**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**

**Санкт-Петербургский государственный**

**электротехнический университет**

**«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)**

**Кафедра вычислительной техники**

отчет

**по производственной практике**

Тема: Разработка ПО для выявления дефектов

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Студент гр. 2305 |  | Палев К.Ю. |
| Руководитель |  |  |

Санкт-Петербург

2025

**ЗАДАНИЕ**

**на ПРОИЗВОДСТВЕННУЮ практику**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Студент Палев К.Ю. | | |
| Группа 2305 | | |
| Тема практики: Разработка ПО для выявления дефектов | | |
| Задание на практику:  Разработка системы автоматического обнаружения дефектов на изображениях электронных компонентов с применением карт глубины и моделей машинного обучения. В рамках задания необходимо выполнить стереокалибровку камер, построить карты глубины с использованием модели MonSter, сформировать датасет изображений, обучить модель обнаружения аномалий (Anomalib), а также оценить и визуализировать результаты её работы. | | |
| Сроки прохождения практики: 25.02.2025 – 30.05.2025 | | |
| Дата сдачи отчета: | | |
| Дата защиты отчета: | | |
|  | | |
| Студент |  | Палев К.Ю. |
| Руководитель |  |  |

**Аннотация**

Цель производственной практики — освоение методов и технологий компьютерного зрения и машинного обучения для автоматического обнаружения дефектов на изображениях. В этой работе применяются принципы стереозрения, построения карт глубины и использования предварительно обученных нейросетевых моделей, таких как MonSter и Anomalib. Практическая часть включает калибровку камер, сбор и разметку данных, предобработку изображений, обучение модели обнаружения аномалий и анализ её результатов. Использование современных инструментов и фреймворков, таких как PyTorch, позволяет получить опыт разработки и внедрения решений для автоматизированного контроля качества электронных компонентов на основе ИИ.

**Summary**

The goal of the industrial internship is to master methods and technologies of computer vision and machine learning for automatic defect detection in images. This work involves the application of stereo vision principles, depth map generation, and the use of pre-trained neural network models such as MonSter and Anomalib. The practical part includes camera calibration, data collection and annotation, image preprocessing, training of the anomaly detection model, and analysis of its results. The use of modern tools and frameworks such as PyTorch provides hands-on experience in developing and implementing AI-based solutions for automated quality control of electronic components.

**содержание**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Введение | 5 |
| 1. | Получение качественных снимков с обеих камер | 6 |
| 2. | Построение карты глубины с помощью модели MonSter | 11 |
| 3. | Подготовка датасета с нормальными и аномальными изображениями | 13 |
| 4. | Обучение модели обнаружения аномалий | 14 |
| 5. | Работа модели и визуализация карты аномалий | 15 |
|  | Заключение | 17 |
|  | Список использованных источников | 18 |

**введение**

**Цель работы**

Разработка системы автоматического обнаружения дефектов на изображениях электронных компонентов с использованием карт глубины и моделей машинного обучения.

**Задачи**

* Провести стереокалибровку камер и подготовить систему для получения карт глубины
* Построение карты глубины с использованием предварительно обученной модели MonSter
* Сформировать датасет с нормальными и аномальными изображениями электронных компонентов
* Провести предобработку данных и обучение модели обнаружения аномалий (Anomalib)
* Оценить качество работы модели и визуализировать карту аномалий

**1. Получение качественных снимков с обеих камер**

Для построения качественной карты глубины необходимо использовать две одинаковые камеры, установленные на фиксированном расстоянии друг от друга. Чтобы система могла корректно интерпретировать информацию о глубине, требуется предварительная калибровка.

На первом этапе выполняется индивидуальная калибровка каждой камеры по отдельности — это позволяет определить её внутренние параметры: фокусное расстояние, оптический центр и коэффициенты дисторсии. Эти параметры необходимы для последующей корректной обработки изображений.

После этого проводится стереокалибровка — процесс, в ходе которого определяется взаимное расположение камер в пространстве: параметры смещения и поворота одной камеры относительно другой. Это обеспечивает правильное выравнивание изображений и точное построение карты глубины.

Для калибровки необходимо сделать 10–20 качественных снимков шахматной доски с разных ракурсов. При этом доска должна быть хорошо видна обеими камерами, занимать значительную часть кадра и располагаться под разными углами. Важно обеспечить равномерное освещение и избегать размытия на изображениях, чтобы повысить точность определяемых параметров.

Изображение выглядит как настольная игра, Игры и спорт в закрытом помещении, человек, Настольная игра

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.Изображение выглядит как черно-белый, стена, монохромный, шахматы

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 1 – Пример расположения шахматной доски в кадре

После завершения калибровки становится возможна корректная обработка новых изображений. Благодаря известным параметрам дисторсии, полученным в ходе индивидуальной калибровки, можно устранить оптические искажения, характерные для каждой камеры. Это позволяет выпрямить изображения и подготовить их к последующему анализу.

Стереокалибровка, в свою очередь, обеспечивает выравнивание эпиполярных линий. Это значит, что соответствующие точки на изображениях обеих камер будут находиться на одной горизонтальной линии. Такой подход значительно упрощает дальнейшее сопоставление пикселей при построении карты глубины и повышает точность реконструкции трехмерной сцены.

Пример сохранения и выпрямления фотографий, построения эпиполярных линий:

Изображение выглядит как электроника, Электронная техника, Компьютерный компонент, Компьютерное железо

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.Изображение выглядит как электроника, Электронная техника, Компьютерное железо, Компьютерный компонент

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 2 – Пример исходных фотографий с левой и правой камеры

Изображение выглядит как электроника, Электронная техника, Компьютерный компонент, Компьютерное железо

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.Изображение выглядит как электроника, Компьютерный компонент, Электронная техника, Компьютерное железо

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 3 – Фотографии после выравнивания

После выравнивания изображений на них могут появляться черные полосы по краям — это результат коррекции перспективы и устранения искажений. Эти области можно обрезать, однако это не является обязательным шагом: модель MonSter корректно обрабатывает изображения и с наличием черных зон.

Тем не менее, при обрезке теряется значительная часть полезной области изображения. Это может потребовать размещения объекта съемки на большем расстоянии от камер, чтобы он полностью помещался в оставшееся пространство кадра. Поэтому решение об обрезке следует принимать, исходя из конкретных условий задачи и требований к точности карты глубины.

Изображение выглядит как электроника, Электронная техника, Компьютерное железо, Компьютерный компонент

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 4 – Построение эпиполярных линий

На представленных изображениях показаны эпиполярные линии, наложенные на кадры, полученные с обеих камер после стереокалибровки и выравнивания.

Эпиполярные линии служат важным визуальным индикатором корректности стереокалибровки. Каждая точка на одном изображении должна иметь соответствующую точку на другом изображении, расположенную на той же горизонтальной линии. Таким образом, наличие прямых и совпадающих эпиполярных линий указывает на то, что изображения правильно выровнены, и стереосистема готова к точному построению карты глубины.

Если линии изогнуты или не совпадают между изображениями, это свидетельствует о неточностях калибровки, что может привести к ошибкам при определении глубины.

**2. Построение карты глубины с помощью модели MonSter**

После получения откалиброванных и выпрямленных изображений можно перейти к построению карты глубины. Для этой цели использовалась предобученная нейросетевая модель MonSter, предназначенная для высокоточной реконструкции глубины из пары стереокамер.

Модель не требует самостоятельного обучения и может быть запущена сразу после подготовки входных данных. Для запуска используется команда, приведённая в официальной документации проекта. Она позволяет передать необходимые параметры — пути к изображениям, калибровочным файлам и папке, в которую будет сохранён результат.

Результатом работы модели является карта глубины, где каждому пикселю сопоставлено расстояние до объекта, что даёт возможность анализировать трёхмерную структуру сцены.

Изображение выглядит как черно-белый, белый, в помещении, проектор

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Карта глубины

Как видно на полученных результатах, карта глубины обладает высокой детализацией. Однако из-за незначительной высоты отдельных элементов на плате, различия в глубине выражены слабо и могут быть визуально незаметны.

Для повышения контрастности и улучшения визуального восприятия можно сохранить карту глубины в формате NumPy-массива, выделить интересующую область изображения и выполнить нормализацию значений глубины. Это позволяет усилить различия между уровнями высоты, сделав мелкие детали более заметными при последующем анализе или визуализации.

Изображение выглядит как снимок экрана, прямоугольный, черный, черно-белый

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Пример карты глубины после обработки

**3. Подготовка датасета с нормальными и аномальными изображениями**

Для обучения модели был сформирован датасет, состоящий из 60 изображений: 30 нормальных и 30 содержащих различные дефекты. В качестве дефектов рассматривались случаи добавления посторонних объектов (например, мелких винтов и гаек), а также удаления одного из штатных компонентов платы.

Каждая карта глубины проходила предварительную обработку: изображение обрезалось до области интереса и подвергалось нормализации для повышения контрастности. Это позволяло усилить различия между нормальными и дефектными участками, что в дальнейшем улучшало качество обучения модели по обнаружению аномалий.

Изображение выглядит как черно-белый, снимок экрана, монохромный, Симметрия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок 7 – Получившийся датасет

**4. Обучение модели обнаружения аномалий**

Для обнаружения дефектов на глубинных изображениях использовалась библиотека Anomalib — фреймворк от Intel для обучения и тестирования моделей по обнаружению аномалий, основанных на методах машинного обучения и компьютерного зрения.

В рамках проекта была выбрана модель PatchCore, показавшая хорошие результаты в задачах обнаружения дефектов на промышленных изображениях. Обучение проводилось на выборке из 23 нормальных изображений и 14 аномальных изображений.

После завершения обучения был получен файл с весами модели, который используется для последующего применения — автоматического выявления отклонений от нормальных образцов на новых данных.

**5. Работа модели и визуализация карты аномалий**

После завершения обучения и получения весов модели стала доступна возможность тестирования её работы на новых изображениях. Для проверки качества была использована тестовая выборка из 17 глубинных изображений, включающая как нормальные, так и аномальные образцы.

Модель анализирует каждое изображение и формирует карту аномалий — тепловую карту, где участки с наибольшим отклонением от нормального состояния подсвечиваются более ярко. Это позволяет визуально определить наличие и локализацию дефектов, таких как отсутствующие компоненты или посторонние объекты на плате.

Изображение выглядит как снимок экрана

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Результат работы программы на хорошем изображении

Как видно на карте аномалий, в некоторых областях присутствует незначительный шум. Однако он не влияет на общее качество распознавания: модель корректно определяет, что серьёзных отклонений на изображении нет.

Изображение выглядит как Мультимедийное программное обеспечение, Графическое программное обеспечение, снимок экрана

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Результат работы программы на изображении с наличием посторонних объектов на плате

На изображении хорошо заметны посторонние объекты — две гайки и болт, которые явно не относятся к штатным элементам платы. Модель успешно определила эти аномалии и визуализировала их в виде маски, наложенной на изображение. Таким образом, можно точно увидеть, в какой области была зафиксирована аномалия, что подтверждает корректную работу алгоритма.

Изображение выглядит как текст, Мультимедийное программное обеспечение, снимок экрана, дизайн

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Результат работы программы на изображении с отсутствующим компонентом на плате

На плате отсутствует один из компонентов. Модель также успешно определила аномалию и вывела маску поверх изображения, указывая на область, где что-то не так.

Изображение выглядит как снимок экрана, Мультимедийное программное обеспечение, текст, искусство

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рисунок – Результат работы программы на изображении платы с несколькими дефектами

На данном изображении модель выявила два типа отклонений: наличие постороннего элемента в виде гайки, а также смещение одного из штатных компонентов. Последний расположен с заметным перекосом, что свидетельствует о некорректной установке и также классифицируется как аномалия.

**заключение**

Цель практики — разработка системы автоматического обнаружения дефектов электронных компонентов с использованием карт глубины и методов машинного обучения — успешно достигнута.

В ходе работы выполнена стереокалибровка камер, построены карты глубины с помощью модели MonSter, сформирован и размечен датасет, а также обучена и протестирована модель обнаружения аномалий на базе Anomalib.

Разработанный прототип подтвердил эффективность применения глубинных изображений и ИИ для задач контроля качества. Практика позволила получить ценный опыт и закрепить знания в области компьютерного зрения и машинного обучения.

**список использованных источников**

1. Junda24. MonSter: Pretrained depth estimation model. – URL: <https://github.com/Junda24/MonSter>
2. Open Edge Platform. Anomalib: Anomaly Detection Library. – URL: <https://github.com/open-edge-platform/anomalib>
3. OpenCV documentation. – URL: <https://opencv.org/>
4. Мальцев А. Основы стереозрения // Habr. – URL: <https://habr.com/ru/articles/130300/>
5. Depth Map from Stereo Images using OpenCV // GeeksforGeeks. – URL: <https://www.geeksforgeeks.org/python-opencv-depth-map-from-stereo-images/>