

# Обнаружение запрещенных объектов багажа на основе методов компьютерного зрения

Н.А. Андриянов

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Москва, Россия

naandriyanov@fa.ru

**Аннотация**—В статье рассматривается подход к обработке рентгеновских снимков багажа на основе трансферного обучения нейронной сети YOLO. Показано, что после прунинга модели можно обеспечить ускорение модели без значительной потери качества. В смысле метрики F1-score удалось добиться 86% при уверенности 50%. Тестирование модели на новых данных показало хорошее качество разработанного решения.

**Ключевые слова**— авиационная безопасность, рентгеновские снимки багажа, обнаружение объектов, распознавание образов, прунинг, файн-тюнинг, YOLO

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Одной из критически важных задач, в которой существуют высочайшие требования к качеству решения, является досмотр багажа людей в местах массового скопления. В частности, с помощью специальных сканеров получают рентгеновские снимки багажа пассажиров в аэропорту. По таким снимкам в ручном режиме оператор принимает решение о наличии или отсутствии запрещенных предметов. В случае усталости, потери концентрации, ухудшении зрения оператор свойственны ошибки.

Для помощи в принятии решений можно использовать автоматизированные системы компьютерного зрения. Однако сложности обработки рентгеновских снимков связаны со спецификой регистрируемых изображений. Здесь предметы могут не перекрывать видимость других, а отображаться в полупрозрачном режиме. Тем не менее, для задачи классификации запрещенных и разрешенных предметов хорошо себя зарекомендовали сверточные нейронные сети [1, 2]. Однако наибольший интерес представляет исследование эффективности обнаружения таких объектов. Для оптических изображений разработано множество детекторов [3]. А в работе [4] предложено использовать сверточные нейронные сети в задаче обнаружения объектов в сфере безопасности. В настоящей работе будет рассмотрена модификация нейронной сети YOLO [5] для решения задачи поиска опасных объектов. Предложено ускорение модели с использованием прунинга.

## 2. ОПИСАНИЕ ИСХОДНОГО ДАТАСЕТА

Исследования выполнялись на наборе данных, предоставленных АО «Аэропорт Баратаевка им. Н.М. Карамзина» (г. Ульяновск). Разметка данных

выполнялась в специализированном инструменте CVAT. Рис. 1 демонстрирует рентгеновский снимок из выборки.



Рис. 1. Образец снимка из исходной выборки

Всего было собрано 100 изображений, в которых 52 раза было симулировано появление огнестрельного оружия наряду с другими предметами.

Обучающая выборка составила 80% от исходной. На которых на 41 изображениях были представлены объекты запрещенных классов. Оставшиеся 20 изображений с 11 запрещенными предметами были использованы в качестве тестовой выборки.

Размеченные данные содержали информацию о классе обнаруженного предмета (был только один класс «Gun») и его локализации на изображении, т.е. координаты ограничивающего прямоугольника.

Все изображения были масштабированы до размеров 200 на 200 пикселей. Затем была выполнена нормализация. Использовались все каналы цветности.

## 3. ОБНАРУЖЕНИЕ ЗАПРЕЩЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

Для реализации алгоритма обучения во фреймворке keras было предложено использовать технологию трансферного обучения. В качестве базовой модели использовалась сеть YOLOv3. На выходной слой были добавлены нейроны для определения наличия и

отсутствия запрещенных предметов. А также были добавлены слои регуляризации DropOut с вероятностью 20%. В качестве функции потерь использовалась стандартная функция потерь для задач детекции объектов, учитывающая классификацию объектов и регрессию координат. Скорость обучения составила 0,0001.

При инференсе, т.е. получении прогнозов рамок и классов объектов, модели были выбраны такие важные параметры как метрика пересечения-объединения IoU и уверенность прогноза запрещенного объекта. Для оценки качества модели оба параметра были установлены в 50%.

Таким образом, в первой модели использованы все выученные связи между нейронами. Во втором варианте был произведен прунинг (удаление связей) между некоторыми нейронами модели.

Для оценки эффективности были использованы метрики mAP (средняя точность), mAR (средняя полнота) и F1-score (комплексующая точность и полноту). Однако следует отметить, что они применялись к одноклассовому обнаружению. Для тестовых данных mAP составила 90,0%. Таким образом, было верно обнаружено 9 запрещенных объектов и произошло 1 ложное срабатывание. Полнота составила 81,8%, поскольку 2 объекта из 11 было пропущено.

Аналогичные исследования были проведены и для модели после прунинга. Сравнительные результаты представлены в таблицах 1 и 2.

Таблица I. ЭФФЕКТИВНОСТЬ ОБНАРУЖЕНИЯ

Модель	mAP	mAR	F1-score
YOLO	0,90	0,818	0,857
YOLO + Pruning	0,75	0,818	0,783

Анализ результатов, представленных в таблице 1 позволяет сделать вывод, что прунинг модели приводит к увеличению ложных срабатываний. Однако важная метрика полноты (доля обнаруженных запрещенных предметов) остается такой же, как и в базовой модели.

Таблица II. СКОРОСТЬ ОБНАРУЖЕНИЯ

Модель	FPS (Кадров в секунду)
YOLO	3,82
YOLO + Pruning	6,31

Из таблицы 2 видно, что прунинг обеспечивает повышение производительности на 65%. Следует отметить, что вычисления скорости производились на базе процессора Intel core i5 9400f.

На (Рис. 2) показан пример работы разработанного решения с использованием базовой модели.

Анализ результатов обработки показывает, что модель вполне уверенно определяет опасные предметы. Отметим, что в случае с прунингом вероятность будет составлять 87,4%.

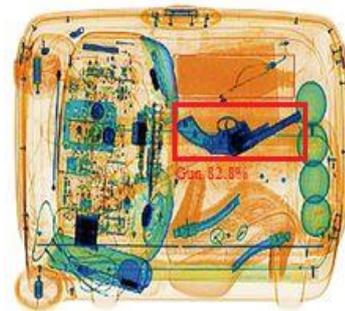


Рис. 2. Результат обнаружения запрещенных предметов

#### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для актуальной задачи обнаружения запрещенных предметов по снимкам багажа было разработано решение с использованием сверточной нейронной сети YOLOv3. Удалось добиться полноты обнаружения на уровне 82%. Применение прунинга весов не приводит к потерям по полноте, однако снижает точность модели. Вместе с тем, после прунинга скорость обработки возрастает более, чем в 1,5 раза. В будущем планируется исследование на базе моделей YOLO нового поколения, а также дополнительные методы по оптимизации работы детектора. Поскольку объем исходной выборки был достаточно малый, то в будущих исследованиях планируется выполнить аугментацию данных.

#### БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при поддержке Совета по грантам Президента Российской Федерации в рамках реализации Проекта по Стипендии Президента РФ молодым ученым и аспирантам № СП-3738.2022.5.

#### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Andriyanov, N. Analysis of the pattern recognition efficiency on non-optical images / N. Andriyanov, A. Gladkikh, V. Dementiev // Proceedings - Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology, USBEREIT 2021. – 2021. – P. 319-323.
- [2] Andriyanov, N. Optimization and Benchmarking of Convolutional Networks with Quantization and OpenVINO in Baggage Image Recognition / N. Andriyanov, G. Papakostas // 2022 VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT), IEEE Xplore. – 2022. – P. 1-4. DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848757.
- [3] Андриянов, Н.А. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet / Н.А. Андриянов, В.Е. Деметьев, А.Г. Ташлинский // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, № 1. – С. 139-159. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
- [4] Sun, F. Multi-Object Detection in Security Screening Scene Based on Convolutional Neural Network / F. Sun, Zh. Xiangfeng, L. Yunzhong, J. Hong // Sensors. – 2022. – Vol. 22(20). – P. 7836 DOI: 10.3390/s22207836.
- [5] Andriyanov, N.A. Development of a Productive Transport Detection System Using Convolutional Neural Networks / N.A. Andriyanov, V.E. Dementiev, A.G. Tashlinskiy // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2022. – Vol. 32(3). – P. 495-500. – DOI: 10.1134/S105466182203003.