predict` – класс, предназначенный для прогнозирования измерений с одного отказавшего пирометра при функционирующем втором, состоит из атрибута `model`, представляющего собой предварительно обученную искусственную нейронную сеть для прогнозирования измерений, а также следующих методов: `__init__` – метода для инициализации модели прогнозирования измерений, `fit` – метода для обучения или дополнительного обучения искусственной нейронной сети, `clear` – метода для очистки весов искусственной нейронной сети для ее обучения с нуля, `predict` – метода для реализации прогнозирования измерений в процессе индукционной пайки.

9. `Pyro` – класс, реализующий взаимодействие с пирометрическими датчиками измерения температуры, состоит из атрибутов: `emiss` – коэффициента излучательной способности материала, `temp` – измеренного значения температуры; а также методов: `get_emiss` – метода для получения текущей излучательной способности материала, `set_emiss` – метода для установки излучательной способности материала, `get_temp` – метода для получения текущей температуры.

На рисунке 3.7 представлена блок-схема работы программной системы в целом.

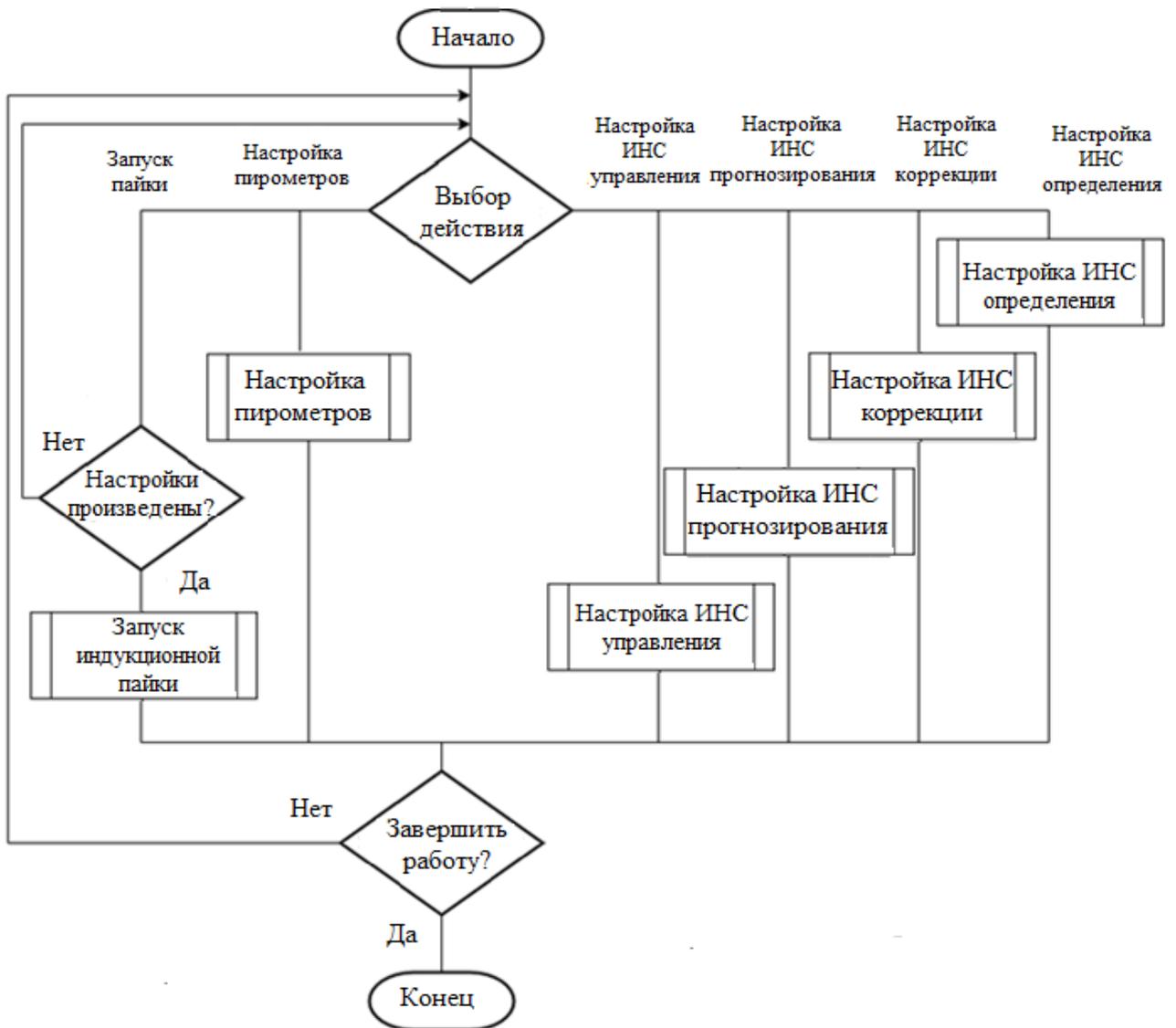


Рисунок 3.7 – Блок-схема алгоритма работы приложения

Как видно из блок-схемы, программное обеспечение предоставляет следующие возможности:

1. Настройка пирометрических датчиков измерения температуры.
2. Настройка искусственной нейронной сети определения погрешностей средств измерения, в том числе как ее обучение с нуля, так и дополнительное обучение.

3. Настройка искусственной нейронной сети коррекции погрешностей средств измерения, в том числе как ее обучение с нуля, так и дополнительное обучение.

4. Настройка искусственной нейронной сети прогнозирования измерений, в том числе как ее обучение с нуля, так и дополнительное обучение.

5. Настройка искусственной нейронной сети интеллектуального управления индукционной пайки, в том числе как ее обучение с нуля, так и дополнительное обучение.

6. Запуск процесса управления индукционной пайкой.

На начальном этапе интеллектуального управления процессом индукционной пайкой ВТКА происходит получение данных с пирометрических датчиков измерения температуры. Если оба датчика выдают данные о температуре технологического процесса, то происходит определение погрешностей. В случае отсутствия необходимости коррекции погрешностей данные передаются далее для управления технологическим процессом на основе классических алгоритмов управления.

При наличии погрешностей, коррекция которых необходима, производится их коррекция с дальнейшей передачей данных для управления на основе классических алгоритмов. При отсутствии показаний с одного из пирометров, данные второго датчика определяются на основе прогноза, полученного с помощью ИНС_{прогноз}, при этом управление также производится на основе классических алгоритмов управления.

Если отсутствуют данных с обоих пирометрических датчиков, то управление осуществляется на основе ИНС_{упр}. Признаком остановки процесса управления является истечение времени стабилизации температуры изделия, производящейся на заключительном этапе технологического процесса индукционной пайки ВТКА.

Описание работы с программной системой. Запуск программы осуществляется посредством исполнения файла Soldering.exe. На рисунке 3.8 представлен внешний вид главного окна программы.

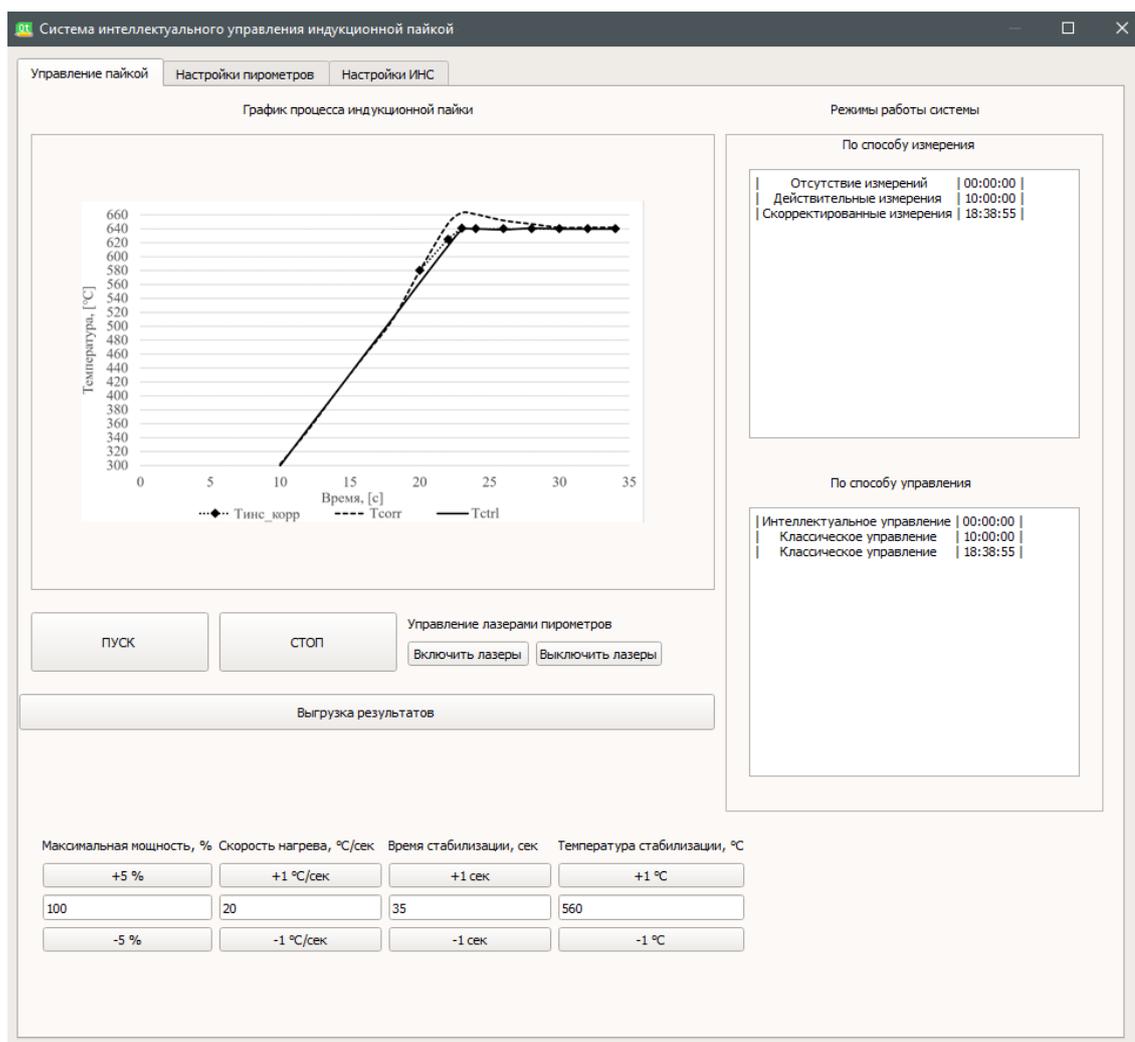


Рисунок 3.8 – Главное окно программной системы

В основном окне программный продукт предоставляет следующие возможности:

1. Настройка параметров технологического процесса индукционной пайки ВТКА, таких как: максимальная мощность индукционного нагрева, скорость нагрева, время стабилизации, а также температура стабилизации.
2. Включение и отключение лазеров пирометрических датчиков измерения температуры.
3. Пуск и остановка процесса индукционной пайки ВТКА.
4. Выгрузка результатов в текстовом виде.
5. Вывод в реальном времени графика температур нагрева элементов сборки ВТКА в процессе пайки.

6. Логирование в текстовом виде переключения режимов работы программной системы: режимы по способу измерения (действительные значения, скорректированные значения, спрогнозированные значения), а также по способу управления технологическим процессом (классические алгоритмы управления и алгоритмы на основе интеллектуальных методов обработки информации).

На рисунке 3.9 представлена вкладка настройки пирометров.

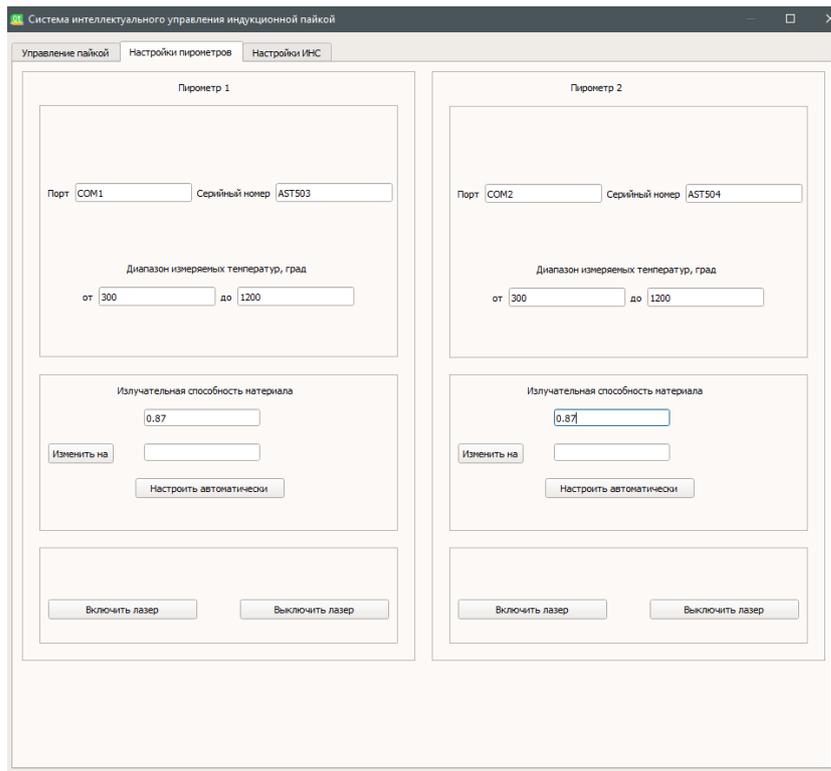


Рисунок 3.9 – Вкладка настройки пирометров

На вкладке настройки пирометров доступны следующие опции:

1. Выбор COM-порта, к которому подключен настраиваемый пирометр.
2. Просмотр серийного номер подключенного пирометра.
3. Просмотр диапазона измеряемых температур подключенного пирометра.
4. Задание излучательной способности материала как в ручном, так и в автоматическом режиме.
5. Включение и отключение лазера пирометрического датчика.

На рисунке 3.10 представлена вкладка настройки искусственных нейронных сетей, используемых в системе управления индукционной пайкой ВТКА.

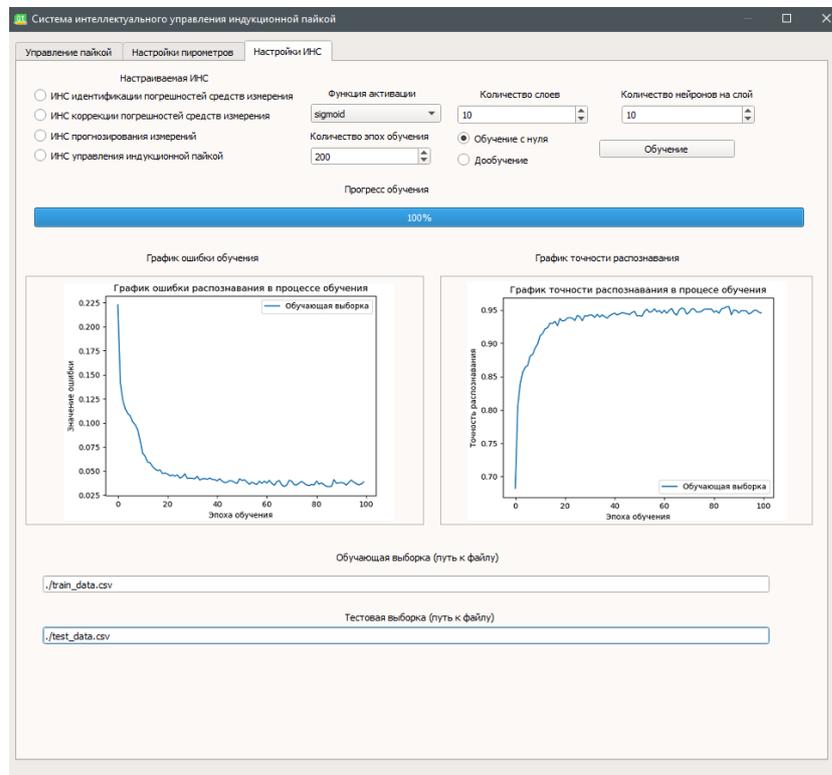


Рисунок 3.10 – Вкладка настройки искусственных нейронных сетей

В данной вкладке имеется доступ к обучению и дополнительному обучению искусственных нейронных сетей, используемых для решения задач определения и коррекции погрешностей средств измерения, прогнозирования измерений и управления процессом индукционной пайки ВТКА. Изначально в составе программного обеспечения уже имеются предварительно обученные модели, но на данной вкладке можно производить как обучение каждой искусственной нейронной сети с нуля, так и дополнительно обучать имеющиеся модели.

В качестве элементов управления на данной вкладке имеются:

1. Выбор конкретной искусственной нейронной сети, обучение или дополнительное обучение которой будет производиться.
2. Выбор функции активации.
3. Выбор количества эпох обучения.

4. Выбор количества слоев и количества нейронов на слой.
5. Выбор режима обучения: с нуля либо дополнительное обучение.
6. Кнопка начала обучения.
7. Элемент, показывающий прогресс обучения.
8. Графики ошибки обучения и точности распознавания.
9. Пути к файлам обучающей и тестовой выборки данных.

3.4 Верификация технологии интеллектуального управления процессом индукционной пайки

Описание эксперимента. Для исследования эффективности работы интеллектуальной системы управления индукционной пайкой волноводных трактов проведен ряд опытов на экспериментальном оборудовании.

Эксперименты производились на следующем аппаратном обеспечении:

1. Процессор: AMD Ryzen 5 4500U, 2,38 ГГц, 6 ядер.
2. Оперативная память: 8 Гб.
3. Твердотельный накопитель на 512 Гб, используется в качестве файла подкачки при необходимости.

Верификация программного обеспечения наилучшей структуры искусственной нейронной сети представлена в рамках определения наилучшей структуры ИНС в параграфе 2.3 данной диссертационной работы. Подобранные искусственные нейронные сети:

1. Позволяют производить определение погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки с точностью 95,1%, время работы модели при этом составляет 13 мс.

2. Позволяют производить коррекцию погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки ВТКА с точностью 96,6%, время работы модели при этом составляет 12 мс.

3. Позволяют производить прогнозирование измерений в процессе индукционной пайки ВТКА с точностью 96,7%, время работы модели при этом составляет 12,5 мс.

4. Позволяют производить интеллектуальное управление процессом индукционной пайки ВТКА в условиях отсутствия информации о процессе с точностью 94,5%, время работы модели при этом составляет 24 мс.

Верификация программного обеспечения управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации. В рамках эксперимента производилась пайка волноводных трактов типоразмера 35 мм x 15 мм.

На рисунке 3.11 изображен график с управлением индукционной пайкой при отсутствии погрешностей в измерениях.

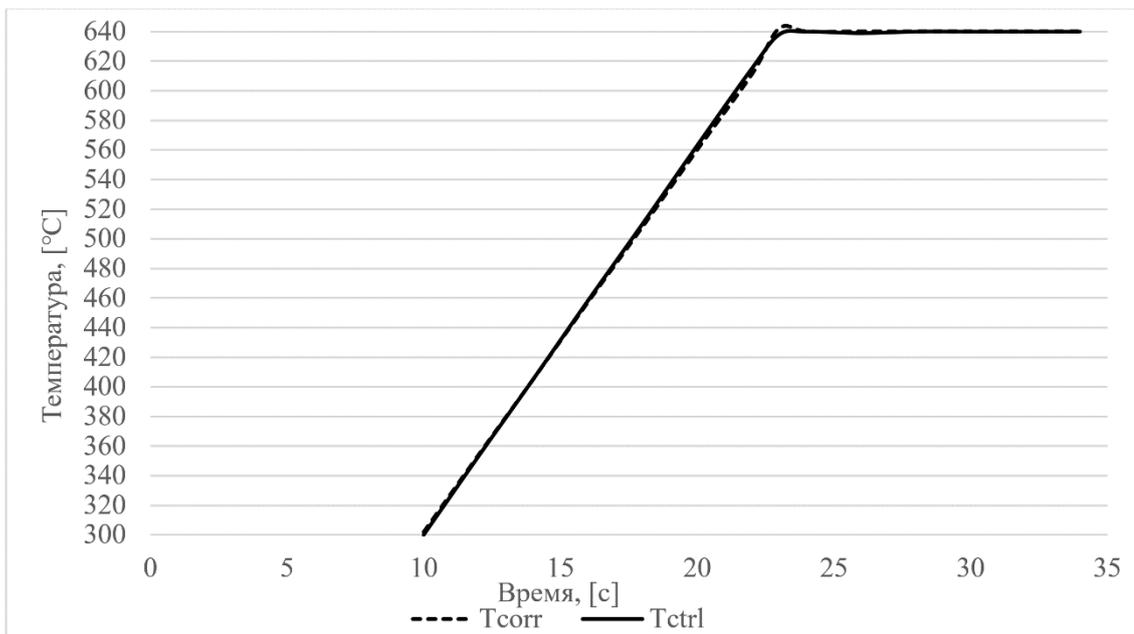


Рисунок 3.11 – График процесса управления индукционной пайкой, где: Tcorr – значения температуры, полученные с корректирующего пирометра; Tctrl – значения температуры, полученные с управляющего пирометра

По серии экспериментов **среднее время работы ИНС_{идент}** составляло не более 13 мс. Как видно из рисунка, предложенная технология управления, а также программное обеспечение, реализующее данную технологию, обеспечивает высокое качество управления, т. к. на графике технологического процесса индукционной пайки не наблюдается перерегулирование.

Кроме того, на графике наглядно видно, что $ИНС_{упр}$, которая обрабатывает на начальном этапе нагрева, пока еще пирометрические датчики не передают данные о температуре, обеспечивает минимальное расхождение между температурами нагрева элементов сборки волноводного тракта.

Повышение **качества управления** обеспечивается следующими фактами: снижение перерегулирования на этапе стабилизации процесса; снижение разницы температур нагрева спаиваемых элементов сборки волноводного тракта по всей продолжительности наблюдаемого технологического процесса; снижение продолжительности процесса индукционной пайки, что положительно сказывается на качестве и скорости выпуска продукции. Продолжительность процесса снижается за счет того, что при управлении процессом с использованием ИМОИ возможно обеспечивать более высокую скорость нагрева.

На рисунке 3.12 изображен график с управлением индукционной пайкой в случае корректировки измерений при помощи $ИНС_{корр}$.

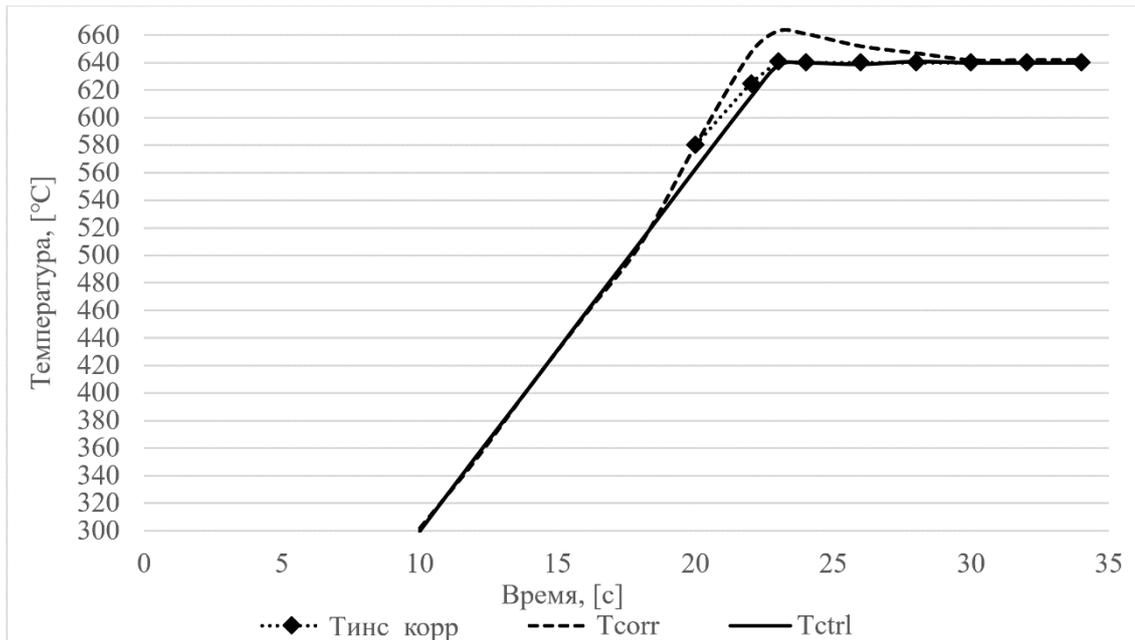


Рисунок 3.12 – График процесса интеллектуального управления индукционной пайкой в случае корректировки измерений с одного из пирометров с помощью $ИНС_{корр}$, где: T_{corr} – значения температуры, полученные с корректирующего пирометра; T_{ctrl} – значения температуры, полученные с управляющего пирометра; $T_{инс_корр}$ – значения температуры, скорректированные с помощью $ИНС_{корр}$

По серии экспериментов **среднее время работы** $\text{ИНС}_{\text{идент}}$ составляло не более 13 мс, а для $\text{ИНС}_{\text{корр}}$ не более 12 мс. Как видно из рисунка, без использования технологии интеллектуального управления индукционной пайкой перед выходом на этап стабилизации происходит резкий выброс на графике температуры с корректирующего пирометра, что вызвано этой погрешностью вследствие расплавления флюса. [186] На данном этапе $\text{ИНС}_{\text{корр}}$ производит коррекцию погрешности, что обеспечивает минимальное расхождение в температурах нагрева элементов сборки волноводного тракта. Повышение **качества управления** обеспечивается следующими фактами:

1. Снижение перерегулирования на этапе стабилизации процесса.
2. Снижение разницы температур нагрева спаиваемых элементов сборки волноводного тракта.

Результаты экспериментов наглядно **подтверждают положения, выносимые на защиту**, в частности:

1. Новый метод определения и коррекции погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки позволяет снизить влияние погрешностей измерений пирометрических датчиков.

2. Новый интеллектуальный алгоритм управления индукционной пайкой ВТКА позволяет осуществлять управление индукционной пайкой ВТКА с требуемым качеством в условиях отсутствия информации с пирометрических датчиков.

3. Разработанное программное обеспечение позволяет повысить качество управления технологическим процессом индукционной пайки в условиях неполной либо недостоверной информации с пирометрических датчиков.

На рисунке 3.13 изображен график с управлением индукционной пайкой в случае моделирования показаний температуры при помощи $\text{ИНС}_{\text{прогноз}}$.

По серии экспериментов **среднее время работы** $\text{ИНС}_{\text{идент}}$ составляло не более 13 мс, а для $\text{ИНС}_{\text{прогноз}}$ не более 12,5 мс. На данном рисунке представлен график процесса, в ходе которого происходит отказ корректирующего пирометра. После отказа корректирующего пирометра дальнейшее управление процессом

индукционной пайки осуществляется на основе данных, полученных с использованием ИНС_{прогноз}. График демонстрирует отсутствие перерегулирования, а также минимальное расхождение между температурами нагрева элементов сборки волноводного тракта.

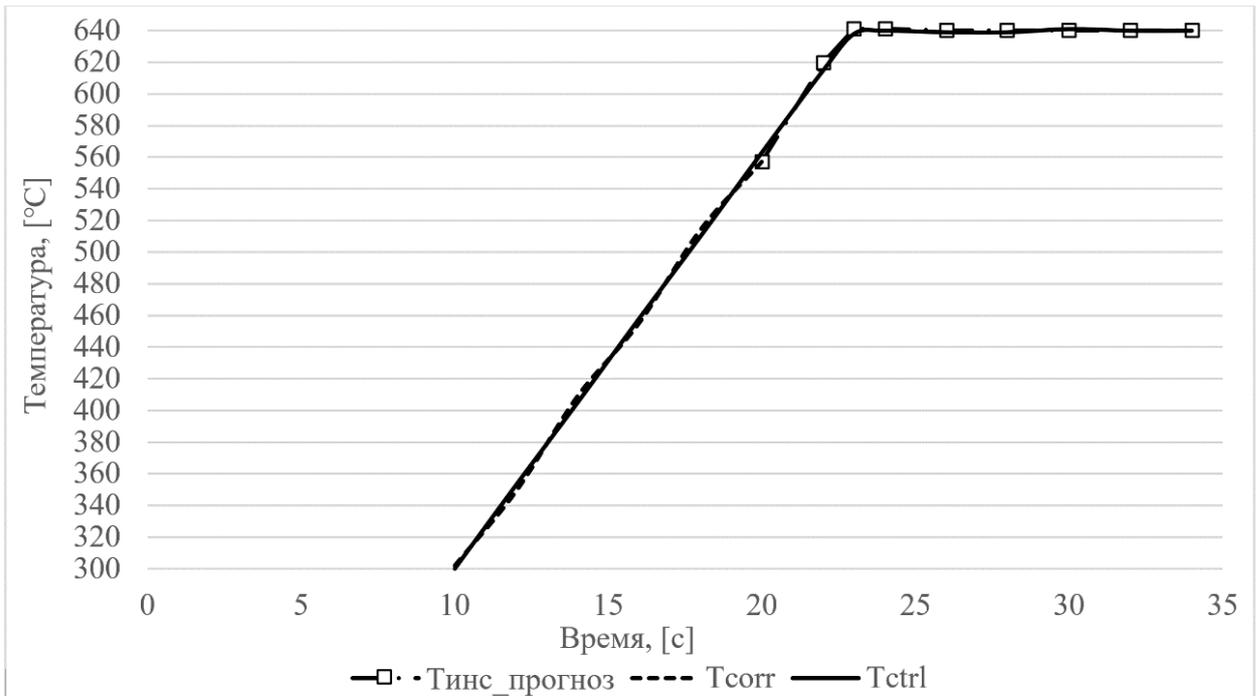


Рисунок 3.13 – График процесса интеллектуального управления индукционной пайкой в случае моделирования показания температуры с одного из пирометров с помощью ИНС_{прогноз}, где: Tcorr – значения температуры, полученные с корректирующего пирометра; Tctrl – значения температуры, полученные с управляющего пирометра; Тинс_прогноз – показания температуры с пирометра, смоделированные при помощи ИНС_{прогноз}

Повышение **качества управления** обеспечивается следующими фактами:

1. Снижение перерегулирования на этапе стабилизации процесса.
2. Снижение разницы температур нагрева спаиваемых элементов сборки волноводного тракта.
3. Снижение продолжительности процесса индукционной пайки, что положительно сказывается на качестве выпускаемой продукции, т. к. снижается время нагрева. Продолжительность процесса снижается за счет того, что при

управлении процессом с использованием ИМОИ возможно обеспечивать более высокую скорость нагрева.

На рисунке 3.14 изображен график с управлением индукционной пайкой на нейросетевой модели (ИНС_{упр}) с моделированием показаний управляющего и корректирующего пирометров при помощи ИНС_{прогноз}.

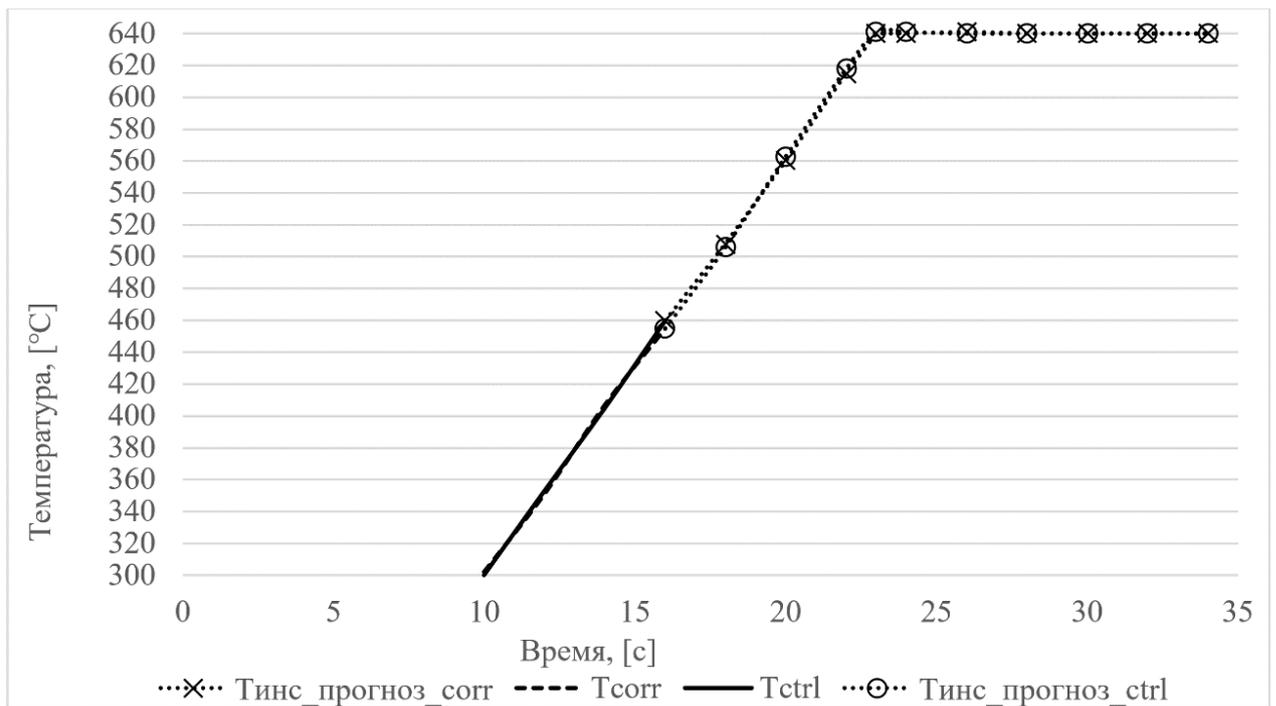


Рисунок 3.14 – График процесса интеллектуального управления индукционной пайкой в случае моделирования показаний управляющего и корректирующего пирометров при помощи ИНС_{прогноз} и управления на основе ИНС_{упр}, где: Тсogr – значения температуры, полученные с корректирующего пирометра; Тctrl – значения температуры, полученные с управляющего пирометра; Тинс_прогноз_sogr – смоделированные показания температуры с корректирующего пирометра; Тинс_прогноз_ctrl – смоделированные показания температуры с управляющего пирометра

По серии экспериментов **среднее время работы** ИНС_{идент} составляло не более 13 мс, для ИНС_{прогноз} не более 12,5 мс и для ИНС_{упр} не более 24 мс. На данном рисунке представлен график процесса, в ходе которого происходит отказ корректирующего и управляющего пирометров. После отказа корректирующего пирометра дальнейшее управление процессом индукционной пайки осуществляется ИНС_{упр} на основе данных, полученных с использованием

ИНС_{прогноз} по корректирующему и управляющему пирометрам. График демонстрирует отсутствие перерегулирования, а также минимальной расхождение между температурами нагрева элементов сборки волноводного тракта. Повышение **качества управления** обеспечивается следующими фактами:

1. Снижение перерегулирования на этапе стабилизации процесса.
2. Снижение разницы температур нагрева спаиваемых элементов сборки волноводного тракта.
3. Снижение продолжительности процесса индукционной пайки, что положительно сказывается на качестве выпускаемой продукции, т. к. снижается время нагрева. Продолжительность процесса снижается за счет того, что при управлении процессом с использованием ИМОИ возможно обеспечивать более высокую скорость нагрева.

По результатам всех экспериментов получены качественные паяные соединения.

В таблице 3.1 представлено сравнение качества управления индукционной пайкой ВТКА без использования интеллектуальных методов обработки информации и с использованием интеллектуальных методов обработки информации.

Таблица 3.1 – Таблица сравнения качества управления по классической и интеллектуальной технологии.

Критерий сравнения	Классическая технология	Интеллектуальная технология
Перерегулирование, %	0 – 20 % (в среднем – 12%)	0%
Разница температур нагрева спаиваемых элементов сборки ВТКА, °С	20 – 100 °С (в среднем – 35 °С)	0 – 10 °С (в среднем – 8 °С)
Продолжительность процесса индукционной пайки ВТКА, сек	50 – 60 сек (в среднем – 58 сек)	30 – 35 сек (в среднем – 32 сек)

На рисунке 3.15 представлены микрошлифы паяных волноводов, полученных по результатам экспериментов.

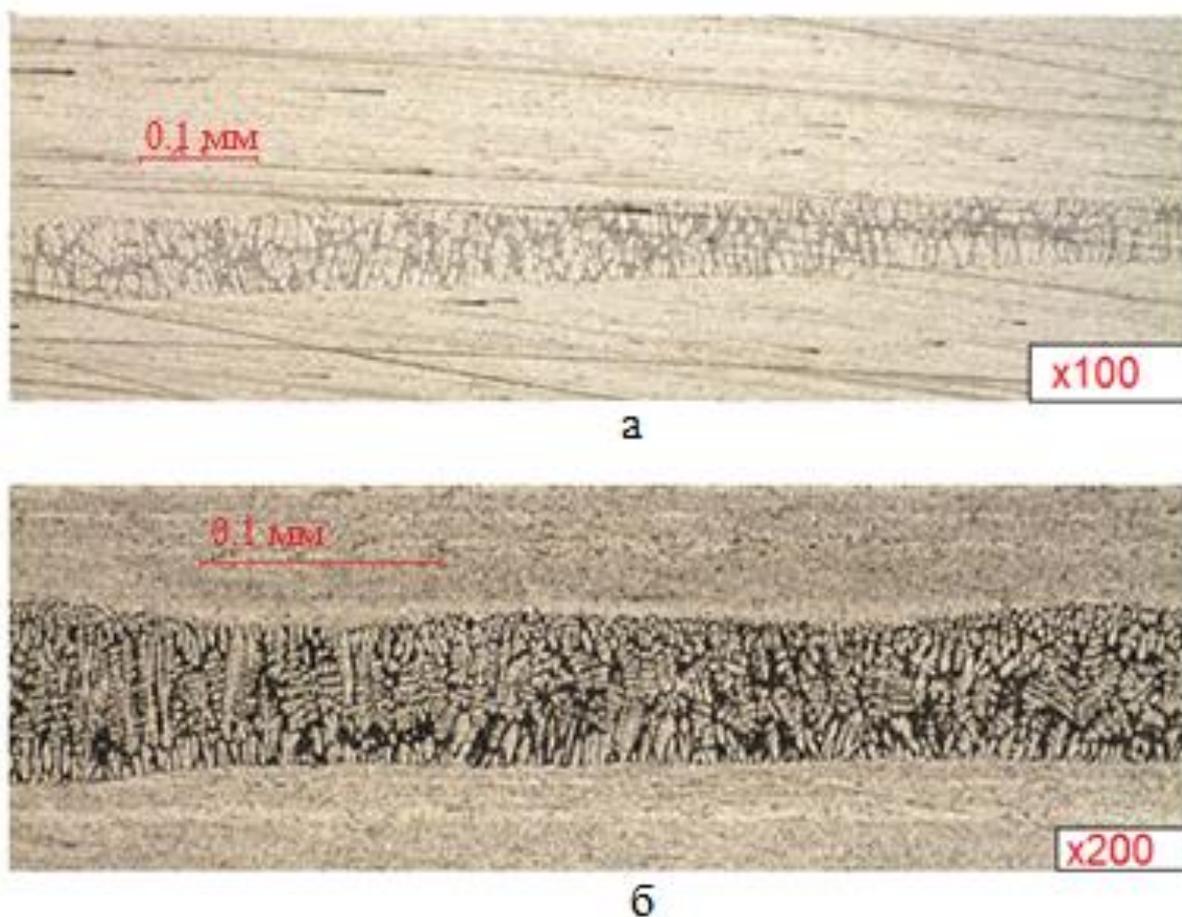


Рисунок 3.15 – Микрошлифы паяных волноводов

Для проверки качества соединения производились механические испытания на 20 опытных образцах. Испытания на большем количестве образцов не являются целесообразными ввиду дороговизны эксперимента. Максимальная нагрузка, которую выдерживает паяное изделие, составляет от 380,93 до 388,60 кгс по серии испытаний. Таким образом можно сделать вывод, что произошло качественное протекание припоя по всей области спайки, зоны проплавления основного материала отсутствуют, что обеспечивает высокое качество выпускаемой продукции.

Из чего следует, что по результатам экспериментов получены качественные паяные соединения.

По результатам проведенных экспериментов можно сделать вывод, что сформированное интеллектуальное управление позволяет за короткое время компенсировать несоответствие процесса пайки программе нагрева, а также расхождение в температурах спаиваемых элементов и обеспечить равномерное протекание припоя по всему периметру соединения.

Результаты экспериментов наглядно **подтверждают положения, выносимые на защиту**, в частности:

1. Новый метод определения и коррекции погрешностей средств измерения в процессе индукционной пайки позволяет снизить влияние ненормативных погрешностей измерений пирометрических датчиков, что приводит к повышению качества управления процессом индукционной пайки.

2. Новый метод управления, основанный на моделировании показаний пирометрических датчиков средствами искусственных нейронных сетей, позволяет производить индукционную пайку ВТКА с требуемым качеством в условиях неполной или недостоверной информации о температуре паяемых соединений и, соответственно, повысить живучесть системы.

3. Новый интеллектуальный алгоритм управления индукционной пайкой ВТКА позволяет осуществлять управление индукционной пайкой ВТКА с требуемым качеством в условиях отсутствия информации с пирометрических датчиков и, соответственно, успешно довести до конца управление процессом.

4. Разработанная программная система позволяет повысить качество управления технологическим процессом индукционной пайки в условиях неполной либо недостоверной информации с пирометрических датчиков.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие результаты:

1. Проведен анализ методов и средств управления технологическим процессом индукционной пайки и анализ эффективности различных интеллектуальных методов обработки информации для решения задачи идентификации погрешностей средств измерения. Обосновано предположение о возможности эффективного использования данного подхода для решения задач коррекции погрешностей средств измерения, прогнозирования измерений, а также управления индукционной пайкой ВТКА в условиях отсутствия оперативной информации о технологическом процессе. Результат анализа показал, что эффективным интеллектуальным методом для решения поставленных задач является подход на основе искусственных нейронных сетей.

2. Разработана технология интеллектуализации процесса индукционной пайки волноводных трактов на основе взаимодействия предварительно обученных искусственных нейронных сетей, позволяющая повысить качество управления индукционной пайкой посредством: снижения влияния погрешностей средств измерения; реализации управления индукционной пайкой ВТКА с требуемым качеством в условиях недостоверной, неполной, а также отсутствующей оперативной информации о технологическом процессе.

3. Произведена практическая реализация разработанной технологии интеллектуального управления процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов в виде программного обеспечения. Представлено описание разработанных программных продуктов в виде структурных схем, диаграмма классов, блок-схем алгоритмов и экранных форм. В качестве языка программирования использовался язык Python. Также использованы библиотеки для реализации генетических алгоритмов и нейросетевых моделей. Программное обеспечение разработано в рамках объектно-ориентированного подхода.

4. Произведена проверка работоспособности программного обеспечения интеллектуального управления индукционной пайкой ВТКА. Проверка

работоспособности производилась в виде ряда опытов на экспериментальном оборудовании. По результатам всех экспериментов получены качественные паяные соединения. По результатам проведенных экспериментов можно сделать вывод, что сформированное интеллектуальное управление позволяет за короткое время компенсировать несоответствие процесса пайки программе нагрева, а также расхождение в температурах спаиваемых элементов и обеспечить равномерное протекание припоя по всему периметру соединения. Во всех экспериментах получены качественные паяные соединения. Полученные результаты позволяют сделать вывод, что применение представленной в рамках работы интеллектуальной технологии позволит повысить качество управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов.

Таким образом, все задачи диссертационного исследования решены и цель достигнута.

В качестве направлений для дальнейших исследований следует отметить следующие:

1. Распространение предложенного подхода к управлению технологическими процессами схожей природы, например, такими как, электронно-лучевая сварка, диффузионная сварка и т. д.

2. Адаптация и применение группы интеллектуальных технологий с использованием других типов искусственных нейронных сетей, например, конволюционных искусственных нейронных сетей для обработки визуальной информации о технологическом процессе индукционной пайки, а также карт Кохонена для кластеризации множества различных измерительных приборов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Милов А. В., Тынченко В. С., Мурыгин А. В. Программное обеспечение идентификации и коррекции ненормативных погрешностей средств измерений в процессе индукционной пайки // Программные продукты и системы. – 2020 . – № 3– С. 502-509.
2. Милов А. В., Тынченко В. С. Методы интеллектуального управления индукционной пайкой волноводных трактов космических аппаратов // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2019. – №. 11. – С. 18-29.
3. Милов А. В., Тынченко В. С., Мурыгин А. В. Концепция системы управления технологическим процессом индукционной пайки в рамках индустрии 4.0 // Решетневские чтения. – 2019. – С. 262-264.
4. Ланин, В. Л. Высокочастотный электромагнитный нагрев для пайки электронных устройств // Технологии в электронной промышленности. – 2007. – № 5. – С. 46-49.
5. А. Мюльбауэр, А. Васильев Краткая история техники индукционного нагрева и плавки // Амбит. [Электронный ресурс]: История развития индукционного нагрева. Режим доступа: <http://ambit.pro/istoriya/>. – 25.03.2021
6. Патент № 2119415 С1 Российская Федерация, МПК В23К 1/002, В23К 1/19, В23К 101/06. Способ монтажной пайки титановых трубопроводов : № 97101249/02 : заявл. 21.01.1997 : опубл. 27.09.1998 / Б. Н. Марьин, В. И. Муравьев, К. А. Макаров [и др.] ; заявитель Комсомольское-на-Амуре авиационное производственное объединение.
7. Высокотемпературная пайка соединений трубопроводов из коррозионно-стойких сталей. Авиационный стандарт: ОСТ 1 41138-2005. – Взамен ОСТ 1 41138-2005; введ. 2006-07-01. - М. : Изд-во стандартов, 2005. – 26 с.
8. Авторское свидетельство № 393735 А1 СССР, МПК G05D 23/27, В23К 9/10. Устройство для управления процессом пайки : № 1468841/25-27 : заявл. 19.08.1970 : опубл. 10.08.1973 / Б. И. Голубь, В. М. Комиссарчик.
9. Авторское свидетельство № 567762 А1 СССР, МПК С21D 11/00, H05B 1/02. Способ автоматического управления нагревом трубных заготовок : №

2351691 : заявл. 26.04.1976 : опубл. 05.08.1977 / А. С. Потанин, В. И. Аршин, Б. Г. Барменков [и др.] ; заявитель УРАЛЬСКИЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ ТРУБНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ.

10. Авторское свидетельство № 1421786 А1 СССР, МПК С21D 11/00. Способ автоматического управления нагревом трубных заготовок в проходной индукционной печи : № 4225092 : заявл. 22.01.1987 : опубл. 07.09.1988 / Б. Г. Барменков, Ю. И. Блинов, Е. М. Халамез [и др.] ; заявитель УРАЛЬСКИЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ ТРУБНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ, СИНАРСКИЙ ТРУБНЫЙ ЗАВОД.

11. Rapoport E., Pleshivtseva Y. Optimal control of induction heating processes. – CRC Press, 2006.

12. Rhein S., Utz T., Graichen K. Optimal control of induction heating processes using FEM software // 2015 European Control Conference (ECC). – IEEE, 2015. – С. 515-520.

13. Furrer D. U., Semiatin S. L. Simulation of Induction Heating Prior to Hot Working and Coating // Magnesium. – 2010. – Т. 320. – №. 380. – С. 608-716.

14. Wang K. F., Chandrasekar S., Yang H. T. Y. Finite-element simulation of induction heat treatment // Journal of Materials Engineering and Performance. – 1992. – Т. 1. – №. 1. – С. 97-112.

15. Ruffini R. S. Computer Simulation of Induction Heating / R. S. Ruffini, R. T. Ruffini, V. S. Nemkov, R. C. Goldstein // Fluxcontrol, NTrimestriel–June. – 2001.

16. Fomin A. Simulation and experimental study of induction heat treatment of titanium disks / A. Fomin, V. Koshuro, A. Shchelkunov, A. Aman, M. Fomina, S. Kalganova // International Journal of Heat and Mass Transfer. – 2021. – Т. 165. – С. 120668.

17. Nemkov V. S., Goldstein R. C. Computer simulation of induction heating processes // 20th ASM International Heat Treating Society Conference, St. Louis, MO USA. – 2000.

18. Шарапова О. Ю. Численное моделирование процесса периодического индукционного нагрева на базе конечно-элементного программного пакета FLUX

// Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. – 2010. – №. 7.

19. Карпушкин С. В., Карпов С. В., Глебов А. О. Моделирование устройств индукционного нагрева на примере индукционных нагревательных плит вулканизационных прессов // Вестник Тамбовского государственного технического университета. – 2011. – Т. 17. – №. 1.

20. Милов А. В., Тынченко В. С., Мурыгин А. В. Интеллектуальное управление технологическим процессом индукционной пайки // Перспективы науки. – 2018. – №. 12. – С. 42-45.

21. Вологдин, В. В. Индукционная пайка / В. В. Вологдин, Э. В. Куш, В. В. Асамов. - под ред. А. Н. Шамова. – 5-е изд. перераб. и доп. – Л.: Машиностроение. Ленингр. отделение, 1989. – 72 с.

22. Drobenko V. A mathematical simulation of high temperature induction heating of electroconductive solids / V. Drobenko, O. Nachkevych, T. Kournyts'kyi // Int. J. HeatMass Transfer 50 (2007). – p. 616–624

23. Патент № 2570861 С2 Российская Федерация, МПК В23К 1/002. Способ индукционной пайки деталей сложной формы и простая и многофункциональная установка для пайки : № 2013103332/02 : заявл. 21.07.2011 : опубл. 10.12.2015 / А. Мартен.

24. Установки индукционные нагревательные для термообработксварных швов трубопроводов // Научно производственное предприятие ЭЛТЕРМ-С [Электронный ресурс] режим доступа: <http://elterm-c.com/catalog/ustanovki-indukcionnye-dlya-termoobrabotki-svarnyh-shvov-nagrev-vyshe-300-s/ustanovki-indukcionnye-nagrevatelnye-dlya-termoobrabotki-svarnyh-shvov-truboprovodov/> – 25.03.2021

25. Гордиенко И. С., Парфенов А. К., Вдовина И. Ю. Оборудование для автоматизированной пайки и термообработки изделий // Научно-технический бюллетень " Вестник" НПО " Техномаш". – 2017. – С. 18-19.

26. Ланин В. Л., Сергачев И. И. Индукционные устройства для монтажной пайки в электронике // Электронная обработка материалов. – 2012. – Т. 48. – №. 4.

27. Вегера, И. И. Система управления установкой индукционного нагрева / И. И. Вегера, Э. В. Гайлевич, В. Е. Ходюш // Современные технологии и образование : международная научно-практическая конференция, 26–27 ноября 2020 г. : в 2 ч. – Минск : БНТУ, 2021. – Ч. 1. – С. 12-14.

28. Патент на полезную модель № 73336 U1 Российская Федерация, МПК C21D 1/42, B23K 13/08, H03B 1/02. Универсальная автоматизированная установка для индукционного нагрева : № 2008100484/22 : заявл. 09.01.2008 : опубл. 20.05.2008 / В. В. Вологдин, В. В. Вологдин ; заявитель Общество с ограниченной ответственностью "Научно-производственная фирма "ФРЕАЛ и Ко".

29. Гусев, В. Ю. Индукционная пайка волноводов из алюминиевых сплавов для космических аппаратов связи / В. Ю. Гусев, М. М. Михнев, Н. С. Кадочникова, И. В. Кудрявцев, П. Н. Сильченко // Будущее машиностроения России. – 2017. – С. 532-534.

30. Кадочникова Н. С. Индукционная пайка волноводов из алюминиевых сплавов для космических аппаратов связи // А1 Металлорежущие станки. – 2017. – Т. 25. – С. 532.

31. Злобин, С. К. Автоматизированное оборудование и технология для пайки волноводных трактов космических аппаратов / С. К. Злобин, М. М. Михнев, В. Д. Лаптенко, Ю. Н. Серегин, А. Н. Бочаров, В. С. Тынченко, Ю. П. Дубец, Б. Б. Долгополов // Сибирский журнал науки и технологий. – 2014. – №. 4 (56).

32. Злобин, С. К. Особенности пайки элементов волноводно-распределительных трактов из алюминиевых сплавов с применением источника индукционного нагрева / С. К. Злобин, М. М. Михнев, Р. В. Зайцев, В. Д. Лаптенко // Решетневские чтения. – 2012. – Т. 1. – №. 16.

33. Тынченко В. С. и др. Система автоматизации индукционной пайки на основе двух контуров управления с позиционированием заготовки // Программные продукты и системы. – 2019. – Т. 32. – №. 1.

34. Марьин Б. Н. и др. Способ монтажной пайки титановых трубопроводов. – 1998.

35. Комплекс индукционный технологический КИТ-25 // Госкорпорация «Роскосмос» ЦКБ «Геоифизика» [Электронный ресурс] режим доступа: https://www.geockb.ru/main/details/КИТ-25_zakal – 25.03.2021.

36. Щербатов Иван Анатольевич Интеллектуальное управление робототехническими системами в условиях неопределенности // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2010. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnoe-upravlenie-robototekhnicheskimi-sistemami-v-usloviyah-neopredelennosti> (дата обращения: 04.06.2022).

37. Соколов Е. А., ВШЭ Ф. К. Н. Лекция 3 //Решающие деревья. URL: <https://github.com/esokolov/ml-course-hse/blob/master/2017-fall/lecture-notes/lecture07-trees.pdf>.(дата звернения: 10.04. 2018). – 2018.Павлов, С. И. Применение деревьев решений для выбора способа кардиоopleгии при аортокоронарном шунтировании / С. И. Павлов, В. С. Микшина, В. В. Григоренко, О. Б. Повидишь // Вестник новых медицинских технологий. – 2017. – Т. 24. – №. 2.

38. Алексеева В. А. Использование методов машинного обучения в задачах бинарной классификации //Автоматизация процессов управления. – 2015. – №. 3. – С. 58-63.

39. Севернов Б. В., Севернов В. В. Решение задачи классификации поверхностей методом решающих деревьев // Автоматизация. Современные технологии. – 2020. – Т. 74. – №. 10. – С. 458-462.

40. Алексеева В. А. Использование методов машинного обучения в задачах бинарной классификации // Автоматизация процессов управления. – 2015. – №. 3. – С. 58-63.

41. Солодовников В. И., Солодовников И. В. Использование деревьев решений для проектирования нейронных сетей // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2005. – №. 1. – С. 31-37.

42. Солодовников В. И., Солодовников И. В. Подход к созданию подсистемы автоматизации проектирования нейросетевых структур обработки данных с использованием деревьев решений // Информационные технологии в проектировании и производстве. – 2006. – №. 2. – С. 62-66.

43. Бериков В. Б. и др. Распознавание мультиспектральных изображений с использованием деревьев решений, основанных на сходстве // Обработка пространственных данных в задачах мониторинга природных и антропогенных процессов (SDM-2019). – 2019. – С. 260-264.

44. Абалдова С. Ю., Волынский В. Ю. Разработка системы нечеткого вывода оценки результативности системы менеджмента качества предприятия на основе алгоритма Мамдани // Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством. – 2011. – №. 1.

45. Хомоненко А. Д., Войцеховский С. В. Уточнение нечеткого вывода на основе алгоритма Мамдани в системе обнаружения вторжений // Проблемы информационной безопасности. Компьютерные системы. – 2011. – №. 4. – С. 41-48.

46. Голосовский М. С. и др. Алгоритм настройки системы нечёткого логического вывода типа Мамдани // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Математика. Механика. Физика. – 2018. – Т. 10. – №. 3.

47. Shokouhifar M., Jalali A. Optimized sugeno fuzzy clustering algorithm for wireless sensor networks // Engineering applications of artificial intelligence. – 2017. – Т. 60. – С. 16-25.

48. Cheung N. J., Ding X. M., Shen H. B. OptiFel: A convergent heterogeneous particle swarm optimization algorithm for Takagi–Sugeno fuzzy modeling // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 2013. – Т. 22. – №. 4. – С. 919-933.

49. Kung C. C., Su J. Y. Affine Takagi-Sugeno fuzzy modelling algorithm by fuzzy c-regression models clustering with a novel cluster validity criterion // IET Control Theory & Applications. – 2007. – Т. 1. – №. 5. – С. 1255-1265.

50. Соколовский С. П., Усов Н. А. Применение адаптивных нечетких систем в вопросах разработки средств выявления несанкционированных воздействий на информацию // Информатика: проблемы, методология, технологии. – 2016. – С. 259-264.

51. Соловьев Д. Б., Кузора С. С. Методика оценки инновационной деятельности посредством гибких алгоритмов // Инновации. – 2019. – №. 6 (248).

52. Зайченко Ю. П., Севаев Ф., Келестин Ю. В. Сравнительный анализ эффективности нечетких нейронных сетей в задачах прогнозирования в экономике и финансовой сфере. // Системные исследования и информационные технологии. – 2006. – №. 1. – С. 56-70.
53. Поступаева С. Г., Грязнов И. Е. Реализация алгоритмов нечеткого вывода для настройки ПИ-регулятора // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2017. – №. 5. – С. 78-82.
54. Корневский Н. А. Использование нечеткой логики принятия решений для медицинских экспертных систем // Медицинская техника. – 2015. – Т. 49. – №. 1. – С. 33-5.
55. Полковникова Н. А., Курейчик В. М. Разработка модели экспертной системы на основе нечёткой логики // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2014. – №. 1 (150).
56. Плотников В. А., Серегин С. С. Управление рыночными рисками деятельности предприятий на основе использования методов нечеткой логики // Экономика и управление. – 2011. – №. 3 (65).
57. Жданов А. А., Караваев М. В. Применение нечеткой логики в имитационной системе автономного адаптивного управления // Труды Института системного программирования РАН. – 2002. – Т. 3.
58. Белоусов О. А. и др. Применение алгоритмов нечеткой логики в системе управления диаграммообразующим устройством гибридной зеркальной антенны // Программные продукты и системы. – 2018. – Т. 31. – №. 4.
59. Вешнева И. В. Математические модели в системе управления качеством высшего образования с использованием методов нечеткой логики: Монография // Саратов: Саратовский источник. – 2010.
60. Шведова О. А. и др. Алгоритмы подавления колебаний грузов подъемно-транспортных механизмов с использованием нечеткой логики функционирования // Доклады БГУИР. – 2014. – №. 1. – С. 65-71.
61. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – 2013.

62. Милов А. В., Тынченко В. С., Мурыгин А. В. Концепция системы управления технологическим процессом индукционной пайки в рамках индустрии 4.0 // Решетневские чтения. – 2019. – С. 262-264.
63. Григоров И. Ю. Методы и средства прогнозирования и ранней диагностики профессиональных заболеваний работников гальванических производств на основе нечетких моделей принятия решений. – 2020.
64. Лиля В. Б. Алгоритм и программная реализация адаптивного метода обучения искусственных нейронных сетей // Инженерный вестник Дона. – 2012. – Т. 19. – №. 1. – С. 55-59.
65. Каширина И. Л., Демченко М. В. Исследование и сравнительный анализ методов оптимизации, используемых при обучении нейронных сетей // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2018. – №. 4. – С. 123-132.
66. Чабаненко В. Д. Модификации метода стохастического градиентного спуска для задач машинного обучения с большими объемами данных : дис. – Master's thesis, Московский государственный университет имени МВ Ломоносова, 2016.
67. Созыкин А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Вычислительная математика и информатика. – 2017. – Т. 6. – №. 3.
68. Горелова А. В., Любимова Т. В. Алгоритм обратного распространения ошибки // Наука и современность. – 2015. – №. 38.
69. Muller, B. Neural networks [Text] / B. Muller, J. Reinhardt. – Springer-Verlag, 1990. – 267 p.
70. Васильев Е. М., Меренков В. В. Метаэвристический алгоритм обучения нейронных сетей // Электротехнические комплексы и системы управления. – 2009. – №. 3. – С. 56-59.
71. Мазуров М. Е. Обучение нейронных сетей с помощью избирательного метода Монте-Карло, проблема многозначности обучения // Нейрокомпьютеры и их применение. – 2019. – С. 196-А.

72. Мазуров М. Е. Об обучении нейронных сетей на основе нейронов МакКаллока-Питса избирательным методом Монте-Карло // Нейрокомпьютеры и их применение. – 2018. – С. 142-143.

73. Пятакович В. А., Василенко А. М., Мироненко М. В. Обучение нейронной сети как этап разработки экспертной системы для классификации источников физических полей при мониторинге акваторий // Вестник Инженерной школы Дальневосточного федерального университета. – 2017. – №. 3 (32).

74. Ватутин Э. И. и др. Метод взвешенного случайного перебора для решения задач дискретной комбинаторной оптимизации // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2014. – Т. 9. – №. 10. – С. 59-64.

75. Рухлинский В. М., Чинючин Ю. М. Многофакторная оптимизация методом случайного поиска // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2008. – №. 127.

76. Пятакович В. А., Василенко А. М., Мироненко М. В. Обучение нейронной сети как этап разработки экспертной системы для классификации источников физических полей при мониторинге акваторий // Вестник Инженерной школы Дальневосточного федерального университета. – 2017. – №. 3 (32).

77. Найда С. А., Коржик А. В., Желяскова Т. Н. Статистические методы оптимизации параметров широкополосного пьезопреобразователя для медицинской диагностики // Системы обработки информации. – 2012. – №. 2. – С. 241-245.

78. Гришко А. К. Алгоритм поддержки принятия решений в многокритериальных задачах оптимального выбора // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2016. – №. 1 (17). – С. 242-248.

79. Семенкина М. Е. Самоадаптивные эволюционные алгоритмы проектирования информационных технологий интеллектуального анализа данных // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2013. – №. 1. – С. 13-24.

80. Бухтояров В. В. Эволюционные алгоритмы формирования коллективов нейронных сетей для решения задач моделирования и прогнозирования : дис. – Сибирский федеральный университет, 2010.

81. Семенкин Е. С., Семенкина М. Е. Применение генетического алгоритма с модифицированным оператором равномерной рекомбинации при автоматизированном формировании интеллектуальных информационных технологий // Сибирский журнал науки и технологий. – 2007. – №. 3. – С. 27-33.

82. Ахмедова Ш. А. К., Семенкин Е. С. Новый коллективный метод оптимизации на основе кооперации бионических алгоритмов // Сибирский журнал науки и технологий. – 2013. – №. 4 (50). – С. 92-99.

83. Семенкин Е. С., Шабалов А. А., Ефимов С. Н. Автоматизированное проектирование коллективов интеллектуальных информационных технологий методом генетического программирования // Сибирский журнал науки и технологий. – 2011. – №. 3 (36). – С. 77-81.

84. Семенкин Е. С., Сергиенко Р. Б. Коэволюционный генетический алгоритм решения сложных задач условной оптимизации // Сибирский журнал науки и технологий. – 2009. – №. 2. – С. 17-21.

85. Гуменникова А. В. и др. Об эволюционных алгоритмах решения сложных задач оптимизации // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика МФ Решетнева. – 2003. – №. 4. – С. 14-23.

86. Потылицына Е. Н., Липинский Л. В., Сугак Е. В. Использование искусственных нейронных сетей для решения прикладных экологических задач // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – №. 4. – С. 51-51.

87. Сорокин А. Б., Зикеева Е. А. Распознавание объектов с использованием искусственных нейронных сетей по текстуре материала // Научно-технический вестник Поволжья. – 2018. – №. 7. – С. 143-145.

88. Михайлов А. С., Староверов Б. А. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей для идентификации и диагностики

технических объектов // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. – 2013. – №. 3.

89. Артюшкин И. В., Максимов А. Е. Разработка автоматической системы управления процессом термохимического обезвоживания нефтяных эмульсий на основе искусственной нейронной сети // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. – 2017. – №. 1 (53).

90. Белова, И. А. Автономный преобразователь электрической энергии с интеллектуальной системой управления на основе искусственной нейронной сети для фотовольтаики / И. А. Белова, М. В. Мартинович, В. А. Сколота, И. И. Канюков // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2018. – №. 1. – С. 36-53.

91. Мухутдинов А. Р. Нейросетевое прогнозирование и управление эксплуатационными параметрами процесса горения топлива на тепловых электрических станциях // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2006. – №. 7-8. – С. 84-89.

92. Сташкова О. В., Шестопап О. В. Использование искусственных нейронных сетей для восстановления пропусков в массиве исходных данных // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Технические науки. – 2017. – №. 1 (193).

93. Межаков О. С., Минитаева А. М. Математическое моделирование на примере прогнозирующей модели надежности с использованием искусственных нейронных сетей // Ученые записки Российского государственного социального университета. – 2014. – №. 2. – С. 25-29.

94. Аджемов С. С. и др. Использование искусственных нейронных сетей для классификации источников сигналов в системах когнитивного радио // Программирование. – 2016. – №. 3. – С. 3-11.

95. Благовещенская М. М. и др. Методика автоматической оценки качества пищевых изделий на основе теории искусственных нейронных сетей // Пищевая промышленность. – 2015. – №. 2.

96. Ефимова Н. В., Горнов А. Ю., Зароднюк Т. С. Опыт использования искусственных нейронных сетей при прогнозировании заболеваемости населения (на примере г. Братска) // Экология человека. – 2010. – №. 3.
97. Liu Y. et al. A modified leaky ReLU scheme (MLRS) for topology optimization with multiple materials // Applied Mathematics and Computation. – 2019. – Т. 352. – С. 188-204.
98. Zhang X., Zou Y., Shi W. Dilated convolution neural network with LeakyReLU for environmental sound classification // 2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP). – IEEE, 2017. – С. 1-5.
99. Dubey A. K., Jain V. Comparative study of convolution neural network's relu and leaky-relu activation functions // Applications of Computing, Automation and Wireless Systems in Electrical Engineering. – Springer, Singapore, 2019. – С. 873-880.
100. Laurent T., Brecht J. The multilinear structure of ReLU networks // International Conference on Machine Learning. – PMLR, 2018. – С. 2908-2916.
101. Cilimkovic M. Neural networks and back propagation algorithm // Institute of Technology Blanchardstown, Blanchardstown Road North Dublin. – 2015. – Т. 15. – С. 1-12.
102. Leung H., Haykin S. The complex backpropagation algorithm // IEEE Transactions on signal processing. – 1991. – Т. 39. – №. 9. – С. 2101-2104.
103. Chauvin Y. A Back-Propagation Algorithm with Optimal Use of Hidden Units // NIPS. – 1988. – Т. 1. – С. 519-526.
104. Губарева Е. А. Нейронные сети в анализе временных рядов // Инновации и инвестиции. – 2020. – №. 10.
105. Милов А. В., Тынченко В. С., Мурыгин А. В. Влияние флюса на точность измерений в процессе индукционной пайки алюминиевых волноводных трактов // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2018. – №. 4 (60).
106. Лабинский А. Ю., Подружжина Т. А. Особенности использования генетических алгоритмов и нейронных сетей // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). – 2015. – №. 4. – С. 56-61.

107. Матюхин Н. Е., Абрамович Р. К. Использование генетического алгоритма для выбора структуры искусственной нейронной сети // Проспект свободный-2020. – 2020. – С. 37-40.

108. Мищенко В. А., Коробкин А. А. Использование генетических алгоритмов в обучении нейронных сетей // Современные проблемы науки и образования. – 2011. – №. 6. – С. 116.

109. Степанов К. А. Анализ эффективности методов скрещивания в генетических алгоритмах // Природные и интеллектуальные ресурсы Сибири. СИБРЕСУРС 2016. – 2016. – С. 122-122.

110. Лабинский А. Ю. Использование генетического алгоритма для многокритериальной оптимизации // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). – 2018. – №. 4. – С. 5-9.

111. Брестер К. Ю., Семенкин Е. С. О решении задач многокритериальной оптимизации самонастраивающимся генетическим алгоритмом // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. – 2012. – Т. 1. – №. 8.

112. Батищев Д. И., Неймарк Е. А., Старостин Н. В. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации // Нижний Новгород. – 2007.

113. Мищенко В. Я. и др. Генетические алгоритмы в решении многокритериальных задач оптимизации распределения ресурсов при планировании энергосберегающих мероприятий // Научный вестник Воронежского государственного архитектурно-строительного университета. Строительство и архитектура. – 2014. – №. 3. – С. 77-82.

114. Зайнуллин Р. З. и др. Многокритериальная оптимизация реакторного блока каталитического риформинга с использованием генетического алгоритма // Катализ в промышленности. – 2019. – Т. 19. – №. 6. – С. 465-473.

115. Белецкая С. Ю. и др. Исследование эффективности генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2015. – Т. 11. – №. 1.

116. Денисова Л. А. Автоматизация синтеза нечеткой системы регулирования с использованием многокритериальной оптимизации и генетических алгоритмов // Автоматизация в промышленности. – 2014. – №. 3. – С. 54-62.
117. Семенихин С. В., Денисова Л. А. Автоматизация информационного поиска на базе многокритериальной оптимизации и генетических алгоритмов // Динамика систем, механизмов и машин. – 2014. – №. 3.
118. Ефимов С. Н., Тынченко В. В., Тынченко В. С. Проектирование вычислительной сети эффективной архитектуры для распределенного решения сложных задач // Сибирский журнал науки и технологий. – 2007. – №. 3.
119. Ефимов С. Н., Тынченко В. С. Модели и алгоритмы формирования GRID-систем для структурно-параметрического синтеза нейросетевых моделей // Сибирский журнал науки и технологий. – 2008. – №. 4 (21).
120. Тынченко В. С. Многокритериальная оптимизация структуры нейросетевых моделей параллельными генетическими алгоритмами // Сибирский журнал науки и технологий. – 2007. – №. 3.
121. Тынченко В. В., Тынченко В. С. О применении параллельных генетических алгоритмов для автоматизации нейросетевого моделирования // Сибирский журнал науки и технологий. – 2006. – №. 6 (13).
122. Van Rossum G., Drake Jr F. L. Python tutorial. – Amsterdam : Centrum voor Wiskunde en Informatica, 1995. – Т. 620.
123. Van Rossum G., Drake Jr F. L. Python tutorial. – Amsterdam : Centrum voor Wiskunde en Informatica, 1995. – Т. 620.
124. Lutz M. Learning python: Powerful object-oriented programming. – " O'Reilly Media, Inc.", 2013.
125. Phillips D. Python 3 object oriented programming. – Packt Publishing Ltd, 2010.
126. Raschka S. Python machine learning. – Packt publishing ltd, 2015.
127. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine learning in Python // the Journal of machine Learning research. – 2011. – Т. 12. – С. 2825-2830.

128. Müller A. C., Guido S. Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists. – " O'Reilly Media, Inc.", 2016.
129. Sarkar D., Bali R., Sharma T. Practical machine learning with Python // A Problem-Solvers Guide To Building Real-World Intelligent Systems. Berkely: Apress. – 2018.
130. Richert W. Building machine learning systems with Python. – Packt Publishing Ltd, 2013.
131. Bowles M. Machine learning in Python: essential techniques for predictive analysis. – John Wiley & Sons, 2015.
132. Хатаева Р. С. Объектно-ориентированное программирование как средство компьютерного моделирования // Известия Чеченского государственного педагогического института. – 2009. – №. 1. – С. 251-258.
133. Мейер Б. Объектно-ориентированное программирование и программная инженерия. – 2016.
134. Ундозерова А. Н., Близнюк О. Н., Плакса Ю. А. Программирование. Объектно-ориентированное программирование. – 2015.
135. Summerfield M. Rapid GUI Programming with Python and Qt: The Definitive Guide to PyQt Programming (paperback). – Pearson Education, 2007.
136. Прохоренок Н. А. python 3 и pyQt. Разработка приложений. – БХВ-Петербург, 2012.
137. Polo G. PyGTK, PyQt, Tkinter and wxPython comparison //The Python Papers. – 2008. – Т. 3. – №. 1. – С. 26-37.
138. Harwani B. M. Qt5 Python GUI Programming Cookbook: Building responsive and powerful cross-platform applications with PyQt. – Packt Publishing Ltd, 2018.
139. Eng L. Z. Qt5 C++ GUI programming cookbook. – Packt Publishing Ltd, 2016.
140. Islam Q. N. Mastering PyCharm. – Packt Publishing Ltd, 2015.

141. Hu Q., Ma L., Zhao J. Deepgraph: A pycharm tool for visualizing and understanding deep learning models // 2018 25th Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC). – IEEE, 2018. – C. 628-632.
142. Shetty A. R., Ahmed F. B., Naik V. M. CKD Prediction Using Data Mining Technique As SVM And KNN With Pycharm. – 2019.
143. Feller J. et al. Understanding open source software development. – London: Addison-Wesley, 2002.
144. Von Hippel E. Learning from open-source software //MIT Sloan management review. – 2001. – T. 42. – №. 4. – C. 82-86.
145. Rosen L. Open source licensing. – Prentice Hall, 2005. – T. 692.
146. Bonaccorsi A., Rossi C. Why open source software can succeed //Research policy. – 2003. – T. 32. – №. 7. – C. 1243-1258.
147. Isberner M., Howar F., Steffen B. The open-source LearnLib //International Conference on Computer Aided Verification. – Springer, Cham, 2015. – C. 487-495.
148. Lakhani K. R., Von Hippel E. How open source software works:“free” user-to-user assistance // Produktentwicklung mit virtuellen Communities. – Gabler Verlag, 2004. – C. 303-339.
149. Ketkar N. Introduction to keras // Deep learning with Python. – Apress, Berkeley, CA, 2017. – C. 97-111.
150. Gulli A., Pal S. Deep learning with Keras. – Packt Publishing Ltd, 2017.
151. Manaswi N. K. Understanding and working with Keras // Deep Learning with Applications Using Python. – Apress, Berkeley, CA, 2018. – C. 31-43.
152. Moolayil J., Moolayil J., John S. Learn Keras for Deep Neural Networks. – Apress, 2019. – C. 1-192.
153. Abadi M. TensorFlow: learning functions at scale // Proceedings of the 21st ACM SIGPLAN International Conference on Functional Programming. – 2016. – C. 1-1.
154. Abadi M. et al. Tensorflow: A system for large-scale machine learning // 12th {USENIX} symposium on operating systems design and implementation ({OSDI} 16). – 2016. – C. 265-283.

155. Zaccane G. Getting started with TensorFlow. – Packt Publishing Ltd, 2016.
156. Abadi M., Isard M., Murray D. G. A computational model for TensorFlow: an introduction // Proceedings of the 1st ACM SIGPLAN International Workshop on Machine Learning and Programming Languages. – 2017. – С. 1-7.
157. McKinney W. et al. pandas: a foundational Python library for data analysis and statistics // Python for High Performance and Scientific Computing. – 2011. – Т. 14. – №. 9. – С. 1-9.
158. Hunter J. D. Matplotlib: A 2D graphics environment // IEEE Annals of the History of Computing. – 2007. – Т. 9. – №. 03. – С. 90-95.
159. Barrett P. et al. matplotlib--A Portable Python Plotting Package // Astronomical data analysis software and systems XIV. – 2005. – Т. 347. – С. 91.
160. Tosi S. Matplotlib for Python developers. – Packt Publishing Ltd, 2009.
161. Тынченко В. С., Петренко В. Е., Милов А. В. Программное обеспечение автоматизированной системы управления электронно-лучевой сваркой тонкостенных конструкций // Программные продукты и системы. – 2020. – Т. 33. – №. 2.
162. Tynchenko V. S. et al. The automated system for technological process of spacecraft's waveguide paths soldering // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2016. – Т. 155. – №. 1. – С. 012007.
163. Тынченко В. С. и др. Программное обеспечение технологического процесса пайки волноводных трактов космических аппаратов // Программные продукты и системы. – 2016. – №. 2 (114).
164. Писаревский Д. В. и др. Современные методы математической обработки и их роль в оптимизации технологических процессов нефтехимии нефтепереработки // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт. – 2011. – №. 8. – С. 16-21.
165. Классический генетический алгоритм. Часть I. Краткий обзор // Портал искусственного интеллекта. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/genetic-algorithms/classic-alg-part1.html> (дата обращения: 12.04.2022).

166. Милов, А. В. Двухконтурное управление индукционной пайкой волноводных трактов из алюминиевых сплавов / В. С. Тынченко, В. Д. Лаптенко, В. Е. Петренко, А. В. Милов, А. В. Мурыгин // Системы управления и информационные технологии. – 2018. – № 4. – С. 65–71.

167. Милов, А. В. Применение методов нечеткой логики для автоматизации процесса индукционной пайки / В. С. Тынченко, В. Е. Петренко, А. В. Милов, А. В. Мурыгин // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2018. – № 2 (58). – С. 45–56.

168. Милов, А. В. Интеллектуальное управление технологическим процессом индукционной пайки / А. В. Милов, В. С. Тынченко, А. В. Мурыгин // Перспективы науки. – 2018. – № 12. – С. 42–45.

169. Милов, А. В. Система автоматизации индукционной пайки на основе двух контуров управления с позиционированием заготовки / В. С. Тынченко, В. Д. Лаптенко, В. Е. Петренко, А. В. Мурыгин, А. В. Милов // Программные продукты и системы. – 2019. – Т. 32. – № 1. – С. 167–173.

170. Милов, А. В. Методы интеллектуального управления индукционной пайкой волноводных трактов космических аппаратов / А. В. Милов, В. С. Тынченко // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2019. – № 11. – С. 18–29.

171. Милов, А. В. Управление индукционной пайкой на основе косвенных измерений температуры процесса / В. С. Тынченко, В. Е. Петренко, А. В. Милов // Системы управления и информационные технологии. – 2019. – № 4. – С. 50–54.

172. Милов, А. В. Автоматизированная система тестирования алгоритмов управления процессом индукционной пайки волноводных трактов / В. С. Тынченко, А. В. Милов, С. О. Курашкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2021. – № 1. – С. 3–13.

173. Милов А. В. Математическое обеспечение управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации // Системы управления и информационные технологии. – 2021. – № 3(85). – С. 81–87.

174. Милов А. В., Тынченко В. С., Курашкин С. О. Применение коллектива искусственных нейронных сетей для управления индукционной пайкой

волноводных трактов космических аппаратов // Интеллектуальные системы в производстве. – 2021. – Т. 19. – № 2. – С. 72–82.

175. Милов А. В. Программное обеспечение управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации // Научно-технический вестник Поволжья. – 2021. – № 9. – С. 34–38.

176. Milov, A. V. Application of artificial neural networks for identification of non-normative errors in measuring instruments for controlling the induction soldering process / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, V. V. Tynchenko, V. V. Bukhtoyarov, O. A. Antamoshkin // 18th International Multidisciplinary Scientific Geoconference SGEM 2018. GeoConference on Informatics, Geoinformatics and Remote Sensing. Conference Proceedings. – 2018. – Vol. 18. – P. 117–124.

177. Milov, A. V. Algorithmic and software to identify errors in measuring equipment during the formation of permanent joints / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. E. Petrenko // 2018 International Multi-Conference FarEastCon. – 2018. – P. 1–5.

178. Milov, A. V. Use of artificial neural networks to correct non-standard errors of measuring instruments when creating integral joints / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. V. Kukartsev, V. V. Tynchenko, V. V. Bukhtoyarov // Journal of Physics: Conference Series. – 2018. – Vol. 1118. – Article ID 012037.

179. Milov, A. V. Neural network modeling to control process of induction soldering / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, A. V. Murygin // 2019 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). – 2019. – P. 1–5.

180. Milov, A. V. Intelligently informed control over the process variables of oil and gas equipment maintenance / V. V. Bukhtoyarov, V. S. Tynchenko, E. A. Petrovskiy, S. V. Tynchenko, A. V. Milov // International Review of Automatic Control. – 2019. – Vol. 12. – No. 2 – P. 59–66.

181. Milov, A. V. Intellectualizing the process of waveguide tracks induction soldering for spacecrafts / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, V. V. Tynchenko, V. V. Bukhtoyarov, V. V. Kukartsev // International Review of Aerospace Engineering. – 2019. – Vol. 12. – No. 6 – P. 280–289.

182. Milov, A. V. Intellectual Control of Induction Soldering Process using Neuro-fuzzy Controller / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. E. Petrenko // 2019 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). – 2019. – P. 1–6.

183. Milov, A. V. Control of the technological process of the waveguide paths induction soldering in the framework of Industry 4.0 / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, V. V. Bukhtoyarov, V. V. Kukartsev, V. V. Tynchenko, K. A. Bashmur // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – Vol. 1399. – Article ID 044087.

184. Milov, A. V. Control intellectualization of the induction soldering process for creating permanent joints / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, A. V. Murygin, S. O. Kurashkin // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2020. – Vol. 919. – Article ID 042028.

185. Milov, A. V. Software for Structure Selection of an Artificial Neural Network to Control the Induction Soldering Process / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. V. Bukhtoyarov, V. V. Tynchenko, V. V. Kukartsev // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2020. – Vol. 1295. – P. 480–490.

186. Milov, A. V. Experimental Verification of Flux Effect on Process of Aluminium Waveguide Paths Induction Soldering / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, A. V. Murygin // Lecture Notes in Electrical Engineering. – 2020. – Vol. 641. – P. 282–291.

187. Milov, A. V. Algorithmic and Software Support for Technological Decision-Making in the Process of Induction Soldering / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. E. Petrenko, S. O. Kurashkin // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2020. – Vol. 1224. – P. 521–530.

188. Milov, A. V. Mathematical Software for Testing and Setting up the Induction Soldering Process / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, V. E. Petrenko, V. V. Kurartsev // International Conference on High-Performance Computing Systems and Technologies in Scientific Research, Automation of Control and Production. – Springer, Cham. – 2020. – P. 114–124.

189. Milov, A. V. Mathematical model of the waveguide pipe heating in the process of induction brazing / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, S. O. Kurashkin, V. E.

Petrenko, Ya. A. Tynchenko, D. V. Rogova // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing. – 2021. – Vol. 1047. – No. 1. – P. 012112.

190. Milov, A. V. The induction heating process modelling of the waveguide paths' flanges / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, S. O. Kurashkin, V. E. Petrenko, D. V. Rogova, Ya. A. Tynchenko // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing. – 2021. – Vol. 1047. – No. 1. – P. 012027.

191. Milov, A. V. Algorithms for selecting the operating mode of the technological process of waveguidepaths induction brazing / V. S. Tynchenko, A. V. Milov, V. V. Kukartsev, V. V. Bukhtoyarov, V. V. Tynchenko, K. A. Bashmur // Journal of Applied Engineering Science. – 2021. – Vol. 19. – No. 2. – C. 424-431.

192. Milov A. V. The Use of Collections of Artificial Neural Networks to Improve the Control Quality of the Induction Soldering Process / A. V. Milov, V. S. Tynchenko, S. O. Kurashkin, V. V. Tynchenko, V. V. Kukartsev, V. V. Bukhtoyarov, R. B. Sergienko, V. A. Kukartsev, K. A. Bashmur // Sensors. – 2021. – Vol. 21. – No. 12. – P. 4199.

Приложение А

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2020666966

**Модуль оптимизации параметров технологического
процесса индукционной пайки**

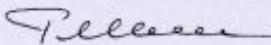
Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГУ им. М.Ф. Решетнева) (RU)*

Авторы: *Милов Антон Владимирович (RU), Тынченко Вадим Сергеевич (RU), Курашкин Сергей Олегович (RU), Петренко Вячеслав Евгеньевич (RU)*

Заявка № **2020666530**
Дата поступления **08 декабря 2020 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **18 декабря 2020 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*



 **Г.П. Измаилов**

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020664781

**Модуль определения оптимальной структуры искусственной
нейронной сети для решения задачи управления
технологическим процессом индукционной пайки**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Сибирский
государственный университет науки и технологий имени
академика М.Ф. Решетнева» (СибГУ им. М.Ф. Решетнева) (RU)*

Авторы: *см. на обороте*

Заявка № 2020663986

Дата поступления 06 ноября 2020 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 18 ноября 2020 г.

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Излиев



Авторы: *Милов Антон Владимирович (RU), Тынченко Вадим
Сергеевич (RU), Мурыгин Александр Владимирович (RU),
Петренко Вячеслав Евгеньевич (RU)*

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019666589

**Модуль коррекции ненормативных погрешностей
измерений в процессе индукционной пайки**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГУ им. М.Ф. Решетнева) (RU)*

Авторы: *Милов Антон Владимирович (RU), Тынченко Вадим Сергеевич (RU), Мурыгин Александр Владимирович (RU), Петренко Вячеслав Евгеньевич (RU)*

Заявка № **2019665723**

Дата поступления **02 декабря 2019 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **12 декабря 2019 г.**



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Измиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018664274

**Модуль идентификации ненормативных погрешностей
измерений в процессе индукционной пайки**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГУ им. М.Ф. Решетнева) (RU)*

Авторы: *Милов Антон Владимирович (RU), Тынченко Вадим Сергеевич (RU), Мурыгин Александр Владимирович (RU)*

Заявка № 2018661529

Дата поступления 19 октября 2018 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 14 ноября 2018 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев Г.П. Ивлиев

Приложение Б

Акт о внедрении научных и практических результатов

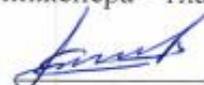


Акционерное общество
«ИНФОРМАЦИОННЫЕ СПУТНИКОВЫЕ СИСТЕМЫ»
имени академика М.Ф. Решетнева»



УТВЕРЖДАЮ

Первый заместитель главного
инженера – главный технолог

 АО «ИСС»
М. М. Михнев

« » _____ 2022 г.

Акт

О внедрении научных и практических результатов

ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологии имени академика М. Ф. Решетнева в рамках договора Б/Н от 27.04.2016 г. «Модернизация комплекса автоматизированного оборудования и технологии для пайки волноводных трактов с использованием индукционного нагрева» получены следующие научно-технические результаты:

- 1) разработана технология интеллектуального управления процессом индукционной пайки волноводных трактов;
- 2) разработана программная система в составе автоматизированного оборудования, реализующая управления процессом индукционной пайки на основе технологии интеллектуального анализа данных.

Разработчики: Милов А.В., Тынченко В.С., Лаптенко В.Д., Мурыгин А.В.

В результате научно-исследовательской и опытно-конструкторской работы создана автоматизированная система управления индукционной пайкой на основе интеллектуальных методов обработки информации.

Разработанная программная система позволяет повысить качество управления технологическим процессом индукционной пайки волноводных трактов космических аппаратов в условиях неполной либо недостоверной информации с пирометрических датчиков о температуре спаиваемых элементов изделия.

Указанные научно-технические результаты переданы и внедрены в АО «Информационные спутниковые системы» имени академика М.Ф. Решетнева» (ТТИ 107.25280.00001С «Пайка флюсовая индукционная», акт внедрения №229-020-07).

Начальник сектора технологий сварки
и пайки – главный сварщик АО «ИСС»

 Е.К. Злобин