

Интеллектуальные Системы Распознавания Дорожных Знаков: Технологии И Перспективы

Рихсихужаева К. Х.

Кафедра “Искусственный интеллект” магистрант, Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада ал-Хоразмий

Аннотация: Интеллектуальные системы распознавания дорожных знаков, использующие алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ), представляют собой революционное достижение в области безопасности и навигации, особенно в сложных городских условиях. Эти системы применяют передовые модели глубокого обучения для точного обнаружения и классификации дорожных знаков в условиях частичной окклюзии, переменного освещения и разнообразных погодных условий.

По мере развития правил дорожного движения и повышения требований к безопасности, такие технологии становятся неотъемлемой частью современных автомобилей, особенно в рамках систем помощи водителю (ADAS) и автономного вождения.

Ключевые слова: Интеллектуальные системы, распознавание дорожных знаков, искусственный интеллект, машинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, компьютерное зрение, обработка изображений, системы поддержки водителя (ADAS).

ВВЕДЕНИЕ

Системы распознавания дорожных знаков являются важным компонентом современных интеллектуальных транспортных систем (ITS), вносящим значительный вклад в безопасность дорожного движения и эффективность транспортных потоков. С быстрым развитием автономных транспортных средств и продвинутых систем помощи водителю (ADAS) способность точно обнаруживать и интерпретировать дорожные знаки становится как никогда актуальной [1]. Эти системы опираются на сочетание технологий компьютерного зрения, машинного обучения и сенсорных технологий для распознавания и обработки дорожных знаков в режиме реального времени, тем самым повышая осведомленность водителей и минимизируя человеческие ошибки [2].

Исследования в области распознавания дорожных знаков (TSR) значительно продвинулись за последние десятилетия. Изначально базирясь на традиционных методах обработки изображений, системы TSR постепенно интегрировали алгоритмы машинного обучения, такие как метод опорных векторов (SVM), сверточные нейронные сети (CNN), а в последнее время и подходы глубокого обучения [3]. Эти усовершенствования позволили повысить точность, сократить время обработки и улучшить адаптацию к различным условиям окружающей среды. Однако такие проблемы, как неблагоприятные погодные условия, перекрытия знаков и их износ, по-прежнему остаются серьезными препятствиями, что подчеркивает необходимость более устойчивых и адаптивных моделей распознавания [4].

Теоретическая основа систем TSR лежит в области компьютерного зрения и распознавания образов. Ключевые концепции включают извлечение признаков, обнаружение объектов и их классификацию, которые реализуются с помощью сложных алгоритмов [5]. Несмотря на значительный прогресс, все еще существуют пробелы в исследованиях, касающиеся

устойчивости этих систем в реальных условиях. Например, дорожные знаки, скрытые за листвой, снегом или поврежденные вандализмом, часто приводят к сбоям в распознавании [6]. Кроме того, интеграция TSR с технологией «транспортное средство — все» (V2X) остается недостаточно изученной, представляя перспективное направление для повышения надежности системы и ситуационной осведомленности [7].

Для устранения этих пробелов в данном исследовании используется мульти-методический подход, сочетающий передовые модели глубокого обучения и методы слияния данных с различных сенсоров. Объединяя обнаружение на основе камер с данными LiDAR и радаров, система нацелена на повышение точности распознавания в сложных условиях [8]. Ожидаемые результаты включают улучшение показателей обнаружения знаков, повышение устойчивости в различных погодных условиях и увеличение надежности системы в городских и сельских районах. Таким образом, интеллектуальные системы распознавания дорожных знаков имеют решающее значение для развития технологий автономного вождения и повышения безопасности на дорогах [9]. Применение передовых алгоритмов машинного обучения и сенсорных технологий в данном исследовании направлено на преодоление существующих ограничений и создание фундамента для более устойчивых и эффективных систем TSR. Ожидается, что результаты этого исследования внесут вклад как в теоретическое развитие, так и в практическую реализацию интеллектуальных транспортных систем [10].

МЕТОДОЛОГИЯ

В рамках данного исследования используется мульти-методический подход, основанный на сочетании технологий глубокого обучения и слияния данных с различных сенсоров для улучшения распознавания дорожных знаков. На первом этапе проводится сбор данных с использованием высокоточных камер, LiDAR и радарных сенсоров, позволяющих фиксировать знаки в различных погодных условиях и при наличии препятствий. Затем на основе этих данных выполняется предварительная обработка изображений, включающая нормализацию, фильтрацию шумов и выделение ключевых признаков. Для повышения точности классификации применяется ансамбль глубоких нейронных сетей, включающий сверточные архитектуры, обученные на большом массиве данных. На заключительном этапе результаты классификации проходят проверку на соответствие реальным условиям, с оценкой устойчивости к внешним факторам и изменению окружающей среды. Такой комплексный подход позволяет минимизировать ошибки распознавания, повысить надежность системы и обеспечить высокую точность даже в условиях ограниченной видимости или частичного перекрытия знаков.

РЕЗУЛЬТАТ И ОБСУЖДЕНИЕ

Ранее распознавание дорожных знаков базировалось на классических методах обработки изображений — сегментации по цвету и форме. Сегодня на смену им пришли алгоритмы машинного обучения, в частности сверточные нейронные сети (CNN), а также детекторы объектов в реальном времени, такие как YOLO. Эти методы продемонстрировали значительное улучшение по сравнению с традиционными подходами благодаря способности обрабатывать изображения в реальном времени и адаптироваться к разнообразным условиям [11].

В современных исследованиях интеллектуальных систем распознавания дорожных знаков широко применяются комплексные подходы, направленные на повышение точности и надежности обработки визуальных данных. На первом этапе осуществляется предварительная обработка изображений, включающая нормализацию, фильтрацию и масштабирование, что способствует устранению шумов и адаптации входных данных к требованиям последующего анализа [12]. Далее применяется обнаружение объектов с использованием современных моделей, таких как YOLOv11, что позволяет точно локализовывать дорожные знаки в реальном времени даже при сложных условиях съёмки [13].

Классификация изображений выполняется с применением ансамблей сверточных нейронных сетей, что обеспечивает интеграцию сильных сторон различных архитектур и повышает устойчивость системы к вариативности внешних факторов [14]. Для извлечения текстовой информации, представленной на дорожных знаках, применяется технология оптического распознавания текста на базе Tesseract OCR, что позволяет корректно интерпретировать символические данные. Завершающим этапом является оптимизация решений посредством алгоритмов обучения с подкреплением, обеспечивающих адаптацию системы к динамическим условиям и непрерывное улучшение её функциональных характеристик [15].

Кроме того, применяются гибридные подходы, объединяющие CNN и методы логического вывода, что расширяет функциональность системы и повышает точность интерпретации нестандартных или поврежденных знаков.

Реализация системы выполнена с использованием языка программирования Python и библиотек TensorFlow, OpenCV и Pillow. На перекрестках устанавливаются камеры, размещённые под оптимальным углом и на соответствующей высоте, что обеспечивает надёжное получение визуальных данных. Система автоматически фиксирует данные о нарушениях, таких как проезд на красный свет, посредством алгоритмов распознавания. Интеграция в инфраструктуру «умного города» осуществляется благодаря использованию Arduino Uno и дополнительных микроконтроллеров, что позволяет обеспечить эффективное взаимодействие компонентов системы с городской сетью управления.

По мере реализации и тестировании система сталкивается с рядом вызовов:

- ✓ ухудшение качества изображения при плохой погоде или освещенности;
- ✓ неполные или поврежденные знаки;
- ✓ ограниченные и несбалансированные обучающие выборки.

Для преодоления этих проблем требуется расширение обучающих датасетов, а также применение стратегий аугментации данных и обучения с переносом знаний (transfer learning) [14].

Перспективы развития связаны с:

- ✓ расширением датасетов за счёт синтетических и реальных данных;
- ✓ оптимизацией моделей для встраиваемых устройств;
- ✓ применением предварительно обученных моделей и self-supervised learning;
- ✓ использованием edge-computing для автономной обработки данных на месте.

Интеллектуальные системы распознавания дорожных знаков становятся ключевым элементом в экосистеме умного транспорта. Они демонстрируют, как теоретические наработки в области ИИ могут быть реализованы на практике для повышения безопасности и эффективности дорожного движения.

Создание таких решений требует междисциплинарного подхода, сочетающего инженерное проектирование, программирование, теорию ИИ и философские аспекты сознания и этики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интеллектуальные системы распознавания дорожных знаков, основанные на методах глубокого обучения и мультисенсорного анализа данных, продемонстрировали высокую эффективность в улучшении безопасности и оптимизации транспортных потоков. Применение передовых технологий, таких как convolutional neural networks (cnn) и трансформеры, позволяет достичь высокой точности в условиях разнообразных внешних факторов, включая сложные погодные условия и частичное перекрытие знаков. Однако остаются нерешённые задачи, связанные с повышением устойчивости алгоритмов в экстремальных ситуациях и обеспечением надёжного распознавания при физическом износе

знаков. Эти ограничения подчеркивают необходимость дальнейших исследований, направленных на совершенствование архитектур нейронных сетей, интеграцию дополнительных сенсоров, таких как lidar и радары, а также разработку методов адаптивной предобработки изображений. В перспективе, развитие более устойчивых и адаптивных систем распознавания дорожных знаков станет основой для безопасного внедрения полностью автономных транспортных средств, способных эффективно взаимодействовать с элементами инфраструктуры умного города и обеспечивать высокую степень безопасности на дорогах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. arXiv:1804.02767 [cs.CV], 2018.
2. Smith R. An Overview of the Tesseract OCR Engine. Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, 2007.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement.
4. Fleyeh H. Color Detection and Segmentation for Road and Traffic Signs. In Proceedings of the IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004.
5. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In CVPR, 2016.
6. Рихсихужаева К.Х. Интеллектуальная система распознавания дорожных знаков. Магистерская диссертация. Ташкентский университет информационных технологий, 2024.
7. J. Stallkamp, M. Schlipsing, J. Salmen, and C. Igel, "Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition," *Neural Networks*, vol. 32, pp. 323–332, 2012.
8. S. Houben, J. Stallkamp, J. Salmen, M. Schlipsing, and C. Igel, "Detection of traffic signs in real-world images: The German Traffic Sign Detection Benchmark," in *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2013, pp. 1–8.
9. T. Brosch and R. Tam, "Manifold learning of brain MRIs by deep learning," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 2013, pp. 633–640.
10. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 779–788.
11. S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 6, pp. 1137–1149, 2017.
12. C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, "Going deeper with convolutions," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015, pp. 1–9.
13. K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
14. A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2012, pp. 1097–1105.
15. M. Everingham, L. Van Gool, C. K. I. Williams, J. Winn, and A. Zisserman, "The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge," *International Journal of Computer Vision*, vol. 88, no. 2, pp. 303–338, 2010.
16. S. Wang, Z. Li, and X. Wang, "Traffic Sign Detection and Recognition Based on Convolutional Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 76547–76557, 2019.