

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ И БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ ДЛЯ МОНИТОРИНГА МУСОРА В ПРИБРЕЖНЫХ ЗОНАХ

**К.Д. Русаков**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*  
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65  
E-mail: rusakov.msk@yandex.ru

**Ключевые слова:** детектирование мусора, глубокое обучение, беспилотные летательные аппараты, экологический мониторинг, компьютерное зрение.

**Аннотация:** В данной работе представлен подход к детектированию мусора в прибрежных зонах с использованием глубокого обучения и беспилотных летательных аппаратов. Целью исследования было разработать эффективную систему для обнаружения и классификации различных видов мусора, угрожающих морской фауне и флоре, а также прибрежным экосистемам. Исследование включало сбор обширного набора данных с использованием БПЛА в различных прибрежных локациях, что позволило обучить модели глубокого обучения для точного распознавания и классификации мусора. Особое внимание было уделено выбору и настройке модели YOLOv8l, которая показала высокую точность в задаче детекции мусора. Результаты исследования подчеркивают важность применения передовых технологий в экологическом мониторинге и управлении отходами, открывая новые перспективы для борьбы с загрязнением водных ресурсов и защиты прибрежных экосистем.

## 1. Введение

В последние десятилетия, проблема загрязнения водных объектов, особенно прибрежных зон, вышла на передний план в экологическом дискурсе. Среди различных типов загрязнения, плавающий мусор, такой как пластиковые изделия, бытовые отходы и другие нежелательные объекты, представляет собой серьезную угрозу для морской фауны и флоры, а также для экосистем в целом. Этот вид загрязнения не только наносит вред морской среде, но и сказывается на здоровье человека и экономической стабильности регионов.

В ответ на эти вызовы, данная исследовательская работа направлена на разработку и применение передовых методов глубокого обучения в сочетании с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) для детектирования мусора в прибрежных зонах. Целью данного исследования является создание эффективной системы, способной распознавать и классифицировать различные типы плавающих загрязнений. Этот подход позволяет обеспечить более точное и оперативное реагирование на проблемы загрязнения, что критически важно для охраны морской среды и поддержания устойчивости экосистем.

Сбор и анализ данных для обучения моделей глубокого обучения проводился с учетом разнообразия сценариев и условий, в которых могут встречаться данные виды

загрязнений. Это позволило создать многофункциональный и обширный датасет, повышая точность и надежность системы в распознавании различных типов загрязнений. Систематический подход к сбору данных является ключевым для эффективного обучения искусственного интеллекта, что играет важную роль в достижении целей проекта по экологическому мониторингу и охране окружающей среды.

Таким образом, наше исследование вносит значимый вклад в разработку инновационных методов экологического мониторинга, открывая новые возможности для борьбы с морским и прибрежным загрязнением.

## 2. Обзор существующих работ

Рассмотрение различных подходов и алгоритмов, используемых в последних исследованиях, позволяет нам оценить текущее состояние технологий и выявить ключевые тенденции в этой области. Обзор охватывает работы, посвященные проблемам обнаружения мусора в различных средах, включая городские, промышленные и прибрежные зоны, а также исследования, касающиеся применения этих технологий в автономных роботах и умных мусорных баках. Анализируя эти исследования, мы стремимся определить наиболее перспективные направления для дальнейшего развития технологий и методов, применяемых в детектировании мусора.

Исследователи в работе [1] разработали систему обнаружения мусора с использованием моделей обнаружения объектов, которая автоматически определяет и локализует мусор в реальных изображениях и видео. Применялись различные модели, включая EfficientDet-D1 и YOLOv5M, причем YOLOv5M показала наилучшие результаты с mAP@0.5 равной 0.613. Эта работа подчеркивает важность использования ИИ для поддержания чистоты и зеленых пространств.

Авторы в работе [2] предложили алгоритм обнаружения мусора на основе глубокого обучения, использующий YOLOv4 и самообучающуюся стратегию для повышения точности обнаружения. Их подход демонстрирует впечатляющие результаты с mAP 95.36% и временем обнаружения 25 мс на изображение, что делает его пригодным для применения в промышленных сценариях.

В обзоре [3] освещается использование глубокого обучения в детектировании и классификации отходов, анализируя различные модели классификации изображений и обнаружения объектов. Авторы также рассматривают проблемы существующих методов и потенциал для будущих исследований, предоставляя обширный обзор в этой области.

Работа [4] сосредоточена на роботах, обнаруживающих и собирающих мусор, и их прототипах, применяя различные подходы к планированию маршрута и обнаружению мусора с помощью методов обработки изображений и обнаружения объектов, включая YOLOv3 и SSD-MobileNet.

Исследование [5] представляет систему детектирования и классификации мусора для робота-мусорного бака, использующую методы Haar-Cascade, GLCM и HOG в сочетании с SVM для классификации объектов. Эта система показала точность 82,7% в автономных тестах и 63,5% в реальных условиях.

В исследовании [6] разработан эффективный классификатор изображений на основе CNN для обнаружения и идентификации мусора. Использование SqueezeNet, VGG-19 и GoogLeNet показало высокую эффективность обнаружения с точностью до 98.79%.

Изучение существующих работ в области детектирования мусора с использованием глубокого обучения и БПЛА показывает значительный прогресс в этой области.

Применение различных алгоритмов глубокого обучения, таких как YOLO, SSD и CNN, демонстрирует высокую эффективность в обнаружении и классификации различных типов мусора. Однако, несмотря на достигнутые успехи, существующие исследования все еще сталкиваются с рядом ограничений и проблем. К ним относятся необходимость в больших и разнообразных наборах данных для обучения, сложности, связанные с различными условиями освещения и погоды, а также ограниченная способность некоторых моделей адаптироваться к новым типам мусора.

Также важным аспектом является необходимость интеграции этих технологий в реальные системы мониторинга и управления отходами, где они могут столкнуться с дополнительными техническими и эксплуатационными вызовами. Эти недостатки подчеркивают актуальность и важность дальнейших исследований в этой области, направленных на улучшение точности, надежности и универсальности систем детектирования мусора. В частности, исследования, фокусирующиеся на оптимизации алгоритмов для работы в разнообразных и динамически изменяющихся условиях прибрежных зон, остаются весьма перспективными и могут привести к значительным улучшениям в области экологического мониторинга и устойчивого управления отходами.

### 3. Подход к детектированию

#### 3.1. Сбор датасета

В рамках исследования было решено сосредоточиться на детектировании плавающего в воде мусора, который включает в себя различные объекты, такие как покрышки, пластиковые изделия, бытовые отходы и другие виды мусора. Эти объекты представляют угрозу не только для морской фауны и флоры, но и для прибрежных экосистем в целом. Основными локациями для сбора данных стали Анапская лодочная станция и прибрежная зона реки Волга в Астрахани (рис. 1).

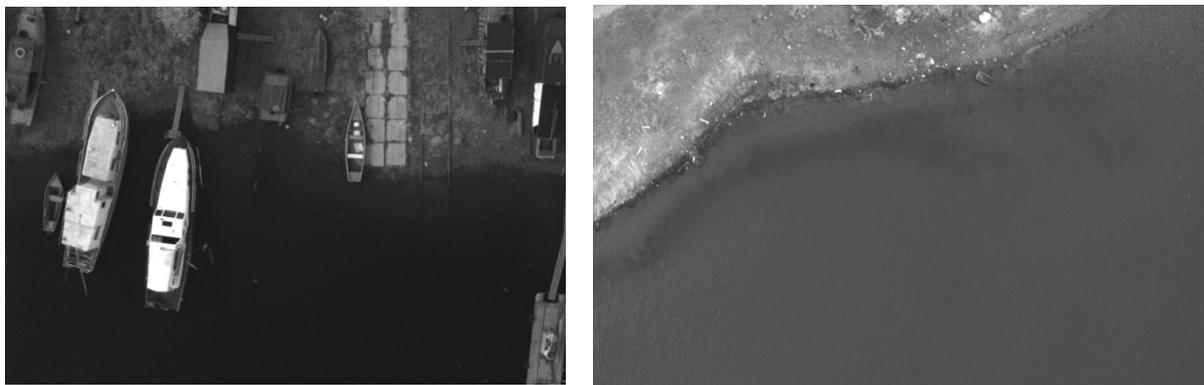


Рис. 1. Примеры мусора на лодочной станции и на побережье Волги.

Важной частью сбора данных было уделять внимание разнообразным объектам мусора, плавающим в воде. Данные были собраны в районах, где вероятность обнаружения подобных загрязнений высока, включая Анапскую лодочную станцию и прибрежную зону Волги в Астрахани. Для категории плавающего мусора было собрано 1256 изображений, что позволило обогатить модель данными для распознавания и классификации различных видов загрязнений. Общий объем собранных данных составил значительное количество, обеспечивая системе возможность адаптироваться и эффективно распознавать разнообразные сценарии экологического загрязнения водных поверхностей.

### 3.2. Выбор архитектуры обучения

В рамках данного проекта по экологическому мониторингу водных поверхностей особое внимание уделялось задаче обнаружения плавающего мусора. Отличаясь от задачи сегментации нефтепродуктов, ключевой акцент в случае с мусором был сделан на детекцию различных объектов, таких как пластиковые изделия и бытовые отходы. Для этой цели были применены технологии компьютерного зрения и методы детекции объектов.

Для обнаружения мусора на водной поверхности была выбрана модель YOLOv8l (рис. 2), последняя разработка в области детекции объектов. Применение этой модели позволяет эффективно анализировать данные, полученные с БПЛА, и выявлять различные типы мусора даже в сложных условиях.

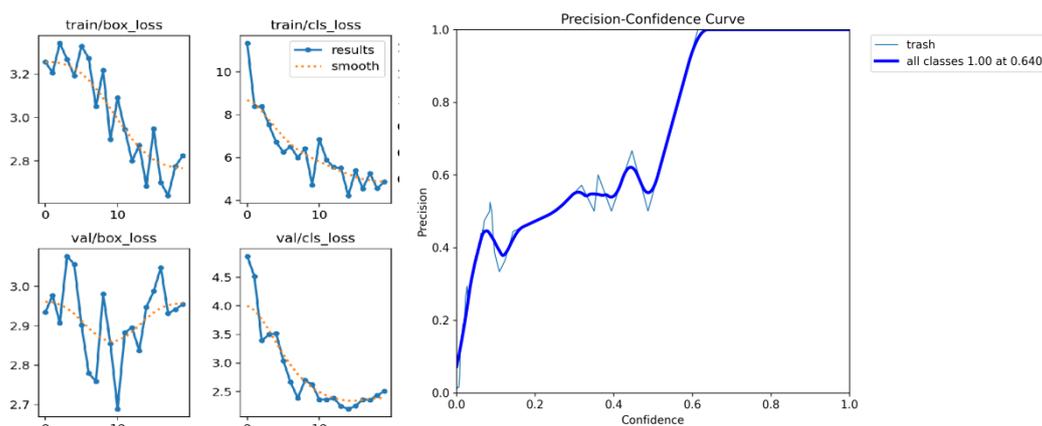


Рис. 2. Графики обучения модели YOLOv8l и точность на валидации.

В дополнение к YOLOv8l, в проекте были рассмотрены и другие модели, включая Faster R-CNN, SSD, RetinaNet и EfficientDet. Эти модели тестировались с разными конфигурациями для определения наиболее эффективного решения задачи детекции мусора. Процесс итеративного тестирования модели YOLOv8l включал настройку параметров обучения, обучение модели, валидацию и сравнение результатов. Это позволило определить оптимальную конфигурацию для достижения наилучшей точности и эффективности.

Для обозначения векторов, матриц допустимо использование других элементов стилистического оформления шрифтов, например не курсивных, жирных букв, шрифта Arial и т.п., по усмотрению авторов.

### 3.3. Результаты эксперимента

Результаты обучения модели YOLOv8l показали точность 0.64 и коэффициент Жаккара 0.86, что свидетельствует о высокой эффективности модели в детекции мусора на водных поверхностях. Ниже представлена таблица с результатами обучения различных моделей для детекции мусора. Из данных видно, что модель YOLOv8l показывает наилучшие результаты по точности и коэффициенту Жаккара. Модель EfficientDet также показала сопоставимые результаты, но YOLOv8l превосходит ее в общей точности. Остальные модели, хотя и показали хорошие результаты, уступают YOLOv8l и EfficientDet в контексте детекции мусора.

Таблица 1. Сравнительный Анализ Моделей.

|                     | Точность (Precision) | Коэффициент Жаккара (Jaccard Index) |
|---------------------|----------------------|-------------------------------------|
| <b>Yolov8l</b>      | 0.640                | 0.86                                |
| <b>Faster R-CNN</b> | 0.59                 | 0.82                                |
| <b>SSD</b>          | 0.57                 | 0.80                                |
| <b>RetinaNet</b>    | 0.61                 | 0.83                                |
| <b>EfficientDet</b> | 0.65                 | 0.85                                |

## 4. Заключение

Заключение данного исследования подчеркивает значительный прогресс в области детектирования мусора в прибрежных зонах с использованием глубокого обучения и беспилотных летательных аппаратов. Систематический сбор данных в различных прибрежных локациях с использованием БПЛА обеспечил создание разнообразного и обширного набора данных для обучения моделей. Выбор и применение модели Yolov8l для задачи детекции мусора на водной поверхности демонстрирует значительное улучшение в точности и эффективности обнаружения, успешно справляясь с идентификацией и классификацией разных видов мусора. Итеративный процесс тестирования и валидации модели позволил определить наиболее эффективную конфигурацию, в результате чего достигнута высокая точность и коэффициент Жаккара.

Эти результаты имеют важное значение для экологического мониторинга и управления отходами. Использование инновационных технологий в детектировании мусора на водных поверхностях открывает новые возможности для эффективного и оперативного реагирования на экологические вызовы, что способствует сохранению биоразнообразия и защите прибрежных экосистем. Дальнейшие исследования могут быть направлены на повышение точности и скорости обработки данных, а также на адаптацию и интеграцию моделей в реальные условия экологического мониторинга. Возможно исследование комбинированных подходов, включающих другие методы глубокого обучения и дополнительные датчики для более детального обнаружения и классификации объектов.

## Список литературы

1. Patel D., Patel F., Patel S., Patel N., Shah D., Patel V. Garbage Detection using Advanced Object Detection Techniques // 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS). Coimbatore, India, 2021. P. 526-531. DOI: 10.1109/ICAIS50930.2021.9395916.
2. Yu L., Pan G., Li M. Garbage Detection Algorithm Based on Deep Learning // 2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Xi'an, China, 2021. P. 469-473. DOI: 10.1109/ITNEC52019.2021.9586894.
3. Abdu H., Mohd Noor M. H. A Survey on Waste Detection and Classification Using Deep Learning // IEEE Access 2022. Vol. 10. P. 128151-128165. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3226682.
4. Chandra S.S., Kulshreshtha M., Randhawa P. Garbage Detection and Path-Planning in Autonomous Robots // 2021 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO). Noida, India, 2021. P. 1-4. DOI: 10.1109/ICRITO51393.2021.9596382.
5. Salimi I., Bayu Dewantara B.S., Wibowo I.K. Visual-based trash detection and classification system for smart trash bin robot // 2018 International Electronics Symposium on Knowledge Creation and Intelligent Computing (IES-KCIC). Bali, Indonesia, 2018. P. 378-383. DOI: 10.1109/KCIC.2018.8628499.
6. Garg N., Das S. An Analysis on Intelligent Garbage Detection using CNN Architecture // 2022 Fourth International Conference on Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology (ICERECT). Mandya, India, 2022. P. 1-6. DOI: 10.1109/ICERECT56837.2022.10060585.