

Детектирование дорожных знаков на основе нейросетевой модели YOLO

Д.В. Никитин, И.С. Тараненко, А.В. Катаев.

Волгоградский государственный университет

Аннотация: Данная статья представляет исследование, посвященное применению нейросетевой модели YOLOv8 для обнаружения дорожных знаков. В ходе исследования была разработана и обучена модель на основе YOLOv8, которая успешно детектирует дорожные знаки в реальном времени.

Статья также представляет результаты экспериментов, в которых модель YOLOv8 сравнивается с другими широко используемыми методами обнаружения знаков.

Полученные результаты имеют практическую значимость в области безопасности дорожного движения, предлагая инновационный подход к автоматическому обнаружению дорожных знаков, что способствует улучшению контроля скорости и снижению аварийности на дорогах.

Ключевые слова: машинное обучение, дорожные знаки, сверточные нейронные сети.

Введение

Традиционные методы контроля скорости, основанные на визуальном обнаружении дорожных знаков, часто требуют значительных усилий и затрат времени. Однако с развитием глубокого обучения и нейросетевых моделей появились новые перспективы в области автоматического обнаружения знаков.

Существует большое количество моделей сверточных нейронных сетей, упоминаемых в научных работах под номерами [1-3].

Преимуществами нейросетевых методов распознавания объектов на изображениях являются их доступная стоимость, быстрота и надежность в распознавании, способность обрабатывать искаженные и зашумленные изображения, а также возможность работы на маломощных вычислительных устройствах [4, 5].

К недостаткам можно отнести необходимость наличия достаточного объема исходных данных для анализа, а также сложность выбора подходящей архитектуры нейронной сети и продолжительность процесса обучения [4, 6].

В данной статье мы представляем исследование, направленное на разработку и применение нейросетевой модели YOLOv8 для детектирования дорожных знаков. YOLOv8 – это последняя версия популярной модели, которая отличается высокой точностью и эффективностью в задачах обнаружения объектов.

Примеры использования сверточных нейронных сетей для обработки изображений представлены в [7, 8].

Описание набора данных

Для обучения модели CNN был использован набор данных Traffic Signs Dataset in YOLO format – это набор данных, который используется для решения задач по детектированию и классификации дорожных знаков.

Набор данных состоит из 741 фотографии участков дорог с дорожными знаками в формате JPG, с высоким разрешением 1360x800 пикселей. Фотографии были сделаны в разное время суток, года и погоду, что делает этот набор данных более разнообразным и репрезентативным.

Каждому изображению в наборе данных соответствует файл аннотации в формате txt, содержащий информацию о координатах и классе каждого обнаруженного на изображении дорожного знака.

Аннотация в данном наборе данных использует четыре категории дорожных знаков:

1. Запрещающие знаки;
2. Предупреждающие знаки;
3. Предписывающие знаки;
4. Все остальные дорожные знаки.

На рисунке 1 продемонстрировано распределение классов в нашем наборе данных.

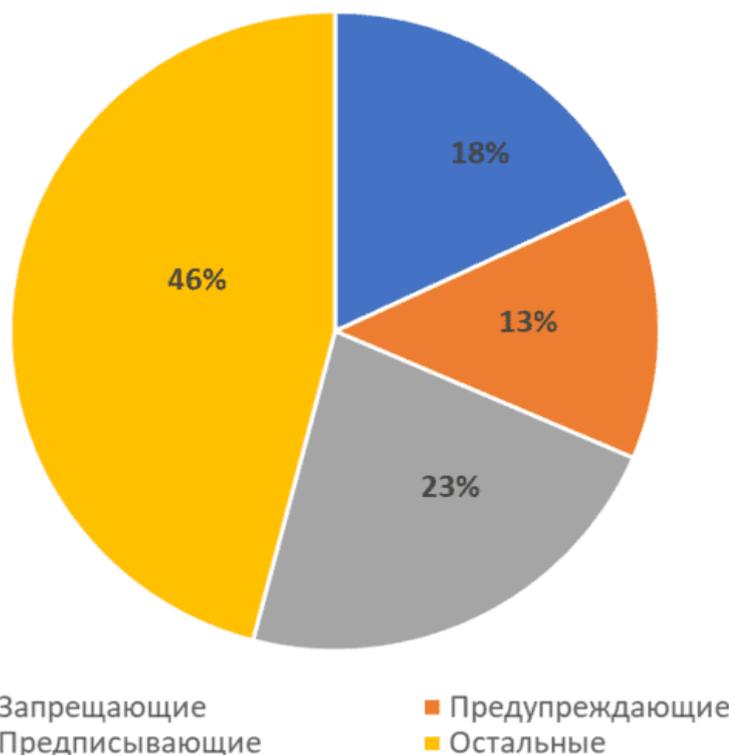


Рис. 1. – Распределение классов в обучающем наборе

Создание модели CNN

YOLO (You Only Look Once) – это одноступенчатый алгоритм обнаружения объектов с открытым исходным кодом, являющийся одним из самых популярных архитектур для распознавания объектов в реальном времени [9]. YOLO основан на глубоких сверточных нейронных сетях (CNN), и использует алгоритмы обработки изображений, и машинного обучения для обнаружения объектов на изображениях.

YOLO отличается от альтернативных методов обнаружения объектов своими преимуществами. В отличие от подходов, использующих ограничивающие рамки и области (например, R-CNN), YOLO оперирует с полным кадром как в процессе обучения, так и в процессе тестирования. Это позволяет ему получать более полную контекстную информацию о распознанных классах объектов [10].

Принцип работы YOLO в распознавании дорожных знаков заключается в следующих шагах:

1. Подготовка данных. Входное изображение разбивается на сетку ячеек фиксированного размера. Каждая ячейка ответственна за обнаружение объектов, центр которых попадает в данную ячейку;

2. Препроцессинг изображения. Изображение дорожного знака подвергается нескольким этапам препроцессинга. Сначала изображение масштабируется до заданного размера, затем происходит нормализация пикселей, чтобы значения находились в диапазоне от 0 до 1;

3. Обнаружение объектов. Сверточные слои применяются для извлечения признаков изображения, которые затем подаются на полносвязный слой для классификации и определения ограничивающих рамок, которые содержат определенный объект с определенной вероятностью;

4. Пост-обработка. Используя результаты классификации и ограничивающих рамок, происходит фильтрация и устранение ложных срабатываний;

5. Отображение результатов. Получение рамки и класса объекта.

Для обучения модели, были использованы уже предобученные веса yolov8x, которые имеют 68,2 миллиона параметров, при этом обучение проходило на 25 эпохах с размером изображения 640x640px. Результаты прохождения обучения предоставлены на рисунке 2.

Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50	mAP50-95): 100% 2/2 [00:02<00:00, 1.05s/it]
all	88	132	0.988	0.915	0.982	0.828
trafficlight	88	19	0.989	0.789	0.958	0.671
stop	88	10	0.978	0.9	0.978	0.915
speedlimit	88	81	0.987	1	0.995	0.921
crosswalk	88	22	1	0.972	0.995	0.807

Speed: 1.7ms preprocess, 10.2ms inference, 0.0ms loss, 1.6ms postprocess per image

Рис. 2. – Результаты прохождения обучения

В процессе обучения модели YOLOv8 было установлено, что по сравнению с другими методами детектирования обученных она обладает высокой точностью обнаружения объектов на нашем наборе данных. В

частности, YOLOv8 достигает точности обнаружения на уровне 98,2% по метрике mAP50.

Таблица 1 представляет сравнительный анализ моделей детектирования.

Таблица 1 – Сравнение моделей для детектирования

Метод	Точность (mAP50)
YOLOv5	0,944
YOLOv7	0,945
YOLOv8	0,982
RetinaNet	0,953

Тестирование модели

По результатам обучения точность представленной модели равна 98,2%.

На рисунке 3 предоставлены результаты обучения модели.

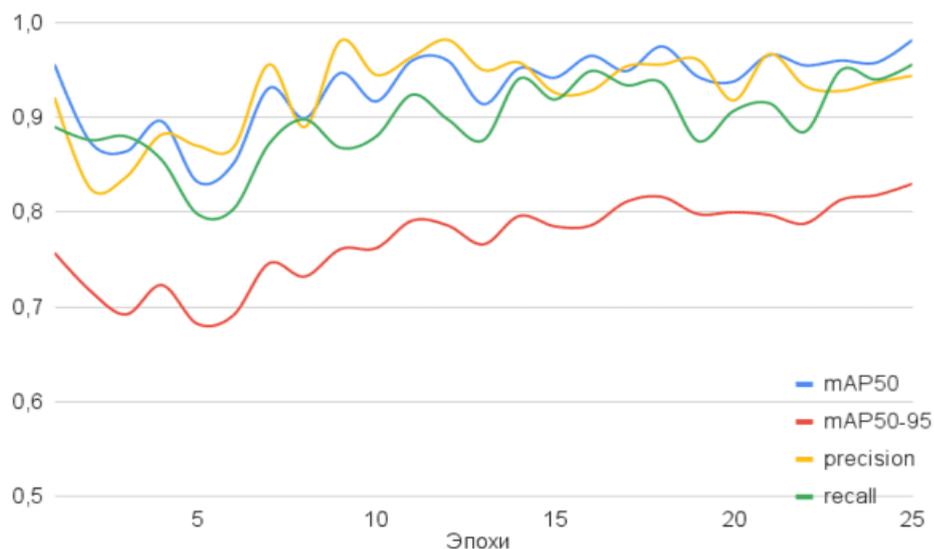


Рис. 3. – Результаты обучения

Для оценки эффективности обученной модели было проведено тестирование с использованием камеры смартфона Huawei Nova 10 разрешением 50 Мп. В рамках тестирования была осуществлена видеофиксация знаков дорожного движения. Для обеспечения надлежащей

чистоты эксперимента, движение транспортного средства при проведении тестирования производилось с соблюдением правил дорожного движения.

Тестирование проводилось в два этапа:

1. 12 мая 2023 года в ночное время суток;
2. 12 мая 2023 года в условиях облачной погоды.

На каждом этапе съемка продолжалась в течение 2 часов.

На рисунке 4 представлен пример детектирования дорожных знаков. Слева показаны фотографии с места обнаружения знаков, а справа - соответствующие искомые знаки, которые нужно было распознать. Эти примеры помогут наглядно оценить процесс распознавания дорожных знаков.



Рис. 4. – Пример детектирования дорожного знака

В ходе проведения тестирования было обнаружено, что модель YOLOv8 эффективно детектировал все дорожные знаки, по мере их приближения.

Заключение

В данной статье было проведено исследование, в котором использовалась нейросетевая модель YOLOv8 для обнаружения знаков, дорожных знаков на дорогах. Разработанная и обученная модель на основе YOLOv8 успешно детектируют знаки дорожного движения.

Результаты обучения подтверждают превосходство модели YOLOv8 по сравнению с другими методами детектирования дорожных знаков.

Полученные результаты имеют практическую значимость в области безопасности дорожного движения. Использование инновационного подхода автоматического обнаружения дорожных знаков, предлагаемого моделью YOLOv8, может способствовать улучшению контроля скорости, внимательности и снижению аварийности на дорогах.

Литература

1. Деменкова Т.А., Шпиева Е.В. Построение моделей сверточной нейронной сети для решения задач распознавания образов // Научно-технический вестник Поволжья. 2020. №5. С. 76-79.
2. Матвеев Д.А., Петруничева А.С. Разработка модели сверточной нейронной сети для классификации российских дорожных знаков // Политехнический молодежный журнал. 2020. №9(50). С. 2-9.
3. Симанков В.С., Теплоухов С.В. Аналитическое исследование методов и алгоритмов искусственного интеллекта // Вестник адыгейского государственного университета. Серия 4: естественно-математические и технические науки. 2020. № 3(266). С. 16-25.
4. Сабиров А.И., Катасёв А.С., Дагаева М.В. Нейросетевая модель распознавания знаков дорожного движения в интеллектуальных транспортных системах // Компьютерные исследования и моделирование. 2021. №2. С. 429-435.

5. Катасёв А.С., Фаттахов Н.И. Нейросетевые модели обнаружения и классификации знаков дорожного движения // Вестник технологического университета. 2023. №3. С. 79-84.

6. Альдарф А., Шакер А. Сравнение скорости и точности обучения сверточных нейронных сетей реализованных на TensorFlow и Visual Studio Cuda на GPU // Инновационный потенциал развития науки в современном мире. 2022. С. 6-12.

7. Евсин В.А., Широбокова С.Н., Жжонов В.А., Евсина В.А. Моделирование и реализация процесса распознавания знаков дорожного движения при определении ситуации на дороге с помощью искусственных нейронных сетей // Инженерный вестник Дона. 2022. №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2022/7587.

8. Евсин В.А., Широбокова С.Н., Жжонов В.А., Евсина В.А. Моделирование и реализация процесса определения дорожных объектов с применением аппарата сверточных сетей RetinaNet // Инженерный вестник Дона. 2022. №7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2022/7786.

9. Дьяченко А.А., Гущина О.М. Анализ этапов развития одноступенчатых детекторов объектов на основе YOLO // Информационные технологии в моделировании и управлении: подходы, методы, решения. 2022. С. 427-435.

10. Аксютин М.С., Гончарук С.Е. Распознавание объектов в видеопотоке при помощи алгоритма YOLO и технологии openface // Научно-техническое творчество аспирантов и студентов. 2018. С. 208-211.

References

1. Demenkova T.A., Shpieva E.V. Nauchno-texnicheskij vestnik Povolzh`ya. 2020. №5. pp. 76-79.

2. Matveev D.A., Petrunicheva A.S. Politexnicheskij molodezhny`j zhurnal. 2020. №9(50). pp. 2-9.



3. Simankov V.S., Teplouxov S.V. Vestnik ady`gejskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 4: estestvenno-matematicheskie i texnicheskie nauki. 2020. № 3(266). pp. 16-25.
4. Sabirov A.I., Katasyov A.S., Dagaeva M.V. Komp`yuterny`e issledovaniya i modelirovanie. 2021. №2. pp. 429-435.
5. Katasyov A.S., Fattaxov N.I. Vestnik texnologicheskogo universiteta. 2023. №3. pp. 79-84.
6. Al`darf A., Shaker A. Innovacionny`j potencial razvitiya nauki v sovremennom mire. 2022. pp. 6-12.
7. Evsin V.A., Shirobokova S.N., Zhzhonov V.A., Evsina V.A. Inzhenernyj vestnik Dona. 2022. №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2022/7587.
8. Evsin V.A., Shirobokova S.N., Zhzhonov V.A., Evsina V.A. Inzhenernyj vestnik Dona. 2022. №7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2022/7786.
9. D`yachenko A.A., Gushhina O.M. Informacionny`e texnologii v modelirovanii i upravlenii: podxody`, metody`, resheniya. 2022. pp. 427-435.
10. Aksyutina M.S., Goncharuk S.E. Nauchno-texnicheskoe tvorchestvo aspirantov i studentov. 2018. pp. 208-211.