С

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 3 (42). С. 228-238
Problems of Artificial Intelligence. 2026;3(42):228-238.
Информатика и информационные процессы
Научная статья

УДК 004.934:629.783 **DOI** 10.24412/2413-7383-2026-3-42-228-238

А.В. Сацюк[1], Н.В. Володарец[2], К.А. Огула[1]
[1]Донецкий институт железнодорожного транспорта
283012, г. Донецк, ул. Горная, 6
alexandrsatsuk@gmail.com, https://orcid.org/0009-0006-7228-8279
ogula.kirill@yandex.com, https://orcid.org/0009-0000-6833-8639
[2]Донецкая академия транспорта
283086, г. Донецк, пр-кт. Дзержинского, 7
volodarets.nikita@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-8526-4800.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ НА КРИТИЧЕСКИ ВАЖНЫХ УЧАСТКАХ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА

A.V. Satsiuk [1], N.V. Volodarets[2], K.A. Ogula [1]
[1] Donetsk Institute of Railway Transport
283012, Donetsk, ул. Горная, 6
alexandrsatsuk@gmail.com, https://orcid.org/0009-0006-7228-8279
ogula.kirill@yandex.com, https://orcid.org/0009-0000-6833-8639
[2]Донецкая академия транспорта
283086, Donetsk, Dzerzhinsky ave, 7
volodarets.nikita@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-8526-4800.

AUTHENTICATION OF CONTINUOUS FUNCTION IS IN UNIDIMENSIONAL PARABOLIC EQUALIZATION

Разработана интеллектуальная система мониторинга безопасности на железнодорожных переездах и платформах. В основе – детектор YOLOv8 и трекер ByteTrack, обеспечивающие точное распознавание и сопровождение объектов в условиях окклюзий и переменной освещённости. Аппаратная платформа – NVIDIA Jetson Nano. Применены оптимизации: квантизация FP16 и экспорт в TensorRT, что позволило достичь 30 кадров/с при точности до 96 % и энергопотреблении 7,8 Вт. Разработана математическая модель выявления опасных ситуаций. Решение экономически доступно и пригодно для масштабного внедрения.
Ключевые слова: железнодорожный транспорт, безопасность, компьютерное зрение, YOLOv8, ByteTrack, детекция объектов, трекинг, оптимизация нейронных сетей.

An intelligent safety monitoring system for railway crossings and platforms is developed. It combines YOLOv8 detector and ByteTrack tracker for accurate object detection and tracking under occlusions and variable lighting. The hardware platform is NVIDIA Jetson Nano. Optimizations include FP16 quantization and TensorRT export, enabling 30 FPS at 96 % accuracy with 7.8 W power consumption. A mathematical model for hazard detection is proposed. The solution is cost-effective and suitable for large-scale deployment.
Key words: railway transport, safety, computer vision, YOLOv8, ByteTrack, object detection, tracking, neural network optimization.

Введение

Обеспечение безопасности на железнодорожном транспорте остаётся одной из приоритетных задач транспортной отрасли. Несмотря на внедрение автоматизированных систем сигнализации и контроля движения, значительная часть инцидентов продолжает происходить на железнодорожных переездах, пешеходных переходах и станционных платформах. Основные причины связаны с человеческим фактором, недостаточной видимостью в неблагоприятных условиях, а также ограничениями традиционных систем безопасности.

Современные технологии компьютерного зрения открывают новые возможности для мониторинга инфраструктуры в режиме реального времени. Нейросетевые методы детекции объектов и трекинга позволяют автоматически выявлять потенциально опасные ситуации: нахождение транспортных средств или пешеходов на путях, нарушение правил пересечения, неисправности инфраструктуры.

Таким образом, проблема заключается в том, что существующие решения либо требуют высокопроизводительных вычислительных ресурсов, либо демонстрируют низкую точность в сложных условиях (ночное время, осадки, засветка). Это ограничивает их массовое внедрение в инфраструктуру.

Анализ последних исследований и публикаций

Исследования в области применения компьютерного зрения на железнодорожном транспорте ведутся как в России, так и за рубежом.

Существующие решения в области обеспечения безопасности на железнодорожном транспорте демонстрируют широкий спектр подходов, но обладают существенными ограничениями. В контексте обеспечения безопасности транспорта, подходы к верификации и валидации сложных автономных систем, рассмотренные в [1], демонстрируют высокие требования к надежности, которые актуальны и для железнодорожных решений. При этом современные исследования подчеркивают важность оценки неопределенности для создания безопасных и надежных автономных систем, таких как беспилотные автомобили [2]. Эти принципы в полной мере применимы к задаче мониторинга на железной дороге, где принятие решений должно быть максимально надежным. В работе Горбачева и соавторов предложена система на основе масочных нейронных сетей [3], отличающаяся высокой вычислительной сложностью, которая препятствует её применению в условиях реального времени. Решение Минакова и Фоменко [4], использующее свёрточные нейронные сети для распознавания сигналов светофоров, решает локальную задачу, но не обеспечивает комплексного мониторинга сцены. Международный проект Sensors4Rail [5] демонстрирует высокую эффективность за счёт интеграции камер, лидаров и радаров, однако высокая стоимость ограничивает его практическую применимость для массовых объектов.

На фоне этих ограничений нейросетевой детектор YOLO, применявшийся для контроля ответственных участков [6], выглядит перспективным, но существующие работы не решают проблему оптимизации моделей под аппаратные ресурсы и не учитывают задачу трекинга в условиях окклюзий. Тогда как исследования по оптимизации нейронных сетей [7] и алгоритмов сопровождения объектов [8] велись в других областях, их результаты не были интегрированы в сферу железнодорожного транспорта.

Таким образом, анализ публикаций показал, что существующие подходы демонстрируют высокую точность, но часто требуют дорогостоящего оборудования или ограничены конкретными сценариями. Недостаточно исследован вопрос оптимизации алгоритмов компьютерного зрения для компактных, энергоэффективных устройств, применимых в массовом масштабе.

Цель работы

Цель работы – разработка интеллектуальной системы обеспечения безопасности на критически важных участках железнодорожного транспорта, основанной на методах компьютерного зрения, способной работать в реальном времени на маломощных вычислительных устройствах.

Основная часть

Для решения задачи выбран детектор YOLOv8, поскольку он сочетает высокие показатели точности с оптимизированной архитектурой. По результатам тестов на COCO-датасете YOLOv8 показывает прирост 4–9 пунктов mAP0.5-0.95 относительно YOLOv5. Модель YOLOv8n демонстрирует mAP0.5-0.95 = 37.3 % и mAP0.5 = 52.5 %, при этом достигая 383 FPS на Jetson AGX Orin, что подтверждает возможность работы в реальном времени на маломощных устройствах. [9]. Архитектура модели изначально оптимизирована для экспорта в форматы ONNX и TensorRT [10], что значительно облегчает перенос на встроенные платформы. Адаптация под специфические задачи также показала высокую эффективность: при дообучении на наборах дорожных знаков YOLOv8n достигает до 97 % mAP50 [11].

Актуальность и эффективность архитектур семейства YOLO для задач анализа изображений подтверждается их активным применением и в других смежных областях, таких как обработка multispectral-данных [12] и дистанционное зондирование [13]. Более того, текущие тенденции развития YOLO, включая работу с мультиспектральными изображениями, напрямую связаны с необходимостью повышения надежности в сложных условиях [13], что полностью соответствует целям данной работы. Для задач, требующих работы на маломощных устройствах (например, БПЛА), также активно разрабатываются облегченные архитектуры с механизмами внимания и сжатием признаков [14], что дополнительно обосновывает выбор оптимизированной модели YOLOv8 для нашей платформы Jetson Nano.

Структура предлагаемой модели нейронной сети представлена в соответствии с рисунком 1.

Для устойчивого сопровождения объектов при частичной окклюзии, изменениях контуров и вариациях освещения используется трекер ByteTrack. Его преимуществом является высокая устойчивость к потерям объектов в отдельных кадрах благодаря учёту как высоко-, так и низкоконфидентных детекций. Это снижает количество ложных пропусков и обеспечивает надёжное сопровождение объектов.

Связка «YOLOv8 + ByteTrack» обеспечивает непрерывное наблюдение за объектами, фиксацию их положения и анализ траекторий движения, что позволяет выявлять потенциально опасные ситуации.

Для реализации разрабатываемой системы используются как аппаратные, так и программные компоненты, обеспечивающие её стабильную работу в условиях ограниченных вычислительных ресурсов и неблагоприятных факторов внешней среды. В качестве источников данных применяются IP-камеры видеонаблюдения с поддержкой инфракрасной подсветки, широким углом обзора не менее 120° и расширенным температурным диапазоном работы (от –40 до +50 °C), что позволяет организовать круглосуточный мониторинг и снизить зависимость от уровня освещённости. Обработка видеопотока осуществляется на одноплатных компьютерах NVIDIA Jetson Nano, оснащённых четырёхъядерным процессором ARM Cortex-A57 и встроенным GPU Maxwell с 128 ядрами CUDA, что обеспечивает аппаратное ускорение вычислений до 472 GFLOPS [15] при выполнении нейросетевых задач.

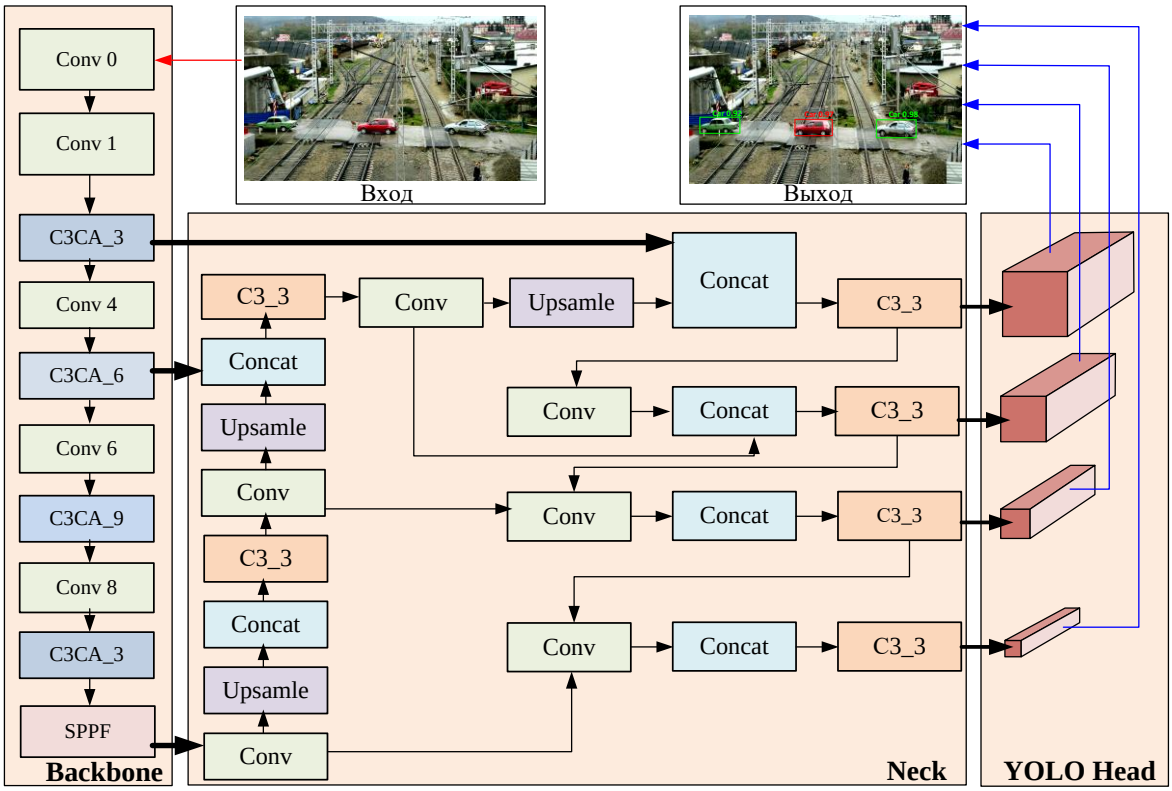


Рисунок 1 – Структура модели YOLOv8

Выбор Jetson Nano обусловлен его оптимальным соотношением производительности, энергоэффективности и низкой стоимости (24 тыс. руб.): устройство поддерживает запуск оптимизированных моделей глубокого обучения (в том числе через TensorRT) в режиме реального времени при энергопотреблении всего 5–10 Вт, что делает его подходящим для эксплуатации на удалённых объектах с ограниченными ресурсами питания. Передача данных может осуществляться через локальные сети (Ethernet или Wi-Fi) при стационарной установке оборудования, а также с использованием LTE/5G при работе на удалённых объектах; выбор технологии зависит от доступной инфраструктуры и требований к задержке. Для оповещения о потенциально опасных ситуациях предусмотрен интерфейс сигнализации, включающий световые и звуковые устройства на месте инцидента, а также возможность передачи данных в автоматизированные системы управления через стандартизированные протоколы, такие как MQTT или OPC UA. Хранение информации организуется на локальном накопителе либо в облачном хранилище, что обеспечивает ведение архива видеозаписей, последующий анализ инцидентов и использование собранных данных для дообучения моделей. Структура описанной системы изображена на рисунке 2.

Для повышения эффективности работы нейронной сети на ограниченных вычислительных ресурсах применялись методы оптимизации, включая квантизацию в формате FP16. Такой подход позволил значительно снизить вычислительные затраты при сохранении приемлемой точности. Использование FP16 предпочтительно в данной системе, так как оно не требует дополнительной калибровки и обеспечивает баланс между скоростью и качеством распознавания. Экспорт модели в формат TensorRT позволил дополнительно использовать встроенные механизмы оптимизации – фьюзинг операций, упрощение вычислительного графа и смешанную точность, что обеспечило стабильную работу в реальном времени даже на маломощных устройствах.

Таким образом, описанная система работает следующим образом:

1. Камеры фиксируют происходящее на участке.
2. Видеопоток поступает на одноплатный компьютер.
3. YOLOv8 определяет объекты (пешеходы, автомобили, поезда).
4. ByteTrack сопровождает объекты между кадрами.
5. На основе правил (например, «объект в зоне переезда при приближении поезда») формируется сигнал тревоги.

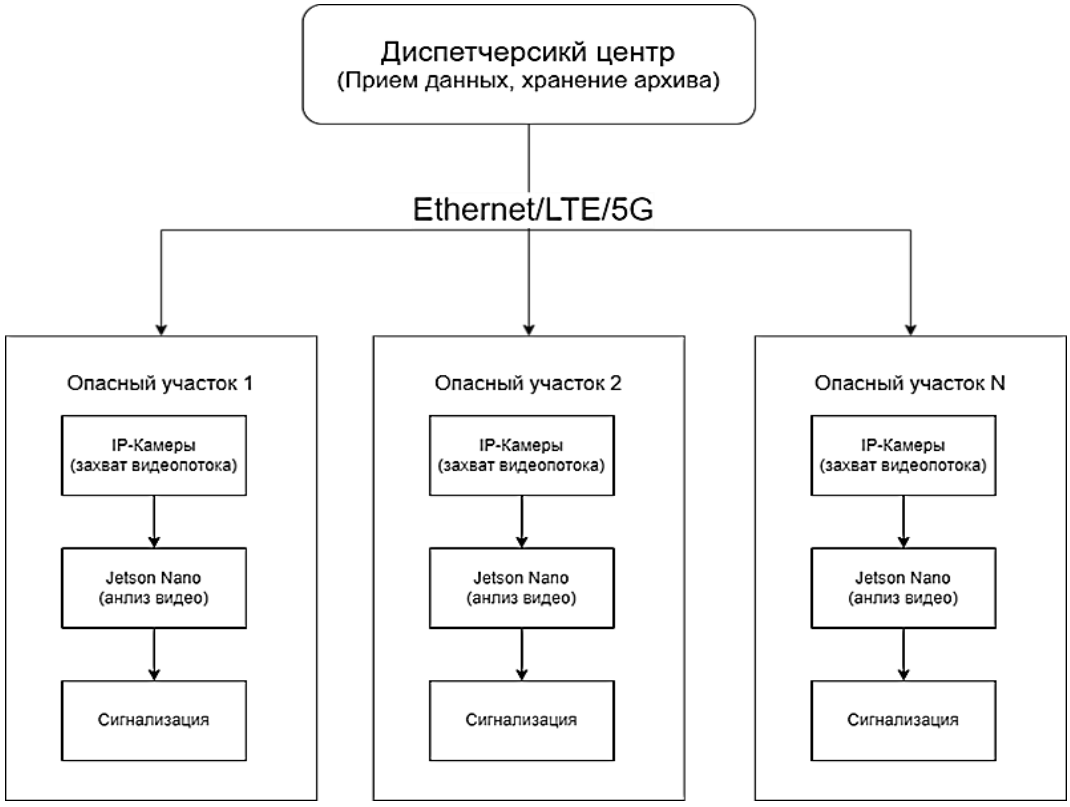


Рисунок 2 – Структура предлагаемой системы

Для автоматизации процесса принятия решений была разработана математическая модель, формализующая логику определения опасных событий. Критическая зона мониторинга (например, железнодорожный переезд) описывается как полигональная область R в системе координат видеокадра. Примем следующие обозначения:

$O^t = \{o_1^t, o_2^t ..., o_N^t\}$ – множество объектов, детектированных в кадре в момент времени t;

$P_i^t = \{x, y\}$ – координаты ограничивающего прямоугольника объекта o_i^t в кадре;

$C_i^t \in$ {пешеход, автомобиль, поезд} — класс объекта o_i^t;

id_i – уникальный идентификатор трека, назначаемый алгоритмом ByteTrack.

Функция InsideR(P_i^t) определяет нахождение центра объекта o_i^t внутри опасной зоны *R*:

$$InsideR\left(P_i^t\right) = \begin{cases} 1, если\ P_i^t \in R; \\ 0, иначе. \end{cases} \quad (1)$$

Опасная ситуация фиксируется, если выполняется условие одновременного нахождения транспортного средства или пешехода на путях и приближения поезда.

Для этого вводится функция опасности $H(t)$ для объекта o_i^t:

$$H_i(t)=\begin{cases}1,\ \textit{если}\begin{pmatrix}\left(C_i^t=\textit{пешеход}\vee C_i^t=\textit{автомобиль}\right)\wedge \textit{InsideR}\left(P_i^t\right)=\\ =1\wedge\exists j:\left(C_i^t=\textit{поезд}\wedge\dfrac{d}{dx}\left(d_j(t)\right)<0\right);\end{pmatrix}\\ 0,\ \textit{иначе.}\end{cases}, \tag{2}$$

где $dj(t)$ — расстояние от поезда o_i^t до зоны R, а условие $\frac{d}{dx}\left(d_j(t)\right)<0$ означает, что поезд приближается к переезду.

Для фильтрации кратковременных ложных срабатываний сигнал тревоги $A(t)$ активируется только если условие опасности выполняется непрерывно в течение заданного порогового времени *Tcritical*:

$$A(t)=\begin{cases}1,\ \textit{если}\int_{t-T_{critical}}^{t}H_i(\tau)\,d\tau\geq T_{critical};\\ 0,\ \textit{иначе.}\end{cases} \tag{3}$$

Последовательность процедуры мониторинга:

1. Детекция объектов в видеопотоке с помощью YOLOv8.
2. Классификация объектов и отслеживание их перемещений.
3. Проверка условий нахождения в опасной зоне.
4. Анализ приближения железнодорожного состава.
5. Принятие решения об активации сигнализации.
6. Передача управляющих сигналов на исполнительные устройства.

Блок-схема процедуры интеллектуального мониторинга представлена в соответствии с рисунком 3.

Результат работы такой системы представлен в соответствии с рисунком 4, где показаны примеры корректного распознавания ключевых объектов: автомобилей, пешеходов и подвижного состава. Обнаруженные объекты обведены прямоугольными рамками с указанием их класса и идентификатора. Для сопровождения объектов между последовательными кадрами применяется алгоритм ByteTrack, что позволяет отслеживать их траектории движения и минимизировать влияние кратковременных потерь или помех.

Система определяет нахождение транспортных средств и пешеходов в пределах железнодорожного переезда и фиксирует время их пребывания в опасной зоне. Если объект находится внутри заданной области дольше установленного таймаута, формируется сигнал тревоги, который может быть использован для оповещения и дальнейших действий.

Таким образом, результаты, представленные на рисунке 2, демонстрируют эффективность предложенного алгоритма в реальных условиях эксплуатации: круглосуточный мониторинг, высокоточную детекцию и сопровождение объектов различного типа, а также своевременное выявление потенциально опасных ситуаций.

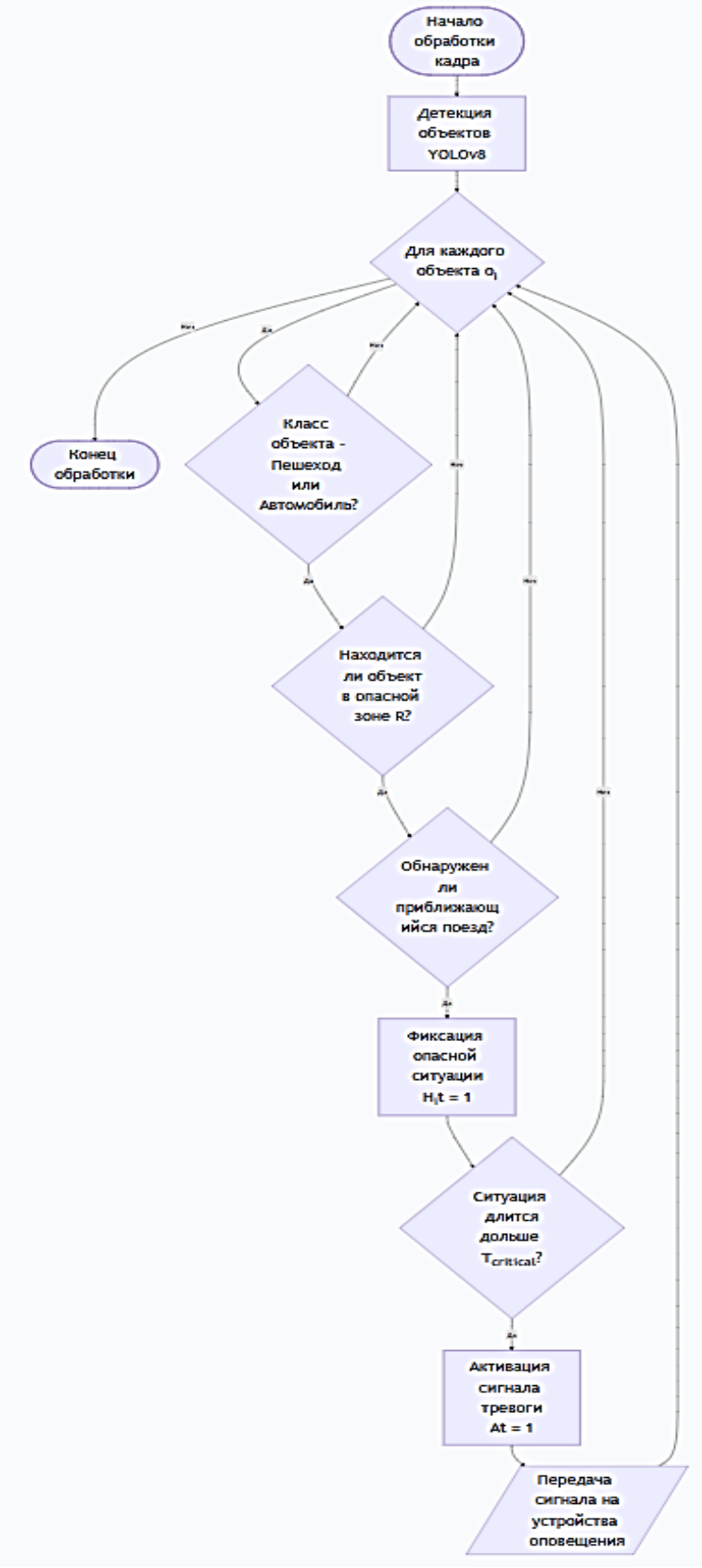


Рисунок 3 – Блок-схема процедуры интеллектуального мониторинга

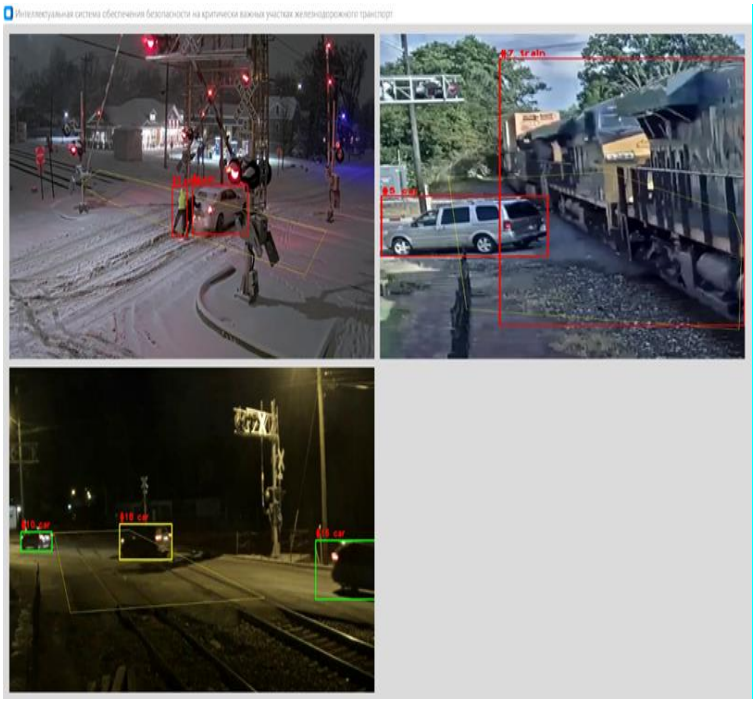


Рисунок 4 – Демонстрация работы предлагаемой системы

Выводы

Разработанная система показала высокую эффективность при эксплуатации на компактных и энергоэффективных устройствах. Проведённые эксперименты подтвердили, что детекция и сопровождение объектов достигают точности до 96 %, а скорость обработки видеопотока составляет 30 кадров/с на платформе Jetson Nano. При этом энергопотребление системы не превышало 7,8 Вт, что позволяет использовать её в условиях ограниченных источников питания, например, на удалённых переездах или в мобильных узлах мониторинга.

Оптимизация модели с использованием квантизации FP16 обеспечила прирост производительности на 35 % при сохранении уровня точности выше mAP0.5 = 94 %. Такой результат демонстрирует возможность применения разработанного решения в реальном времени даже на маломощных устройствах. Дополнительным преимуществом является низкая стоимость узла (24 тыс. руб.), что открывает возможность масштабного внедрения системы на множестве объектов железнодорожной инфраструктуры. В совокупности это делает предложенное решение не только технически результативным, но и экономически целесообразным, что является ключевым фактором при его внедрении в широкую эксплуатацию.

Список источников

1. Software Verification and Validation of Safe Autonomous Cars: A Systematic Literature Review / Rajabli N., Flammini F., Nardone R., Vittorini V. // IEEE Access. 2021, vol. 9, pp. 4797-4819. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048047.
2. Uncertainty Quantification for Safe and Reliable Autonomous Vehicles: A Review of Methods and Applications / Wang K., Shen C., Li X., Lu J. // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2025, vol. 26, no. 3, pp. 2880-2896. doi:10.1109/TITS.2025.3532803.
3. Горбачев Р.А. Интеллектуальная система технического зрения для обнаружения препятствий и предсказания поведения движущихся объектов на железнодорожных путях / Р.А. Горбачев, М.Н. Зарипов, Шишков Д.Л. // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 1 (225). URL:

https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-tehnicheskogo-zreniya-dlya-obnaruzheniya-prepyatstviy-i-predskazaniya-povedeniya-dvizhuschihsya-obektov-na (дата обращения: 13.09.2025).
4. Минаков В.А. Технология машинного зрения на локомотивах для идентификации путевых сигналов / В.А. Минаков, В.К. Фоменко // Мир транспорта. 2020. Т. 17, №. 6. С. 62-72.
5. Сунь Х. Обзор современных систем технического зрения, применяемых в транспортной отрасли [Электронный ресурс] / Х. Сунь, С. Чжуан, А.А. Костров // Современные наукоемкие технологии. 2024. № 9. С. 69-73. URL: https://top-technologies.ru/ru/article/view?id=40150 (дата обращения: 25.09.2025). DOI: https://doi.org/10.17513/snt.40150
6. Сацюк, А. В. Мониторинг инфраструктуры на основе искусственного интеллекта / А. В. Сацюк // Автоматика, связь, информатика. 2025. № 9. С. 32-34. DOI 10.62994/AT.2025.9.9.005. EDN OXBPFP.
7. Сацюк, А. В. Модификация модели YOLO для гибридной системы детекции и трекинга в БПЛА с автоматическим наведением / А. В. Сацюк, Н. В. Володарец // Информационно-управляющие системы. 2025. № 4(137). С. 36-44. DOI 10.31799/1684-8853-2025-4-36-44. EDN YKQVJU.
8. Satsuk, A. V. Acceleration of neural network for UAV operation in real time / A. V. Satsuk, N. V.Volodarets, D. I. Krupskiy // Vestnik Doneckoj Akademii Transporta. 2025. No. 1. P. 6-14. EDN QVUIBK.
9. A Framework for Efficient Deployment of Modified YOLO Architectures on Embedded GPUs. Journal of Real-Time Image Processing / Wang, X., Li, Z., & Yang, J. PyTorch-YOLO-Nano. 2025, no. 22(1), pp. 45-60. doi: 10.1007/s11554-024-01458-0.
10. Research on Long-Distance Snow Depth Measurement Method Based on Improved YOLOv8 / Wang J.-W., Cao Y., Guo Z. -K., Xu C. // IEEE Access. Vol. 13, pp. 55370-55380, 2025. Doi: 10.1109/ACCESS.2025.3551727.
11. Bochkovskiy A. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection / A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, H.-Y. M. Liao // arXiv preprint arXiv:2004.10934. 2020. doi:10.48550/arXiv.2004.10934
12. Deep-learning-based multispectral satellite image segmentation for water body detection, IEEE J. Sel. Topics Appl / Yuan K., Zhuang X., Schaefer G., Feng J., Guan L., Fang H. // Earth Observ. Remote Sens., 2021. Vol. 14, pp. 7422–7434. Doi: 10.1109/JSTARS.2021.3098678.
13. Gallagher J. E. Surveying You Only Look Once (YOLO) Multispectral Object Detection Advancements, Applications, and Challenges / J. E. Gallagher, E. J. Oughton // 2024 IEEE 2nd International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA). IEEE Access, 2025. Vol. 13, pp. 7366-7395. Doi: 10.1109/ACCESS.2025.3526458.
14. Xu S. Lightweight Object Detection for UAVs Using Compressed Feature Fusion and Attention Mechanism / S. Xu, Y. Xue // EEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2023. Vol. 61, pp. 1-14. Doi:10.1109/TGRS.2023.3267421.
15. Jetson Nano Brings AI Computing to Everyone [Электронный ресурс] // URL: https://developer.nvidia.com/blog/jetson-nano-ai-computing (дата обращения 10.09.2025)

References

1. Software Verification and Validation of Safe Autonomous Cars: A Systematic Literature Review / N. Rajabli, F. Flammini, R. Nardone and V. Vittorini. // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 4797-4819. – Doi: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048047.
2. Uncertainty Quantification for Safe and Reliable Autonomous Vehicles: A Review of Methods and Applications / K. Wang, C. Shen, X. Li and J. Lu. // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2025. – Vol. 26, no. 3. – P. 2880-2896. – Doi: 10.1109/TITS.2025.3532803.
3. Gorbachev R. A. Intellectual'naya sistema tekhnicheskogo zreniya dlya obnaruzheniya prepyatstviy i predskazaniya povedeniya dvizhushchikhsya ob"ektov na zheleznodorozhnykh putyakh [Intelligent Machine Vision System for Detecting Obstacles and Predicting the Behavior of Moving Objects on Railway Tracks] / R. A. Gorbachev, M. N. Zaripov, and D. L. Shishkov // Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie Nauki. – 2022. – No. 1 (225). – [Online]. – Available: https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-tehnicheskogo-zreniya-dlya-obnaruzheniya-prepyatstviy-i-predskazaniya-povedeniya-dvizhuschihsya-obektov-na (accessed: 13.09.2025).
4. Minakov V. A. Tekhnologiya mashinnogo zreniya na lokomotivakh dlya identifikatsii putevykh signalov [Machine Vision Technology on Locomotives for Track Signal Identification] / V. A. Minakov and V. K. Fomenko // Mir Transporta. – 2020. – Vol. 17, no. 6. – Pp. 62-72.
5. Sun' Kh. Obzor sovremennykh sistem tekhnicheskogo zreniya, primenyaemykh v transportnoj otrasli [Review of Modern Computer Vision Systems Applied in the Transport Industry] / Kh. Sun', S. Chzhuang, and A. A. Kostrov // Sovremennye naukoemkie tekhnologii. – 2024. – No. 9. – Pp. 69-73. – Doi: https://doi.org/10.17513/snt.40150.
6. Satsiuk, A. V. Monitoring infrastruktury na osnove iskusstvennogo intellekta [Infrastructure Monitoring Based on Artificial Intelligence] / A. V. Satsiuk // Avtomatika, svyaz', informatika. – 2025. – No. 9. – Pp. 32-34. – Doi: 10.62994/AT.2025.9.9.005.
7. Satsiuk A. V. Modifikatsiya modeli YOLO dlya gibridnoj sistemy detektsii i trekinga v BPLA s avtomaticheskim navedeniem [Modification of the YOLO Model for a Hybrid UAV Detection and Tracking System with Automatic

Targeting] / A. V. Satsiuk and N. V. Volodarets // Informatsionno-upravlyayushchie sistemy. – 2025. – No. 4(137). – Pp. 36-44. – Doi: 10.31799/1684-8853-2025-4-36-44.
8. Satsuk, A. V. Acceleration of neural network for UAV operation in real time / A. V. Satsuk, N. V. Volodarets and D. I. Krupskiy // Vestnik Doneckoj Akademii Transporta. – 2025. – No. 1. – P. 6-14,
9. Wang, X. PyTorch-YOLO-Nano: A Framework for Efficient Deployment of Modified YOLO Architectures on Embedded GPUs / X. Wang, Z. Li, and J. Yang // Journal of Real-Time Image Processing. – 2025. – Vol. 22. – No. 1. – Pp. 45-60. – Doi: 10.1007/s11554-024-01458-0.
10. Research on Long-Distance Snow Depth Measurement Method Based on Improved YOLOv8 / J.-W. Wang, Y. Cao, Z.-K. Guo, and C. Xu // IEEE Access. – 2025. – Vol. 13. – Pp. 55370-55380. – Doi: 10.1109/ACCESS.2025.3551727.
11. Bochkovskiy A. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection / A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao // arXiv preprint arXiv:2004.10934. – 2020. – Doi: 10.48550/arXiv.2004.10934.
12. Deep-learning-based multispectral satellite image segmentation for water body detection / K. Yuan, X. Zhuang, G. Schaefer, J. Feng, L. Guan, and H. Fang // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. – 2021. – Vol. 14. – P. 7422–7434. – Doi: 10.1109/JSTARS.2021.3098678.
13. Gallagher, J. E. Surveying You Only Look Once (YOLO) Multispectral Object Detection Advancements, Applications, and Challenges / J. E. Gallagher and E. J. Oughton // in 2024 IEEE 2nd International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA), IEEE Access. – 2025. – Vol. 13. – Pp. 7366-7395. – Doi: 10.1109/ACCESS.2025.3526458.
14. Xu S. Lightweight Object Detection for UAVs Using Compressed Feature Fusion and Attention Mechanism / S. Xu and Y. Xue // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2023. – Vol. 61. – Pp. 1-14. – Doi: 10.1109/TGRS.2023.3267421.
15. Jetson Nano Brings AI Computing to Everyone. NVIDIA Developer Blog [Online]. – Available: https://developer.nvidia.com/blog/jetson-nano-ai-computing (accessed: 10.09.2025).

RESUME

A. V. Satsiuk, N. V. Volodarets, K. A. Ogula

Intelligent Safety System for Critical Sections of Railway Transpor

Traditional safety systems for railway infrastructure, such as automated signaling, often struggle with human factor and adverse visibility conditions, leading to incidents at level crossings and platforms. Existing computer vision solutions either require high-performance computing resources or lack accuracy in complex environments, limiting their mass adoption.

The proposed system is based on a combination of the YOLOv8 object detection model, optimized for high accuracy on low-power devices, and the ByteTrack algorithm for robust object tracking under occlusions and lighting variations. The system is implemented on the NVIDIA Jetson Nano single-board computer. To ensure real-time performance, model optimization techniques were applied, including FP16 quantization and TensorRT export.

The developed system does not require expensive hardware and demonstrates a balance between accuracy, speed, and cost-effectiveness. Compared to existing solutions, it is more resistant to limited computational resources and complex environmental conditions, achieving an accuracy of up to 96% at 30 FPS with low power consumption (7.8 W).

An intelligent safety monitoring system has been developed through the use of optimized neural network models and efficient tracking algorithms. The system combines high accuracy of object detection and tracking with the ability to operate in real-time on affordable, energy-efficient hardware, making it suitable for large-scale deployment.

РЕЗЮМЕ

А. В. Сацюк, Н. В. Володарец, К. А. Огула

Интеллектуальная система обеспечения безопасности на критически важных участках железнодорожного транспорта

В данной статье разработана интеллектуальная система мониторинга для повышения безопасности на железнодорожных переездах и платформах. В основе системы лежит комбинация современных методов компьютерного зрения.

В качестве детектора объектов выбрана модель YOLOv8, обеспечивающая высокую точность распознавания. Для сопровождения объектов между кадрами и обеспечения устойчивости к окклюзиям применён алгоритм ByteTrack. Аппаратной платформой системы выступает энергоэффективный одноплатный компьютер NVIDIA Jetson Nano.

Для достижения реального времени работы на ограниченных ресурсах выполнена оптимизация моделей с использованием квантизации FP16 и экспорта в формат TensorRT. Разработана математическая модель и логика принятия решений для идентификации опасных ситуаций, таких как нахождение людей или транспорта на путях при приближении поезда.

Экспериментальные результаты подтверждают эффективность предложенного решения: система обеспечивает точность детекции до 96% со скоростью обработки 30 кадров/с при низком энергопотреблении. Низкая стоимость решения открывает возможности для его массового внедрения.

Реализация системы с учётом предложенных подходов позволяет решить задачу повышения безопасности на критически важных участках железнодорожного транспорта за счёт использования оптимизированных алгоритмов компьютерного зрения.

Сацюк Александр Владимирович – доцент кафедры автоматики, телемеханики, связи и вычислительной техники, Донецкий институт железнодорожного транспорта, кандидат технических наук, Россия, Донецкая Народная Республика, 283018, г. Донецк, ул. Горная, 6, alexandrsatsuk@gmail.com, https://orcid.org/0009-0006-7228-8279
Володарец Никита Витальевич – проректор по научно-педагогической работе, Донецкая академия транспорта, кандидат технических наук, доцент, Россия, Донецкая Народная Республика, 283086, г. Донецк, пр-кт. Дзержинского, 7, volodarets.nikita@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-8526-4800.
Огула Кирилл Андреевич – магистрант специальности «Информатика и вычислительная техника», Донецкий институт железнодорожного транспорта, Россия, Донецкая Народная Республика, 283018, г. Донецк, ул. Горная, 6, ogula.kirill@yandex.com, https://orcid.org/0009-0000-6833-8639

Alexander V. Satsiuk – Associate Professor of the Department of Automation, Telemechanics, Communications and Computer Science, Donetsk Institute of Railway Transport, Candidate of Engineering Sciences, 6, Gornaya St., Donetsk, 283018, Donetsk People’s Republic, Russian Federation, alexandrsatsuk@gmail.com, https://orcid.org/0009-0006-7228-8279 /
Nikita V. Volodarets – Vice-Rector for Scientific and Pedagogical Work, Donetsk Academy of Transport, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, 7, Dzerzhinsky ave., Donetsk, 283086, Donetsk People’s Republic, Russian Federation, volodarets.nikita@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-8526-4800.
Kirill A. Ogula – Master's student in the specialty "Computer Science and Computer Engineering", Donetsk Institute of Railway Transport, 6, Gornaya St., Donetsk, 283018, Donetsk People’s Republic, Russian Federation, ogula.kirill@yandex.com, https://orcid.org/0009-0000-6833-8639

Статья поступила в редакцию: 09.06.2026
одобрена после рецензирования 16.08.2026; принята к публикации 02.09.2026
The article was submitted 09.06.2026; approved after reviewing 16.08.2026;
accepted for publication 02.09.2026.