



## Улучшение системы контроля за движением общественного транспорта с помощью методов машинного обучения

А. В. Затонский<sup>1</sup> ✉, В. В. Данилов<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Березниковский филиал Пермского национального исследовательского политехнического университета

Березники, ул. Тельмана, 7, 618404, Российская Федерация

<sup>2</sup> Пермский национальный исследовательский политехнический университет  
Пермь, Комсомольский проспект, 29, 614990, Российская Федерация

✉ [z Xenon@narod.ru](mailto:z Xenon@narod.ru)



**Аннотация.** Исследование посвящено разработке программного обеспечения для решения практически важной задачи – обеспечения общественного контроля за движением городского общественного транспорта, что особенно важно в условиях неполной доступности сигналов GPS/ГЛОНАСС и сотовой связи. Основой информационной системы являются видеокамеры, расположенные по маршруту, и система технического зрения, распознающая появление автобуса или троллейбуса в кадре, локализацию и номер его маршрута. С помощью свободно распространяемого детектора объектов YOLOv11s удалось добиться точности распознавания машины на уровне 96 %. Данная версия YOLO нетребовательна к ресурсам и позволяет использовать обычный персональный компьютер для работы с несколькими потоками видео. Номер маршрута распознавался с использованием библиотеки PaddleOCR с открытым кодом, точность составила 82 %. Далее полученный результат сопоставлялся с расписанием движения автобусов, полученные данные размещались в открытом доступе через Телеграм-бот. Результаты работы направлены на повышение удобства городского общественного транспорта, снижение социальной напряженности, обеспечение жителей и диспетчерских служб информацией об отклонениях в работе городского транспорта в режиме реального времени.

**Ключевые слова:** общественный транспорт, компьютерное зрение, машинное обучение, YOLO, распознавание объектов, мониторинг транспорта, автоматическая идентификация транспортных средств, обработка изображений, PaddleOCR, транспортная аналитика

**Для цитирования:** Затонский А. В., Данилов В. В. Улучшение системы контроля за движением общественного транспорта с помощью методов машинного обучения. *Архитектура, строительство, транспорт*. 2025;5(3):83–93. <https://doi.org/10.31660/2782-232X-2025-3-83-93> EDN: ELECUE

## Improving the public transport monitoring system using machine learning methods

Andrey V. Zatonkiy<sup>1</sup> ✉, Vsevolod V. Danilov<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Berezniki Branch of National Research Polytechnic University  
Berezniki, 7 Telmana St., 618404, Russian Federation

<sup>2</sup> Perm National Research Polytechnic University  
Perm, 29 Komsomolsky Prospekt, 614990, Russian Federation

✉ [z Xenon@narod.ru](mailto:z Xenon@narod.ru)

**Abstract.** This study focuses on developing software to address a practically important problem: providing public oversight of urban transport movement. This is particularly crucial in areas with limited GPS/GLONASS and cellular connectivity. The core of the system comprises video cameras located along the route and a computer vision system. This system detects the presence of buses or trolleybuses in the camera's field of view, localizes them, and recognizes their route numbers. Using the freely available YOLOv1s object detector, a machine recognition accuracy of 96 % was achieved. This version of YOLO is resource-efficient, enabling the use of a standard personal computer to process multiple video streams. Route numbers were recognized using the open-source PaddleOCR library, achieving an accuracy of 82 %. The obtained results were compared with the bus schedule, and the data was posted via a Telegram bot. The research results aim to improve the convenience of urban public transport, reduce social tension, and provide residents and dispatching services with real-time information about deviations in urban transport operations.

**Keywords:** urban public transport, computer vision, machine learning, YOLO, object detection, transport monitoring, automatic vehicle identification, image processing, PaddleOCR, transport analytics

**For citation:** Zatonskiy A. V., Danilov V. V. Improving the public transport monitoring system using machine learning methods. *Architecture, Construction, Transport*. 2025;5(3):83–93. (In Russ.) <https://doi.org/10.31660/2782-232X-2025-3-83-93>

## 1. Введение / Introduction

Городской общественный транспорт (ГОТ) обеспечивает мобильность граждан вне зависимости от их материального положения и способствует разгрузке транспортной сети от личных автомобилей. Особенно важен он для жителей отдаленных районов городов, не обеспеченных собственным транспортом, для которых ГОТ является единственным способом передвижения, поэтому любые отклонения от расписания единственного маршрута, обслуживающего район, вызывают сильное недовольство и раздражение.

Однако современные системы управления общественным транспортом в последнее время сталкиваются с проблемами, снижающими его эффективность. К ним относятся работа подавителей сигналов GPS/ГЛОНАСС, препятствующих определению положения автобуса в режиме реального времени, а также отключения мобильной связи, из-за чего это положение не удается передать. В результате традиционные методы контроля, описанные, например, в [1–3], и в целом общеизвестные, имеют существенные недостатки, которые приводят к финансовым потерям и ухудшению качества обслуживания пассажиров. В частности, становится невозможным выявлять фиктивные рейсы, когда перевозчик заявляет о выполнении оборота транспорта, которого фактически не было.

Стоит также отметить, что не все населенные пункты имеют возможность оснастить весь транспорт GPS-оборудованием [4], хотя это и является обязательным требованием, установленным на федеральном уровне. При этом даже если транспорт оснащен GPS-трекером, информация с него не всегда доступна жителям. Далеко не все данные отображаются, например, в поисково-информационной службе «Яндекс Карты»<sup>1</sup>. Поэтому пропуск или задержка рейса становятся очевидными для пассажиров только после длительного ожидания на остановке.

Одним из возможных вариантов решения проблемы является создание информационной системы, включающей подсистему технического зрения (СТЗ) для распознавания автобуса и номера его маршрута, подсистему передачи данных, не подвергающуюся отключению, и подсистему поддержки

<sup>1</sup> Например, в городе Березники Пермского края в системе «Яндекс Карты» отображается часть маршрутов, при этом данных о многих других маршрутах, в том числе обеспечивающих пригородные поселки, нет.

принятия решений для пассажиров и надзорно-контролирующих служб. В качестве камер СТЗ могут использоваться как существующие камеры (ГИБДД, местной администрации, системы безопасности и т. п.), так и специально размещенные на домовладениях заинтересованных граждан. В этих случаях даже при подключении частного дома к стационарным точкам доступа в интернет также снимается проблема передачи информации по сетям мобильной связи.

Данное исследование направлено на создание подсистем технического зрения и информирования пассажиров. Заимствовать готовые решения сложно, так как в научных публикациях (например, [5] и множестве подобных) фокус внимания сосредоточен на использовании возможностей системы, а не на распознавании. Даже если авторы упоминают техническое зрение [6], оно используется для контроля ситуации в салоне, а не для указанных нами задач. В свою очередь камеры ГИБДД предназначены для идентификации госномеров, а не номеров маршрутов. Поэтому задачи работы – обоснованный выбор компонентов программного обеспечения, их доработка или настройка, оценка достигнутого результата, то есть качества распознавания, потребности в ресурсах, причин ошибок. Дело в том, что СТЗ должна обеспечивать стабильное и точное распознавание транспортных средств независимо от времени суток, погодных условий и наличия помех (осадков, туманности и солнечных бликов). Отдельной проблемой является локализация номеров маршрутов, так как в их оформлении могут использоваться различные цветовые решения, нестандартная типографика, кроме того, они могут частично перекрываться другими объектами.

## 2. Материалы и методы / Materials and methods

Задача определения проезда автобуса определенного маршрута мимо камеры распадается на:

- идентификацию автобуса в кадре;
- локализацию номера маршрута;
- распознавание номера маршрута.

В настоящее время в области компьютерного зрения существует множество способов для идентификации транспортных средств. Классические подходы, базирующиеся на ручном определении признаков и использовании традиционных алгоритмов классификации, все чаще заменяются более результативными методиками, к которым можно отнести:

- двухфазные детекторы (такие как R-CNN и Fast R-CNN): характеризуются высокой степенью точности, однако требуют значительных вычислительных мощностей [7];
- однофазные детекторы (например, SSD и RetinaNet): позволяют достичь компромисса между быстродействием и точностью распознавания [8];
- семейство YOLO: оптимизировано для работы в режиме реального времени и отличается высокой скоростью обработки [9].

Для нашей цели важнейшим достоинством YOLO является ее способность результативно тренироваться на ограниченном наборе данных, который можно расширить аугментацией [10], как описано далее. Это дает возможность искусственно увеличить первоначальный датасет посредством создания добавочных вариаций картинок, моделирования разных условий фотосъемки, а также повышения многообразия углов обзора и размеров объектов на изображениях.

Для распознавания транспортных средств нами была применена модель YOLOv11s – наилучшая, с нашей точки зрения, по балансу точности и скорости работы. Основным преимуществом YOLOv11s перед более легкими нановерсиями (YOLOv11n, YOLOv10n) является высокая точность распознавания при сохранении приемлемой нагрузки на систему. Согласно проведенным тестам, YOLOv11s демонстрирует более качественные показатели mAP50-95 по сравнению с нановерсией [11] при сопоставимой скорости обработки кадров (рис. 1). Это особенно важно для нашей задачи, где критична точность детекции мелких объектов, таких как маршрутные номера.

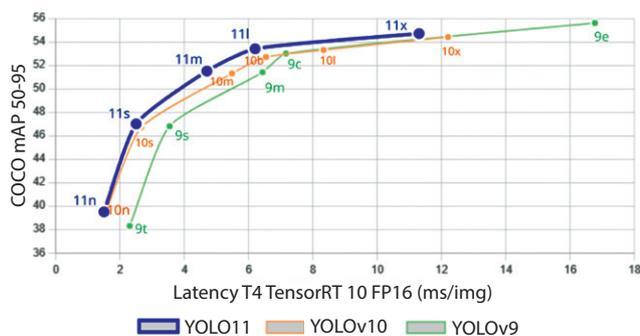


Рис. 1. Сравнение последних версий YOLO [11]  
Fig. 1. Comparison of the latest versions of YOLO [11]

На рис. 1 видно, что версия 11s от 11n отличается значительным ростом производительности при небольшом увеличении времени вычислений (latency). При переходе к более производительным версиям отношение *рост производительности – рост машинного времени* уменьшается, то есть гипотеза о том, что версии 11s достаточно, выглядит правдоподобной и заслуживает проверки.

С точки зрения вычислительной эффективности YOLOv11s требует всего 3.85 ГБ видеопамяти при обработке изображений разрешени-

ем 512 × 512 пикселей, что позволяет развертывать модель на относительно недорогих графических ускорителях уровня NVIDIA GTX 1660.

Нами рассматривалась также возможность применения для этой подзадачи TensorFlow. Но известные методы обнаружения объектов в TensorFlow (такие как Faster R-CNN или SSD) нуждаются в гораздо больших вычислительных мощностях для достижения сопоставимой с YOLO скорости, что делает их использование нерентабельным при ограниченных ресурсах. Кроме того, структура YOLO, особенно в ее новой реализации через библиотеку Ultralytics, предоставляет более легкий в использовании и понятный интерфейс для адаптации предварительно обученных моделей к различным задачам обнаружения транспортных средств. Похожий процесс в TensorFlow требует намного большего объема программного кода и глубокого понимания принципов работы моделей [12].

Чтобы обучить модель YOLO, требуется предварительная разметка изображений, поскольку данный детектор объектов нуждается в специально отформатированных данных. Нанесение ограничивающих прямоугольников вокруг автобусов и их номеров позволяет модели выучить, как точно идентифицировать их местоположение и категорию. Если у нейросети нет размеченного набора данных, она не сможет правильно обнаруживать нужные пользователю объекты.

Для обучения и оценки модели был собран датасет, включающий фотографии с интернет-ресурса «Автобусный транспорт»<sup>2</sup> и изображения, полученные самостоятельно. Чтобы в будущем не происходило ложных срабатываний и модель не определяла общественный транспорт там, где его нет, в датасет были включены как кадры с автобусами, так и без них.

Объем датасета составил 1 000 изображений и был разделен на обучающую и тестовую выборки. Как правило, применяют процентное соотношение 80/20 или 70/30. В данном случае 800 изображений (80 %) составили обучающую выборку, а 200 (20 %) – тестовую.

Это разделение необходимо, чтобы:

- обучить модель на разнообразных примерах (обучающая выборка);
- объективно оценить качество работы на новых, ранее не встречавшихся изображениях (тестовая выборка).

Такое разделение предотвращает переобучение и позволяет проверить, насколько хорошо модель обобщает знания.

Для разметки датасета были рассмотрены такие решения, как MakeSense, CVAT, Roboflow и LabelIMG, но три первых варианта имели ограничения по количеству размеченных изображений в

<sup>2</sup> Автобусный транспорт – База данных / Фотогалерея. URL: <https://fotobus.msk.ru/> (дата обращения: 07.04.2025).



Рис. 2. Аннотация изображений с помощью LabelIMG (рисунок авторов)  
Fig. 2. Image annotation with LabelIMG (author's figure)

бесплатной версии, а также требовали постоянного подключения к интернету [13]. В результате был выбран инструмент LabelIMG, который представляет собой удобное и функциональное решение для аннотации изображений в формате, совместимом с YOLO. Кроме того, к преимуществам LabelIMG можно отнести интуитивно понятный интерфейс, оффлайн-доступность, кроссплатформенность, а также гибкость настроек [14].

На рис. 2 представлен интерфейс программы LabelIMG во время аннотации изображений (разметка обозначена зелеными точками).

В данном случае для разметки изображений необходимо создать два класса:

- bus – для выделения автобусов и троллейбусов;
- route\_number – для выделения маршрутных номеров, расположенных под стеклом транспорта.

Процесс разметки данных интуитивно понятен, на каждом изображении необходимо выделить все автобусы, даже те, которые видны лишь частично или же находятся на заднем плане, а также выделить все таблички с номерами маршрутов во всех местах, где они расположены на транспорте.

Особое внимание уделено точности определения координат вокруг номеров маршрутов, это необходимо, поскольку данный аспект играет ключевую роль на этапе оптического распознавания символов (OCR). Все номерные таблички выделялись с небольшим запасом, чтобы в будущем при распознавании не перекрывалась часть номера.

Для каждого размеченного изображения автоматически создается текстовый файл с аналогичным названием (рис. 3). Файл содержит строки, состоящие из 5 числовых значений: object-class – целое число, представляющее номер класса объекта, индекс классов начинается с 0 и увеличивается на 1 для каждого уникального класса; x-center и y-center – координаты центра выделенного изображения, которые нормализованы по ширине и высоте соответственно; width и height – ширина и высота ограничивающей рамки изображения.

```
image_402.txt – Блокнот
Файл  Правка  Формат  Вид  Справка
0 0.504883 0.594727 0.474609 0.427734
```

Рис. 3. Содержание аннотаций (рисунок авторов)  
Fig. 3. Contents of annotations (author's figure)

По окончании разметки изображений было выделено 2 006 объектов, из них 990 автобусов и 1 016 номеров маршрутов. Далее для завершения разметки необходимо определить стратегию аугментации данных – искусственного расширения обучающей выборки за счет различных преобразований исходных изображений [10].

В рамках данного исследования использовалась комплексная стратегия для увеличения объема данных, в результате чего сформировалась следующая схема аугментации:

- зеркальное отражение по вертикали и горизонтали с вероятностью 50 %;
- смешивание изображений с коэффициентом 20 %;
- случайное скрытие частей снимков с вероятностью 50 %;
- масштабирование изображений в пределах  $\pm 50$  %;
- сборка изображений в мозаику, а именно слияние до четырех изображений в одно;
- настройка насыщенности цветов до  $\pm 90$  %;
- регулировка яркости в диапазоне  $\pm 50$  %;
- изменение оттенков в пределах  $\pm 10$  %.

Кроме того, были сформированы основные параметры обучения:

- размер входных изображений –  $512 \times 512$  точек;
- количество снимков для одновременной обработки – 32;
- число полных проходов по данным – 250;
- начальная скорость обучения – 0.001;
- конечная скорость обучения – 0.01;
- параметр инерции – 0.937;
- коэффициент регуляризации – 0.001.

В процессе тренировки модели центральный процессор использовался на 30 % мощности. Кроме того, активно применялась видеокарта NVIDIA RTX 4060, при этом было задействовано при-

близительно 6 Гб видеопамяти. Это позволило существенно сократить время обучения благодаря применению высокопроизводительных CUDA-ядер.

В результате обучения модель показала отличные результаты в распознавании ключевых объектов системы (рис. 4).

На графике видно, что модель достигла точности 96 % при детекции автобусов: правильно определено их наличие и местоположение на изображении. Это связано с четкими визуальными признаками автобусов, которые модель успешно научилась выделять. Точность распознавания маршрутных номеров составила 82 %. Для такой – более сложной – задачи это хороший результат: из-за небольшого размера, разнообразия шрифтов и цветовых схем, а также воздействия погодных условий номера хуже читаются.

В ходе обучения модель демонстрировала стабильный рост точности по всем ключевым метрикам без девиаций. С каждой эпохой обучения постепенно сокращалось количество ошибок в

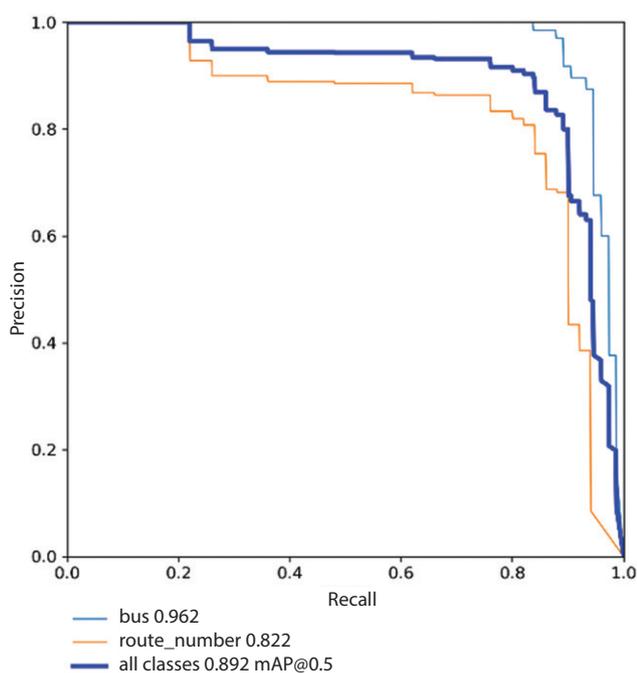


Рис. 4. Показатели точности модели  
(рисунок авторов)

Fig. 4. Model accuracy indicators (author's figure)

предсказании плотности прилегания ограничивающих рамок объектов и идентификации самих классов, что демонстрируют представленные на рис. 5 автоматически сформированные графики `box_loss` и `cls_loss` соответственно.

Как можно заметить, на начальной стадии графика `cls_loss` произошел сильный скачок, такая ситуация обусловлена тем, что в начале обучения модель инициализируется со случайными значениями весов, это привело к высоким показателям потерь, но далее ситуация стабилизировалась.

На графике `metrics/mAP50` (mean Average Precision at  $\text{IoU} = 0.5$ ), представленном на рис. 6, видно, как изменялась точность обнаружения объектов.

Данная метрика оценки точности показывает, насколько хорошо модель идентифицирует объекты при пороге  $\text{IoU} = 0.5$  (50 %).  $\text{IoU}$  (Intersection over Union) является мерой пересечения между предсказанной областью от самой модели и истинной, взятой с разметки изображения. Приемлемым значением по вертикальной оси считается точность обнаружения 0.5 и выше, в данном случае модель продемонстрировала среднюю точность на уровне 0.85, что равняется 85 %.

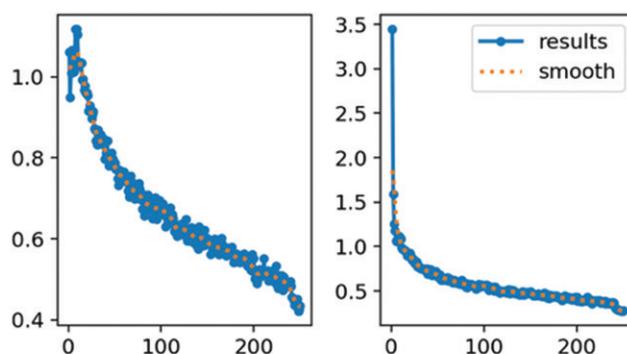


Рис. 5. Графики `box_loss` (слева) и `cls_loss` (справа) (рисунок авторов)

Fig. 5. `Box_loss` (left) and `cls_loss` (right) graphs (author's figure)

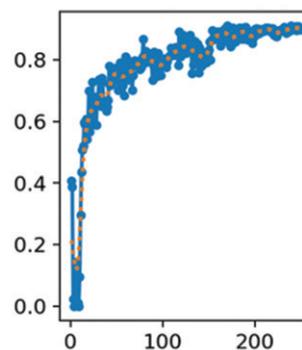


Рис. 6. График `metrics/mAP50` (рисунок авторов)

Fig. 6. `Metrics/mAP50` chart (author's figure)

### 3. Результаты и обсуждение / Results and discussion

Обученная модель YOLO была успешно интегрирована в приложение с использованием многослойной архитектуры обработки данных. Локализованные номера маршрутов передавались в оптический распознаватель PaddleOCR, показывающий высокую эффективность распознавания [15, 16].

Инициализация модели происходит при запуске программы путем загрузки предварительно обученных весов из файла `best.pt`. Для обеспечения стабильной работы системы было реализовано подавление избыточного логирования, что позволило снизить нагрузку на вычислительные ресурсы. Основной рабочий процесс организован вокруг одной функции, которая в циклическом режиме осуществляет захват кадров с экрана, их обработку и визуализацию результатов.

Так как доступ к городским камерам видеонаблюдения отсутствует, тестирование системы проводилось посредством загрузки и последующего разбиения на кадры пяти различных видеофайлов, два файла взяты с интернет-ресурсов, еще три отсняты на остановочных пунктах самостоятельно, длительность каждого файла не более семи минут.

Система обрабатывает видеопоток со скоростью 25–30 кадров в секунду, при этом отбирая и считывая номер маршрута с каждого пятого кадра. Это реализовано с целью уменьшения нагрузки на ресурсы системы при одновременной работе нескольких камер. Чтобы избежать ложных данных о транспорте, каждый автобус распознается ровно 10 раз, а в базу данных заносится наиболее часто встречающийся результат. Первоначальное обнаружение обеспечивается алгоритмом YOLO, который сначала идентифицирует автобус, а затем определяет зону с номером маршрута. После выде-



Рис. 7. Пример работы системы распознавания общественного транспорта с применением методов машинного обучения (рисунок авторов)

Fig. 7. An example of a public transport recognition system using machine learning methods (author's figure)

ленная область направляется в модуль оптического распознавания символов PaddleOCR, который, в свою очередь, расшифровывает и сохраняет распознанный номер маршрута.

Важным достоинством предлагаемого решения является устойчивость к различным условиям съемки – система сохраняет работоспособность при типичных для городской инфраструктуры помехах.

В тестировании были использованы видеофайлы из Березников, Архангельска и Перми. Результаты показали высокую точность распознавания, несмотря на то, что обучающая выборка для модели собиралась только в городе Березники.

Пример работы системы представлен на рис. 7.

Чтобы довести информацию о фактическом движении транспорта до заинтересованных лиц, был разработан Телеграм-бот, посредством которого можно также видеть информацию о расписании движения автобусов (пока переносимом из сторонних источников вручную). Создание такого решения на Python является достаточно простой задачей и выходит за рамки задач, связанных с обработкой изображений. Отметим только, что для расчета времени прибытия автобуса, фактически проследовавшего одну остановку, в базу данных бота пришлось внести всю сеть остановок города Березники.

#### 4. Заключение / Conclusions

В процессе проведенного исследования были выбраны и настроены (обучены) программные средства, создано интегрирующее их программное обеспечение. В ходе испытаний добавлено 5 пользователей системы, 39 маршрутов, 344 остановки, 117 992 записи о расстояниях, 1 395 связей между остановками и маршрутами, 190 элементов расписания.

Использование модели YOLOv11s позволило достичь точности детекции автобусов на уровне 96 %, что обеспечивает надежное распознавание объектов даже в сложных условиях городской среды. Применение PaddleOCR в сочетании с YOLO обеспечило точность распознавания номеров маршрутов.

рутов на уровне 82 %, что является отличным показателем для подобных задач. Загрузка процессора Intel Core i5 при этом не превышала 10 %, то есть возможность для масштабирования имеется.

Разработанная система представляет собой современное и эффективное решение для контроля движения городского транспорта, способное повысить качество обслуживания пассажиров и улучшить работу городской транспортной сети. Результаты работы подтверждают возможность практического использования системы.



**Вклад авторов.** Затонский А. В.: постановка задачи, научное руководство, доработка и корректировка текста. Данилов В. В.: подбор и исследование возможностей средств реализации, реализация и настройка ПО, написание чернового варианта текста.

**Author contributions.** Andrey V. Zatonkiy: problem statement, scientific supervision, text revision and editing. Vsevolod V. Danilov: selection and investigation of implementation methods, software implementation and configuration, drafting the manuscript.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Conflict of interest.** The authors declare no relevant conflict of interest.

#### Список литературы

1. Андреев К. П., Терентьев В. В. Современные проблемы городского пассажирского транспорта. *Научный альманах*. 2016;(11-2):19–21. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?edn=xigdxv>
2. Андреев К. П., Терентьев В. В., Темнов Э. С. Проблемы качества транспортного обслуживания населения. В сб.: *Проблемы исследования систем и средств автомобильного транспорта: материалы Международной очно-заочной научно-технической конференции, Тула, 23–24 ноября 2017 года*. Тула: Тульский государственный университет, 2017. С. 105–110. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=32512428>
3. Рахматуллина А. Р. Проблемы развития городского общественного транспорта. *Управление экономическими системами*. 2013;(12):70. URL: <https://econpapers.repec.org/article/scn007255/15547324.htm>
4. Спсваков Б. С. Инновационные методы управления городским транспортом: опыт глобальных мегаполисов. В сб.: *Международная научно-техническая конференция молодых ученых БГТУ им. В. Г. Шухова, посвященная 170-летию со дня рождения В. Г. Шухова, Белгород, 16–17 мая 2023 года*. Белгород: Белгородский государственный технологический университет им. В. Г. Шухова, 2023. С. 947–952. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54616552&pff=1>
5. Минниханов Р. Н. Интегрированная система мониторинга и контроля транспортных потоков. *Наука и техника в дорожной отрасли*. 2017;(1):13–15. URL: <https://lib.madi.ru/nitdo/index.html>
6. Мишина Е. С., Лебедь Р. К., Хмелев Р. Н. К вопросу оснащения городского общественного транспорта системами мониторинга и обеспечения транспортной безопасности. *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*. 2020;(10):326–332. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44298662>
7. Сирота А. А., Митрофанова Е. Ю., Милованова А. И. Анализ алгоритмов поиска объектов на изображениях с использованием различных модификаций сверточных нейронных сетей. *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии*. 2019;(3):123–137. <https://journals.vsu.ru/sait/article/view/1313>
8. Wu J., Fan P., Sun Y., Gui W. Ghost-RetinaNet: Fast Shadow Detection Method for Photovoltaic Panels Based on Improved RetinaNet. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*. 2023;134(2):1305–1321. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2022.020919>
9. He L.-h., Zhou Y.-z., Liu L., Cao W., Ma J.-h. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11. *Scientific Reports*. 2025;15:14032. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
10. Андриянов Н. А., Андриянов Д. А. О важности аугментации данных при машинном обучении в задачах обработки изображений в условиях дефицита данных. В сб.: *Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020): материалы VI Международной конференции и молодежной школы, Самара, 26–29 мая 2020 года*. Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С. П. Королева, 2020. Т. 2. С. 383–388. URL: <https://repo.ssau.ru/handle/Informacionnye-tehnologii-i-nanotehnologii/O-vazhnosti-augmentacii-dannyh-pri-mashinnom-obuchenii-v-zadachah-obrabotki-izobrazhenii-v-usloviyah-deficita-dannyh-85287>

11. Маратулы А., Абибуллаев Е. А. Исследование производительности и сравнительный анализ YOLO-NAS и предыдущих версий YOLO. *Международный журнал информационных и коммуникационных технологий*. 2024;5(17):71–83. <https://doi.org/10.54309/IJICT.2024.17.1.006>
12. Pujara A., Bhamare M. DeepSORT: Real Time & Multi-Object Detection and Tracking with YOLO and TensorFlow. In: *International Conference on Augmented Intelligence and Sustainable Systems (ICAISS), Trichy, India, 2022*. P. 456–460. <https://doi.org/10.1109/ICAISS55157.2022.10011018>
13. Бесшапошников Н. О., Кузьменко М. А., Леонов А. Г., Матюшин М. А. Автоматизация разметки набора данных для нейронных сетей. *Вестник кибернетики*. 2018;(4):204–210.
14. Бурдуковский С. О. Аналитический обзор программного обеспечения для разметки изображений labeling. В сб.: *Приоритетные направления инновационной деятельности в промышленности: материалы III международной научной конференции, Казань, 30–31 марта 2021 года*. Москва: ООО «Конверт», 2021. С. 156–157. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=45746462>
15. Sarkar O., Sinha S., Jena A. K., Parida A. K., Parida N., Parida R. K. Automatic number plate character recognition using paddle-OCR. In: *International Conference on Innovations and Challenges in Emerging Technologies (ICICET), Nagpur, India, 2024*. P. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICICET59348.2024.10616305>
16. Reddy P. P., Shruthi P. S., Himanshu P., Singh T. License plate detection using YOLO v8 and performance evaluation of easyOCR, paddleOCR and tesseract. In: *15<sup>th</sup> International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Kamand, India, 2024*. P. 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/iccncnt61001.2024.10725878>

#### References

1. Andreev K. P., Terentiev V. V. Modern problems of urban passenger transport. *Science Almanac*. 2016;(11-2):19–21. (In Russ.) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?edn=xigdxv>
2. Andreyev K. P., Terent'yev V. V., Temnov E. S. Problems with the quality of public transport services. In: *Problemy issledovaniya sistem i sredstv avtomobil'nogo transporta: materialy Mezhdunarodnoy ochno-zaochnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii, Tula, November 23–24, 2017*. Tula: Tula State University, 2017. P. 105–110. (In Russ.) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=32512428>
3. Rakhmatullina A. R. Problems of development of city public transport. *Upravleniye ekonomicheskimi sistemami*. 2013;(12):70. (In Russ.) URL: <https://econpapers.repec.org/article/scn007255/15547324.htm>
4. Spevakov B. S. Innovative methods of urban transport management: experiences from global megacities. In: *Mezhdunarodnaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya molodykh uchenykh BGTU im. V. G. Shukhova, posvyashchennaya 170-letiyu so dnya rozhdeniya V. G. Shukhova, Belgorod, May 16–17, 2023*. Belgorod: Belgorod State Technological University named after V. G. Shukhov; 2023. P. 947–952. (In Russ.) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54616552&pff=1>
5. Minnikhanov R. N. An integrated system of monitoring and control of traffic flows. *Science & Engineering for Roads*. 2017;(1):13–15. (In Russ.) URL: <https://lib.madi.ru/nitdo/index.html>
6. Mishina E. S., Lebed R. K., Khmelev R. N. On the question of equipment of urban public transportation systems for monitoring and ensuring transportation security. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskije nauki*. 2020;(10):326–332. (In Russ.) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44298662>
7. Sirota A., Mitrofanova E. Yu., Milovanova A. I. Analysis of algorithms for searching objects in images using various modifications of convolutional neural network. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Systems Analysis and Information Technologies*. 2019;(3):123–137. (In Russ.) <https://doi.org/10.17308/sait.2019.3/1313>
8. Wu J., Fan P., Sun Y., Gui W. Ghost-RetinaNet: Fast Shadow Detection Method for Photovoltaic Panels Based on Improved RetinaNet. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*. 2023;134(2):1305–1321. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2022.020919>
9. He L.-h., Zhou Y.-z., Liu L., Cao W., Ma J.-h. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11. *Scientific Reports*. 2025;15:14032. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96314-x>
10. Andriyanov N. A., Andriyanov D. A. The importance of data augmentation in machine learning for image processing tasks in the face of data scarcity. In: *Informatsionnyye tekhnologii i nanotekhnologii (ITNT-2020): materialy VI Mezhdunarodnoy konferentsii i molodezhnoy shkoly, Samara, May 26–29, 2020*. Samara: Samara National Research University named after Academician S. P. Korolev, 2020. Vol. 2. P. 383–388. URL: <https://repo.ssau.ru/handle/Informacionnye-tehnologii-i-nanotekhnologii/O-vazhnosti-augmentacii-dannyh-pri-mashinnom-obuchenii-v-zadachah-obrabotki-izobrazhenii-v-usloviyah-deficita-dannyh-85287>

11. Maratuly A., Abibullayev Y. A. Performance study and comparative analysis of YOLO-NAS and previous versions of YOLO. *International journal of information and communication technologies*. 2024;5(17):71–83 (In Russ.). <https://doi.org/10.54309/IJICT.2024.17.1.006>
12. Pujara A., Bhamare M. DeepSORT: Real Time & Multi-Object Detection and Tracking with YOLO and TensorFlow. In: *International Conference on Augmented Intelligence and Sustainable Systems (ICAISS), Trichy, India, 2022*. P. 456–460. <https://doi.org/10.1109/ICAISS55157.2022.10011018>
13. Besshaposhnikov N. O., Kuzmenko M. A., Leonov A. G., Matyushin M. A. Automation of data markup for neural networks. *Proceedings in Cybernetics*. 2018;(4):204–210. (In Russ.)
14. Burdukovskiy S. O. An analytical review of LABELIMG image labeling software. In: *Prioritetnyye napravleniya innovatsionnoy deyatelnosti v promyshlennosti: materialy III mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii, Kazan, March 30–31, 2021*. Moscow: OOO "Konvert", 2021. P. 156–157. (In Russ.) URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=45746462>
15. Sarkar O., Sinha S., Jena A. K., Parida A. K., Parida N., Parida R. K. Automatic number plate character recognition using paddle-OCR. In: *International Conference on Innovations and Challenges in Emerging Technologies (ICICET), Nagpur, India, 2024*. P. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICICET59348.2024.10616305>
16. Reddy P. P., Shruthi P. S., Himanshu P., Singh T. License plate detection using YOLO v8 and performance evaluation of easyOCR, paddleOCR and tesseract. In: *15<sup>th</sup> International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Kamand, India, 2024*. P. 1–6. <http://dx.doi.org/10.1109/icccnt61001.2024.10725878>



#### Информация об авторах

**Затонский Андрей Владимирович**, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов, Березниковский филиал Пермского национального исследовательского политехнического университета, Березники, Российская Федерация, [z Xenon@narod.ru](mailto:z Xenon@narod.ru), <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>

**Данилов Всеволод Владимирович**, магистрант кафедры информационных технологий и автоматизированных систем, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Российская Федерация, [vsevolod.dnlv@mail.ru](mailto:vsevolod.dnlv@mail.ru)

#### Information about the authors

**Andrey V. Zatonkiy**, Dr. Sci. (Engineering), Professor, Head of the Department of Automation of Technological Processes, Berezniki Branch of National Research Polytechnic University, Berezniki, Russian Federation, [z Xenon@narod.ru](mailto:z Xenon@narod.ru), <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>

**Vsevolod V. Danilov**, Graduate Student in the Department of Information Technology and Automated Systems, National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation, [vsevolod.dnlv@mail.ru](mailto:vsevolod.dnlv@mail.ru)

Получена 11 мая 2025 г., одобрена 23 сентября 2025 г., принята к публикации 25 сентября 2025 г.  
Received 11 May 2025, Approved 23 September 2025, Accepted for publication 25 September 2025