

# РАЗРАБОТКА МОБИЛЬНОГО ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ПОВРЕЖДЕНИЙ НА АВТОМОБИЛЯХ

Колистратов М. В., Шинкарев И. А.  
Кафедра Инфокоммуникационных технологий,  
Национальный исследовательский технологический университет МИСИС  
Москва, Российская Федерация  
E-mail: kolistratov.mv@misis.ru, m2010469@edu.misis.ru

*Рассматривается метод обнаружения повреждений автомобилей в режиме реального времени, реализованный в виде мобильного приложения. Использован гибридный подход с глубокими нейронными сетями (YOLOv8 + GNN)*

## ВВЕДЕНИЕ

Определение повреждений автомобилей с помощью мобильных устройств, оснащенных соответствующим приложением, является важной задачей анализа изображений, направленной на повышение эффективности оценки снимков повреждений для упрощения работы страховых компаний. С решением этой задачи человек справляется не всегда, поскольку для такого анализа требуется высокая точность и надежность распознавания. Например, при аренде автомобилей в каршеринговых компаниях перед началом поездки необходимо тщательно осмотреть выбранную машину на предмет повреждений. Важность решения этой задачи также актуальна для страхования автомобилей. Основные проблемы разработки метода обнаружения повреждений автомобилей связаны с необходимостью минимизировать вычислительные ресурсы, необходимые для работы мобильного приложения, но при этом точно распознавать типичные повреждения, такие как царапины, вмятины, разбитые фары, сдутые шины и т.д. Большинство существующих решений используют для детекции требующие значительных вычислительных ресурсов нейронные сети, что ограничивает их применение в мобильных приложениях. Кроме того, многие из этих решений не адаптированы к обработке реальных изображений. Несмотря на сложности реализации такого программного модуля, задача остается актуальной в сфере каршеринга и привлекает большое внимание страховых компаний, ведь ее решение может значительно улучшить качество и скорость анализа повреждений. Прогресс в данном направлении связан с появлением новых технологий детекции и оптимизации моделей нейронных сетей для мобильных устройств, которые позволяют находить эффективные решения для улучшения процессов оценки повреждений на автомобилях. Учитывая ограничения существующих решений, исследования направлены на разработку нового метода детекции повреждений на автомобилях, оптимизированного для использования в мобильных приложениях. Предлагаемый метод должен отличаться низким потреблением вычислительных ресурсов и высокой точностью

детекции, что сделает его применимым в мобильных приложениях каршеринговых компаний, а также компаний, занимающихся страхованием, куплей-продажей подержанных автомобилей, где требуется оперативная и точная оценка их внешнего состояния.

## I. Существующие методы решения

Для обнаружения и анализа повреждений на автомобилях популярно использование сверточных нейронных сетей (CNN). Большинство решений автоматизируют классификацию повреждений (вмятины корпуса, разбитые стекла и фары, царапины, трещины) и предсказывают их возникновение. CNN анализирует изображения на различных уровнях, автоматически выделяя особенности и выявляя мелкие дефекты, что делает ее идеальной для оценки состояния автомобилей. Классификация выполняется на датасетах с различными повреждениями. Mask R-CNN используется для сегментации, разделения и декомпозиции объектов, точно выделяя области повреждений и определяя границы и классы, при этом требуя значительных вычислительных ресурсов.

В задачах применяют глубокое обучение и классификацию изображений: обнаружение автомобилей на необработанных изображениях, поиск дефектов на выделенных авто и классификацию повреждений. Используются CNN с трансферным обучением, обеспечивающим высокую точность. Также применяется быстрая маска R-CNN для эффективного прогнозирования. Архитектура Faster R-CNN состоит из сверточной части для извлечения признаков и детектора объектов для обнаружения повреждений, извлекая уровни абстракций из изображений. Single Shot MultiBox Detector (SSD) работает быстрее, чем Faster R-CNN, включает сверточную часть и детектор [1], но имеет проблемы с точностью. Обучение CNN минимизирует функцию потерь. Сеть обучается на изображениях с повреждениями для правильной классификации и обнаружения.

Лучшими показателями детектирования повреждений обладают модели YOLO от Ultralytics. Модель YOLOv5 (2020) эффективна и проста, обрабатывает кадры в реальном времени за один

проход. YOLOv8 (2023) превосходит YOLOv5 по производительности, скорости и точности, и отлично подходит для задачи детекции повреждений [2].

## II. РАЗРАБОТКА МЕТОДА ОБНАРУЖЕНИЯ ПОВРЕЖДЕНИЙ АВТОМОБИЛЕЙ

На текущий момент не существует модели, решающей задачу нахождения повреждений автомобилей, которая позволяла бы достичь нужной точности при низком потреблении вычислительных ресурсов и могла быть интегрирована в мобильное приложение.

Предложен метод, который отлично подходит для использования в мобильных приложениях за счет низкого потребления ресурсов, а также имеет конкурентноспособные показатели точности детекции. Разработанный метод основан на использовании сверточной нейронной сети глубокого обучения и использует разбиение результатов модели на графы для увеличения точности выявления повреждений. В роли сверточной нейронной сети выступает модель YOLOv8, которая обладает наилучшими показателями для обучения в области детекции. Так как версия YOLOv8 появилась недавно, модель на ее основе обучалась с нуля.

После обнаружения объектов на изображении с помощью модели YOLO программа получает координаты и классы найденных объектов. Каждый объект становится узлом графа и хранит в себе такие параметры как id класса и уверенность, а связи между объектами – ребрами, которые хранят расстояние между объектами. Далее применяется простая графическая нейронная сеть (GNN), определяющая достоверность полученных результатов работы модели YOLO и удаляет лишние объекты. Удаление происходит на основе определенных критериев, таких как превышение допустимого количества одного из классов и превышение допустимого расстояния между ними. На вход модели принимается матрица, в которой указаны узлы-объекты и ребра в качестве расстояния между объектами. Далее GNN проверяет матрицу и ищет нарушения, после чего удаляет неверно определенные объекты. Это способствует улучшению точности результатов детекции без лишней нагрузки на вычислительные ресурсы устройства.

## III. РЕЗУЛЬТАТЫ

Для получения визуальных результатов использовался датасет, содержащий изображения 6 различных типов повреждений, таких как разбитое стекло и фары, сдвинутые шины, царапины,

вмятины и трещины. Помимо датасета использовались реальные фотографии с мест аварий.

В рамках экспериментов сравнивались веса после каждого этапа обучения с использованием метода разбиения на графы и без него. Всего проводилось 10 этапов тренировки модели на специально созданном для обучения модели датасете. Основными критериями оценки на разных этапах обучения использовались две метрики: точность (Precision) и полнота (Recall). После 5 этапов обучения модели демонстрировали недостаточно точные результаты работы. На рис. 1 видно, что модель правильно определила царапины, однако ошибочно выделила фару. Для получения удовлетворительных результатов (уровень точности выше 0,98) произвели 10 этапов обучения. Множественные повреждения транспортных средств выявляются с высокой веротностью (рис. 2)

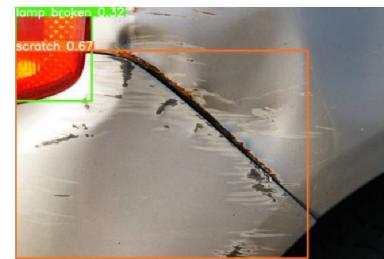


Рис. 1 – Промежуточные результаты работы модели на реальных данных

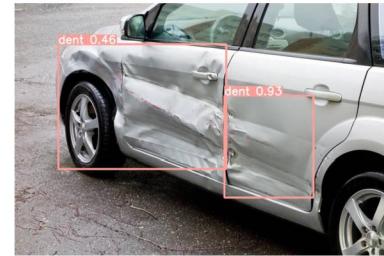


Рис. 2 – Результаты работы модели на реальных данных

Разработанное приложение может быть использовано для решения таких задач, как аренда автомобилей, страхование и оценка их состояния, где критически важна точность распознавания повреждений

## IV. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Everingham M. et al. The pascal visual object classes (voc) challenge // International journal of computer vision. – 2010. – Т.88 – Р. 303-338
2. Wang, H. A novel multi-level data fusion and anomaly detection approach for infrastructure damage identification and localisation / H. Wang, G. Barone, A. Smith // Engineering Structures. – 2023 – Т. 292. – Р. 116473