

ПРИМЕНЕНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ БЕЗОПАСНОСТИ

А. А. Гулицкий, Э.А. Чернявская

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
antongoulitski@gmail.com*

В работе рассматриваются вопросы, связанные с задачей обнаружения объектов в системах безопасности. С помощью разработанного метода, на базе созданного набора данных, была обучена нейросетевая модель на основе архитектуры YOLOv5, способная осуществлять детектирование угроз в режиме реального времени с точностью 87%.

Ключевые слова: *обнаружение объектов, глубокое обучение, YOLOv5, свёрточные нейронные сети, безопасность.*

ВВЕДЕНИЕ

Задача обнаружения объектов – одна из фундаментальных проблем в области компьютерного зрения и обработки изображений. Данная задача состоит в обнаружении экземпляров объектов определенного класса в цифровых изображениях и видео с помощью определённых признаков данного класса. Быстрый рост вычислительных средств и их производительности активно стимулирует развитие методов детектирования, которые используются в системах обнаружения и сопровождения объектов, охранных системах, системах машинного зрения, медицинской диагностики, промышленности и т. п. [1].

В настоящее время обнаружение объектов становится неотъемлемой частью многих систем контролирующей безопасность. В особенности это касается обнаружения различных типов угроз в багаже и личных вещах на пропускных пунктах. В связи с высокой пропускной способностью отдельных пунктов досмотра, возможным снижением внимания операторов, сложностью быстрого анализа снимков, системы автоматического поиска угроз являются необходимыми для поддержания безопасности. Разнообразие методов и скорость их обновления требует анализа возможности их адаптации и усовершенствования для решения задач идентификации объектов в режиме реального времени.

Таким образом, цель данной работы состоит в разработке метода обнаружения объектов в реальном времени на основе архитектуры YOLOv5 с возможностью интеграции его в систему безопасности для идентификации угроз.

ОБУЧЕНИЕ И СНЯТИЕ МЕТРИК ДЛЯ МЕТОДА ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

В качестве объектов для детектирования было выбрано следующее: ножи, огнестрельное оружие, патроны. Выбор обусловлен тем, что данные классы объектов являются классическими угрозами в системах безопасности и имеют множество моделей, облегчающих сбор данных по ним (таблица 1).

Для обучения была выбрана архитектура YOLOv5 [2], основные достоинства данной архитектуры описаны в [3 – 5]. Выбор был обусловлен высокой производительностью модели, которая является определяющим фактором в системах досмотра, так как оператору требуется принимать решения в реальном времени. Модель была улучшена благодаря результатам из [6, 7].

Используемый при обучении набор данных был собран с помощью багажного сканера вручную и имел следующее распределение объектов по классам:

Таблица 1

Распределение объектов в наборе данных

Класс	Количество снимков	Количество объектов
Ножи	6439	13548
Оружие	4395	9110
Патроны	1954	6599

В целях уменьшения дисбаланса в объемах классов, который может негативно сказаться на результатах обучения, была проведена аугментация данных. Для пополнения малочисленных классов были получены (с помощью аффинных преобразований) дополнительные изображения их объектов. Из изображений класса ножей так же были исключены изображения, с высоким уровнем шума либо другими артефактами, которые могли бы снизить точность детектирования.

Обучение было проведено на графическом процессоре с использованием *CUDA*, количество эпох равнялось 300 с *batch size* 8. Общее время обучения заняло 119 часов со следующими результатами (таблица 2):

Таблица 2

Метрики качества на тестовом наборе данных

Метрика	Значение
<i>Precision</i>	0,931
<i>Recall</i>	0,943
<i>mAP</i>	0,954

ТЕСТИРОВАНИЕ И ИНТЕГРАЦИЯ МЕТОДА

В процессе тестирования метода определения опасных объектов с помощью багажных сканеров он сравнивался с аналогичным методом (*EyeFox*), представленным фирмой *Neural Guard* [8]. Снимки для итогового тестирования были получены отдельно и независимо, соответственно, тестовый набор данных отличался от того, на чем изначально проводилось обучение. Данные для тестов включали в себя 127 снимков с различными конфигурациями угроз на них. В результате сравнения были получены следующие значения метрик (таблица 3):

Таблица 3

Результаты итогового тестирования

Метрика	Adani (точность, %)	Neural Guard (точность, %)
Ножи	89,14	79,46
Оружие	91,65	83,86
Патроны	83,17	86,92
Все	87,39	82,56

На рисунке 1 ниже представлен один из примеров работы метода обнаружения объектов в реальном времени на основе архитектуры YOLOv5 с возможностью интеграции его в систему для идентификации угроз.

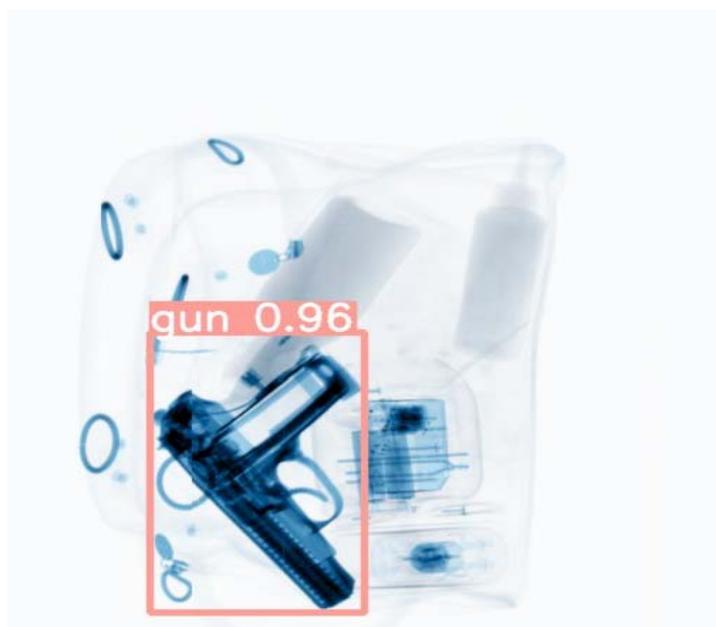


Рис.1 Пример детектирования пистолета

Созданное решение предназначено для использования в линейке багажных сканеров компании ЗАО “ЛИНЕВ АДАНИ”. Достигнутая точность определения угроз не хуже 0,87 при скорости отработки на графическом процессоре ~0,08 сек.

Предложенный метод был успешно интегрирован в линейку сканеров BV и в данный момент успешно используется на Тульском оружейном заводе с целью детектирования составных частей производимой продукции.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Agarwal S., Terrail J.O., Jurie F. Recent Advances in Object Detection in the Age of Deep Convolutional Neural Networks [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1809.03193>. – Дата доступа: 12.03.2022.
2. Аксау С., Kundegorski M. E., Willcocks C.G., Breckon T. P. Using Deep Convolutional Neural Network Architectures for Object Classification and Detection Within X-Ray Baggage Security Imagery [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/323563051_Using_Deep_Convolutional_Neural_Network_Architectures_for_Object_Classification_and_Detection_Within_X-Ray_Baggage_Security_Imagery – Дата доступа: 12.03.2022.
3. Ultralytics YOLOv5 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/ultralytics/yolov5>. – Дата доступа: 12.03.2022.
4. Гулицкий, А. А., Чернявская, Э. А. Применение свёрточных нейронных сетей для задачи детектирования объектов в реальном времени // Компьютерные технологии и анализ данных (СТДА’2020): материалы II Междунар. науч.-практ. конф., Минск, 23–24 апр. 2020 г. / Белорус. гос. ун-т ; редкол.: В. В. Скакун (отв. ред.) [и др.]. – Минск: БГУ, 2020. – С. 181-185.
5. Benjdira B., Khursheed T., Koubaa A. et al. Car Detection using Unmanned Aerial Vehicles: Comparison between Faster R-CNN and YOLOv3 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8658300> – Дата доступа: 12.03.2022.
6. Md. Rokebul Islam, Nafis ibn Shahid, Dewan Tanzim ul Karim et al. An efficient algorithm for detecting traffic congestion and a framework for smart traffic control system [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7423566> – Дата доступа 17.03.2022.
7. Shaji Thorn Blue, M. Brindha Edge detection based boundary box construction algorithm for improving the precision of object detection in YOLOv3 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8944852> – Дата доступа: 12.03.2022.
8. Neural Guard Automated Detection [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.neuralguard.com/>. – Дата доступа: 12.03.2022.