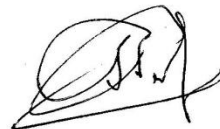


На правах рукописи



Гирин Роман Викторович

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ
СИСТЕМА ТЕПЛОВИЗИОННОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ
ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Специальность 05.11.16 - Информационно-измерительные и управляющие
системы (технические системы)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Самара – 2019

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования "Самарский государственный технический университет" на кафедре "Вычислительная техника".

Научный руководитель:

Орлов Сергей Павлович

доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Вычислительная техника» ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет», г. Самара

Официальные оппоненты:

Селиванова Зоя Михайловна

доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Конструирование радиоэлектронных и микропроцессорных систем» ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет», г. Тамбов

Светлов Анатолий Вильевич

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Радиотехника и радиоэлектронные системы» ФГБОУ ВО «Пензенский государственный университет», г. Пенза

Ведущая организация:

ФГАОУ ВО «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева», г. Самара

Защита состоится «26» сентября 2019 г. в 10.00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.217.07 в Самарском государственном техническом университете по адресу: г. Самара, ул. Галактионовская, 141, корпус № 6, аудитория 33.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Самарского государственного технического университета (ул. Первомайская, 18) и на сайте диссертационного совета Д 212.217.07 <http://d21221707.samgtu.ru>.

Отзывы о данной работе в двух экземплярах, заверенных печатью, просим направлять по адресу: Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244, Главный корпус, ученому секретарю диссертационного совета Д 212.217.07, тел.: (846) 278-44-96, факс (846) 278-44-00, e-mail: 212.217.07@mail.ru

В отзыве просим указывать почтовый адрес, номер телефона, электронную почту, наименование организации, должность, шифр и наименование научной специальности.

Автореферат разослан « »

2019 г.

Ученый секретарь

диссертационного совета Д212.217.07
доктор технических наук, профессор



А.М. Абакумов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы

Современное развитие техники сопровождается возрастающими требованиями к надежности функционирования сложных объектов и систем. Выполнение этих требований обеспечивается с помощью контроля и технического диагностирования. Важный фактор эффективности процессов контроля и диагностирования - использование информационно-измерительных систем (ИИС) для обработки данных и автоматизации процессов контроля. Одним из направлений технического диагностирования является использование инфракрасной термографии для бесконтактного и дистанционного получения информации о состоянии объекта. При этом необходимо анализировать сложные тепловые образы технических состояний, обеспечивать высокую точность измерения термограмм и диагностических параметров, принимать решения о техническом обслуживании контролируемого объекта.

Степень разработанности темы исследования

Использованию методов и систем контроля и технической диагностики посвящены работы И.А. Биргера., В.П. Вавилова, Д.В. Гаскарова, Н.С. Данилина, В.В. Ключева, Н.Н. Новикова, П.П. Пархоменко, Р. Хадсона и др.

В области контроля радиоэлектронной аппаратуры и исследования их тепловых режимов существует большое число исследований и публикаций, среди которых выделяются работы Г.Н. Дульнева, Г.М. Кондратьева, Ю.Н. Кофанова, А.В. Светлова, А.В. Сигалова, С.У. Увайсова, А.С. Шалумова, Н.К. Юркова и др.

На современном этапе при построении интеллектуальных информационных систем все больше применяются искусственные нейронные сети, что нашло отражение в работах отечественных и зарубежных ученых А.Ю. Дорогова, А.И. Иванова, Л.Г. Комарцовой, З.М. Селивановой, Н.Г. Ярушкиной, Г.Э. Яхьяевой, S. Haykin, A. Krizhevsky, Y. LeCun, M. Nielsen, P. Norvig, S. Russel и др.

При разработке ИИС теплового диагностирования используются унифицированные системы теплофизического проектирования, такие как Ansys Icepak, FloTherm, Analog Workbench, Компас-3D, Betasoft, COLDPLATE, COSMOS, Microwave Office, MSC Nastran, PRAC, АСОНИКА-ТМ и др. Однако они ориентированы на проведение тепловых расчетов приборов на этапе проектирования и экспериментальных исследований образцов систем и не могут быть использованы при штатной эксплуатации приборов для их технического диагностирования.

Несмотря на значительные достижения в создании систем технического диагностирования по тепловому состоянию объектов, существует необходимость в развитии методов, моделей и алгоритмов использования

нейронных сетей в информационно-измерительных системах для повышения точности классификации отказов, автоматизации процесса контроля, поддержки принятия решений об эксплуатации объектов.

Основная задача, решению которой посвящено диссертационное исследование, – это оперативное и достоверное определение технического состояния с использованием методов тепловизионного диагностирования при затрудненном доступе к контролируемому объекту для выявления неработоспособных и аварийных состояний, дефектов и отказов при испытаниях и штатной эксплуатации.

В связи с этим разработка новых интеллектуальных информационно-измерительных систем тепловизионного диагностирования (ИИИС ТД) является актуальной задачей.

Цель диссертационной работы - повышение точности и сокращение времени контроля при тепловизионном диагностировании технических объектов на основе разработки интеллектуальной информационно-измерительной системы с использованием глубоких нейронных сетей.

Для достижения поставленной цели поставлены и решены **следующие основные задачи.**

1. Провести анализ существующих информационно-измерительных систем тепловизионного контроля и диагностирования, выявить факторы, влияющие на их эффективность и метрологические характеристики.

2. Построить модели тепловых состояний контролируемых объектов для тепловизионного диагностирования на основе сравнительной инфракрасной термографии.

3. Разработать метод интеллектуализации информационно-измерительных систем и выбрать наиболее подходящие нейросетевые модели для определения работоспособности объектов с помощью сравнительной инфракрасной термографии.

4. Разработать архитектуру и общую структурную схему интеллектуальной информационно-измерительной системы теплового диагностирования с нейронной сетью в ее составе.

5. Выполнить анализ метрологических характеристик измерительных каналов ИИС диагностирования с нейронной сетью и оценить качество обучения нейронной сети.

6. Разработать методику анализа и проектирования программной логики, реализующей искусственную нейронную сеть, для последующего построения нейронных сетей различных конфигураций с заданными свойствами и характеристиками в составе ИИИС диагностирования.

7. Провести экспериментальные исследования применения нейросетевых технологий в составе ИИИС контроля и диагностики.

Объект исследования – информационно-измерительные системы тепловизионного диагностирования технических объектов с использованием искусственных нейронных сетей.

Предметом исследования являются структуры информационно-измерительных систем, модели и алгоритмы термографического контроля состояний технических объектов, а также их программная реализация.

Научная новизна диссертационной работы

1. Разработан интеллектуальный метод классификации технических состояний объекта с использованием информационно-измерительных систем тепловизионного диагностирования, *отличающийся* применением сравнительной инфракрасной термографии, формированием базы данных комплексных модельных термограмм, а также нейросетевого программного анализатора, обучающегося на комплексных модельных термограммах, *что позволило* повысить точность классификации отказов и автоматизировать принятие решений по техническому обслуживанию объекта контроля.

2. Предложен нейросетевой программный анализатор термограмм и дополнительных параметров объекта, *отличающийся* введением двухветвенной глубокой нейронной сети, состоящей из многослойной конволюционной сети и полносвязной сети, *что обеспечило* повышение достоверности классификации отказов и уменьшение времени анализа термограмм.

3. Предложена функция активации выходного слоя нейросетевого программного анализатора термограмм, *отличающаяся* последовательным применением нормализации по диапазону и линейной нормализации, *что обеспечило* повышение точности и информативности классификации распознаваемых состояний контролируемого объекта.

4. Разработана методика объектно-ориентированного проектирования программной логики искусственных нейронных сетей для анализа термограмм, *отличающаяся* набором формальных правил декомпозиции программной логики сети и использованием предложенного шаблона, основанного на решеточной структуре взаимосвязей абстрактных доменных классов и программных интерфейсов нейронной сети, *что сократило время* разработки информационно-измерительной системы тепловизионного диагностирования.

Теоретическая и практическая значимость

Значимость теоретических результатов работы заключается в том, что предложенные метод интеллектуализации системы и методика проектирования нейронных сетей позволяют формализовать процесс проектирования информационно-измерительных систем для диагностирования неисправностей широкого класса объектов с помощью сравнительной инфракрасной термографии.

Практическая значимость работы состоит в следующем:

1. Интеллектуальная ИИС тепловизионного диагностирования применима при контроле, испытаниях и мониторинге состояний технических объектов различного вида: электронных приборов, электромеханических устройств, машин и механизмов. Оперативность определения технического состояния позволяет осуществлять контроль состояния в реальном времени в труднодоступных местах, в том числе для движущихся объектов.

2. Реализована программная библиотека на платформе CLR на языке C# для построения и обучения искусственных нейронных сетей, которая независима от других программных библиотек и может применяться для проектирования интеллектуализированных информационных и управляющих систем на вычислительных мощностях с ограниченными ресурсами.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использовались методы математического анализа, теории тепло- и массообмена, теории искусственного интеллекта, машинного обучения, теории измерительных систем, объектно-ориентированного проектирования.

Основные положения и результаты, выносимые на защиту

1. Интеллектуальный метод повышения точности классификации с помощью ИИС тепловизионного диагностирования, использующий для обнаружения неисправностей в объекте нейросетевой программный анализатор и базу данных, содержащую комплексные модельные термограммы.

2. Нейросетевой программный анализатор термограмм и дополнительных параметров объекта на основе двухветвенной глубокой нейронной сети, состоящей из многослойной конволюционной сети и полносвязной сети.

3. Функция активации выходного слоя нейросетевого программного анализатора термограмм, реализованная последовательным применением нормализации по диапазону и линейной нормализации.

4. Методика и шаблон проектирования программной логики искусственной нейронной сети для анализа термограмм, содержащие набор формальных правил декомпозиции программной логики сети и решеточную структуру взаимосвязей абстрактных доменных классов и программных интерфейсов нейронной сети.

Соответствие паспорту специальности

Результаты исследования соответствуют пунктам паспорта специальности 05.11.16 – Информационно-измерительные и управляющие системы (технические системы): п. 5 «Методы анализа технического состояния, диагностики и идентификации информационно-измерительных и управляющих систем, п. 6 «Исследование возможностей и путей совершенствования существующих и создания новых элементов, частей, образцов информационно - измерительных и управляющих систем, улучшение их технических, эксплуатационных, экономических и эргономических характеристик, разработка новых принципов построения и технических решений».

Достоверность результатов исследования обеспечивается корректным использованием математического аппарата и вводимых допущений и гипотез, имитационным моделированием и экспериментальными исследованиями разработанных ИИС, подтверждающими основные теоретические положения работы и не противоречащими известным положениям в данной области исследований.

Апробация результатов

Основные положения и результаты исследований докладывались на следующих научно-технических конференциях: XXI Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2018), (г. Санкт-Петербург, 2018 г.); Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии ПИТ- 2018», (г. Самара, 2018 г.); IV международной научно-технической конференции «Пром-Инжиниринг - 2018 (ICIEAM 2018)», (Москва, 2018 г.); XI Международной научно-практической конференции «Наука и образование транспорту», (г. Самара, 2018 г.); II Международной научно-практической конференции «Нечеткие системы и мягкие вычисления. Промышленные применения. Fuzzy Technologies in the Industry (FTI 2018)», (г. Ульяновск, 2018 г.); 4th International Conference on Intelligent Computing, Communication & Devices (ICCD2018), (Guangzhou, China, 2018 г.); XXXII Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях – ММТТ-32», «CyberPhy-2019» (г. Санкт-Петербург, 2019 г.).

Реализация результатов исследований

Диссертационная работа выполнялась в рамках проектов СамГТУ по Федеральной целевой программе «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014—2020 годы»: соглашение № 14.577.21.0187 «Разработка интеллектуального аппаратно-программного комплекса мониторинга протяжённых объектов в режиме реального времени» и соглашение № 075-02-2018-225 «Разработка роботизированной системы сельскохозяйственных автомобилей на базе семейства автомобилей КАМАЗ с автономным и дистанционным режимом управления».

Результаты диссертационной работы использованы в АО НПЦ «ИНФОТРАНС», г. Самара, в системах термографического контроля контактной сети железной дороги и диагностики рельсовых скреплений железнодорожного пути.

Материалы диссертационных исследований использованы в учебном процессе ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» при подготовке магистров по направлениям 09.04.01 - «Информатика и вычислительная техника» и 12.04.01 - «Приборостроение».

Публикации

По результатам выполненных исследований опубликовано 13 работ, из них: 3 публикации в журналах, рекомендованных ВАК РФ, 1 работа в трудах международной конференции, индексирующейся в Scopus, 2 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад автора

Все результаты, определяющие научную новизну, получены автором лично. В публикациях, выполненных в соавторстве, лично автору принадлежат следующие результаты: [1] – исследование функций активации нейронных сетей и разработка двухстадийной нормализации, [3 - 9] – разработка методики

анализа и проектирования нейросетевого программного анализатора, а также его программная реализация, [2], [10 - 12] - разработка метода интеллектуализации ИИС и исследование метрологических характеристик, [13] – разработка ИИС для контроля железнодорожного пути.

Структура диссертации

Диссертация изложена на 172 страницах, состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы из 134 наименований, содержит 45 рисунков, 18 таблиц и одно приложение.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы исследования, формулируются цели и задачи исследования, характеризуется научная новизна полученных результатов, приводятся основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе исследуются возможности использования информационно-измерительных систем тепловизионного диагностирования при определении технических состояний и выявления неисправностей на примере электронных приборов и элементов систем управления различного назначения.

Рассмотрены методы дистанционного теплового контроля с использованием тепловизоров. В их основе содержится сравнительная инфракрасная термография, при которой измеряемая термограмма объекта сопоставляется с образцовыми термограммами для определения технического состояния объекта.

Выявлены проблемы технического диагностирования на основе сравнительной инфракрасной термографии.

1. Большое число термограмм объекта неизбежно требует применения сложных алгоритмов анализа данных, что практически невозможно выполнить вручную оператору-термографисту. В результате принятие решений о дальнейшей эксплуатации контролируемого объекта в реальном времени затруднено, что может привести к аварийному выходу объекта из строя, вплоть до разрушения.

2. Множество полученных термограмм и множество неисправных состояний объекта не имеют взаимно-однозначного соответствия. Несколько неисправностей могут соответствовать одному распределению температуры на поверхности объекта. Возникает некорректная обратная задача классификации нескольких неисправностей по термограммам одного вида.

3. На практике во многих случаях отсутствует достаточное число реальных термограмм, необходимых для сравнительного анализа. Это препятствует эффективному использованию методов интеллектуализации при классификации технических состояний объекта с помощью нейронных сетей.

Указанные недостатки затрудняют использование информационно-измерительных систем для оперативного и достоверного тепловизионного диагностирования технических объектов. В диссертации проведен анализ известных ИИС, использующих сравнительную инфракрасную термографию.

Показано, что использование нейросетевых технологий во многих случаях обеспечивает новое качество диагностирования, повышает достоверность результатов контроля.

В диссертации разработан и реализован новый интеллектуальный метод анализа технических состояний при тепловизионном диагностировании. Предложено использовать набор дополнительных параметров контролируемого объекта, которые измеряются с помощью встроенных средств получения и телеметрической передачи информации в объекте.

Интеллектуальный метод повышения точности классификации в ИИС реализуется с помощью трех основных процедур:

1. Построение комплексных модельных термограмм, дополненных набором дополнительно измеряемых величин параметров объекта для получения точного соответствия неисправностям, а также формирование на их основе базы данных для диагностирования.

2. Использование в составе ИИС нейросетевого программного анализатора в виде глубокой двухветвенной нейронной сети (ДНС), состоящей из многослойной конволюционной сети для обработки термограмм и полносвязной нейронной сети для обработки дополнительных параметров объекта контроля.

3. Обучение ДНС сети на множестве комплексных термограмм и дальнейшее выполнение классификации технического состояния контролируемого объекта в процессе тепловизионного диагностирования для принятия решений о техническом обслуживании.

Предлагаемый метод основан на использовании для обучения нейронных сетей модельных термограмм, при ограниченном наборе реально измеренных термограмм. Рассмотрены два вида тепловых моделей электронных приборов: изотермические модели и модели, получаемые при численном решении уравнения теплообмена. Для построения моделей первого вида в виде тел с изотермической поверхностью использованы известные системы АСОНИКА–Т и АСОНИКА-ТМ.

Второй вид моделей ориентирован на микросхемы и приборы, представленные в виде твердого тела с учетом теплообмена с внешней средой, при этом имеется значительный градиент температур по поверхности объекта контроля. Математическая модель температурного поля $\Theta(x, y, z, t)$ объекта строится на основе нестационарного уравнения теплообмена:

$$c\rho \frac{\partial \Theta}{\partial t} = \lambda \nabla^2 \Theta + q(x, y, z, t), \quad (1)$$

где λ - теплопроводность материала [Вт/м·К], ρ – плотность [кг/м³], c – удельная теплоемкость материала [Дж/кг·К], $q(x, y, z, t)$ – мощность внутреннего источника тепла [Вт/м³].

Для уравнения (1) определены начальные и граничные условия первого и второго рода для тепловых потоков с поверхностями микросхемы, а также граничные условия третьего рода для радиационного и конвективного теплообмена на соответствующих гранях. Показано, что при определенных

предположениях о конструкции микросхемы целесообразно перейти к решению двумерного уравнения теплообмена.

Во второй главе разрабатывается архитектура и структуры измерительных каналов интеллектуальной ИИС ТД для контроля электронных приборов, анализируются метрологические характеристики и исследуются свойства и характеристики нейронных сетей, входящих в состав нейросетевого программного анализатора.

Предложенный метод интеллектуализации реализован в ИИИС ТД с двухветвенной нейронной сетью (ДНС) в нейросетевом программном анализаторе. Как показано на рис. 1, ИИИС ТД входит в состав информационно-управляющей системы, обеспечивающей анализ результатов диагностирования и управление контролируемым объектом.

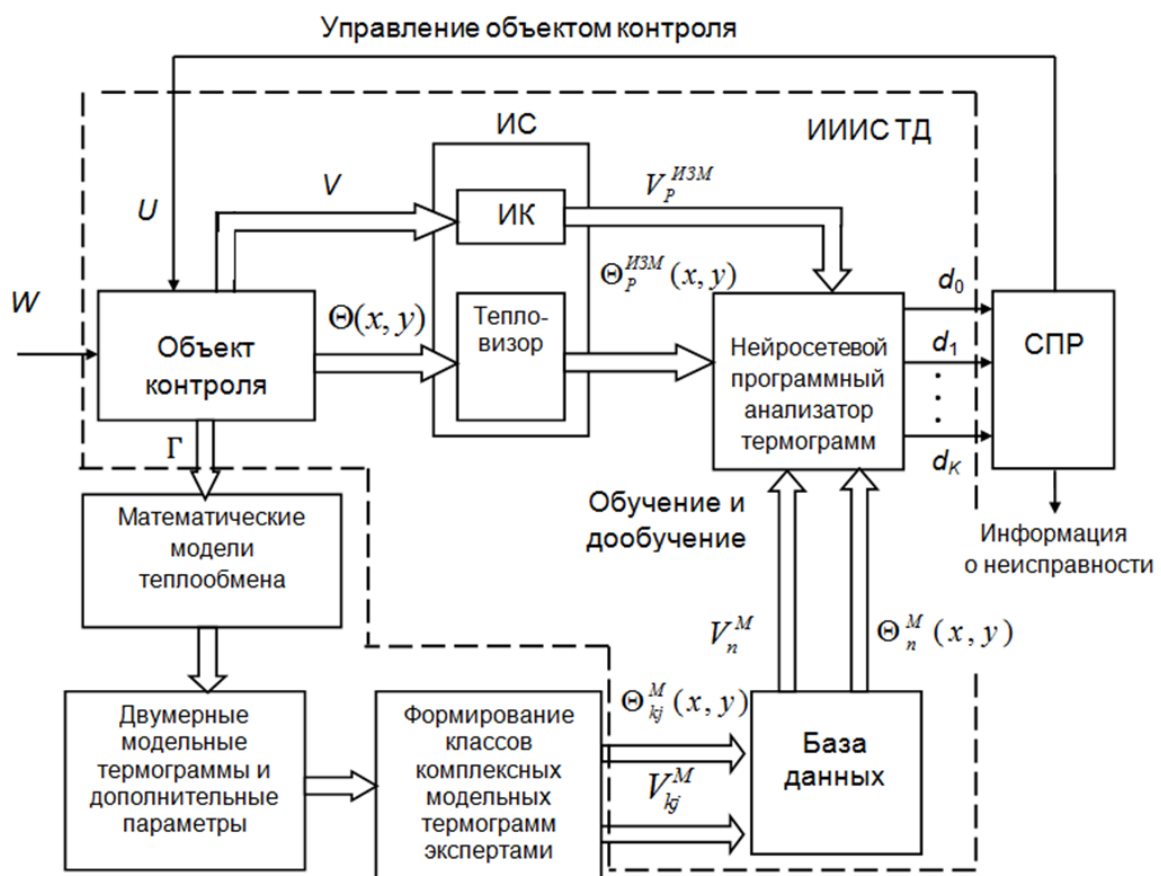


Рисунок 1 - Информационно-управляющая система с ИИИС ТД

Здесь использованы следующие обозначения: ИС – измерительная система, включающая тепловизор и измерительные каналы ИК для измерения дополнительного набора электрических параметров прибора; СПР – система принятия решений о техническом обслуживании объекта по результатам работы нейронной сети; U - управляющие воздействия по техническому обслуживанию объекта; W - электрическая мощность, поступающая на входы

контролируемого прибора; V – значения величин, дополнительно измеряемых в контролируемом приборе.

Параметры моделей и измеряемые величины: $\Theta(x, y)$ – установившееся распределение температур на плоской грани прибора; Γ – множество теплофизических и конструктивных параметров прибора, $\{\Theta_{kj}^M(x, y)\}$ – множество модельных термограмм k -го класса в базе данных, используемых при обучении ИНС, V_{kj}^M – модельные значения дополнительных параметров прибора ($j = \overline{1, J_k}$, J_k – объем обучающей выборки для k -го класса неисправностей); $\Theta_P^{ИЗМ}(x, y)$ – измеренная термограмма, полученная с помощью измерительного канала, включающего в себя тепловизор; $V_P^{ИЗМ}$ – вектор измеренных значений дополнительных величин.

На выходах нейросетевого программного анализатора формируются сигналы $d_0, d_1, \dots, d_K$, соответствующие работоспособному и неработоспособным состояниям.

Во время испытаний и текущего контроля приборов результаты работы ИНС фиксируются в базе данных и в дальнейшем используются для коррекции параметров математических моделей теплообмена прибора. Это позволяет уточнить модельные термограммы и повысить достоверность диагностики объектов.

Основой нейросетевого программного анализатора является новая структура в виде глубокой двухветвенной нейронной сети. Такая структура предложена в силу следующих соображений. Все термограммы работоспособных состояний объединяются в один класс D_0 . Остальные термограммы разделяются экспертами на K модельных классов $D_1, D_2, \dots, D_K$, каждый из которых соответствует одному и только одному типу неработоспособного состояния объекта. На этом этапе возникает проблема неоднозначности классификации. По существу, имеется некорректная обратная задача классификации двумерного сигнала, так как одна картина распределения температуры на поверхности контролируемого прибора может соответствовать его различным состояниям.

С целью достижения взаимно-однозначного соответствия между типовыми видами термограмм и состоянием контролируемого прибора в диссертационной работе предлагается анализировать одновременно с термограммами поверхности набор вычисляемых параметров на основе дополнительно измеряемых величин. Как правило, существует возможность измерения некоторого подмножества величин объекта с помощью встроенных средств контроля. Подобными дополнительными сигналами для исследуемых микросхем являются входное и выходное напряжение, частота и фаза управляющих сигналов.

Тогда совместная обработка в нейронной сети термограмм и вектора V_r дополнительных величин позволяет выполнить регуляризацию обратной задачи классификации на основе информации по дополнительным параметрам.

Рассмотрены условия формирования комплексных модельных термограмм. Класс состояний D_k определяется следующим образом:

$$D_k : \{Q(r) \in D_k, \text{ если } Q(r) = f(\Theta, v_l) \wedge (E_k = 1), l \in L_k, r \in \Omega\},$$

где L_k - индексное множество дополнительных параметров для k -го типа неисправности,

$E_k \in \{0;1\}$ – экспертное заключение по соответствию заданной термограммы $\Theta(x, y)$ и дополнительных параметров k -му типу неисправности.

Пусть для любой пары классов термограмм Θ^l и Θ^n , $l, n \in \{0,1,...,K\}$, $l \neq n$, есть как минимум одна пара элементов $\Theta_j^l \neq \Theta_i^n$, $j \in J_l$, $i \in J_n$ или $V_r^l \neq V_s^n$, $r \in R_l$, $s \in R_n$. Следовательно, разделение термограмм с помощью вектора V на подмножества $T^k(x, y, V) \rightarrow D_k$ приводит к взаимно-однозначному соответствию между возможными состояниями контролируемого объекта и видом характерной термограммы, дополненной данными о дополнительных параметрах. Таким образом, в базе данных ИИС ТД формируется множество классов комплексных модельных термограмм:

$$T_C = \bigcup_k \{\Theta_{kj}^M\}, \{V_{kr}^M\}, j \in J_k; r \in R_k, k \in \{0,1,...,K\},$$

где J_k и R_k – индексные множества расчетных термограмм и векторов дополнительных величин, включаемых в k -й класс технического состояния объекта.

Для класса неисправности D_k определим вектор макропараметров

$$T^{ИЗМ} = (\Theta_P^{ИЗМ}(x, y), v_1^{ИЗМ}, ..., v_L^{ИЗМ}),$$

измеренных с помощью ИИС.

Классифицирующий нейросетевой оператор $S_k : T^{ИЗМ} \xrightarrow{S_k} d_k$, устанавливающий связь между векторами T^k и $T^{ИЗМ}$, реализуется в виде разработанного нейросетевого программного анализатора (рис. 2). Он представляет двухветвенную нейронную сеть, состоящую из глубокой конволюционной ветви и вспомогательной ветви в виде полносвязной сети. Выходные сигналы $d_0, d_1, ..., d_K$ двухветвенной нейронной сети интерпретируются как распределение вероятностей принадлежности технического состояния объекта контроля к классу D_K . Главная ветвь - это конволюционная нейронная сеть, которая состоит из нескольких конволюционных слоев, объединенных в сеть прямого прохождения сигнала. Термограммы используются в качестве входного сигнала для этой ветви и представлены, как 3-х мерный массив, в котором каждое значение представляет цвет соответствующего пиксела. Ширина и высота массива совпадает с шириной и высотой изображения, а глубина массива равна 3, по одному на

каждый из 3-х каналов (синий, зеленый, красный). Размер термограмм, используемых в ИИИС ТД, равен 225х225 пикселей.

Предложено ввести в анализатор вспомогательную ветвь для учета дополнительных параметров, поступающих от встроенных датчиков контролируемого прибора. Это ветвь является персептроном с полносвязным слоем. Входными сигналами для этой ветви (3 входа) служат нормализованные значения дополнительных параметров, измеряемые встроенными датчиками контролируемого прибора. Выходной сигнал этого слоя объединяется с вектором, полученным на выходе главной ветви, и результирующий вектор передается следующему полносвязному слою, который использует в качестве функции активации либо нелинейную нормализацию (softmax), либо двухстадийную линейную нормализацию.

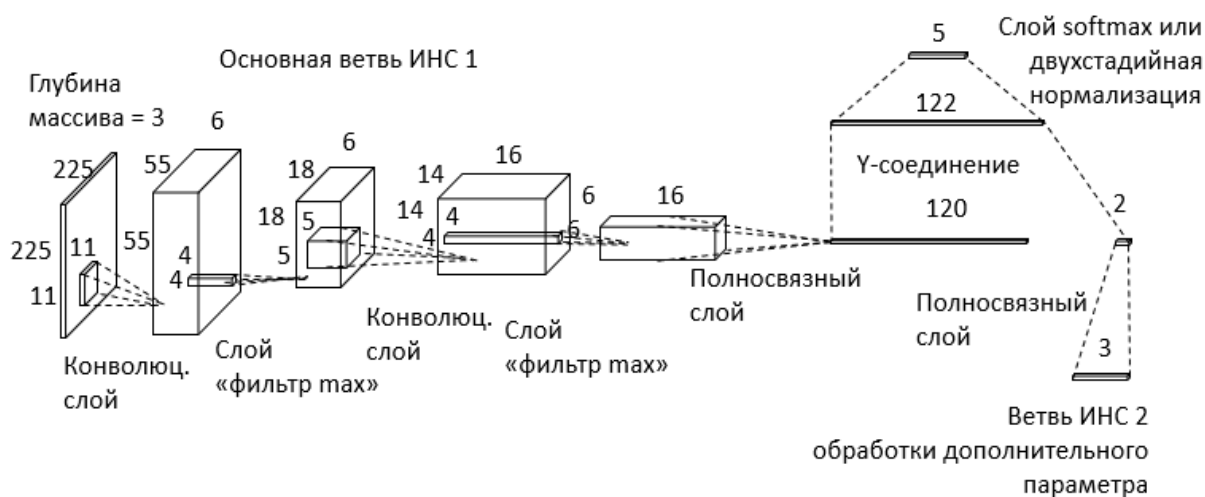


Рисунок 2 – Нейросетевой программный анализатор в виде двухветвенной нейронной сети

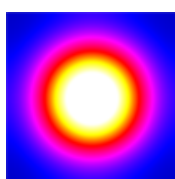
В таблице 1 приведены технические характеристики нейросетевого программного анализатора.

Исследование эффективности разработанного метода интеллектуализации выполнено на примере диагностирования неисправностей микросхемы фоточувствительной матрицы на ПЗС (ФМ ПЗС), использующейся в оптико-электронном преобразователе системы космических снимков. На рис. 3 показаны примеры термограмм микросхем, находящихся в технических состояниях, разделенных на три группы:

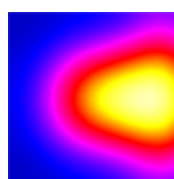
- пониженная частота управляющих импульсов;
- нарушение в цепях входных сигналов, проявляющееся в отсутствии сигналов, управляющих выходным регистром;
- превышение допустимых пределов напряжения в цепях входных сигналов, которое вызывается нарушением работы схемы формирования опорных напряжений, либо отказом цепи обратной связи импульсного стабилизатора или обрывом нижнего резистора-делителя напряжения прямого канала стабилизатора.

Таблица 1 - Характеристики двухветвенной нейронной сети

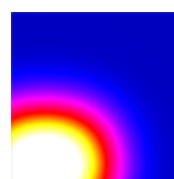
Тип	Число входных сигналов слоев	Поле восприятия (Receptive field)	Шаг	Отступ	Число выходных сигналов слоев	Число нейронов	Число карт черт на слой	Число карт черт	Число синаптических связей	Число изменяемых параметров
Главная ветвь										
Конв. слой	225	11	4	1	55	18150	1	6	363x6	2184
Слой «Фильтр max»	55	4	3	0	18		1	6		
Конв. слой	18	5	1	0	14	3136	6	16	100x16	1616
Слой «Фильтр max»	14	4	2	0	6		1	16		
Конв. слой	6	6	6	0	1	120	16	120	576x120	69240
Вспомогательная ветвь. Полносвязный слой						2			3x2	8
Общая ветвь. Полносвязный слой						5			122x5	615
Итого: число нейронов - 21413							Итого число изменяемых параметров - 73663			



а)



б)



в)

а) образец из 1-й группы с температурой поверхности 38,4 °С ; б) образец из 2-й группы с температурой поверхности 23,5 °С ; в) образец из 3-й группы с температурой поверхности 39,1 °С

Рисунок 3 – Модельные термограммы ФМ ПЗС

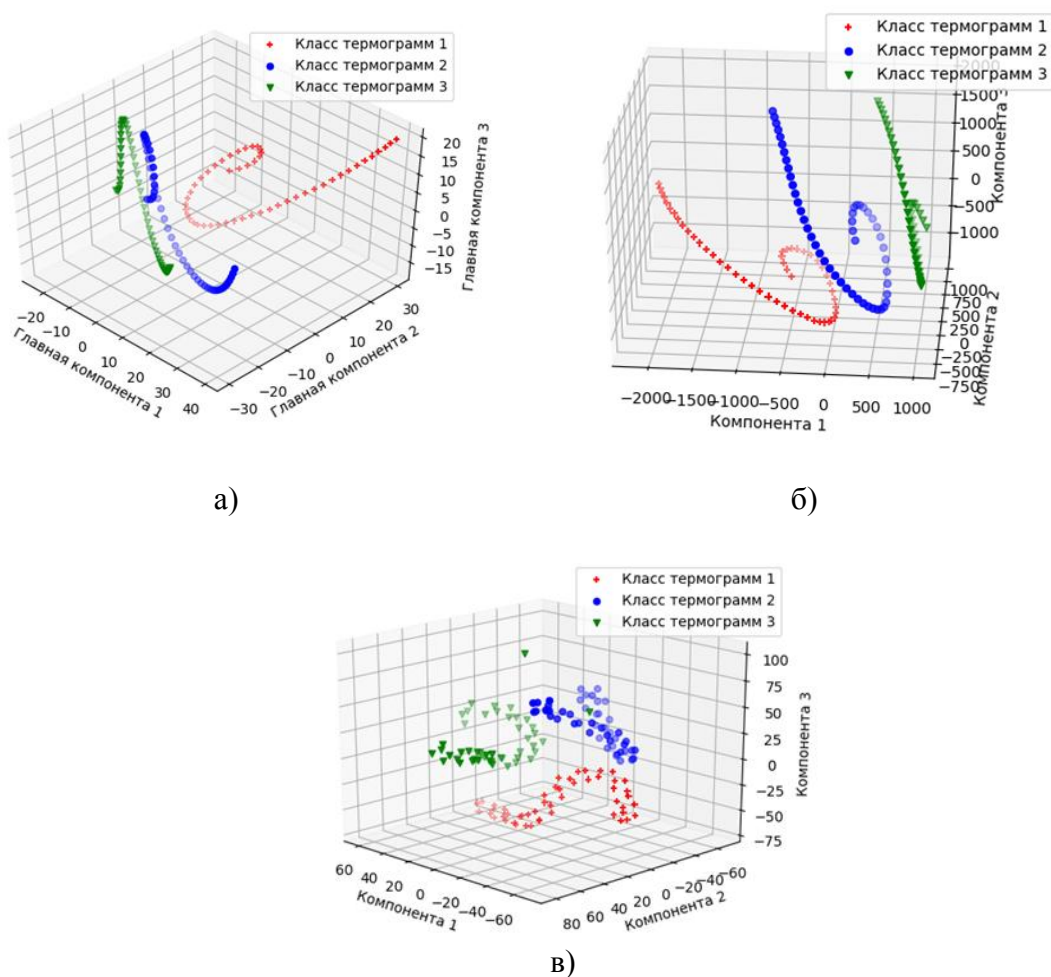
Экспериментальное исследование нейросетевого программного анализатора с обучением на модельных термограммах проводилось при классификации трех и пяти состояний неисправностей. Для проведения анализа разделимости термограмм необходимо сократить до удобно воспринимаемого уровня исходную размерность пространства, в котором находится выборка. Применены три техники понижения размерности: метод главных компонент

(Principal component analysis, PCA), многомерное шкалирование (Multidimensional scaling, MDS) и алгоритм tSNE .

Из обучающей выборки выбрано по 50 примеров модельных термограмм для каждого из пяти анализируемых классов термограмм. Диаграммы разделения на компоненты построены средством Scikit-learn. На рис. 4 показаны примеры многомерного анализа обучающих термограмм. Как видно из представленных диаграмм, каждый из классов термограмм выделим в отдельный кластер. Подобное обстоятельство позволяет утверждать, что данная выборка пригодна для обучения ИНС на ней.

Пространство термограмм не содержит областей, где присутствуют образцы, принадлежащие разным классам. Таким образом, пространство обучающей выборки не содержит зашумленных областей.

Для регуляризации обратной задачи классификации используется дополнительный канал информации об объекте. С этой целью вторая ветвь ДНС нейросетевого программного анализатора, принимающая на вход дополнительные сигналы, измеряемые в контролируемом приборе, объединяется с главной ветвью в том месте, где главная ветвь извлекла из термограммы набор черт в виде вектора.



а) метод PCA, б) метод MDS, в) метод tSNE

Рис. 4 – Диаграммы для трех классов термограмм и дополнительных параметров по трем главным компонентам.

Объединение дополнительных сигналов, измеряемых в процессе эксплуатации, с вектором черт, извлеченных из термограммы конволюционной ветвью, дает в результате совокупность данных, легко разделимых в пространстве обучающей выборки.

Проведен метрологический анализ измерительных каналов ИИС с нейронной сетью, выполняющей интеллектуальный анализ и принятие решений по диагностике состояний радиоэлектронных приборов. Разработаны структурные схемы измерительных каналов для расчета инструментальных погрешностей. Получены выражения для мультипликативной и аддитивной относительных погрешностей измерительных каналов.

Выполнен анализ методической погрешности измерительного канала с ДНС в составе ИИИС ТД. Основными факторами, влияющими на ее величину, являются:

- погрешность модели вычислительного метода решения нестационарного уравнения теплопроводности, а также погрешности дискретизации и округления,
- разброс теплофизических параметров прибора,
- вариативность геометрических параметров прибора,
- влияние архитектуры нейронной сети,
- влияние характера данных, обрабатываемых нейронной сетью,
- выбор способа и параметров обучения нейронной сети.

Оценка среднеквадратичной относительной методической погрешности δ_M определяется как:

$$\delta_M = \sqrt{\delta_{СТ}^2 + \delta_D^2 + \delta_{ОБ}^2},$$

где $\delta_{СТ}$ – методическая погрешность, вносимая структурой ИИС, δ_D – погрешность, определяемая зашумленностью данных, $\delta_{ОБ}$ – погрешность, определяемая способом обучения нейронной сети.

Построена структурная модель измерительного канала с искусственной нейронной сетью в его составе (рис. 5).

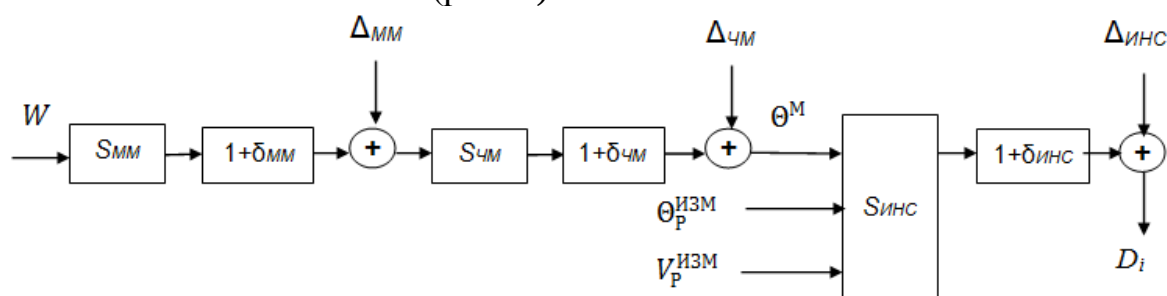


Рисунок 5 – Структурная модель канала с ИИС для классификации термограмм

Получено выражение для методической погрешности канала, описывающее влияние метода математической модели и программной реализации численного метода и нейронной сети:

$$\Delta\Theta^M = (\delta_\lambda + \delta_\rho + \delta_c + \delta_\alpha + \delta_\varepsilon + \delta_{чМ}) S_\lambda S_\rho S_c S_\alpha S_\varepsilon S_{чМ} W + (\Delta_{Qx} + \Delta_{Qy} + \Delta_{Qz}) S_{чМ} + \Delta_h + \Delta_\tau + \Delta_{ДС} + \Delta_O, \quad (2)$$

где $S_{MM} = S_\lambda S_\rho S_c S_\alpha S_\varepsilon$ – функция преобразования в математической модели параметров прибора в тепловое состояние, зависящая от значений теплофизических параметров прибора: λ – теплопроводность материала, ρ – плотность материала, c – удельная теплоемкость, α – коэффициент конвективного теплообмена, ε – коэффициент теплового излучения; $S_{чМ}$ – функция преобразования в численном методе решения уравнения теплопроводности; $S_{ИНС}$ – функция преобразования двухветвенной ИНС; δ_{MM} , $\delta_{чМ}$, $\delta_{ИНС}$, Δ_{MM} , $\Delta_{чМ}$, $\Delta_{ИНС}$ – мультипликативные и аддитивные погрешности соответственно математической модели, численного метода и искусственной нейронной сети.

Проведен анализ составляющих погрешности $\Delta\Theta^M$. Оценка относительной методической погрешности δ_D , вызываемой зашумленности данных, может быть определена по выражению: $\delta_D = N_m / N$, где N_m – выделенное число элементов обучающей выборки, находящихся в зашумленной области; N – общее число элементов обучающей выборки.

Таким образом, суммарная методическая погрешность, вносимая структурой ИНС и качеством обучения, оценивается по формуле:

$$\delta_{СТ} + \delta_{ОБ} \leq \delta_T - \delta_D, \quad \delta_T > \delta_D,$$

где $\delta_{ОБ}$ – методическая погрешность, вносимая качеством обучения ИНС, δ_T – погрешность ИНС, оцененная на тестовой выборке.

Выполнение условия $\delta_T \leq \delta_D$ может быть признаком допущенных ошибок в эксперименте. Например, тестовая выборка модельных термограмм была составлена нерепрезентативно. Относительная погрешность ИНС, оцененная по тестовой выборке, определяется из соотношения:

$$\delta_T = P_e / P,$$

где P_e – число ошибочно выполненных классификаций ИНС, P – суммарное число выполненных классификаций ИНС, равное числу элементов тестовой выборки.

Точность классификации, выполняемая ИНС, определяется как:

$$Accuracy = P_T / P = 1 - \delta_{ИНС},$$

где P_T – доля анализируемых термограмм, по которым ИНС приняла правильное решение при обработке P термограмм, $\delta_{ИНС}$ – основная погрешность ИНС.

Используя соотношение, связывающее погрешность выходного сигнала нейрона с погрешностью его входных сигналов:

$$\sigma_{ex.i}^2 = \left((\sigma_{вых}^2 - \sigma_\varphi^2) \left(\frac{d\varphi}{dv} \right)^{-2} - \sigma_\Sigma^2 \right) / \sum_i w_i^2,$$

можно выполнить обратный проход от выхода нейронной сети к ее входам, последовательно вычисляя погрешности для всех нейронов на этом пути. В

результате получаем оценку требуемых дисперсий погрешностей входных сигналов нейронной сети по допустимой выходной погрешности ИНС.

Описанный подход применен для оценки погрешности классификации отказов, выполняемой конволюционной ИНС при обработке термограмм электронного прибора.

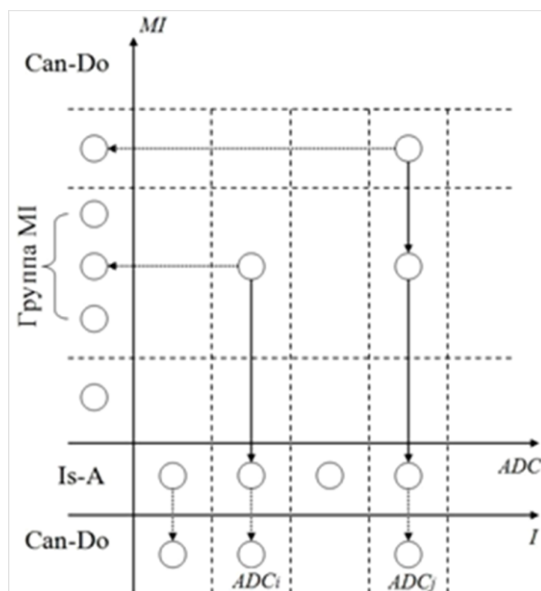
При экспериментальной проверке разработанной ИИИС ТД использовалось следующее оборудование: тепловизор FLIR E6, имеющий основную погрешность $0,06^{\circ}\text{C}$, многофункциональный прибор Metrel MI 6401Poly с погрешностью измерения температуры окружающей среды $\pm 0,2^{\circ}\text{C}$ и цифровой осциллограф GDS 2104. Двухветвенная нейронная сеть построена с использованием архитектурных принципов, предложенных Яном ЛеКуном (Yann LeCun), и эвристик А. Крижевского (Alex Kryzhevsky). Программная реализация ИНС выполнена на языке C# и содержит конволюционную сеть с 8573 нейронами в трех конволюционных слоях главной ветви и полносвязную сеть с 6 нейронами в одном слое в вспомогательной ветви. Нейронная сеть обучалась на выборке из 250 комплексных модельных термограмм в течение 300 эпох с темпом обучения 0,00005. Получена точность классификации отказов не менее 97,5%.

В третьей главе предложена методика конструирования программной реализации нейронных сетей, использованных при интеллектуализации ИИС. Разработана методика декомпозиция логики ИНС и построен шаблон «Проектировочный грид».

В основе проектировочного шаблона содержится принцип упорядоченности объектов по сложности. В объектно-ориентированном проектировании для оценки сложности классов используются различные метрики, например, можно рассматривать метрику LOC. Шаблон имеет решеточную структуру, в которой проектируемые классы располагаются по мере их упорядоченности. При этом различаются горизонтальная и вертикальная ориентации. На рис. 6 представлен пример шаблона «Проектировочный грид», название которого характеризует его решеточную структуру.

Правила расположения проектируемых объектов в гриде следующие.

1. На основе анализа признаков общности и различности выделяются базовые сущности, которые расположены вдоль горизонтальной оси.



ADC – абстрактные доменные классы,
I - интерфейсы, MI – подмешанные (mixin) интерфейсы

Рисунок 6 – Структура шаблона «Проектировочный грид»

Эти абстрактные классы ADC расположены слева направо в порядке увеличения сложности в соответствии с выбранной метрикой M^{ADC} :

$$ADC_i \leq ADC_j \Leftrightarrow M_i^{ADC} \leq M_j^{ADC} \wedge i \leq j$$

2. Интерфейсы располагаются в ряд под реализующими их классами. Интерфейс, описывающий наиболее общие свойства и методы, расположен слева. Далее располагаются интерфейс, описывающий набор методов и свойств, реализующих следующую функциональность, а также соответствующий класс. Одновременно с этим данный класс является наследником одного из классов, расположенных слева от него.

3. Вдоль вертикальной оси расположены подмешанные интерфейсы MI . Эти интерфейсы описывают перечень свойств и методов, характерных для функциональности, которая может быть у любого класса, независимо от того, какой класс является его наследником. Интерфейсы ориентируются снизу вверх в соответствии с выбранной метрикой M^{MI} :

$$MI_i < MI_j \Leftrightarrow M_i^{MI} < M_j^{MI} \wedge i \leq j$$

4. После упорядочивания базовых классов и интерфейсов внутри решетки шаблона располагаются классы, которые являются наследниками выбранных базовых классов и реализуют заданный подмешанный интерфейс.

Таким образом, все линии на диаграмме классов ортогональны, образуя сетку или грид. Место их пересечения образует ячейку на гриде, в которой располагается некоторый класс, соответствующей отдельной реализации какой-либо сущности предметной области.

Алгоритм проектирования искусственной нейронной сети в соответствии с разработанной методикой приведен на рис. 7. Описанные процедуры были использованы при проектировании нейросетевого программного анализатора ИИИС ТД. Сравнительный анализ показал, что время проектирования нейронных сетей со сложной архитектурой сокращается на 25 % относительно стандартных

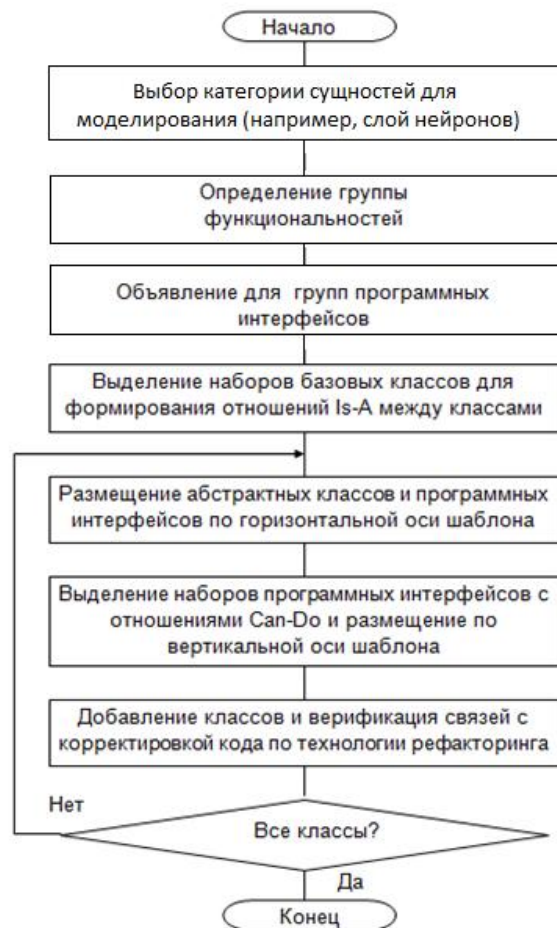


Рисунок 7 – Алгоритм проектирования программной логики с использованием шаблона «Проектировочный грид»

средств проектирования.

В диссертации также предложено новое построение функции активации выходного слоя нейронной сети для классификации технических состояний.

Для глубоких нейронных сетей комплексного вида показано, что применение по отдельности линейной нормализации или нормализации по диапазону не обеспечивает требуемой точности классификации состояний с помощью нейронной сети.

Для повышения точности разработана и исследована двухстадийная нормализация сигналов на нейронных слоях искусственной нейронной сети.

Функция активации нейронов $L(R_d(a))$ на базе двухстадийной нормализации— это функция, принимающая вектор из n элементов и возвращающая вектор из n нормализованных элементов как результат:

$$L(R_d(a)) : [a_1, a_2, \dots, a_n] \rightarrow [L(R_d(a))_1, L(R_d(a))_2, \dots, L(R_d(a))_n],$$

где $L(R_d(a))_1, L(R_d(a))_2, \dots, L(R_d(a))_n$ вычисляются по выражениям для линейной нормализации и нормализации по диапазону.

Оценка точности результатов, выдаваемых нейронной сетью, по сравнению с известным правильным ответом в ходе обучения выполняется с использованием кросс-энтропии. Получены выражения для определения значений ее частных производных:

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}} = - \frac{\sum_{k=1}^n a_k}{a_y} \cdot \frac{(\sum_{k=1}^n a_k) - a_y}{(\sum_{k=1}^n a_k)^2} \cdot \frac{x_j}{\max_s \{b_s\} - \min_s \{b_s\}}, \quad \forall i: i = j, \quad (3)$$

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}} = - \frac{x_j}{(\max_s \{b_s\} - \min_s \{b_s\}) \sum_{k=1}^n a_k}, \quad \forall i: i \neq j, \quad (4)$$

где j – индекс, нумерующий столбец матрицы весов (совпадает с индексом, нумерующим элемент входного сигнала); i – индекс, нумерующий строку матрицы весов; n – число компонент в векторе возвращаемом функциями $L(a)$, $Rd(a)$ и $g(W)$; y – индекс элемента в векторе, который соответствует известному результату, который в обучающем нейронную сеть примере отмечен как верный (ожидаемый) результат; a – аргумент функции линейной нормализации; b – аргумент функции нормализации по диапазону, $\min_s$ и $\max_s$ – минимальное и максимальное значения в s -ной выборке.

Анализируя (3) и (4) видно, что значения, которые корректируют веса нейронной сети, отличны от нуля не только для нейрона, соответствующего результату, отмеченному в обучающем примере как верный (ожидаемый) результат. Таким образом, выполняется корректировка всех весов в процессе обучения, а не отдельно взятых, как это имеет место при нормализации только по диапазону.

В четвертой главе описаны основные примеры применения метода интеллектуализации ИИС ТД.

Проведена модернизация ИИС контроля фоточувствительной матрицы оптико-электронного преобразователя в составе системы дистанционного зондирования Земли. Модернизация заключается в использовании разработанного метода и нейросетевого программного анализатора для дистанционного контроля микросхем при наземных испытаниях. Измерительный канал с тепловизором имеет основную относительную погрешность 0,5 %, погрешность классификации неисправностей в ФМ ПЗС с помощью нейросетевого программного анализатора не более 2,5 %.

Интеллектуальный метод диагностики по термограммам использован при разработке системы контроля состояния основных агрегатов и элементов систем управления беспилотного автомобиля КАМАЗ, предназначенного для сельскохозяйственных операций.

Результаты диссертационного исследования также использованы в автоматизированных системах контроля и диагностики на железной дороге. Система внедрена в состав информационно-измерительной системы компьютеризированного вагона-лаборатории КВЛ-АРКС для контроля контактной сети, автоматики и связи. В состав ИИС входит измерительный канал с тепловизором Micro Epsilon TIM600 и блок оперативной обработки термограмм на основе разработанного в диссертации нейросетевого программного анализатора. Нейросетевой программный анализатор обрабатывает термограммы контактных элементов и элементов подвески. Это позволяет оперативно локализовать неисправности и дефекты.

Метод интеллектуализации апробирован также при использовании нейросетевого программного анализатора для контроля рельсового пути магистральной железной дороги проводимого при помощи компьютеризированного путеизмерительного вагона-лаборатории КВЛ-П2.1. В реальном времени выполняется обработка изображений рельсов и элементов их креплений. Изображения поступают с четырех видеокамер испытательного вагона-лаборатории. Используется обученная конволюционная сеть, которая обеспечила обнаружение дефектов креплений рельсов и их классификацию с точностью не менее 90%.

Основные характеристики информационно-измерительных систем, в которых использован разработанный метод интеллектуализации, приведены в таблице 2.

Таблица 2 - Характеристики ИИС с нейросетевым программным анализатором

Область применения Параметры	ИИС тепловизионного диагностирования ФМ ПЗС	ИИС контроля контактной сети железнодорожной	Система контроля рельсового пути
Точность классификации отказов и дефектов	97,5%	98%	90%
Сокращение времени классификации по сравнению с работой оператора	на 20%	на 30%	в 2 раза
Архитектура нейросетевого программного анализатора	<i>Двухветвенная ИИС</i> Число нейронов =21413 Число изменяемых параметров = 73663 Число слоев =7	<i>Двухветвенная ИИС</i> Число нейронов =21413 Число изменяемых параметров = 73663 Число слоев =7	<i>Конволюционная ИИС</i> Число нейронов =11212687 Число изменяемых параметров = 38123138 Число слоев =6
Параметры обучения	300 эпох с темпом 0,00005	300 эпох с темпом 0,00005	100 эпох с темпом 0,00005

В заключении сформулированы основные выводы и результаты, полученные в работе:

1. Проведен анализ существующих информационно-измерительных систем тепловизионного контроля и диагностирования. Выявлено, что наибольшее время при диагностике занимает процедура сравнения измеренных термограмм с эталонными образцами. Для повышения достоверности и оперативности контроля объектов в процессе их эксплуатации предложено проводить интеллектуализацию информационно-измерительных систем диагностирования с использованием искусственных нейронных сетей.

2. Для диагностирования электронных приборов и элементов систем управления построены модели теплового состояния двух видов: а) на основе расчетных моделей приборов, выполненных в системе АСОНИКА-ТМ, б) на основе уравнения теплопроводности, в которой с помощью вариативных параметров имитируются неисправности различного рода для последующего обучения нейронной сети.

3. На основе анализа существующих разновидностей нейронных сетей сделан вывод о том, что наиболее подходящей для задачи классификации термограмм электронных приборов является многослойная конволюционная ветвь с полем 225х225 пикселей. Показано, что для анализа дополнительно измеряемых параметров объекта контроля целесообразно использовать полносвязную нейронную сеть.

4. Разработан метод интеллектуализации информационно-измерительных систем тепловизионного диагностирования и реализован нейросетевой

программный анализатор, представляющий собой двухветвенную нейронную сеть в виде комбинации конволюционной и полносвязной сетей.

5. С целью повышения точности классификации предложена функция активации в двухветвенной нейронной сети, реализованная в виде последовательного выполнения нормализации по диапазону и линейной нормализации.

6. На основе предложенного метода интеллектуализации разработана архитектура и общая структура ИИИС ТД для диагностики различных технических объектов.

7. Разработаны структурные модели измерительных каналов интеллектуальной ИИС. Выполнен анализ инструментальных погрешностей, при этом показано, что основной канал измерения термограмм с помощью тепловизора обеспечивает основную приведенную погрешность не более 0,5%. Исследованы факторы, определяющие методическую погрешность, вносимую нейронной сетью в процесс классификации термограмм. Сделан вывод, что основным фактором является зашумленность исходных термограмм, используемых при обучении. На множестве из 25000 термограмм получена точность классификации не менее 97,5% при обучении в 300 эпохах с темпом обучения 0,00005.

8. Разработана методика декомпозиции программной логики нейронной сети в составе нейросетевого программного анализатора. Предложен шаблон «Проектировочный грид», использующий упорядоченность абстрактных классов и программных интерфейсов по сложности выбранной метрики ПО. Сокращение времени проектирования программного кода ИИС составило не менее 25%.

9. Проведены экспериментальные исследования разработанных метода и нейронных сетей при построении ИИС диагностирования различного назначения.

Список научных трудов, опубликованных по теме диссертации

Публикации в научных изданиях из перечня ВАК РФ:

1. Гирин Р.В. Двухстадийная нормализация выходных сигналов искусственных нейронных сетей/Р.В. Гирин, С.П. Орлов// Вестник Самарского гос. тех. ун-та. Серия «Технические науки». – 2017. – № 4(56). – С.7-16.

2. Гирин Р.В. Анализ метрологических характеристик тепловизионной системы технического диагностирования с нейронной сетью/Р.В. Гирин // Вестник Самарского гос. тех. ун-та. Серия «Технические науки». – 2018. – № 4. – С.66-81.

3. Гирин Р.В. Нейросетевой программный анализатор для контроля элементов железнодорожного пути/Р.В. Гирин, С.П. Орлов//Вестник Самарского государственного университета путей сообщения. - 2019. - № 1. - С.110 - 117.

Публикации в международных изданиях, индексируемых в Scopus:

4. Girin R.V. The use of neural networks for testing and failure analysis of electronic devices/R.V. Girin, S.P. Orlov//Proc. of the II International Scientific-Practical Conference “Fuzzy Technologies in the Industry (FTI 2018)”. - CEUR-WS.org/Vol – 2258/paper21. – 2018. – P. 160-167.

Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ:

5. Гирин Р.И. Программа для реализации обучения искусственных нейронных сетей для классификации объектов/Р.В. Гирин, С.П. Орлов, С.В. Сусарев//Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019612598. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 22.02.2019 г.

6. Гирин Р.В. Программная библиотека средств конструирования логики искусственных нейронных сетей/Р.В. Гирин.//Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019613046. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 06.03. 2019 г.

Публикации в других изданиях:

7. Girin R.V. Artificial neural network for technical diagnostics of control systems by thermography/S.P. Orlov, R.V. Girin, O.Yu. Uyutova//Proc. of 2018 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). - IEEE Xplore. Publisher IEEE. - 2019. – P. 1 – 4.

8. Гирин Р.В. Объектно-ориентированная декомпозиция логики искусственных нейронных сетей/Р.В. Гирин, С.П. Орлов//Онтология проектирования. – 2018. – Т. 8. - № 1(27). - С. 110-123.

9. Гирин Р.В. Шаблон проектирования доменных классов искусственных нейронных сетей [Текст] /Р.В. Гирин, С.П. Орлов //Системы управления и информационные технологии. - 2018. – № 2(72).- С. 22-28.

10. Гирин Р.В. Интеллектуализация информационно-измерительных систем контроля и диагностирования на основе нейросетевых технологий/С.П. Орлов, Р.В. Гирин, О.Ю. Уютова//Мягкие измерения и вычисления. – 2018. - № 4. - С.4-12.

11. Гирин Р.В. Искусственная нейронная сеть для диагностики объектов по термограммам /Р.В. Гирин//Перспективные информационные технологии (ПИТ 2018): труды Международной научно-технической конференции. - Самара: Изд-во Самарского научного центра РАН, 2018. – С.434-437.

12. Гирин Р.В. Интеллектуализация контроля и диагностики электронных приборов на основе нейронных сетей/С.П. Орлов, Р.В. Гирин//Труды XXI Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2018). - СПб.: СПб ГЭТУ «ЛЭТИ», 2018. - С. 99-102.

13. Гирин Р.В. Нейросетевые технологии при контроле движущихся объектов по тепловой картине/Р.В. Гирин//Наука и образование транспорту: материалы XI Международной научно-практической конференции. Том 2. – Самара: СамГУПС, 2018. - С.28-31.

Формат 60 x 84 1/16. Уч. изд. л. 2,0. Тираж 100 экз. Заказ №

Отпечатано в типографии Самарского государственного технического университета 443100, Россия, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244, корпус 8, e-mail: polygraf@samgtu.ru.

Автореферат отпечатан с разрешения диссертационного совета Д 212.217.07 ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» (протокол № 2 от 26 июня 2019 г.)