

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ В ЗАДАЧАХ АНАЛИЗА
ДОРОЖНОГО ТРАФИКА**

**Вувуникян Юрий Микиртычевич, профессор кафедры
фундаментальной и прикладной математики
Черник Дмитрий Анатольевич, студент
Гродненский государственный университет имени Янки Купалы,**

**NEURAL NETWORK-BASED TRAFFIC SIGN RECOGNITION IN ROAD TRAFFIC
ANALYSIS TASKS**

**Vuvunikyán Yuri, Professor of the Department of Fundamental and Applied Mathematics,
vuv64@mail.ru,
Chernik Dmitry, student, Chernikddd21@mail.ru
Yanka Kupala Grodno State University**

Аннотация. В статье рассматривается задача распознавания дорожных знаков как одного из ключевых этапов анализа дорожного трафика на основе методов компьютерного зрения. Обоснована целесообразность применения нейросетевых методов детекции объектов для обработки дорожных сцен. Рассмотрены особенности использования сверточных нейронных сетей и архитектур семейства YOLO для распознавания дорожных знаков. Описан программный прототип системы, ориентированной на обнаружение дорожных знаков на изображениях.

Ключевые слова: компьютерное зрение, дорожный трафик, дорожные знаки, нейронные сети, детекция объектов, YOLO, интеллектуальные транспортные системы.

Abstract. The article considers traffic sign recognition as one of the key stages of road traffic analysis based on computer vision methods. The relevance of applying neural network object detection methods for road scene processing is substantiated. The features of using convolutional neural networks and YOLO family architectures for traffic sign recognition are discussed. A software prototype focused on traffic sign detection in images is described.

Keywords: computer vision, road traffic, traffic signs, neural networks, object detection, YOLO, intelligent transport systems.

Анализ дорожного трафика является одной из наиболее востребованных задач компьютерного зрения в транспортной сфере. Его практическая значимость определяется необходимостью автоматического наблюдения за дорожной обстановкой, получения объективной информации о транспортном потоке и повышения оперативности обработки визуальных данных. В отличие от задач классификации отдельных изображений, анализ дорожной сцены предполагает работу с несколькими объектами одновременно, причем эти объекты могут различаться по размеру, форме, положению и степени видимости. Особую сложность представляет распознавание дорожных знаков, поскольку они часто являются малыми объектами, расположенными на значительном расстоянии от камеры и наблюдаемыми на фоне визуально насыщенной городской среды.

Классические методы обработки изображений, основанные на анализе цвета, формы, контуров и текстурных признаков, могут давать приемлемый результат только в ограниченных и хорошо контролируемых условиях. Однако при изменении освещенности, масштаба, ракурса наблюдения и фона их устойчивость снижается. Кроме того, подобные методы требуют ручного выбора признаков, что ограничивает их адаптивность при работе с реальными дорожными сценами. По этой причине в современных исследованиях и прикладных системах все более широкое применение получают нейросетевые методы, позволяющие автоматически извлекать признаки из данных и использовать их для классификации и локализации объектов [1].

Базой большинства современных визуальных моделей являются сверточные нейронные сети. Их принципиальная особенность заключается в работе с изображением как с пространственно организованной структурой. Последовательное применение сверток позволяет формировать иерархию признаков: от простых границ и локальных текстур до более сложных визуальных шаблонов, соответствующих частям и целостным объектам. Для задач дорожного анализа это особенно важ-

но, поскольку один и тот же дорожный знак может наблюдаться в различных масштабах, под разными углами и в условиях частичного перекрытия. Следовательно, использование CNN позволяет повысить устойчивость системы к вариативности реальных условий съемки [1].

В задачах распознавания дорожных знаков нейросетевые методы обычно используются в двух основных вариантах. Первый вариант предполагает классификацию уже выделенного изображения знака. В этом случае модель получает на вход фрагмент, содержащий один объект, и определяет его класс. Такой подход обеспечивает высокую точность, но требует предварительной локализации знака. Вторым вариантом связан с применением детекторов объектов, которые одновременно определяют положение знака в кадре и выполняют его классификацию. Для анализа полной дорожной сцены второй вариант является более практичным, поскольку позволяет работать с целым изображением без ручного выделения области интереса [4].

С точки зрения архитектуры современные детекторы объектов можно разделить на двухэтапные и одноэтапные. В двухэтапных моделях сначала формируются области-кандидаты, в которых потенциально могут находиться объекты, а затем выполняется их классификация и уточнение координат ограничивающих рамок. Классическим примером такого подхода является Faster R-CNN. В данной архитектуре используется Region Proposal Network, которая совместно использует сверточные признаки с детектором и позволяет эффективно генерировать предложения областей. Достоинством двухэтапных моделей является высокое качество локализации, что особенно важно при работе с малыми объектами. Вместе с тем такие архитектуры требуют больших вычислительных затрат и менее удобны для обработки видеопотока в режиме, близком к реальному времени [2].

Альтернативой выступают одноэтапные детекторы, в которых поиск объекта и его классификация выполняются за один проход нейронной сети по изображению. Наиболее известным представителем данного направления является YOLO. В этой архитектуре детекция формулируется как единая регрессионная задача от изображения к координатам ограничивающих рамок и вероятностям классов. Главным преимуществом YOLO является высокая скорость обработки, что делает данное семейство моделей особенно привлекательным для транспортных задач. Вместе с тем для одноэтапных моделей характерна повышенная чувствительность к малым объектам, что необходимо учитывать при распознавании дорожных знаков на общих планах дорожной сцены [3].

В рамках данной работы нейросетевой подход рассматривается как основа для построения программного прототипа системы распознавания дорожных знаков в задачах анализа дорожного трафика. Практическая часть исследования была ориентирована на реализацию модуля распознавания знаков на изображениях дорожной сцены. Для этого использовалась архитектура семейства YOLO, позволяющая выполнять обнаружение объектов на полном изображении и формировать на выходе ограничивающие рамки, классы объектов и оценки уверенности [4]. Выбор данного подхода обусловлен его прикладной направленностью: одноэтапная детекция лучше соответствует требованиям к быстродействию и может быть использована как основа для последующего перехода к обработке видеопотока.

Разработанный программный прототип включает модуль загрузки изображения, модуль запуска детекции, модуль постобработки результатов и компонент визуализации. В качестве входных данных система принимает изображение дорожной сцены. На выходе формируется результат, содержащий ограничивающие рамки обнаруженных объектов, подписи классов и уровень уверенности модели. Дополнительно был реализован демонстрационный интерфейс, позволяющий выбирать область интереса на изображении и выполнять распознавание дорожных знаков на выделенном фрагменте. Такой подход оказался полезным на промежуточном этапе разработки, поскольку позволил повысить устойчивость демонстрации при работе с изображениями, на которых знак занимает небольшую часть кадра.

Проведенная практическая работа показала, что использование нейросетевого детектора позволяет получить работоспособный программный прототип для распознавания дорожных знаков на изображениях. При этом наиболее уверенное распознавание достигается на кадрах, где знак представлен достаточно крупно и не перекрыт другими объектами. На сложных дорожных сценах, содержащих малые объекты и насыщенный фон, качество распознавания снижается, что указывает на необходимость дальнейшего расширения обучающей выборки, более точной настройки модели и возможного применения дополнительных приемов обработки малых объектов. Тем не менее уже

на этапе прототипа подтверждена практическая пригодность нейросетевого подхода для решения задач распознавания дорожных знаков как составной части интеллектуальной системы анализа дорожного трафика.

Таким образом, нейросетевые методы, основанные на сверточных архитектурах и детекции объектов, являются наиболее перспективным инструментом для распознавания дорожных знаков в транспортной сфере. Двухэтапные модели обеспечивают высокую точность локализации, но уступают по быстродействию. Одноэтапные архитектуры семейства YOLO лучше подходят для прикладных систем, ориентированных на обработку полной дорожной сцены и дальнейшее расширение до видеопотока. Полученные результаты позволяют рассматривать разработанный прототип как основу для последующего развития интеллектуальной системы анализа дорожного трафика.

Список использованных источников

1. LeCun, Y. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition / Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner // *Proceedings of the IEEE*. – 1998. – Vol. 86, No. 11. – P. 2278–2324.
2. Ren, S. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2015. – Vol. 28.
3. Redmon, J. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection / J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2016. – P. 779–788.
4. Object Detection – Ultralytics YOLO Docs [Electronic resource]. – Access mode: <https://docs.ultralytics.com/tasks/detect/>. – Access date: 17.04.2026.
5. Multi-Object Tracking with Ultralytics YOLO [Electronic resource]. – Access mode: <https://docs.ultralytics.com/modes/track/>. – Access date: 17.04.2026.