

УДК 62.529

**ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ
АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ДЕФЕКТОВ В
МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОЙ ПРОДУКЦИИ**

**Котырова Ш. (ФГБОУ ВО «МГТУ «СТАНКИН»)), Чумак Р.Р. (ФГБОУ ВО «МГТУ
«СТАНКИН»))**

**Научный руководитель – доцент, доктор технических наук Нежметдинов Р.А.
(ФГБОУ ВО «МГТУ «СТАНКИН»))**

Введение. Обнаружение дефектов в машиностроительных изделиях является важной задачей для обеспечения высокого качества и надежности конечного продукта. Традиционные методы обнаружения дефектов, такие как визуальный контроль и ручные измерения, требуют значительных затрат времени и производственных расходов. Выявление всех потенциальных дефектов в продукции может быть затруднено в реальных условиях, поскольку дефекты могут возникать из-за различных факторов, включая условия окружающей среды [1]. Поэтому важно разработать методы, позволяющие обнаруживать аномалии без необходимости использования предварительно размеченных данных, которые могут не охватывать все возможные типы дефектов. Достижения в методах глубокого обучения и компьютерного зрения предоставили возможность автоматизировать процесс выявления дефектов, что способствует своевременному обнаружению дефектных изделий и предотвращению попадания бракованной продукции на производственную линию [2].

Основная часть. В настоящее время в области обнаружения и локализации аномалий преобладают методы с применением методов глубокого обучения и нейронных сетей. При работе с табличными данными задача обнаружения аномалий не вызывает затруднений, поскольку большая часть экспериментальных данных может быть сведена к нормальному распределению. Однако при работе с многомерными данными, особенно с данными изображений — процесс становится гораздо сложнее. Для того, чтобы обнаружение аномалий возможно было осуществлять на многомерных данных, необходимо проделать работу по выявлению карт признаков и уменьшению их размерности, что позволит вписать набор данных в нормальное распределение.

Основная идея заключается в том, что для получения карт признаков используется предварительно обученная модель нейронной сети ResNet18 — архитектура глубокой сверточной нейронной сети, которая показала хорошие результаты при решении задач компьютерного зрения. Использование предварительно обученной модели для извлечения признаков нормальных изображений позволяет определять особенности и закономерности, характерные для нормальных изображений, не тратя время и ресурсы на обучение новой модели с нуля [3]. Модель ResNet-18 состоит из 18 слоев и трех различных остаточных блоков, каждый из которых содержит несколько сверточных слоев. После каждого остаточного блока создается карта признаков, которая фиксирует высокоуровневые паттерны входного изображения. Карты признаков, извлеченные из модели, используются для представления нормального изображения. Затем при подаче на вход тестового изображения, карта признаков рассчитывается с помощью модели ResNet18. Расстояние между картами признаков нормального изображения и тестового изображения вычисляется попиксельно, чтобы выявить любые отклонения. Полученные значения отличий будут указывать на наличие аномалий в тестовом изображении.

В приведенном подходе для обучения модели используются только карты признаков изображений нормальных изображений, которые извлекаются с помощью предварительно обученной сверточной нейронной сети. Определение дефектного изделия осуществляется вычислением разницы между полученным распределением признаков нормального изделия и распределением признаков тестового изображения. Предложенный метод имеет ряд преимуществ перед традиционными методами обнаружения аномалий на основе глубокого

обучения — не требует обучения на основе маркированных изображений, что делает данный метод более доступным для применения в реальных производственных условиях. Также приведенный подход может быть развернут в промышленной среде для обнаружения аномалий в режиме реального времени.

Выводы. При оценке предложенного решения использовался набор данных для обнаружения аномалий в промышленных продуктах — MVТес AD, состоящий из более чем 5000 изображений, разделенных на 15 категорий объектов. Каждая категория включает в себя изображения без дефектов и тестовые изображения с различными типами дефектов. Кроме того, для тестирования решения был создан собственный набор данных из 200 изображений объекта. В результате тестирования программной реализации на нескольких наборах данных, получена высокая точность обнаружения дефектов, что показывает потенциал применения метода в различных отраслях промышленности.

Для внедрения решения в промышленной отрасли необходимо разработать интерфейс для обучения модели на новом распределении данных и инструмент визуализации результатов. Одной из возможных проблем является необходимость центрирования изображений перед их обработкой, однако этот вопрос можно решить, используя нейросетевые инструменты для предварительной обработки изображений перед подачей их в систему. При дальнейшем развитии и доработке, данный подход можно использовать для решения сложных задач обнаружения аномалий в широком спектре приложений.

Список использованных источников:

1. Мартинов Г.М., Нежметдинов Р.А., Емельянов А.С. Принципы построения кроссплатформенного программно реализованного контроллера электроавтоматики систем ЧПУ высокотехнологичными производственными комплексами // Вестник МГТУ "Станкин". – 2013. – № 1(24). – С. 42-51.

2. Мартинов Г.М., Нежметдинов Р.А., Соколов С.В. Способ построения инструментария систем мониторинга и настройки параметров мехатронного технологического оборудования на основе специализированных программных средств // Мехатроника, автоматизация, управление. 2012. № 7. С. 45-50.

3. Котырова, Ш., Нежметдинов Р.А. Применение свёрточной нейронной сети для построения системы поиска схожих изображений // Материалы XV всероссийской конференции с международным участием "Машиностроение: традиции и инновации (МТИ – 2022)" : Сборник докладов, Москва, 24 октября – 03 2022 года. – Москва: Московский государственный технологический университет "СТАНКИН", 2022. – С. 173-178.