**«Сегментация повреждений дорожного покрытия для систем БПЛА»**

Выполнил: Гольцев Никита Сергеевич

Руководитель:

Москва  
2024

**Оглавление**

[**1.** **Введение** 3](#_Toc191554275)

[**2.** **Методология** 4](#_Toc191554276)

[**2.1.** **Создание датасета** 4](#_Toc191554277)

[**2.2.** **Выбор и модификация модели** 4](#_Toc191554278)

[**2.3**  **Обучение модели** 5](#_Toc191554279)

[2.4 **Оценка производительности** 5](#_Toc191554280)

1. **Введение**

В последние годы беспилотные летательные аппараты (БПЛА) стали неотъемлемой частью множества отраслей, включая сельское хозяйство, картографирование, мониторинг окружающей среды и доставку грузов. Однако одной из ключевых проблем, ограничивающих их широкое применение, является безопасная посадка, особенно в условиях неподготовленных или поврежденных площадок. Выбор подходящего места для посадки критически важен для предотвращения повреждений аппарата и обеспечения безопасности операций.

Существующие методы выбора места посадки часто полагаются на визуальный осмотр оператором или использование базовых сенсоров, что не всегда обеспечивает достаточную точность и надежность. В связи с этим возникает необходимость в автоматизированных системах, способных анализировать состояние поверхности и выявлять потенциально опасные участки.

В данной работе предлагается решение этой проблемы с использованием модели глубокого обучения для сегментации повреждений дорожного покрытия. Мы разработали систему, основанную на модифицированной архитектуре YOLOv8, которая позволяет в реальном времени определять участки с повреждениями и помогает оператору принимать обоснованные решения о месте посадки. Наш подход включает создание специализированного датасета, размеченного вручную, что позволяет модели точно идентифицировать различные типы повреждений.

Целью исследования является повышение безопасности и эффективности посадки БПЛА за счет автоматизации процесса анализа состояния поверхности. Мы надеемся, что предложенная система найдет применение в различных сценариях использования БПЛА и будет способствовать их более широкому внедрению.

1. **Методология**

В данном исследовании была разработана система для сегментации повреждений дорожного покрытия с целью обеспечения безопасной посадки БПЛА. Для достижения этой цели была выбрана и модифицирована модель глубокого обучения YOLOv8, известная своей эффективностью в задачах детекции объектов в реальном времени.

* 1. **Создание датасета**

Для обучения модели был создан специализированный датасет, включающий изображения дорожного покрытия с различными типами повреждений. Разметка изображений проводилась вручную с использованием инструментов аннотирования, что позволило обеспечить высокую точность меток. В датасет вошли изображения, охватывающие разнообразные условия освещения и углы съемки, что способствует повышению обобщающей способности модели.

* 1. **Выбор и модификация модели**

На этапе выбора модели рассматривались различные архитектуры, включая Faster R-CNN, SSD и YOLO. YOLOv8 была выбрана благодаря своей способности работать в реальном времени и балансу между точностью и производительностью. Для улучшения характеристик модели были внесены следующие изменения:

1. **Пруннинг модели**: Процедура пруннинга была применена для удаления избыточных нейронов и весов, что позволило уменьшить размер модели и ускорить её работу без значительной потери точности. Это особенно важно для встраиваемых систем, где ресурсы ограничены.
2. **Изменение головы модели**: В архитектуре YOLOv8 была модифицирована голова модели для улучшения сегментации. В частности, были добавлены дополнительные уровни, которые позволяют более точно определять границы повреждений.

**2.3 Обучение модели**

Обучение модели проводилось с использованием фреймворка PyTorch на графических процессорах (GPU) для ускорения вычислений. В процессе обучения использовались методы аугментации данных, такие как изменение яркости, контрастности и масштабирование изображений, чтобы повысить устойчивость модели к вариациям входных данных.

2.4 **Оценка производительности**

Для оценки производительности модели использовались метрики точности, полноты и F1-меры. Результаты были проанализированы на вариационном наборе данных, который не использовался в процессе обучения. Сравнение с базовой моделью YOLOv8 и другими подходами показало значительное улучшение в качестве сегментации.

1. Результаты

После завершения обучения и оптимизации модели были проведены тесты на вариационном наборе данных, чтобы оценить её производительность. Основные результаты представлены ниже.