

Сведения о выполненных работах и
полученных научных результатах в 2022 году

по проекту **«Разработка математической модели и программного обеспечения для дефектоскопии снимков интеллектуального рентгеновского 3D микротомографа на основе нейро-нечеткого метода анализа, диагностики и классификации дефектов радиоэлектронной аппаратуры»**,
поддержанному Российским научным фондом

Соглашение № 22-19-00389

Руководитель: Сырямкин Владимир Иванович, д-р техн. наук

Проведен анализ методов визуальной дефектоскопии материалов и элементов радиоэлектронной аппаратуры (РЭА) по снимкам рентгеновского томографа и предложена концептуальная основа создания информационной математической модели, реализуемой в нейросетевом базисе и путей разработки программного обеспечения для решения поставленной задачи анализа, диагностики и классификации дефектов РЭА. На основе обзора литературных источников был определен первоначальный список материалов и элементов РЭА для последующего создания и обучения нейронной сети для диагностики. Для диагностики материалов выбраны печатные платы и элементы РЭА: конденсаторы, транзисторы, резисторы, катушки индуктивности, микросхемы. Материалы: сварные швы, композитные материалы. Для каждого элемента РЭА и материалов будет создаваться отдельная база данных дефектов с целью получения расширенной классификации дефектов и улучшения их идентификации. На данном этапе исследований для решения поставленной задачи в нейросетевом базисе нами предложено использовать многослойный персептрон и сверточные нейронные сети. В отчете методика нейросетевого моделирования с использованием многослойного персептрона детально описана в стандарте IDEF0.

В отличие от, описанных серийных ПК, он должен обладать следующими свойствами: надежное функционирование в составе информационной системы (ИС) или системы управления; встраивание нейросетевых модулей в ИС или системы управления или специализированное программное обеспечение; автоматизированная обработка данных с минимальным участием пользователя; интерфейсная часть нейросетевого модуля должна быть рассчитана на пользователя, не имеющего специальную подготовку; автоматизация построения, обучения и подбора архитектуры нейронной сети; автоматизация извлечения знаний из баз данных, отчетов, хранилищ экспериментальной информации; периодическое дообучение нейросетевой модели и корректировка архитектуры сети; генерация результатов в форматах, пригодных для обобщения и анализа стандартными средствами, использующимися в рентгеноструктурном анализе.

Отметим, что одним из важнейших этапов создания нейросетевых моделей является предобработка исходных данных. Данная задача решалась с использованием ИНС и интерполяционного или сглаживающего сплайна функций N переменных на

хаотических сетках в областях произвольной конфигурации, основанный на представлении сплайна через функцию Грина и ядро некоторого энергетического оператора.

Данный алгоритм и его модификации был реализован нами на ЭВМ в виде отдельно разработанного комплекса программ. На примере обработки данных, полученных с томографа был проведен сравнительный анализ данных методов предобработки данных. Показано, что проведенный сравнительный анализ методов восстановления сильно зашумленных эмпирических данных с использованием регуляризирующих сплайнов и нейронных сетей позволяет сделать вывод об их высокой эффективности.

Для дальнейшего автоматизированного поиска и классификации дефектов был использован метод скользящего окна. Метод скользящего окна - это один из способов поиска дефектов в изображениях. Этот метод основан на последовательном перемещении окна фиксированного размера по изображению, при этом внутри окна производится анализ пикселей для выявления дефектов. Если внутри окна обнаружены дефекты, то они отмечаются на изображении. После того как окно переместится на один пиксель вперед, анализ повторяется, пока окно не обойдет все изображение. Этот метод может быть очень точным, но может занимать много времени для обработки больших изображений. Однако, его применение в нашем случае не замедляет процесс, так как для работы с изображениями нами применяются графические процессоры.

Таким образом, получив набор изображений, как результат прохода скользящим окном, в каждом из этих сегментов необходимо было провести классификацию. То есть обучить нейронную сеть отличать сегмент, не содержащий дефект, от сегмента содержащего дефект. Для классификации сегментов изображения была построена архитектура нейронной сети базирующаяся на предварительно обученной сети InceptionV3. Построение архитектуры нейронной сети для классификации сегментов изображения, основанной на предварительно обученной сети InceptionV3, может помочь в улучшении точности и скорости классификации сегментов. Для этого можно использовать технику финейшен-тюнинга, которая позволяет дообучить некоторые слои предварительно обученной сети InceptionV3 на новых данных для классификации сегментов изображений. Это может улучшить способность сети к адаптации к новым данным и улучшить точность классификации. Данная модель хорошо зарекомендовала себя в задачах классификации сложных объектов. Стоит отметить, что для принятия конечного результата работы сети задано пороговое значение, равное 0.42. Данное значение подобрано эмпирическим путем в ходе анализа тестовой выборки. Качественные показатели полученные на тестовой выборке: Precision = 0.983, Recall = 0.992.

Также был проведен анализ и поиск вариантов нейронных сетей и архитектур, применение которых позволит улучшить эффективность и точность поиска дефектов. Для классификации дефектов радиоэлектронных элементов на рентгеновских изображениях можно использовать различные типы нейронных сетей, такие как

сверточные нейронные сети (СНС), рекуррентные нейронные сети (РНС) и глубокие нейронные сети (ГНС). СНС могут быть особенно эффективны для анализа изображений, поскольку они могут извлекать важные признаки изображений и классифицировать их с хорошей точностью. РНС могут быть эффективны для анализа данных с временной структурой, таких как рентгеновские изображения, где могут быть обнаружены временные закономерности в распространении дефектов. Далее будет проведена работа по тестированию и отбору наиболее эффективных вариантов моделей нейронных сетей. Данная работа позволит апробировать все доступные варианты для каждого типа дефектов, что позволит выявить наиболее оптимальные варианты для каждого из них.