

## ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОБНАРУЖЕНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ЭЛЕМЕНТОВ ДОРОЖНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ

**Ворсин Д.П.** (филиал МАГУ в г. Апатиты), **Родионов В.В.** (филиал МАГУ в г. Апатиты)  
**Научный руководитель** – кандидат технических наук, **Тоичкин Н.А.**  
(филиал МАГУ в г. Апатиты.)

**Введение.** Одна из главных функций работы системы автоматического вождения состоит в мониторинге дорожной ситуации, одним из аспектов, которого является задача детектирования и классификации изображений на дорожных знаках. Для решения данной задачи в работе рассматривается применение ряда методов машинного обучения, и в качестве оптимального решения предлагается использовать сверточную нейронную сеть, заданной архитектуры. Создание и алгоритмическая проработка подобных систем в настоящее время актуальны, так как внедрение автоматизированных систем и применение безлюдных технологий в сфере автомобильных перевозок требуют повышенных требований к надежности и безопасности всех участников дорожного движения.

**Основная часть.** Изучив возможные варианты построения архитектур нейронных сетей [1, 2] было принято решение для поставленной задачи детектирования дорожных знаков и классификации изображений на них, использовать обученную сверточную нейронную сеть, использующую архитектуру YOLOv7 [3].

В качестве альтернативы применения сверточной нейронной сети, в работе рассматривался метод градиентного бустинга для решения задачи классификации [4]. В этом алгоритме применяется ансамблевое обучение, которое состоит в построении более сильной и точной модели с использованием коллекции более слабых моделей. Данным алгоритмом была протестирована гипотеза получения адекватного решения, с использованием меньших вычислительных мощностей, так как в ряде задач, он является достойной альтернативой нейронным сетям и к тому же требует меньше ресурсов. Однако после проведения ряда экспериментов было принято решение отказаться от данного метода, так как он продемонстрировал, хоть и более быстрый процесс обучения модели, но низкую точность по сравнению со сверточной нейронной сетью. Модель градиентного бустинга продемонстрировала точность на уровне 40-50% а сверточная нейронная сеть, в свою очередь, обладает точностью 80-90% в зависимости от данных поданных на вход нейросети.

Выбирая программные средства реализации разрабатываемой системы, были проанализированы некоторые основные системы и библиотеки машинного обучения для создания нейронных сетей. Среди рассмотренных средств: Cascade trainer GUI, Caffe, MXNet, Chainer, Microsoft Cognitive Toolkit, Torch, Tensorflow + Keras.

При разработке нейронной сети для обучения используется доработанный набор данных RTSD [5]. На каждом изображении в наборе данных выделяются границы объектов, которые необходимо обнаружить и классифицировать, и на каждый выделенный участок присваивается класс, при этом ограничений по размеру или формату для изображений в наборе данных не имеется.

Созданная нейронная сеть представляет собой последовательную модель из повторения двух слоев свертки и слоя пулинга (максимального) и нескольких полносвязных слоев. В нейросети применяются функции активации relu, softmax и пакетной нормализации dropout.

Для ускорения процесса обучения модели нейронной сети в несколько раз, были использованы мощности GPU. Для увеличения точности модели нейронной сети производится дополнительное обучение на новых данных, созданных с помощью генератора. Данный

генератор с помощью различных изменений, имеющихся данных из тестовой и обучающей выборки, позволяет расширить набор данных генерируя новые изображения.

Разработанная нейронная сеть позволяет добавить новые классы объектов для распознавания (новых дорожных знаков, которых нет в наборе данных).

Представленное в работе решение не требует существенных затрат на разработку, но потребует траты связанных со временем, а именно обучение нейронной сети и подготовкой набора данных (выделение объекта и обозначение его класса на изображении).

Представленное в работе решение не требует существенных затрат на разработку ввиду использования стандартных средств и библиотек, но может потребовать дополнительного времени на обучение нейронной сети и подготовку набора данных (выделение объекта и обозначение его класса на изображении). Также добавление новых классов объектов (новых дорожных знаков), потребует дополнительного обучения модели, но благодаря использованию GPU, позволит ускорить процесс в несколько раз, по сравнению с обучением нейронной сети на CPU.

**Выводы.** Проведен анализ существующих решений, подготовлен набор данных и произведено обучение нейросетевой модели. Рассмотрены и изучены альтернативы нейронным сетям, а именно деревья решений и метод градиентного бустинга над композицией деревьев.

#### **Список использованных источников:**

1. Kutuzova, M. O. Research On The Architecture Of A Convolutional Neural Network For Image Recognition / M. O. Kutuzova, D. A. Krutko // Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации. – 2021. – No. 20. – P. 39-42. – EDN OERORH.
2. Дьяченко, А. А. Анализ этапов развития одноступенчатых детекторов объектов на основе YOLO / А. А. Дьяченко, О. М. Гущина // Информационные технологии в моделировании и управлении: подходы, методы, решения: V Всероссийская научная конференция с международным участием: сборник материалов, Тольятти, 20–22 апреля 2022 года / Отв. за выпуск Е.В. Панюкова. – Тольятти: Тольяттинский государственный университет, 2022. – С. 427-435. – EDN KTZCAN.
3. Репозиторий YOLOv7 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://github.com/WongKinYiu/yolov7> (дата обращения 01.02.2023)
4. Gradient Boosting In Classification: Not a Black Box Anymore! [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://blog.paperspace.com/gradient-boosting-for-classification/> (дата обращения 01.02.2023)
5. Russian Traffic Sign Database (RTSD) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/watchman/rtsd-dataset> (дата обращения 01.02.2023)