

УДК 656.13

DOI: 10.24412/3033-6007-2026-238-64-81

© Свистельников А.А., Малихина П.В., Торопов Н.Ю., 2026

МЕТРИКИ ДОСТОВЕРНОСТИ ВЫЯВЛЕНИЯ ДОРОЖНЫХ ИНЦИДЕНТОВ ПОДСИСТЕМОЙ ВЫЯВЛЕНИЯ ИНЦИДЕНТОВ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Свистельников А.А.^{*,1}, Малихина П.В.^{*,1}, Торопов Н.Ю.^{*,1}

¹ Федеральное автономное учреждение «Российский дорожный научно-исследовательский институт» (ФАУ «РОСДОРНИИ»), Москва, Россия.

Аннотация. В статье исследуется проблема оценки достоверности функционирования подсистем выявления дорожных инцидентов (ПВДИ) на основе технологии компьютерного зрения. Отмечается, что действующая нормативно-техническая база Российской Федерации, включая ГОСТ Р 71159-2023, не содержит количественных критериев оценки эффективности выявления инцидентов, что затрудняет валидацию систем и сопоставление решений различных производителей. Внутренние параметры «достоверности» в программных комплексах не поддаются независимой верификации, а точность пространственно-временной привязки зависит от множества факторов, снижающих надежность учета событий. Цель статьи: определение ключевых метрик оценки функциональных характеристик ПВДИ и обоснование их пороговых значений на основе анализа технологических возможностей, эксплуатационных требований и международного опыта. В результате проведенной работы была разработана система взаимодополняющих метрик, включающая полноту обнаружения, точность детектирования, ошибки классификации и уровень ложных срабатываний. А также предложены критерии, рекомендованные в качестве методологической основы для формирования нормативно-технических требований к ПВДИ.

Ключевые слова: интеллектуальные транспортные системы, выявление дорожных инцидентов, компьютерное зрение, метрики оценки эффективности, достоверность выявления.

METRICS OF THE RELIABILITY OF ROAD INCIDENT DETECTION BY TRAFFIC INCIDENT DETECTION SUBSYSTEM BASED ON COMPUTER VISION TECHNOLOGY

Svistelnikov A. A.^{*,1}, Malykhina P. V.^{*,1}, Toropov N. Yu.^{*,1}

¹ Federal Autonomous Institution «Russian Road Research Institute» (FAI «ROSDORNII»), Moscow, Russia.

Abstract. This article examines the problem of assessing the reliability of traffic incident detection subsystems (TIDS) based on computer vision technology. It is noted that the current regulatory framework of the Russian Federation, including GOST R 71159-2023, does not contain quantitative criteria for assessing the effectiveness of incident detection, which complicates the validation of systems and the comparison of solutions from different manufacturers. Internal «reliability» parameters in software systems cannot be independently verified, and the accuracy of spatial and temporal referencing depends on numerous factors that reduce the reliability of event

* E-mail: svistelnikovaa@rosdornii.ru

* E-mail: malykhinapv@rosdornii.ru

* E-mail: toropov@rosdornii.ru

recording. The purpose of the article is to determine key metrics for assessing the functional characteristics of the TIDS and justify their threshold values based on an analysis of technological capabilities, operational requirements and international experience. As a result of this work, a system of complementary metrics was developed, including detection completeness, detection accuracy, classification errors, and false positive rate. Criteria were also proposed, recommended as a methodological basis for developing regulatory and technical requirements for TIDS.

Keywords: *intelligent transport systems, traffic incident detection, computer vision, performance evaluation metrics, detection reliability.*

Введение

Подсистема выявления дорожных инцидентов (далее – ПВДИ) в составе интеллектуальных транспортных систем (далее ИТС) предназначена для автоматизированного обнаружения, верификации, локализации и классификации событий, влияющих на безопасность и устойчивость дорожного движения. Результаты работы такой подсистемы используются операторами центров управления дорожным движением, смежными подсистемами ИТС и внешними информационными системами. На рисунке 1 представлено место ПВДИ в функциональной архитектуре ИТС.

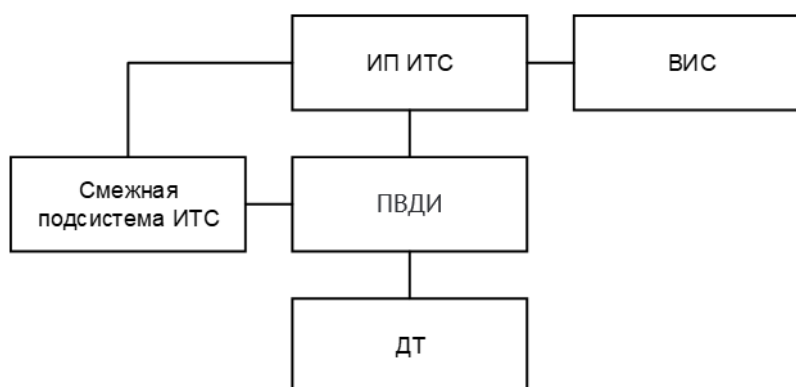


Рис. 1. Место ПВДИ в функциональной архитектуре ИТС

По результатам проведения испытаний подсистемы выявления дорожных инцидентов, проведенных ФАУ «РОСДОРНИИ» на Пилотной зоне ИТС в Республике Татарстан [1] представляющей собой комплекс технологического оборудования и программного обеспечения, предназначенный для проведения исследований и испытаний технологий ИТС, а также анализа эксплуатационных характеристик систем видеоаналитики, была выявлена необходимость формирования комплекса количественных критериев (метрик) для оценки функциональных характеристик ПВДИ, в частности функции выявления дорожных инцидентов.

Целью статьи является формирование системы ключевых метрик (полнота, точность и др.) оценки достоверности функционирования ПВДИ и обоснование их пороговых значений на основе анализа технологических возможностей, эксплуатационных требований и международного опыта. ПВДИ представляет собой подсистему ИТС, реализующую функции автоматического обнаружения нештатных ситуаций: аварийных остановок, выезда на полосу встречного движения, появления препятствий на проезжей части, движения задним ходом в запрещённых зонах и иных событий, непосредственно влияющих на безопасность и пропускную способность улично-дорожной сети.

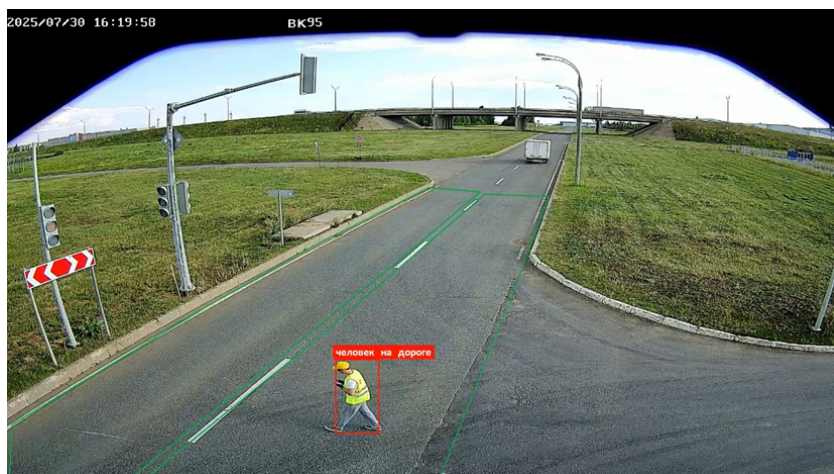


Рис. 2. Пример работы ПВДИ

В действующей нормативно-технической и правовой базе Российской Федерации, регулирующей сферу интеллектуальных транспортных систем (далее – ИТС), отсутствуют требования к показателям достоверности распознавания инцидентов. Несмотря на наличие стандарта ГОСТ Р 71159-2023¹, определяющего общие принципы построения и функционирования подсистемы выявления дорожных инцидентов, не установлены количественные критерии оценки выполнения основной функции подсистемы – выявление инцидентов. Это создает предпосылки для неоднозначной интерпретации функциональных возможностей систем, а также затрудняет сопоставление решений различных производителей и выбор оптимальных конфигураций при проектировании и внедрении ИТС [2].

Номинально в интерфейсах программных комплексов может присутствовать параметр, обозначаемый как «достоверность» или «уровень достоверности», однако его значение формируется внутренними алгоритмами обработки данных и не поддается прямой интерпретации или верификации. Ввиду того, что алгоритмическая логика работы систем видеоаналитики, включая методы классификации объектов, трекинга и принятия решений, является тяжело доступной или вовсе недоступной для независимого анализа, использование указанного параметра в качестве основы для оценки эффективности ПВДИ не представляется возможным.

Особое внимание требует вопрос пространственно-временной привязки инцидентов, который напрямую влияет на достоверность и полноту учета событий. В современных системах привязка осуществляется на основе геометрической калибровки видеопотока по координатам камеры, а также с использованием данных от внешних источников – ГЛОНАСС/GPS-треков транспортных средств или радиолокационных детекторов. Однако точность локализации инцидента в пространстве зависит от множества факторов: угла обзора камеры, искажений объектива, высоты установки, а также синхронизации времени между различными узлами системы. В условиях плотной застройки, сложной конфигурации проезжей части или при использовании поворотных камер возникают систематические погрешности, снижающие надежность привязки. Кроме того, инциденты, происходящие вне зоны видимости камер или в «слепых зонах», могут не фиксироваться либо фиксироваться с существенной временной задержкой, что искажает картину динамики транспортного потока и снижает оперативность реагирования.

В этих условиях актуальным становится проведение комплексного анализа текущего состояния методов автоматического обнаружения инцидентов, включая оценку применяемых алгоритмов видеоаналитики, методов пространственно-временной привязки событий, а также выявление ключевых факторов, влияющих на достоверность распознавания.

¹ГОСТ Р 71159-2023. Интеллектуальные транспортные системы. Подсистема выявления дорожных инцидентов. Общие требования. – М.: Российский институт стандартизации, 2024

В целях разработки научно-обоснованных предложений по определению показателя или группы показателей, характеризующих достоверность выявления дорожных инцидентов и его граничных значений, проводится:

- анализ существующих подходов к автоматическому обнаружению и пространственно-временной привязки инцидентов на основе видеоаналитики (раздел 1);
- анализ существующих практик и исследований по достижимым уровням функциональной корректности при тестировании существующих систем выявления инцидентов на базе видеоаналитики (раздел 2);
- разработка предложений по определению критериев достоверности выявления дорожных инцидентов ПВДИ (раздел 3);
- формирование результирующих значений критериев достоверности выявления дорожных инцидентов ПВДИ (раздел 4).

1. Анализ применяемых методов автоматического обнаружения и методов пространственно-временной привязки инцидентов на основе видеоаналитики

В современных ПВДИ ключевую роль в автоматизации процесса детектирования инцидентов на автомобильных дорогах играют технологии видеоаналитики. Основой функционирования таких систем является комплексный алгоритмический подход, включающий последовательное или параллельное применение нескольких взаимосвязанных процедур обработки видеопотока, каждая из которых направлена на решение определенной аналитической задачи в рамках программного обеспечения.

На текущий момент в практике эксплуатации систем видеоаналитики, применяемых в составе ПВДИ, выделяются следующие функции:

1. Обнаружение (детекция) объектов определенного класса на отдельном кадре. Данный этап является фундаментальным для последующих процедур анализа. Современные алгоритмы видеоаналитики позволяют классифицировать объекты по заранее определенным категориям, которые включают транспортные средства, пешеходов, животных, препятствия на проезжей части (включая выпавший или просыпанный груз), а также последствия стихийных явлений (камнепад, затопление) [3]. Эффективность детекции зависит от разрешения видеопотока, условий освещения, угла обзора камеры и степени загруженности обрабатываемого кадра.
2. Построение траектории движения каждого отдельного объекта по серии кадров. На основе данных детекции выполняется построение траектории объектов, что позволяет отслеживать их перемещение во времени и пространстве. Данный процесс особенно важен при анализе поведения транспортных средств в условиях плотного транспортного потока, а также при выявлении аномальных маневров, таких как резкое торможение, объезд препятствия или движение задним ходом.
3. Измерение параметров движения отдельных объектов. К числу измеряемых параметров относятся скорость, ускорение, направление движения и продолжительность нахождения объекта в определенной зоне. Эти данные используются для распознавания таких инцидентов, как превышение скорости, остановка в запрещенной зоне, движение по встречной полосе или по велосипедной дорожке.
4. Измерение параметров транспортного потока. Включает в себя подсчет интенсивности движения – количества транспортных средств, пересекающих виртуальную линию или находящихся в заданной зоне наблюдения за единицу времени. Анализ динамики потока позволяет

выявлять косвенные признаки инцидентов, такие как внезапное снижение скорости, формирование затора или неравномерное распределение интенсивности по полосам движения.

Указанные процедуры, как правило, комбинируются в зависимости от типа распознаваемого инцидента. Например, обнаружение дорожно-транспортного происшествия (далее – ДТП) может основываться на взвешенной сумме нескольких признаков: остановка транспортного средства в полосе движения, резкое снижение скорости, изменение конфигурации транспортного потока, появление посторонних объектов на проезжей части. Порог срабатывания в таких системах задается эвристически и может быть настроен пользователем в зависимости от специфики участка дороги и требований к чувствительности.

Основной процедурой для ПВДИ на базе видеоаналитики в настоящее время является «Обнаружение (детекция) объектов определенного класса на отдельном кадре». В современных алгоритмах ПВДИ все, как правило, строится на ее основе. При этом в зависимости от требуемого вида инцидента к автоматическому обнаружению добавляется определенный класс или классы объектов.

К алгоритмам обнаружения в рассматриваемой области формально можно отнести алгоритмы детекции объектов на изображении. Классификация в таких алгоритмах неразрывно связана с локализацией. Различают две разновидности методов:

1. Двухэтапный метод, или «метод, основанный на регионах» – подход, разделенный на два этапа. На первом этапе селективным поиском или с помощью специального слоя нейронной сети выделяются регионы интереса. На втором этапе выбранные области рассматриваются классификатором для определения принадлежности исходным классам и регрессором, уточняющим местоположение ограничивающих рамок.
2. Одноэтапный метод – подход, не использующий отдельный алгоритм для генерации регионов, вместо этого предсказывающий координаты определенного количества ограничивающих рамок с различными характеристиками, такими как результаты классификации и степень уверенности, и в дальнейшем корректирующий местоположение рамок.

Одноэтапные методы видеоаналитики используются для высокодинамичных сцен, характерных для транспортного потока. Рассмотрим использование такого метода на примере алгоритма «YOLO (You Only Look Once)» [4], который предназначен для обработки видеопотока в режиме реального времени и обеспечивает высокую скорость анализа за счет выполнения всех этапов обработки – от генерации регионов интереса до классификации и локализации – в рамках единого прохода нейронной сети.

Алгоритм YOLO разделяет входное изображение на сетку ячеек и для каждой ячейки предсказывает число ограничивающих рамок, ассоциированных с ними вероятностями принадлежности к определенному классу и показателем достоверности [4].

Выходные данные алгоритма представляют собой структурированный набор векторов, каждый из которых включает:

- Координаты ограничивающей рамки в нормализованном формате: (x – координата, y – координата, глубина, высота).
- Класс объекта – категория обнаруженного объекта, такая как «автомобиль», «пешеход», «грузовик», «мотоцикл» и др.
- Показатель достоверности – скалярное значение в диапазоне от 0 до 1, отражающее степень уверенности алгоритма в корректности детекции объекта в пределах рамки.

Результат работы алгоритма YOLO представляет собой список детектированных объектов, каждый из которых описывается набором параметров.

В задачах, требующих высокой точности пространственной локализации объектов и детального анализа сцены, применяются двухэтапные методы детекции, среди которых наиболее развитым и широко используемым является семейство алгоритмов Region-based CNN (R-CNN) [5].

Алгоритм R-CNN реализует двухэтапный подход к детекции объектов [6]:

1. Генерация регионов-предложений – на первом этапе с использованием специализированных модулей выделяются потенциальные области интереса.
2. Классификация и уточнение положения – на втором этапе каждый из предложенных регионов подвергается анализу с помощью сверточной нейронной сети.

Сравнительная характеристика основных подходов к детекции объектов – одноэтапных (например, YOLO) и двухэтапных (например, R-CNN) методов – по ключевым параметрам, связанных с пространственной локализацией, представлена в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение характеристик алгоритмов YOLO и R-CNN

Параметр	YOLO	R-CNN
Скорость работы алгоритма	45-155 FPS (YOLOv8)	5-7 FPS (Faster R-CNN)
Точность локализации	Средняя (ошибка 5-10%)	Высокая (ошибка 2-5%)
Сегментация	Нет (кроме YOLO ACT)	Да (Mask R-CNN)
Использование	Реальное время	Высокоточная локализация

Методы пространственной привязки предназначены для перехода от пиксельных координат к геопространственным. Применяются следующие подходы:

1. Геометрическая привязка по калиброванной камере (точность 0.2-1.0 м).
2. Использование эталонных ориентиров (точность 0.5-2 м).
3. Перспективное преобразование (точность 0.5-3 м).
4. Определение положения с использованием 3D-моделей объектов (точность до 1 м).

Для оценки точности локализации в координатах изображения используется метрика Intersection over Union (IoU), рассчитываемая по следующей формуле:

$$IoU = \frac{S(A \cap B)}{S(A \cup B)}, \quad (1)$$

где A – предсказанная системой ограничивающая рамка, B – эталонная (истинная) рамка.

Метрика принимает значения от 0 до 1:

- $IoU = 0$ – рамки не пересекаются,
- $IoU = 1$ – рамки полностью совпадают.

Как правило, детекция считается корректной при $IoU \geq 0.5$ и верной классификации объекта.

Точность временной привязки определяется погрешностью часов устройства, синхронизацией с NTP/PTP-серверами, временем обнаружения и верификации.

Исходя из вышесказанного, эффективность ПВДИ определяется компромиссом между скоростью обработки (одноэтапные методы) и точностью локализации (двухэтапные методы), а также корректностью реализации методов геопривязки и временной синхронизации.

Таким образом, рассмотренные алгоритмические подходы и методы пространственно-временной привязки непосредственно определяют достижимые значения ключевых метрик достоверности функционирования ПВДИ. В частности, выбор между одноэтапными (YOLO) и двухэтапными (R-CNN) архитектурами формирует компромисс между скоростью обработки и точностью локализации объектов, что напрямую влияет на показатели полноты и точности обнаружения инцидентов. Пороговое значение показателя уверенности детекции, формируемое на выходе нейронной сети, определяет баланс между долей ложноотрицательных результатов и количеством ложноположительных результатов. Качество классификации объектов и корректность методов геопривязки, в свою очередь, обуславливают уровень ошибок классификации инцидентов и точность их пространственно-временной локализации. Указанные взаимосвязи обосновывают необходимость комплексной системы метрик, формируемой в разделе 3.

2. Анализ существующих практик и исследований по функциональной корректности систем

Оценка достоверности в реальных условиях требует анализа данных независимых испытаний. В рамках проекта «Testing and Evaluation of Thermal Camera-based and Video-analytic Systems»² системы тестировались на мостах Саншайн-Скайвей и Говарда Франкланда Система на основе тепловизионного анализа показала точность обнаружения пешеходов – 100%, остановленного транспортного средства (далее – ТС) – 94.3%, движения по встречной полосе – 100%. Система видеоаналитики показала точность обнаружения ДТП – 84.6%.

Исследование Департамента транспорта Флориды (FDOT) было направлено на оценку систем обнаружения движения в неверном направлении [7]. Испытания проводились по нескольким сценариям (дневные/ночные условия, имитация движения в неверном направлении). Результаты показали, что системы способны обеспечивать высокий уровень обнаружения (точность выявления инцидентов до 93.78%, фактическая точность до 97.93%) при корректной настройке, но их эффективность снижается в условиях слабого освещения. Статистический анализ подтвердил значимое влияние выбора поставщика на функциональные характеристики.

Исследование «Next Generation Traffic Data and Incident Detection from Video» (Preisen and Deeter, 2014) [8] оценивало эффективность систем в задачах измерения параметров потока и обнаружения инцидентов. Точность подсчета интенсивности составила 83-91%, измерения скорости – 94-98%. Точность классификации ТС варьировалась от 56% (небольшие грузовики, день) до 87% (легковые автомобили, день), снижаясь в ночное время. Подтвержденные срабатывания на остановившиеся ТС и посторонние предметы составили 72% (ложные срабатывания – 23%), неопределенные случаи составили 5%.

Формирование обоснованных нормативных значений требует учета двух взаимодополняющих аспектов:

1. Технологической реализуемости, определяемой достижимыми характеристиками систем видеоаналитики, предлагаемыми производителями и разработчиками;
2. Эксплуатационной целесообразности, отражающей практические потребности и операционные возможности пользователей – операторов центров управления дорожным движением и служб реагирования.

Для обеспечения баланса между этими аспектами в рамках настоящего исследования был применен метод экспертного анкетирования, направленный на системное сопоставление технологических возможностей и операционных требований. В качестве экспертов выступили 16 организаций разработчиков соответствующих технологий и ПВДИ. В ходе работы была сформирована

²Testing and Evaluation of Thermal Camera-based and Video-analytic Systems on Wrong-Way Driving, Stopped Vehicles, and Pedestrians. – URL: <https://www.cutr.usf.edu/wp-content/uploads/2020/06/Testing-and-Evaluation-of-Thermal-Camera-based-and-Video-analytic-Systems-on-Wrong-Way-Driving-Stopped-Vehicles-and-Pedestrians.pdf>

опросная форма производителей подсистем видеоаналитики, включающая в себя информацию о следующих метриках: полнота, точность, ошибки классификации, среднее время обнаружение и ложные срабатывания.

По результатам ранжирования параметров качества были получены следующие приоритеты:

- коэффициент правильного обнаружения (включающий в себя полноту, точность, ошибки классификации) – высший приоритет (7 организаций);
- среднее время обнаружения – средний приоритет;
- частота ложных срабатываний – низший приоритет.

Выявлена четкая корреляция между временем обнаружения и ожидаемым уровнем полноты:

- для 70% обнаружения: 30-60 секунд;
- для 80% обнаружения: 30-90 секунд;
- для 90% обнаружения: 5-120 секунд.

Это свидетельствует о готовности производителей увеличивать время анализа для достижения более высокой полноты обнаружения.

В части нагрузки на оператора допустимое количество сигналов об инциденте в час варьируется от 1-3 до более 20, а допустимое число ложных срабатываний – от 0 до 2-5 в час. Некоторые производители отметили, что современные ПВДИ должны функционировать в автоматическом режиме без постоянного участия оператора.

Для определения эксплуатационной целесообразности и операционных потребностей конечных пользователей было проведено анкетирование операторов центров управления дорожным движением и служб реагирования, использующих данные от ПВДИ.

Выявлены две группы подходов к определению требований:

- Базовый уровень (полнота и точность $\geq 70\%$): характерен для систем с узкой функциональностью;
- Высокий уровень (полнота и точность $\geq 90-95\%$): предъявляется операторами крупных центров организации дорожного движения, где критична достоверность для принятия управленческих решений.

На основании экспертного анкетирования получены следующие усредненные значения по показателям, представленные в таблице 2.

Таблица 2. Усредненные значения по показателям

Показатель	Среднее	Медиана
Полнота	83.6%	90%
Точность	82.1%	80%
Ошибки классификации	5.9%	5%
Ложные срабатывания	5.1%	5%

Общие выводы анализа практик:

- Достижимые показатели эффективности сильно зависят от условий эксплуатации (освещенность, погода, плотность потока).
- Критическим параметром является частота ложных срабатываний, влияющая на доверие операторов.

- Для объективной оценки необходимы стандартизированные сценарии испытаний и комплекс метрик.

3. Разработка предложений по определению метрик достоверности выявления дорожных инцидентов

Современные подсистемы выявления дорожных инцидентов на основе видеоаналитики представляют собой сложные человеко-машинные системы, эффективность функционирования которых, по результатам анализа, проведенного в предыдущих разделах, определяется совокупностью характеристик обнаружения, классификации и пространственно-временной привязки событий. Существующая нормативно-техническая база Российской Федерации не содержит количественных критериев оценки функционирования таких систем, что создает значительные сложности при их валидации и проведении сравнительного анализа.

В этих условиях возникает необходимость разработки единообразной, прозрачной и измеримой системы метрик, позволяющей осуществлять комплексную оценку функционирования ПВДИ в части выявления дорожных инцидентов. Поэтому для объективной оценки достоверности ПВДИ предлагается использовать набор взаимодополняющих метрик, каждая из которых отражает отдельный аспект качества функционирования. В качестве методологической основы предлагается использовать положения ГОСТ Р 59898-2021³, который формализует подходы к оценке систем, использующих ИИ-технологии, в том числе на основе показателей точности, полноты, работоспособности и интерпретируемости результатов. Однако подходы и метрики требуют адаптации и корректного описания в соответствии со спецификой ИТС и ПВДИ.

На основе теории бинарной классификации и с учетом специфики предметной области (наличие многоклассовой классификации инцидентов) предложена следующая типология результатов обработки видеопотока [9]:

1. Истинно положительный результат (далее – ИП) – дорожный инцидент присутствовал в зоне наблюдения и был выявлен системой.
2. Ложноположительный результат (далее – ЛП) – система сгенерировала событие при фактическом отсутствии инцидента.
3. Ложноотрицательный результат (далее – ЛО) – инцидент произошел, но не был зафиксирован системой.

Дополнительно выделяются показатели:

- Ошибка классификации (далее – ОК) – инцидент был обнаружен, но его тип определен неверно.
- Ложное срабатывание (далее – ЛС) – ложноположительный результат ПВДИ в контексте эксплуатации системы.

На основе данной типологии формируется система базовых метрик, описанных с учетом особенностей выявления, предложенных для включения в методику оценки достоверности ПВДИ:

Полнота

Полнота – доля выявленных системой инцидентов относительно общего количества инцидентов, произошедших в зоне контроля за отчетный период [10].

³ГОСТ Р 59898-2021. Оценка качества систем искусственного интеллекта. Общие положения. – М.: Российский институт стандартизации, 2021

$$P = \frac{\text{ИП}}{\text{ИП} + \text{ЛО}} \cdot 100\% \quad (2)$$

В контексте задач ИТС полнота обнаружения напрямую определяет эффективность функционирования ПВДИ и представляет собой комплексный показатель, охватывающий несколько критически важных аспектов:

- Пространственный охват – возможность системы идентифицировать инциденты в зоне осуществления мониторинга, включая проблемные участки с ограниченной видимостью, зоны с ограниченным обзором и области с различными геометрическими параметрами дорожного полотна.
- Временная непрерывность – обеспечение детектирования инцидентов во всех временных интервалах, включая периоды с неблагоприятными условиями наблюдения (ночное время, осадки, недостаточная освещенность).
- Событийный охват – способность системы обнаруживать все категории инцидентов, предусмотренные таксономией событий: от критических (движение во встречном направлении, ДТП) до менее значимых, но потенциально опасных событий (посторонние предметы, пешеходы в неположенных местах).

Низкий показатель полноты означает, что значительная часть происходящих на дороге инцидентов остается незафиксированной системой, что приводит к системным последствиям:

- некомплектность оперативной картины: оператор получает искаженное представление о дорожной обстановке, где часть активных инцидентов отсутствует в системе мониторинга;
- риск эскалации инцидентов: пропущенное незначительное событие (например, остановившееся ТС на обочине) может развиваться в крупный затор или ДТП;
- снижение доверия к автоматизации: высокий процент пропусков подрывает доверие персонала к системе и вынуждает дублировать ее функции ручным контролем.

Согласно анализу международного опыта, современные системы, проведенного в рамках научно-исследовательской работы «Разработка предварительного национального стандарта «Интеллектуальные транспортные системы. Подсистемы выявления дорожных инцидентов. Объекты и методы испытаний»» видеоаналитики в благоприятных условиях демонстрируют полноту обнаружения инцидентов на уровне 94-100%. Однако в сложных условиях эксплуатации, таких как ночное время суток, плохая видимость или высокая плотность трафика, этот показатель снижается до 80-85%.

Для объективной оценки полноты в ходе испытаний необходима эталонная выборка инцидентов, верифицированная независимыми методами. При анализе эксплуатационных данных эталоном может служить ретроспективная разметка архивных видеозаписей.

Точность

Точность – доля выявленных системой инцидентов относительно общего количества всех срабатываний, включая ошибочные (ложные срабатывания).

$$T = \frac{\text{ИП}}{\text{ИП} + \text{ЛП}} \cdot 100\% \quad (3)$$

В контексте задач ИТС точность детектирования является ключевым показателем эффективности обработки информации в ПВДИ, характеризующим несколько критически важных аспектов ее функционирования:

- Качество алгоритмических решений – способность системы минимизировать ложные срабатывания, вызванные сложными погодными условиями, наличием освещенности, теней, отражений и другими артефактами видеопотока.
- Оптимизация ресурсов – снижение операционной нагрузки на операторов за счет фильтрации нерелевантных событий и предотвращения «алертной усталости»⁴ операторов.
- Эффективность использования инфраструктуры – минимизация ложных активаций систем оповещения и необоснованного задействования экстренных служб

Низкий показатель точности означает, что значительная часть ресурсов системы расходуется на обработку и верификацию ошибочных срабатываний, что приводит к следующим системным последствиям:

- снижение операционной эффективности: оператор вынужден расходовать рабочее время на фильтрацию и анализ ложных тревог, что снижает скорость реакции на реальные инциденты;
- девальвация системы оповещений: частые ложные тревоги приводят к снижению доверия к автоматизированным предупреждениям и могут провоцировать их игнорирование персоналом;
- нерациональное использование ресурсов: необоснованное задействование служб реагирования приводит к дополнительным эксплуатационным расходам и снижению их готовности к реальным инцидентам.

Согласно анализу международного опыта, современные системы видеоаналитики способны достигать точности детектирования на уровне 85-95% для основных категорий инцидентов в стандартных условиях. Однако в сложных условиях эксплуатации (интенсивное движение, сложные погодные условия, недостаточное освещение) данный показатель может снижаться до 70-80%.

Для объективной оценки точности в ходе испытаний необходима тщательная верификация всех срабатываний системы методами независимого контроля. При анализе эксплуатационных данных рекомендуется использовать систему двойной проверки с привлечением нескольких операторов для минимизации субъективного фактора. Компромиссная зависимость между точностью и полнотой требует оптимального балансирования параметров системы: повышение порогов детектирования улучшает точность, но снижает полноту, и наоборот. Калибровка этого баланса должна осуществляться с учетом приоритетов конкретной дорожной ситуации и критичности различных типов инцидентов.

Ошибка классификации

Ошибка классификации – доля неверно определенных типов инцидентов относительно общего количества всех выявленных и классифицированных инцидентов, произошедших в зоне контроля за отчетный период.

$$OK = \frac{N_{OK}}{ИП} \cdot 100\% \quad (4)$$

В контексте задач ИТС показатель ошибки классификации характеризует смысловую достоверность информации в ПВДИ и охватывает несколько критически важных аспектов:

⁴Состояние, при котором возникает стойкое чувство упадка сил, не проходящее даже после отдыха, а также снижаются умственная и физическая работоспособность

- Семантическая точность данных – способность системы не только обнаруживать факт инцидента, но и корректно интерпретировать его природу, что определяет адекватность протоколов реагирования.
- Качество распознавания паттернов – эффективность различения визуально схожих, но семантически различных событий (например, «остановка» или «затор», «ДТП» или «вынужденная остановка»).
- Контекстная адаптивность – способность алгоритмов учитывать пространственно-временной контекст при классификации событий.

Высокий показатель ошибки классификации приводит к следующим системным последствиям:

- неадекватность реагирования: некорректное определение типа инцидента ведет к применению неподходящих протоколов реагирования и неоптимальному задействованию служб;
- искажение статистического учета: накопление ошибок классификации в базах данных приводит к нерепрезентативной аналитике и некорректным долгосрочным решениям;
- снижение полезности системы: операторы теряют доверие к автоматически присваиваемым категориям и вынуждены осуществлять дополнительную верификацию.

Согласно анализу международного опыта, современные системы видеоаналитики демонстрируют уровень ошибок классификации от 5% до 15% для базовых категорий инцидентов в стандартных условиях. Для сложных и редко встречающихся типов событий данный показатель может достигать 25-40%.

Ложные срабатывания

Ложные срабатывания – доля ошибочных срабатываний системы относительно общего количества всех зафиксированных системой событий.

$$ЛС = \frac{ЛП}{ИП + ЛП} \cdot 100\% \quad (5)$$

В контексте задач ИТС показатель ложных срабатываний является ключевым индикатором селективности системы и характеризует:

- Устойчивость алгоритмов – способность системы отличать целевые события от артефактов видеопотока, изменений освещенности, погодных явлений и других нерелевантных изменений в зоне мониторинга.
- Эргономичность интерфейса – степень соответствия между частотой ложных предупреждений и психофизиологическими возможностями операторов по их обработке.
- Экономическую эффективность – влияние ложных срабатываний на расход ресурсов системы и служб реагирования.

Высокий показатель ложных срабатываний приводит к следующим негативным последствиям:

- алертная усталость операторов: постоянный поток ложных предупреждений вызывает психологическое привыкание и повышает вероятность пропуска реальных инцидентов;
- неэффективное использование ресурсов: время операторов тратится на фильтрацию и анализ ложных событий вместо работы с реальными инцидентами;

- девальвация системы оповещений: снижается доверие ко всем автоматическим уведомлениям системы, включая корректные.

Для систем постоянного мониторинга значение ложных срабатываний целесообразно рассматривать с учетом операционной нагрузки на оператора. В рамках настоящего исследования значение не более 5% рассматривается как целевой ориентир, обеспечивающий приемлемый уровень доверия к системе. Диапазон 10-15% может рассматриваться как верхняя граница допустимости, превышение которой приводит к росту числа нерелевантных уведомлений и снижению эффективности человеко-машинного взаимодействия. В сложных условиях эксплуатации допустимо кратковременное повышение данного показателя до 20-25% при условии применения дополнительных фильтров верификации.

Оба показателя – ошибки классификации и ложные срабатывания – требуют постоянного мониторинга и корректировки пороговых значений алгоритмов для достижения баланса между полнотой обнаружения и точностью работы системы.

Предложенная система критериев достоверности выявления дорожных инцидентов основана на общепринятых принципах оценки систем искусственного интеллекта и адаптирована к специфике интеллектуальных транспортных систем. Многокритериальный подход позволяет учитывать как полноту охвата событий, так и качество их интерпретации, а также надежность взаимодействия с оператором.

Конкретные пороговые значения для каждой из метрик сформированы в рамках выполненной НИР и настоящего исследования на основе:

- результатов анкетирования производителей и разработчиков ПВДИ, направленного на выявление достижимых характеристик в реальных условиях эксплуатации;
- анализа практических требований операторов;
- сопоставления с международными практиками;
- результатов натурных испытаний ФАУ «РОСДОРНИИ» на Пилотной зоне ИТС в Республике Татарстан.

Таким образом, финальные критериальные значения будут сформированы с учетом технологической реализуемости, эксплуатационной целесообразности и приоритетности, что обеспечит их практическую применимость при разработке и закупке ПВДИ.

4. Формирование результирующих значений критериев достоверности выявления дорожных инцидентов ПВДИ

Для обеспечения репрезентативности и объективности значений критериев достоверности был применен метод сравнительного анализа данных, полученных в ходе экспертного анкетирования операторов и производителей систем, а также учтены результаты международных исследований в области испытаний систем видеоаналитики.

Для метрики «Полнота» предлагается установить пороговое значение на уровне не менее 85% на основании следующего:

- результаты статистического анализа данных анкетирования операторов демонстрируют медианное значение требований в 90% при среднем арифметическом 83.6%;
- исследование технологических возможностей показывает, что достижение полноты 90% реализуемо, но сопряжено с увеличением времени обнаружения до 120 секунд;

- сравнение с международным опытом свидетельствует, что в сложных условиях эксплуатации (ночное время, неблагоприятные погодные условия) показатели полноты современных систем составляют 80-85%.

Таким образом, значение 85% представляет собой оптимальный баланс между требованиями операторов и технологическими ограничениями, обеспечивающий приемлемое время реакции системы.

Для метрики «Точность» предлагается установить пороговое значение на уровне не менее 85% на основании следующего:

- анализ требований операторов выявил медианное значение 80% при среднем арифметическом 82.1%;
- при определении порогового значения учитывалась взаимосвязь показателей точности и полноты, характерная для алгоритмов видеоаналитики: повышение порога уверенности при формировании события, как правило, снижает количество ложноположительных результатов, однако может увеличивать вероятность ложноотрицательных результатов, то есть пропуска фактически произошедших дорожных инцидентов;
- расчет операционной нагрузки демонстрирует, что значение точности 85% соответствует допустимой доле ложных срабатываний (15%), что находится в пределах психофизиологических возможностей оператора.

Установленный порог позволяет минимизировать количество ложных тревог без существенного снижения полноты обнаружения инцидентов.

Таким образом, значение точности не менее 85% принято в качестве компромиссного ориентира, сформированного на основе сопоставления результатов НИР, данных экспертного анкетирования производителей и операторов ПВДИ, а также анализа международных исследований в области испытаний систем видеоаналитики. Указанное значение позволяет ограничить долю ложноположительных срабатываний без чрезмерного ужесточения порога формирования события, которое может привести к снижению полноты выявления дорожных инцидентов.

Для метрики «Ошибки классификации» предлагается установить пороговое значение на уровне не более 5% на основании следующего:

- результаты анкетирования операторов показали медианное значение требований 5% для критических типов инцидентов;
- семантическая корректность классификации непосредственно влияет на адекватность протоколов реагирования и релевантность статистических данных;
- сравнительный анализ с международными исследованиями подтверждает достижимость значения 5% для основных категорий инцидентов в стандартных условиях эксплуатации.

Данное пороговое значение обеспечивает необходимый уровень смысловой достоверности информации для принятия оперативных решений.

Для метрики «Ложные срабатывания» предлагается установить пороговое значение на уровне не более 5% на основании следующего:

- эксплуатационные требования операторов варьируются в диапазоне 3-5% с альтернативным предложением не более 0.5 ложных срабатываний в сутки на систему;
- технологический анализ подтверждает возможность обеспечения 1-5 ложных срабатываний в час на камеру, что коррелирует с процентным значением 5-10%;

- психологические исследования эффективности человеко-машинного взаимодействия свидетельствуют, что превышение порога 10-15% приводит к девальвации системы оповещений.

Предложенное значение обеспечивает поддержание доверия к системе при сохранении технологической реализуемости.

Вместе с тем представленные значения не являются рекомендацией для включения в нормативно-технические требования, а служат ориентиром для формирования технических требований и дальнейшей доработки с учетом конкретного контекста применения.

5. Обсуждение

Проведенное исследование позволило систематизировать современные подходы к оценке достоверности функционирования подсистемы выявления дорожных инцидентов на основе видеоаналитики. В результате выполненной работы получены следующие основные результаты:

1. Установлено, что существующая нормативно-техническая база Российской Федерации не содержит количественных критериев оценки эффективности ПВДИ, что создает значительные сложности при валидации систем и проведении сравнительного анализа решений различных производителей.
2. На основе анализа современных алгоритмов видеоаналитики (YOLO, R-CNN) и методов пространственно-временной привязки разработана система взаимодополняющих метрик, включающая полноту обнаружения, точность детектирования, ошибки классификации и уровень ложных срабатываний.
3. Выявлены и количественно оценены системные компромиссы между ключевыми метриками, в частности, обратная зависимость между полнотой обнаружения и точностью детектирования.
4. На основе сравнительного анализа данных экспертного анкетирования производителей и операторов ПВДИ, а также с учетом международного опыта испытаний систем видеоаналитики, научно обоснованы следующие пороговые значения метрик:
 - Полнота: не менее 85% – значение, обеспечивающее баланс между требованиями операторов (медиана 90%) и технологическими ограничениями;
 - Точность: не менее 85% – порог, позволяющий минимизировать ложные тревоги без существенного снижения полноты обнаружения;
 - Ошибки классификации: не более 5% – значение, обеспечивающее необходимый уровень смысловой достоверности информации для критических типов инцидентов;
 - Ложные срабатывания: не более 5% – порог, поддерживающий доверие к системе при сохранении технологической реализуемости.
5. Установлена корреляция между временем обнаружения и достижимым уровнем полноты: для обеспечения полноты 90% требуется увеличение времени анализа до 120 секунд, что подтверждает необходимость балансировки параметров системы в зависимости от операционных приоритетов.

Предложенные значения носят рекомендательный характер и предназначены для использования в качестве базиса при разработке ведомственных нормативов и технических заданий, подлежащий дальнейшей детализации и адаптации с учетом:

- типа дорожной инфраструктуры и условий эксплуатации;

- критичности различных категорий инцидентов;
- архитектурных особенностей конкретных реализаций систем;
- требований ко времени обнаружения для различных типов инцидентов.

Разработанная система критериев с обоснованными пороговыми значениями представляет собой методологическую основу для формирования и уточнения нормативно-технических требований к оценке достоверности функционирования подсистемы выявления дорожных инцидентов. Дальнейшие исследования должны быть направлены на апробацию предложенных значений в реальных условиях эксплуатации ПВДИ.

Вместе с тем, необходимо отметить важность проведения дальнейших исследований данной тематики, в том числе для обеспечения возможности создания системы проверки соответствия.

Выводы

Проведенное исследование направлено на устранение существующего пробела в нормативно-технической базе, заключающегося в отсутствии количественных критериев оценки достоверности (ПВДИ). На основе анализа архитектурных особенностей алгоритмов компьютерного зрения и положений ГОСТ Р 59898-2021 разработана система взаимодополняющих метрик (полнота, точность, ошибки классификации и уровень ложных срабатываний), адаптированная к специфике интеллектуальных транспортных систем. Предложенный многокритериальный подход обеспечивает комплексную и прозрачную оценку как корректности детектирования.

Список литературы

1. Свистельников А.А., Ковешников А.А., Феофанов В.В., Малыхина П.В. Востребованность испытаний и исследований интеллектуальных транспортных систем и отдельных ее элементов // Вестник НЦ БЖД. – 2024. – № 3 (61). – С. 87-95.
2. Журавлев А.Д., Торопов Н.Ю. Концептуальные подходы к оценке эффективности функционирования интеллектуальных транспортных систем // Вестник Московского автомобильно-дорожного государственного технического университета (МАДИ). – 2026. – № 1 (84). – С. 129-136.
3. Свистельников А.А., Малыхина П.В., Григорьева А.М., Кумалов Т.З. Методы испытаний для оценки соответствия подсистемы дорожного видеонаблюдения в составе интеллектуальных транспортных систем // Интеллектуальный транспорт. – 2025. – 4(36)/2025. – С. 65-75.
4. Редмон Дж., Диввала С., Гершик Р., Фархади А. You Only Look Once: унифицированное детектирование объектов в реальном времени // Труды конференции IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR). – 2016. – С. 779-788. – DOI: 10.1109/CVPR.2016.91. – URL: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91> (дата обращения 11.02.2026 г.).
5. Гершик Р., Донахью Дж., Даррелл Т., Малик Дж. Богатые иерархии признаков для точного детектирования объектов и семантической сегментации // Труды конференции IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR). – 2014. – С. 580-587. – DOI: 10.1109/CVPR.2014.81. – URL: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81> (дата обращения 13.02.2026 г.).
6. Жэнь Ш., Хэ К., Жиршик Р., Сунь Ц. Faster R-CNN: к детектированию объектов в реальном времени с помощью сетей региональных предложений // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2017. – Vol. 39, No. 6. – P. 1137-1149. – DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031. – URL: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031> (дата обращения 16.02.2026 г.).
7. Лин П.-С., Фабрегас А., Куртеллис А., Лолл Ш., Бато М. Улучшенные меры регулирования дорожного движения для предотвращения неправильных поворотов на железнодорожных переездах: окончательный отчет / Национальный центр исследований городского транспорта Университета Южной Флориды. – Тампа, 2013. – № BDK85 977-45. – С. 87. – URL: <https://fdotwww.blob.core.windows.net/sitefinity/docs/default-source/research/reports/fdot-bdk85-977-45-rpt.pdf> (дата обращения 16.02.2026 г.).

8. Прейзен Э., Дитер Д. Обнаружение данных о дорожном движении и инцидентах следующего поколения с помощью видео // Ежегодное собрание Совета по исследованиям в области транспорта (TRB). – 2014. – Доклад № 14-1478. – URL: <https://trid.trb.org/view/1286006> (дата обращения 16.02.2026 г.).
9. Padilla R., Passos W.L., Dias T.L., Netto S.L., da Silva E.A.B. A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit // Electronics. – 2021. – Vol. 10, No. 3. – Article 279. – DOI: 10.3390/electronics10030279. – URL: <https://doi.org/10.3390/electronics10030279> (дата обращения 16.02.2026).
10. Arefin M. S., Mahin M. I. S., Mily F. A. Real-time rapid accident detection for optimizing road safety in Bangladesh // Heliyon. – 2025. – Vol. 11, No. 3. – Article e42432. – DOI: 10.1016/j.heliyon.2025.e42432. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42432> (дата обращения 16.02.2026).

References

1. Svistelnikov A.A., Koveshnikov A.A., Feofanov V.V., Malykhina P.V. Demand for testing and research of intelligent transport systems and its individual elements // Bulletin of the SC LSS. – 2024. – No. 3 (61). – P. 87-95. (in Russ.)
2. Zhuravlev A.D., Toropov N.Yu. Conceptual approaches to assessing the efficiency of intelligent transport systems functioning // Bulletin of the Moscow Automobile and Road Construction State Technical University (MADI). – 2026. – No. 1 (84). – P. 129-136. (in Russ.)
3. Svistelnikov A.A., Malykhina P.V., Grigorieva A.M., Kumalov T.Z. Test methods for assessing the compliance of the road video surveillance subsystem as part of intelligent transport systems // Intelligent Transport. – 2025. – 4(36)/2025. – P. 65-75. (in Russ.)
4. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2016. – P. 779-788. – DOI: 10.1109/CVPR.2016.91. – URL: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91> (accessed: 11.02.2026).
5. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2014. – P. 580-587. – DOI: 10.1109/CVPR.2014.81. – URL: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81> (accessed: 13.02.2026).
6. TREN S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2017. – Vol. 39, No. 6. – P. 1137-1149. – DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031. – URL: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031> (accessed: 16.02.2026).
7. Lin P.-S., Fabregas A., Kurtelis A., Lall S., Bato M. Improved Traffic Control Measures to Prevent Wrong-Way Movements at Railroad Crossings: Final Report / National Center for Urban Transportation Research, University of South Florida. – Tampa, 2013. – No. BDK85 977-45. – P. 87. – URL: <https://fdotwww.blob.core.windows.net/sitefinity/docs/default-source/research/reports/fdot-bdk85-977-45-rpt.pdf> (accessed: 16.02.2026).
8. Preisen E., Dieter D. Next Generation Traffic and Incident Data Detection Using Video // Annual Meeting of the Transportation Research Board (TRB). – 2014. – Paper No. 14-1478. – URL: <https://trid.trb.org/view/1286006> (accessed: 16.02.2026).
9. Padilla R., Passos W.L., Dias T.L., Netto S.L., da Silva E.A.B. A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit // Electronics. – 2021. – Vol. 10, No. 3. – Article 279. – DOI: 10.3390/electronics10030279. – URL: <https://doi.org/10.3390/electronics10030279> (accessed: 16.02.2026).
10. Arefin M. S., Mahin M. I. S., Mily F. A. Real-time rapid accident detection for optimizing road safety in Bangladesh // Heliyon. – 2025. – Vol. 11, No. 3. – Article e42432. – DOI: 10.1016/j.heliyon.2025.e42432. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42432> (accessed: 16.02.2026).

Authors

Anton A. Svistelnikov, Deputy Head of the Department of Methodology of Intelligent Transport

Systems, FAI «ROSDORNII», Moscow, Russia.
E-mail: svistelnikovaa@rosdornii.ru

Polina V. Malykhina, Head of the Scientific Support Department for Testing Intelligent Transport Systems, FAI «ROSDORNII», Moscow, Russia.
E-mail: malykhinapv@rosdornii.ru

Nikolay Yu. Toropov, Deputy Director of the Department of Digital Transformation, FAI «ROSDORNII», Moscow, Russia.
E-mail: toropov@rosdornii.ru

Cite:

Svistelnikov A. A., Malykhina P. V., Toropov N. Yu. Metrics of the reliability of road incident detection by traffic incident detection subsystem based on computer vision technology. *Intelligent transport*, 2026, no. 2(38), pp. 64–81.