

DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(4)-5



Подходы к разработке системы обнаружения дефектов печатных плат на основе технологии АОИ

Т.С. Ходатаева, ORCID: 0000-0002-6284-2292, <khodataeva_ts@marsu.ru>

Н.В. Каширин, ORCID: 0000-0002-3268-254X, <kachnic@mail.ru>

А.И. Аверина, ORCID: 0000-0002-3412-9641, <irene75@inbox.ru>

А.Е. Гурьянов, ORCID: 0000-0003-4138-5640, <artem-guryanov-00@mail.ru>

*ФГБОУ ВО Марийский государственный университет,
109004, Россия, г. Йошкар-Ола, пл. Ленина, д. 1.*

Аннотация. Рассматриваются некоторые современные подходы обнаружения дефектов печатных плат на основе автоматической оптической инспекции с целью проектирования собственной системы контроля производства. Важность процесса контроля растет в связи с ужесточением требований, предъявляемых современными производственными процессами. На предприятиях массового производства электроники предпринимаются попытки добиться высокого качества всех деталей, узлов и готовой продукции. Система оптической инспекции является одним из наиболее важных инструментов автоматизации визуального контроля печатных схем. Помимо обеспечения экономической эффективности и контроля качества продукции, автоматизированная система контроля также может собирать статистическую информацию для осуществления обратной связи с производственным процессом. В обзоре рассматриваются алгоритмы и методы автоматизированного оптического контроля проводящего рисунка на поверхности печатных плат с целью нахождения оптимального метода обнаружения дефектов.

Ключевые слова: автоматическая оптическая инспекция; обработка изображений; сверточные нейронные сети.

Для цитирования: Ходатаева Т.С., Каширин Н.В., Аверина А.И., Гурьянов А.Е. Подходы к разработке системы обнаружения дефектов печатных плат на основе технологии АОИ. Труды ИСП РАН, том 35, вып. 4, 2023 г., стр. 109–120. DOI: 10.15514/ISPRAS–2023–35(4)–5.

Благодарности: Работа выполняется в рамках государственного задания на оказание государственных услуг (выполнение работ) № 075-01252-22-03 от 26.10.2022 на базе ФГБОУ ВО Марийского государственного университета в сотрудничестве с ведущим предприятием по производству печатных плат «ТЕХНОТЕХ» (сайт <https://tehnoteh.ru/>) в г. Йошкар-Ола.

Approaches to the Development of a Printed Circuit Board Defect Detection System Based on AOI Technology

T.S. Khodataeva, ORCID: 0000-0002-6284-2292 <khodataeva_ts@marsu.ru>

N.V. Kashirin, ORCID: 0000-0002-3268-254X <kachnic@mail.ru>

A.I. Averina, ORCID: 0000-0002-3412-9641 <irene75@inbox.ru>

A.E. Guryanov, ORCID: 0000-0003-4138-5640 <artem-guryanov-00@mail.ru>

Mari State University, 1, pl. Lenina, Yoshkar-Ola, 424000, Russia.

Abstract. Some modern approaches to detecting defects in printed circuit boards based on automatic optical inspection are considered in order to design their own control system. The importance of the control process is growing in connection with the tightening of the requirements imposed by modern production processes. At the enterprises of mass production of electronics, attempts are being made to achieve high quality of all parts, assemblies and finished products. The optical inspection system is one of the most important tools for automating the visual inspection of printed circuits. In addition to ensuring cost efficiency and product quality control, an automated control system can also collect statistical information to provide feedback to the production process. The review considers algorithms and methods for automated optical control of the conductive pattern on the surface of printed circuit boards in order to find the optimal method for detecting defects.

Keywords: automatic optical inspection; image processing; convolutional neural networks.

For citation: Khodataeva T.S., Kashirin N.V., Averina A.I., Guryanov A.E. Approaches to the development of a printed circuit board defect detection system based on AOI technology. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 35, issue 4, 2023. pp. 109-120 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(4)-5.

Acknowledgements. The work is carried out within the framework of the state task for the provision of public services (performance of work) No. 075-01252-22-03 dated 10/26/2022 on the basis of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education of the Mari State University in cooperation with the leading enterprise for the production of printed circuit boards "TECHNOTECH" (website <https://tehnotech.ru/>) in Yoshkar-Ola.

1. Введение

Исходя из современного развития геополитической ситуации, усиления санкционного давления, распространения вызовов и угроз глобальной экономики, нашим государством был взят курс на создание собственных современных производств, которые смогут конкурировать с иностранными компаниями и выпускать товары, которые вытеснят зарубежные аналоги. Государство объявило о масштабных мерах господдержки технологического суверенитета.

В связи возникшей проблемой импортозамещения в Марийском государственном университете проводится исследование, ориентированное на поиск методов автоматической оптической инспекции (АОИ) для практического применения. Работа над проектом проводится в сотрудничестве с ведущим предприятием по производству печатных плат «ТЕХНОТЕХ» (<https://tehnotech.ru/>) в г. Йошкар-Ола.

Производство печатных плат включает в себя множество технологических процессов. Сложность соблюдения технологического процесса при изготовлении печатных плат иногда приводит к браку продукции. Производители электроники придают большое значение раннему и точному обнаружению дефектов [1]. В настоящее время методы обнаружения дефектов можно разделить на три основных типа: визуальный контроль, тестирование электрических характеристик и АОИ.

В настоящее время тенденции к миниатюризации радиоэлектронных изделий приводят к необходимости создания все более малогабаритных электронных схем. Одним из способов

уменьшения размеров печатных плат является более плотное расположение её токопроводящих частей.

Простой визуальный контроль, выполняемый персоналом производственных предприятий, не может справиться с задачей быстрого и точного обнаружения дефектов, поэтому приоритетным направлением контроля при производстве печатных плат является технология АОИ. Это быстрый метод обнаружения дефектов, удовлетворяющий потребности высокоскоростной производственной линии.

С наступлением эры информационных технологий большинство дорогостоящих программных продуктов автоматического оптического контроля становятся дешевле и доступнее. Компьютерное зрение, обработка изображений, глубокое обучение и технологии искусственного интеллекта с открытым исходным кодом стали главными инструментами разработчиков.

Конечной целью развиваемого проекта является выработка требований, проведение технического проектирования и создание системы контроля проводящего рисунка на поверхности печатных плат с использованием относительно недорогого оборудования.

2. Обзор литературы

К настоящему времени в области обработки изображений было проведено и опубликовано значительное количество фундаментальных и прикладных исследований [2, 3] с целью использования технологии обработки изображений для обнаружения дефектов печатных плат.

В работе [4] представлен всесторонний обзор различных систем АОИ, используемых в электронике, микроэлектронике и оптоэлектронике. Алгоритмы проверки, используемые для обнаружения дефектов в электронных компонентах, обсуждаются с точки зрения инструментов предварительной обработки, выделения признаков и классификации. В работе так же рассматриваются недавние статьи, в которых использовались алгоритмы глубокого обучения. Статья завершается выделением текущих тенденций и будущих направлений исследований.

Методы проверки печатных плат в целом можно разделить на три категории [5, 6]: метод сравнения с эталоном, метод проверки правил проектирования (не эталонный) и гибридный подход. Возможности этих методов различаются. В следующем разделе будет сделан краткий обзор обозначенных методов. Особого внимания заслуживают исследования и реализация методов АОИ, усовершенствованных за счет их интеграции с методами машинного обучения.

Во всех рассмотренных публикациях для идентификации выбирались в основном следующие восемь категорий дефектов (Рис. 1): короткие замыкания, обрывы, царапины, выступы, медные включения (островки), микроотверстия (проколы), отклонение толщины проводников и смещение отверстий. На указанные восемь категорий дефектов приходится более 80% поверхностных дефектов, фиксируемых на заводах по производству печатных плат.

2.1 Метод сравнения с эталоном

Метод сравнения с эталоном кажется наиболее простым для реализации. В его основе лежит сравнение изображений эталонной и тестируемой плат. Для этого используется вычитание изображений для выявления их попиксельного различия. Данный метод с разными модификациями представлен во многих работах [7, 8, 9].

В работе [7] автор, применив метод вычитания изображения для обнаружения дефектов печатной платы, добился обнаружения типичных дефектов, таких как чрезмерное травление (например, разрывы), недостаточное травление (например, короткие замыкания) и

отсутствие отверстия. С помощью последующих процедур обработки изображений также были определены точные положения и размеры дефектов.

В публикации [8] авторы также использовали метод вычитания изображения для обнаружения дефектов и доработали алгоритм классификации дефектов, применив алгоритм заливки однородных областей. Они смогли классифицировать различные дефекты, такие как дефекты травления, дефекты отсутствующих отверстий, неправильный размер отверстий, отсутствующие элементы и линии разрыва.

Автор статьи [9] предложил аналогичный метод обнаружения дефектов на печатных платах путем сравнения эталонного изображения с проверенным изображением. Модификация заключалась в том, что стандартное изображение представляло собой среднее значение серии изображений эталонных печатных плат вместо использования только одного изображения. Этот подход к получению эталонного изображения дал возможность распознавать различные типы дефектов, а не только чрезмерное или недостаточное травление.



Рис. 1. Категории дефектов
Fig. 1. Categories of defects

В работе [10] предложен метод сравнения на основе кластеризации для обнаружения дефектов печатных платах с медным покрытием. Небольшое смещение проводящих дорожек и контактов считается дефектом в традиционном методе вычитания. В статье введен допуск для контроля разницы между эталонной печатной платой и образцом.

В публикации [11] авторы реализовали идею о том, что ряд дефектов возникают только на определенных участках тестового изображения, например, отверстие неправильного размера или отсутствие отверстия для сегмента с отверстием, отсутствие проводника и обрыв цепи для сегмента тонкой линии. При помощи математической морфологии эталонное и тестовое изображение было сегментировано на четыре основных области содержащие либо квадратные элементы, либо круги, либо тонкие, либо толстые линии. Квадратный сегмент содержал изображение квадратных контактных площадок, сегмент с кругами – изображение контактных площадок с отверстиями, сегмент с толстой линией содержал изображение толстых проводников, а сегмент с тонкой линией содержал изображения тонких проводников. Для вычитания изображений использовалась операция исключающего ИЛИ (XOR). Для каждого сегмента проводилась идентификация и классификация дефектов. Предложенный метод позволил идентифицировать 13 видов дефектов из 14.

Операция сравнения изображений имеет существенные ограничения. Поскольку методология в основном реализует попиксельное сравнение, любое смещение, разница в разрешении, разница в размерах изображения и разница в условиях освещения между шаблонным изображением и дефектным изображением влияет на точность и производительность системы. Более того, получение действительно качественного эталонного изображения является сложной задачей и требует больших затрат рабочего времени.

2.2 Метод проверки правил проектирования (не эталонный)

Методы проверки по правилам проектирования, представляет собой метод не требующий изображения эталонной платы для помощи в обнаружении дефектов. Такой подход работает либо на допущении, что элементы представляют собой простые геометрические формы, а дефекты представляют собой неожиданные неправильные элементы, либо на прямой проверке правил проектирования. В системах автоматизированного проектирования (САПР) радиоэлектронных средств по завершению проектирования печатной платы предусмотрено формирование gerber-файлов [12]. Формат Gerber предназначен для преобразования в него электронной модели печатной платы и передачи на производство.

Информация о топологии проводящего рисунка печатной платы – ширина проводника, расстояние между проводниками, размер и форма контактных площадок, диаметр монтажных отверстий и т. д. – это некоторые из правил проектирования, которые извлекаются из gerber-файла и используются при реализации этого подхода.

Авторы работы [13] предложили метод который позволяет обнаруживать дефекты без рассмотрения эталонной платы. В качестве основного метода проверки для поиска дефектов печатных плат был выбран метод сравнения изображений методом вычитания, причем эталонное изображение восстанавливается из файла используемой САПР. Информация о компонентах, таких как контактные площадки и дорожки, также извлекается из этого файла. Полученное эталонное изображение модифицируется с учётом правил проектирования печатных плат, при этом задается разумный допуск для процесса вычитания. К изображению тестируемой печатной платы авторы применяли методы бинаризации и математической морфологии, сохраняя все полученные варианты изображения. Затем ими подсчитывалось количество объектов на разных вариантах изображения. В случае выявления отличий тестируемое изображение подготавливали к локализации дефекта. Авторам удалось определять дефекты связанные с технологией нанесения рисунка методом травления меди.

В работе [14] представлен метод сравнения без эталона, основанный на предопределенном правиле проектирования печатной платы для определения наличия дефекта в изображении с использованием математической морфологии. Авторы предложили концепцию таблицы с информацией о связях между элементами рисунка печатной платы. Для предварительной обработки изображения тестируемой платы был выбран метод медианной фильтрации, для сегментации изображения использовали многопороговую операцию сегментации. Прореживание изображения до ширины в один пиксель вдоль центральной оси набора пикселей, также называемой скелетированием, осуществляли с помощью бинарной морфологической операции «hit-and-miss». Важно, что прореживание поддерживает связность объекта и сохраняет его отверстия (ни одно из них не удаляется и не добавляется). После предварительной обработки на основании данных таблицы анализировали особенности структуры изображения такие как элементы положения (контактной площадки, положение конечной точки проводника и т. д.) и элементы формы (диаметр сквозного отверстия, состояние соединения контактной площадки и т. д.). Авторам удалось выявить обычные, часто встречающиеся дефекты – короткое замыкание, обрыв цепи, потеря сквозного отверстия, нарушение ширины проводника.

Этот подход не требует точного выравнивания, но может пропустить большие дефекты и искаженные элементы.

2.3 Гибридные методы

Поскольку метод сравнения с эталоном и метод проверки правил проектирования могут дополнять друг друга, гибридные методы, как правило, обеспечивают лучшие результаты обнаружения среди существующих подходов, но требуют больше рабочего времени.

Система контроля, предложенная в публикации [15] использует гибридный метод обнаружения дефектов, основанный на методах сопоставления с шаблоном и методом граничного анализа. Для нахождения дефектов проводников используется алгоритм анализа границ. Сначала определяются области, которые могут иметь потенциальные дефекты. Эти области помечаются как нестандартные края и сопоставляются с шаблоном для измерения ширины проводника. Таким образом, этот метод позволяет значительно увеличить скорость алгоритма обнаружения по шаблону, проводя измерения проводника только в тех местах, которые могут быть дефектами. Точно так же алгоритм обнаружения шаблонов измеряет ширину площадок для дефектов отверстий после определения их центров с помощью метода вычитания изображения.

Авторы статьи [16] поставили цель использовать преимущества вейвлет-преобразований и изображения с несколькими разрешениями для сокращения времени проверки в приложениях для промышленного контроля печатных плат.

2.4 Методы машинного обучения и свёрточные нейронные сети

В дополнение к традиционным методам обработки изображений в системы АОИ для повышения точности и скорости обнаружения дефектов интегрируются алгоритмы машинного обучения, такие как метод опорных векторов (SVM) [17], нейронные сети (NN) [18, 19], генетический алгоритм (GA) [20].

Начиная с 2012 года, когда была предложена архитектура нейронной сети AlexNet [21], в алгоритмы, основанные на глубоком обучении [22], были внесены значительные улучшения в обнаружении объектов. В 2015 был предложен подход, существенно повлиявший на последующие исследования и разработки в этой области – модель R-CNN [23]. R-CNN модель представляет собой двухэтапный алгоритм классификации и обнаружения объектов. Последующие улучшения в виде Fast R-CNN [24] и Faster R-CNN [25] сделали его одним из самых точных подходов, что стало причиной его активного использования. В 2016 году был предложен алгоритм обнаружения объектов YOLO [26]. В том же году появился алгоритм обнаружения объектов SSD (Single Shot MultiBox Detector) [27]. Алгоритм в нейронных сетях архитектуры YOLO и SSD — это одношаговый алгоритм обнаружения объектов, который напрямую обнаруживает объекты с помощью регрессии. Эти идеи нашли своё применение в дефектоскопии печатных плат.

В работе [28] авторы выдвинули новую идею архитектуры глубокой сверточной нейронной сети под названием PartsNet, объединяющей традиционную обработку признаков и глубокое обучение для обнаружения дефектов деталей автомобильных двигателей. Они также построили уточняющую сеть, состоящую из нескольких типичных традиционных методов для улучшения способности к адаптации и достижения сквозного обучения. Таким образом, PartsNet использовал сильные стороны типичных методов обработки признаков, таких как срезы по плотности, сегментация областей и фильтрация областей, для преодоления слабости глубоких сверточных сетей при обнаружении небольших дефектных областей.

В исследовании [29] авторы разработали «крошечную» сеть обнаружения дефектов для печатных плат, названную TDD-net (tiny defect detection network), основанную на подходе Faster R-CNN. Традиционная сеть вида Faster R-CNN, которая создает якоря с использованием трех масштабов и трех различных соотношений, не подходит для обнаружения мелких дефектов. Для решения этой проблемы авторы применили подход, реализованный в системе YOLOv2 [30] – кластеризацию k-средних на обучающей выборке

окаймляющих прямоугольников для автоматического поиска хороших начальных приближений.

Нейронная сеть ResNet-101 [31] была использована в качестве опорной сети для извлечения признаков. Для этого она прошла предварительное обучение на наборе классификации ImageNet [32] и настроена на наборе данных дефектных печатных плат. Как правило, нейронная сеть, инициализированная весами из сети, предварительно обученной на большом наборе данных, таком как ImageNet, показывает лучшую производительность, чем обученные с нуля сети на небольшом наборе данных. Такой подход был предложен в работе [33] и активно используется для обучения нейронных сетей с ограниченным набором данных. В этой работе было достигнуто хорошее обнаружение дефектов по метрике mAP, благодаря использованию архитектуры FPN (Feature Pyramid Networks) [34] – объединению карт признаков разного масштаба.

В исследовании [35] для обнаружения дефектов на компонентах печатной платы была выбрана сеть tiny-YOLOv2, так как сети с архитектурой YOLO обеспечивают большие точность и скорость детектирования объектов на изображениях. Tiny-YOLOv2, основана на эталонной сети Darknet-19, в которой некоторые свёрточные слои удалены, и, кроме того, за каждым сверточным слоем добавлен слой пакетной нормализации для увеличения скорости сходимости модели. Тем самым было достигнуто увеличение скорости работы tiny-YOLOv2 при детектировании и классификации объектов. В работе была проведена идентификация 11 типов дефектов. Обучающая выборка содержала 11000 изображений, предоставленных инженерами по контролю качества. Достигнута точность обнаружения косметических дефектов печатных плат в 98,82%. Общепринятые метрики, которые используются для оценки качества работы нейронных сетей такие как F-score и mAP в статье отсутствуют. Авторами отмечены сложности при обучении сети несбалансированными данными.

Авторы публикации [36] предложили переделать сетевые структуры с учётом особенностей изображений дефектов на печатных платах. Все усилия были направлены на то, чтобы не потерять мелкие объекты, которыми являются дефекты печатных плат. Авторы предложили новую архитектуру сети и использовали различные модули: Faster R-CNN в качестве детектора, ResNet-50 в качестве магистрали. Они применили структуру пирамидальной сети признаков FPN в части извлечения признаков для объединения глубоких и мелких признаков. Для прогнозирования более точных привязок RPN (Region Proposal Networks) заменили на GARPN (Guided Anchoring Region Proposal Network) [37], уменьшение вычислений всей сети достигли за счёт добавления ShuffleNetV2 [38]. Для классификации и выполнения регрессии при определении ограничивающей рамки области дефекта использовались полносвязные слои сети. Проблему недостатка изображений для обучения сети авторы решили аугментацией данных. Сеть была обучена на распознавании шести распространенных типов дефектов печатных плат: обрыв цепи, короткое замыкание, перетравление, шпора, точечное отверстие, шарик припоя. Разработанный подход позволил достичь точности mAP на уровне 94,2% при низкой скорости обнаружения.

В этой статье [39] авторы работали над проблемой обнаружения дефектов печатных плат. Они поставили перед собой задачу создания детектора с высокой точностью обнаружения, высокой скоростью обнаружения, низким потреблением памяти и малым количеством операций умножения-сложения. В исследовании был предложен экономичный детектор на основе глубокой нейронной сети под названием YOLOv4-MN3, основанный на передовой облегченной сети YOLOv4 [40] и MobileNetV3[41].

В ходе экспериментов с целью выбора подходящей магистральной сети, которая могла бы снизить потребление памяти и вычислительные затраты, исходная магистральная сеть CSPDarknet53 из YOLOv4 заменялась на VGG16[42], VGG19, Resnet50, Darknet53, MobileNetV2 [43] и MobileNetV3. Для лучшего соответствия индивидуальному набору данных о дефектах, функции активации сетей в области «шеи» (neck) и прогнозирования в YOLOv4 были заменены различными функциями активации – Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky

ReLU и Mish. На основании полученных результатов, после сравнения метрик mAP авторы остановились на MobileNetV3 с показателем 97.26% mAP. Функция активации Mish [44] получила наименьшие потери при обучении, то есть в целом у неё был лучший результат обучения.

Для уменьшения нагрузки на модель размер всех изображений из набора данных 3018×4096 пикселей был изменен до 416×416 пикселей. Для увеличения наборов данных авторы использовали аугментацию. Изображения на обучающей и тестовой выборках содержали только один дефект. YOLOv4-MN3 была предварительно обучена на наборе PASCAL VOC2007 [45].

Экспериментальные результаты с настроенным набором данных показали, что YOLOv4-MN3 достигает хорошей точности обнаружения – 98,64% mAP, что выше чем у Faster R-CNN, RetinaNet [46], SSD, YOLOv3 [47] и YOLOv4 [48] на том же наборе данных, и высокой скорости обнаружения – 56,98 кадра в секунду с помощью графического процессора RTX3080. Эксперименты по обучению YOLOv4-MN3 показали, что она может адаптироваться к различным категориям поверхностных дефектов и решать сложную проблему разнообразия морфологии дефектов.

В работе [46] авторы применили YOLOv5 [49] без модификации или обновления алгоритма для обнаружения дефектов печатных плат. Усилия авторов были направлены на создание большого набора изображений для обучения и тестирования сверточной нейронной сети. Исследователи подготовили 23000 изображений печатных плат содержащих дефекты и привели их к небольшому размеру 400 × 400 пикселей. Авторы использовали предварительно обученную модель YOLOv5. Так как алгоритм YOLOv5 превосходит другие алгоритмы обнаружения объектов, благодаря своим уникальным функциям, таким как улучшение данных алгоритмом «Mosaic», адаптивному расчету опорного кадра на разных обучающих наборах и равномерному масштабированию исходных изображений до стандартного размера, авторы добились хороших результатов. В этом эксперименте использовались три модели YOLOv5 разного размера (маленькая, средняя и большая). Большая модель YOLOv5 имела наилучшую точность обнаружения 99,74% mAP.

В работе [50] предпринята попытка снизить количество ложных срабатываний при обнаружении дефектов печатных плат. Авторами была разработана модель сверточной нейронной сети, состоящая из двух подмоделей со схожей архитектурой и проведены исследования вопроса, как предварительная обработка изображений влияет на повышение качества модели при обучении. Модель2 обучали на предварительно обработанных изображениях. Для обработки изображений применялись [50]: нормализация; перевод изображения в градации серого цвета; выравнивание гистограммы для повышения контрастности изображения; двухканальное изображение объединением результатов выравнивания гистограммы и метода; трехканальное изображение объединением выравнивания гистограммы и методов Лапласиан и Собель; трехканальное изображение объединением выравнивания гистограммы и методов Лапласиан и Канни; четырехканальное изображение объединением выравнивания гистограммы и методов Лапласиан, Собель и Канни; трехканальное изображение объединением нормализации и методов Лапласиан и Собель. Наилучшую точность модели на тестовых данных показало применение сочетания выравнивания гистограммы и методов Лапласиан и Собель.

В подмоделях для извлечения карты признаков каждого канала изображения использовалась свертка с тремя различными масштабами 3×3, 4×4 и 5×5 и операция конкатенации для их объединения. Этот метод извлечения признаков помог включить в карту признаков больше информации о признаках на разных масштабах за одну операцию свертки, что способствовало повышению точности обучения и тестирования модели. Вместо традиционной свертки в операции свертки используется свертка с разделением по глубине, что позволяет значительно сократить количество параметров. Использование такого подхода действительно позволило повысить точность модели без увеличения количества параметров.

Модель1 и Модель2 обучались отдельно и затем объединялись в основную модель. При обучении основной модели веса извлечения признаков Модели1 и Модели2 были зафиксированы, а обучалась только часть классификатора (полносвязанный слой), что позволило обучать основную модель используя признаки, извлеченные моделями 1 и 2. При этом точность основной модели увеличилась до 91%. Для замеров точности при обучении модели использовались метрики accuracy, precision, recall [51].

В исследовании [52] авторы взялись за решение проблемы выявления сразу нескольких дефектов на небольшом участке печатной платы. Это так называемая задача классификации с несколькими метками. Авторы предложили модель свёрточной нейронной сети и обучение с несколькими метками преобразовали в несколько задач бинарной классификации отдельно для каждой метки путем настройки функции потерь.

В задачах АОИ модели глубокого обучения могут выполнять предварительную обработку, извлечение, выбор признаков и классификацию дефектов. Используя глубокие свёрточные нейронные сети можно отследить множество сложных дефектов, которые традиционные алгоритмы АОИ не могут распознать. Точность обнаружения также можно повысить с помощью увеличения количества параметров, используемых при обучении моделей.

3. Заключение

На основании изученных статей можно сделать вывод о том, что на данный момент глубокие нейронные сети, которые демонстрируют хорошие результаты детектирования дефектов печатных плат, являются модификациями следующих семейств моделей – R-CNN, YOLO, SSD и FPN. В настоящее время использование свёрточных нейронных сетей незаменимо для предварительного поиска местоположения и классификации дефектов. При проектировании новой нейронной сети в Марийском государственном университете внимание будет сконцентрировано на тех элементах архитектуры, которые отвечают за обнаружение мелких объектов на изображении.

Для минимизации ложных срабатываний предполагается использовать информацию gerber-файла, в котором находятся все характеристики рисунка печатной платы – ширина линий, интервалы между линиями, формы и размеры контактных площадок и данные о сверлении. Также для уменьшения ложных срабатываний будет необходимо учитывать требования ГОСТ Р 53429-2009, в котором даны допуски по искажению рисунка печатной платы. Представляется, что предобученные модели свёрточных нейронных сетей и использование Quadro P6000 фирмы NVIDIA позволят сократить время обучения. Планируется, что инженеры, осуществляющие оптический контроль на предприятии «ТЕХНОТЕХ», предоставят изображения дефектов для формирования набора данных. Это поможет решить проблему отсутствия в открытом доступе больших наборов данных для обучения сети и несбалансированность данных. Особое внимание будет уделено подбору правильного освещения и обработке полученных изображений, так как необходимо находить дефекты на платах, имеющих медные (блестящие и матовые) проводники после травления или гальванического нанесения, или проводники с золотым покрытием.

По результатам изучения статей и анализу поставленной задачи ясно, что только гибридные методы позволят приблизиться к функциональности, которая реализована на импортных промышленных установках автоматической оптической инспекции, например Orbotech серии Fusion производства «Orbotech Ltd.» Израиль (<https://www.orbotech.com>).

Список литературы / References

- [1]. Taha Eid M., Emary E., Moustafa K. Automatic Optical Inspection for PCB Manufacturing : a Survey. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, vol. 5, no. 7, pp. 1095-1102, 2014.
- [2]. Гонсалес Р. и Вудс. Р. Мир цифровой обработки. Цифровая обработка изображений. М., ТЕХНОСФЕРА, 2012, 1104 с.
- [3]. Прэнт У. Цифровая обработка изображений. М., Мир, 1982, 312 с.

- [4]. Abd Al Rahman M. Abu Ebayyeh, Mousavi A. A Review and Analysis of Automatic Optical Inspection and Quality Monitoring Methods in Electronics Industry. *IEEE Access*, vol. 8, 2020, 183192–183271. DOI:10.1109/access.2020.3029127.
- [5]. Moganti M., Ercal F., Dagli C. H., and Tsunekawa S. Automatic PCB inspection algorithms: A survey. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 63, No. 2, 1996, pp. 287-313, DOI:10.1006/cviu.1996.0020.
- [6]. Kumar M. A Survey on Various Approaches of Automatic Optical Inspection for PCB Defect Detection. *International Journal of Computer Science and Engineering* vol. 7, no. 6, 2019, pp. 837-841. DOI:10.26438/ijcse/v7i6.837841.
- [7]. Pal A., Chauhan S., and Bhardwaj S. Detection of Bare PCB Defects by Image Subtraction Method using Machine Vision. *Proceedings of the World Congress on Engineering*, vol. 2, no. 7, 2011. ISBN: 978-988-19251-4-5.
- [8]. Kaur B., Kaur G., Kaur A. Detection and classification of Printed circuit board defects using image subtraction method. *Recent Advances in Engineering and Computational Sciences*, 2014, DOI:10.1109/raecs.2014.6799537.
- [9]. Ma J. Defect detection and recognition of bare PCB based on computer vision. 36th Chinese Control Conference, 2017, DOI:10.23919/chicc.2017.8029117.
- [10]. Melnyk R. A., Tushnytsky R. B. Detection of Defects in Printed Circuit Boards by Clustering the Etalon and Defected Samples. *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*, 2020, DOI:10.1109/tcset49122.2020.23558.
- [11]. S. H. Indera Putera, Ibrahim Z. Printed circuit board defect detection using mathematical morphology and MATLAB image processing tools. 2nd International Conference on Education Technology and Computer, Shanghai, vol 5, 2010, pp. 359-363, DOI:10.1109/ICETC.2010.5530052.
- [12]. Hideaki Doi, Yasuhiko Hara, Koichi Karasaki, Tadashi Iida, Takashi Furutani, Shigeki Kitamura, Norihiro Minatani, and Satoshi Shinada Automated Inspection of hinted Circuit Board Patterns Referenced to CAD Data. *IAPR Workshop on Machine Vision Applications*, 1992, pp. 419-423.
- [13]. Borba J. F. and Facon J. A printed circuit board automated inspection system. *Proceedings of the 38th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 1996, pp. 69–72.
- [14]. Lin, L., Zhou, L., Wan, J., Qian Z. Study of PCB Automatic Optical Inspection System Based on Mathematical Morphology. *International Conference on Computer Technology and Development*, 2009, DOI:10.1109/icctd.2009.35.
- [15]. Benhabib B., Charette C. R., Smith K. C., Yip A. M. Automatic Visual Inspection of Printed Circuit Boards: An Experimental System. *International Journal of Robotics and Automation*, 1990, vol. 5, no. 2.
- [16]. Ibrahim, Z., Rahman Al-Attas, S. A. Wavelet-based printed circuit board inspection algorithm // *Integrated Computer-Aided Engineering*, 12(2), 201–213. DOI:10.3233/ica-2005-12206.
- [17]. Evgeniou, T., Pontil, M. Support Vector Machines: Theory and Applications. *Conference: Machine Learning and Its Applications*, 2001, pp. 249–257. DOI:10.1007/3-540-44673-7_12.
- [18]. Uhrig R. E. Introduction to artificial neural networks. *Proceedings of IECON'95 - 21st Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, 1995, DOI:10.1109/iecon.1995.483329.
- [19]. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Москва-Санкт-Петербург-Киев, Вильямс, 2006, 1104 с.
- [20]. Reeves C. R. , Wright C. *Genetic Algorithms and The Design of Experiments*, School of Mathematical and Information Sciences, 1998, DOI: 10.1007/978-1-4612-1542-4_12.
- [21]. Krizhevsky A., Ilya Sutskever I., Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Communications of the ACM*, vol. 60 no. 6, 2017, pp. 84–90, DOI:10.1145/3065386.
- [22]. Li Deng, Dong Yu, *Deep Learning: Methods and Applications*, Microsoft Research, 2014.
- [23]. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(1), 2015, pp.142–158. DOI:10.1109/tpami.2015.2437384.
- [24]. Girshick R. Fast R-CNN. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015, DOI: 10.1109/ICCV.2015.169.
- [25]. Ren S., He K., Girshick, R., Sun, J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 2016, pp.1137–1149, DOI:10.1109/tpami.2016.2577031.
- [26]. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016, DOI:10.1109/cvpr.2016.91.

- [27]. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., Berg, A. C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *Lecture Notes in Computer Science*, 2016, pp. 21–37. DOI:10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- [28]. Zhenshen Qu, Jianxiong Shen, Ruikun Li, Junyu Liu, Qiuyu Guan, PartsNet: A Unified Deep Network for Automotive Engine Precision Parts Defect Detection. Preprint State Key Laboratory of advanced welding and joining, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, 2018, DOI:10.1145/3297156.3297190.
- [29]. Ding, R., Dai, L., Li, G., Liu, H. TDD-Net: A Tiny Defect Detection Network for Printed Circuit Boards. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2019, DOI:10.1049/trit.2019.0019.
- [30]. Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, DOI:10.48550/arXiv.1612.08242.
- [31]. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, DOI:10.1109/cvpr.2016.90.
- [32]. Deng J., Dong W., Socher R., Li K. Li, Li F.-F. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 248-255, DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206848.
- [33]. Igloukov V., Shvets A. Ternaunet: U-net with VGG11 encoder pre-trained on ImageNet for image segmentation. 2018, Corpus ID: 1385457.
- [34]. Lin T.-Y., Dollar P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature Pyramid Networks for Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017, DOI:10.1109/cvpr.2017.106.
- [35]. Adibhatla, V. A., Chih, H.-C., Hsu, C.-C., Cheng, J., Abbod, M. F., Shieh, J.-S. Defect Detection in Printed Circuit Boards Using You-Only-Look-Once Convolutional Neural Networks. *Electronics*, vol. 9, no.9, p.1547. DOI:10.3390/electronics9091547.
- [36]. Hu, B., Wang, J. Detection of PCB Surface Defects with Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network. *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp. 108335-108345, DOI:10.1109/access.2020.3001349.
- [37]. Wang, J., Chen, K., Yang, S., Loy, C. C., Lin D. Region Proposal by Guided Anchoring. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019, DOI:10.1109/cvpr.2019.00308.
- [38]. Ma N., Zhang X., Zheng H.-T., Sun, J. ShuffleNet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design. *Lecture Notes in Computer Science*, 2018, pp.122–138, DOI:10.1007/978-3-030-01264-9_8.
- [39]. Xinting Liao, Shengping Lv, Denghui Li, YOLOv4-MN3 for PCB Surface Defect Detection. *Applied Sciences* vol.11, no. 24, 2021, pp. 11701, DOI: 10.3390/app112411701.
- [40]. Bochkovskiy A., Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020, DOI:10.48550/arXiv.2004.10934.
- [41]. Howard A., Sandler M., Chu G., Liang-Chieh Chen, Bo Chen, Mingxing Tan, Weijun Wang, Yukun Zhu, Ruoming Pang, Vijay Vasudevan, Quoc V. Le, Hartwig A. Searching for MobileNetV3. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019, DOI:10.48550/arXiv.1905.02244.
- [42]. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015, DOI:10.48550/arXiv.1409.1556.
- [43]. Sandler M., Howard A., Zhu M., Zhmoginov A., Chen, L.-C. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018, DOI:10.1109/cvpr.2018.00474.
- [44]. Diganta Misra Mish: A Self Regularized Non-Monotonic Activation Function. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, Corpus ID: 201645264.
- [45]. Everingham M., Christopher K. I. Williams, Luc Van Gool, John M. Winn, The Pascal Visual Object Classes (VOC) challenge. *International Journal of Computer Vision*, vol. 88, no.2, pp.303-338, 2010, DOI: 10.1007/s11263-009-0275-4.
- [46]. Yixing Li, Fengbo Ren Light-Weight RetinaNet for Object Detection. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, DOI:10.48550/arXiv.1905.10011.
- [47]. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Corpus ID: 4714433.
- [48]. Venkat Anil Adibhatla, Huan-Chuang Chih, Chi-Chang Hsu, Joseph Cheng, Maysam F. Abbod, Jiann-Shing Applying deep learning to defect detection in printed circuit boards via a newest model of you-only-look-once. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2021, vol. 18, no. 4, pp. 4411-4428. DOI:10.3934/mbe.2021223.
- [49]. Ultralytics Yolov5. Available at: <https://github.com/ultralytics/yoloV5>, accessed 20.11.2022.

- [50]. I-Chun Chen, Rey-Chue Hwang, Huang-Chu Huang PCB Defect Detection Based on Deep Learning Algorithm. *Processes*, vol. 11, no. 3, 2023, DOI: 10.3390/pr11030775.
- [51]. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. М., ДМК, 2018, 652с.
- [52]. Linlin Zhang, Yongqing Jin, Xuesong Yang, Xia Li, Xiaodong Duan, Yuan Sun, Hong Liu Convolutional Neural Network Based Multi-label Classification of PCB Defects. *The Journal of Engineering*. 2018, vol. 16, DOI:10.1049/joe.2018.8279.

Информация об авторах / Information about authors

Татьяна Сергеевна ХОДАТАЕВА – программист научно-исследовательской лаборатории разработки, проектирования и технической инспекции печатных плат. Сфера научных интересов: распознавание образов, глубокое обучение, нейронные сети.

Tatiana Sergeevna KHODATAEVA is a programmer of the research laboratory for the development, design and technical inspection of printed circuit boards. Research interests: pattern recognition, deep learning, neural networks.

Николай Владимирович КАШИРИН – кандидат химических наук, доцент, заведующий базовой кафедрой конструирования и производства керамических изделий микроэлектроники, заведующий молодежной научно-исследовательской лабораторией разработки, проектирования и технической инспекции печатных плат, начальник молодежного научно-инновационного конструкторского центра Spektrum. Сфера научных интересов: материаловедение; керамические и композиционные материалы в изделиях электронной техники; методы исследования микроструктуры; электроника и микропроцессорная техника; электротехника; коллоидные системы; сопротивление материалов.

Nikolai Vladimirovich KASHIRIN – Candidate of Chemical Sciences, Associate Professor, Head of the Basic Department of Design and Production of Ceramic Microelectronic Products, Head of the Youth Research Laboratory for the Development, Design and Technical and Inspection of Printed Circuit Boards, Head of the Spektrum Youth Research and Innovation Design Center. Research interests: materials science; ceramic and composite materials in electronic products; methods of microstructure research; electronics and microprocessor technology; electrical engineering; colloid systems; strength of materials.

Александра Ивановна АВЕРИНА – инженер научно-исследовательской лаборатории разработки, проектирования и технической инспекции печатных плат, техник базовой кафедрой конструирования и производства керамических изделий микроэлектроники. Сфера научных интересов: электроника, исследование адгезионных свойств, проектирование печатных плат, разработка методов и проведение научно-исследовательских экспериментов.

Alexandra Ivanovna AVERINA – engineer of the research laboratory for the development, design and technical inspection of printed circuit boards, technician of the basic department of design and production of microelectronics ceramic products. Research interests: electronics, adhesion research, printed circuit board design, method development and research experiments.

Артём Евгеньевич ГУРЬЯНОВ – инженер научно-исследовательской лаборатории разработки, проектирования и технической инспекции печатных плат. Сфера научных интересов: электроника, технологии программирования, моделирование приборов и системы управления, 3D-моделирование.

Artyom Evgenyevich GURYANOV – engineer of the research laboratory for the development, design and technical inspection of printed circuit boards. Research interests: electronics, programming technologies, modeling of devices and control systems, 3D modeling.