

ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ В ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОЙ ЗОНЕ ПО ВИДЕОПОТОКУ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

ТРОФИМОВ Юрий Анатольевич, кандидат техн. наук, доцент, ректор Иркутского государственного университета путей сообщения; e-mail: Trofimov_Y@irgups.ru

ДУЛЬСКИЙ Евгений Юрьевич, доктор техн. наук, профессор, профессор кафедры «Электроэнергетика транспорта»; e-mail: Dulskiy_EU@irgups.ru

ИВАНОВ Павел Юрьевич, доктор техн. наук, доцент, доцент кафедры «Транспортное машиностроение»; e-mail: Ivanov_PYU@irgups.ru

КОВШИН Андрей Сергеевич, инженер центра перспективных цифровых инженерных технологий «ЦИФРА»; e-mail: Kovshin_AS@irgups.ru

КОЛОСОВ Даниил Дмитриевич, магистрант Иркутского государственного университета путей сообщения; e-mail: Kolosov_DD@irgups.ru

Иркутский государственный университет путей сообщения, Иркутск

В статье рассматривается подход к построению интеллектуальной системы обнаружения аномальных объектов в железнодорожной зоне по видеопотоку в реальном времени. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения оперативности и объективности контроля состояния железнодорожной инфраструктуры и подвижного состава, а также снижения влияния человеческого фактора при анализе визуальной информации. В отличие от задач классической детекции заранее известных объектов, в работе акцент сделан на выявлении отклонений от штатного состояния наблюдаемой сцены, что позволяет рассматривать широкий класс потенциально опасных и технологически нестандартных ситуаций. Предложена формализованная постановка задачи обнаружения аномальных объектов, определены основные элементы структурно-функциональной схемы системы и описан алгоритм обработки видеопотока, включающий выделение контролируемой зоны, извлечение признаков, вычисление меры аномальности, классификацию и временную верификацию обнаруженных событий. Показано, что предложенный подход может применяться как при использовании беспилотных авиационных систем, так и при стационарном размещении видеокамер. Особое внимание уделено требованиям к работе системы в реальном времени и к формированию интегрального критерия принятия решения. Сделан вывод о перспективности предложенного подхода для последующей экспериментальной верификации и интеграции в контуры интеллектуального мониторинга объектов железнодорожного транспорта.

Ключевые слова: интеллектуальный видеомониторинг, железнодорожная инфраструктура, аномальные объекты, компьютерное зрение, обработка видеопотока, работа в реальном времени, беспилотные авиационные системы, автоматизация контроля

DOI: 10.20295/2412-9186-2026-12-02-138-148

▼ Введение

Развитие цифровых технологий в транспортной отрасли сопровождается расширением задач автоматизированного контроля состояния инфраструктуры, подвижного состава и прилегающих технологических зон. Для железнодорожного транспорта данное направление имеет особую значимость, поскольку безопасность движения напрямую зависит от своевременного выявления отклонений от штатного состояния пути, вагонов, станцион-

ных объектов и иных элементов транспортной системы. Традиционные методы визуального контроля, основанные на периодических осмотрах персоналом, обладают рядом ограничений, связанных с высокой трудоемкостью, зависимостью от квалификации исполнителя, ограниченной периодичностью контроля и риском пропуска опасных ситуаций [1, 2].

Одновременно с этим в последние годы активно развиваются методы компьютерного зрения, интеллектуального анализа

изображений и видеопоследовательностей, а также средства мобильного и стационарного видеомониторинга [3, 4]. На железнодорожном транспорте это создает предпосылки для перехода от эпизодического визуального контроля к непрерывному или квазинепрерывному автоматизированному наблюдению [5, 6]. При этом одной из наиболее сложных задач остается обнаружение не только заранее известных классов объектов, но и любых визуальных отклонений, которые не соответствуют нормальному состоянию контролируемой зоны и потенциально могут представлять угрозу безопасности движения, нарушать технологический процесс или указывать на нештатную ситуацию [7, 8].

В прикладных задачах железнодорожного транспорта такая постановка особенно важна, поскольку состав потенциально опасных объектов заранее не всегда может быть исчерпывающе задан. В реальных условиях в контролируемой зоне могут появляться как посторонние предметы, так и конструктивные изменения, следы вмешательства, временные препятствия, элементы технологического оборудования, расположенные вне допустимых границ, либо иные визуальные аномалии. В связи с этим более перспективным представляется подход, ориентированный не только на детекцию конкретного заранее размеченного класса, но и на выявление отклонения от эталонной или допустимой конфигурации сцены [9, 10].

Целью настоящей статьи является разработка подхода к построению интеллектуальной системы обнаружения аномальных объектов в железнодорожной зоне по видеопотоку в реальном времени. Для достижения поставленной цели решаются задачи формализации объекта исследования, разработки структурно-функциональной схемы системы, описания алгоритма принятия решения и определения направлений дальнейшей экспериментальной верификации предложенного подхода.

Анализ задач автоматизированного обнаружения аномалий в железнодорожной зоне

Современные системы видеомониторинга транспортных объектов целесообразно разделять по признаку размещения источника видеоданных на стационарные и мобильные.

К стационарным относятся системы видеонаблюдения, устанавливаемые на вокзалах, станциях, грузовых терминалах, переездах и иных объектах инфраструктуры. Их достоинством является непрерывность наблюдения в фиксированной зоне, однако область контроля при этом ограничена положением камеры и не всегда охватывает протяженные или труднодоступные участки [2, 8].

К мобильным относятся системы, размещаемые на подвижных носителях, в том числе на беспилотных авиационных системах. Их использование позволяет быстро менять конфигурацию наблюдения, выполнять обследование протяженных участков и формировать необходимые ракурсы съемки [11, 12]. Вместе с тем такие системы предъявляют повышенные требования к устойчивости алгоритмов обработки изображений, поскольку видеопоток характеризуется изменением масштаба, ракурса, освещенности и фона [11].

При этом как в стационарных, так и в мобильных системах широко применяются специализированные средства технического зрения, ориентированные на поиск дефектов или объектов определенного типа [13, 14]. Однако для железнодорожных приложений такого подхода не всегда достаточно, поскольку опасная ситуация может быть связана не только с заранее известным объектом, но и с произвольным нарушением нормального состояния контролируемой зоны [3, 10].

В рамках настоящей работы под аномальным объектом понимается объект, область изображения или совокупность визуальных признаков, наличие которых в контролируемой зоне не соответствует ее нормативному, эксплуатационно допустимому или ожидаемому состоянию. Соответственно, задача интеллектуальной системы состоит в том, чтобы по видеопотоку в реальном времени выделять такие отклонения, оценивать их значимость и формировать уведомление оператору [3, 4].

С практической точки зрения для железнодорожной зоны целесообразно выделять несколько типовых групп аномалий, различающихся по происхождению, продолжительности существования и потенциальным последствиям. К первой группе относятся посторонние предметы и временные препятствия, появление

которых в контролируемой области не предусмотрено нормальным режимом эксплуатации. Это могут быть фрагменты груза (обломки, просыпавшиеся сыпучие материалы, осколки), элементы упаковки (оберточная бумага, коробки, палеты), инструмент (ломы, монтажные приспособления, молотки), инвентарь (запасные части, расходные материалы, временно складированные материалы), временно размещенное оборудование (переносные светильники, временные ограждения, вспомогательные устройства), а также иные объекты, присутствие которых способно нарушить безопасность движения или осложнить проведение технологических операций. Для систем интеллектуального видеомониторинга данная группа особенно важна, поскольку такие объекты могут иметь кратковременный характер появления и не всегда поддаются описанию через заранее фиксированный перечень классов.

Ко второй группе относятся нештатные конструктивные изменения и локальные отклонения конфигурации контролируемого объекта. Для подвижного состава это может выражаться в изменении состояния наружных элементов, появлении деформаций, нарушении штатного положения деталей, смещении навесного оборудования либо возникновении визуально различимых признаков повреждения. Для инфраструктурных объектов аналогичные аномалии могут проявляться в изменении очертания контролируемой зоны, появлении нетипичных контуров, раскрытии зазоров, локальном разрушении либо ином нарушении ожидаемой геометрии объекта [13, 14].

К третьей группе относятся изменения визуального состояния, связанные не столько с появлением отдельного предмета, сколько с нарушением эксплуатационной картины наблюдаемой зоны. Это могут быть аномальные затемнения, нетипичные текстурные изменения, локальные области загрязнения, следы утечек, повреждения окраски, нарушения поверхности либо иные признаки, свидетельствующие о переходе объекта из нормального состояния в нештатное. Для подобных случаев особое значение приобретает не только факт локализации области отклонения, но и оценка ее пространственной значимости относительно контролируемой зоны.

Предлагаемый подход является универсальным, поскольку допускает применение системы как для контроля элементов железнодорожного подвижного состава, так и для наблюдения за путевой инфраструктурой, станционными участками и прилегающими зонами. Кроме того, он допускает использование различных источников видеоданных, включая стационарные камеры и мобильные платформы [2, 15].

Формализованная постановка задачи

Пусть входной информацией системы является видеопоток:

$$V = \{I_t\}_{t=1}^T, \quad (1)$$

где I_t — кадр видеопоследовательности с индексом t ;

t — номер анализируемого кадра;

T — количество анализируемых кадров.

Для каждого кадра выделяется контролируемая область:

$$\Omega_t \subseteq I_t, \quad (2)$$

соответствующая железнодорожной зоне, в пределах которой должно осуществляться обнаружение аномалий. В зависимости от сценария применения под Ω_t может пониматься зона борта вагона, зона подвагонного пространства, полоса пути, междупутье, область платформы, участок переезда или иная часть сцены, представляющая интерес для анализа.

Состояние контролируемой области описывается вектором признаков:

$$F_t = F(I_t, \Omega_t), \quad (3)$$

где $F(\cdot)$ — оператор извлечения признаков, формирующий представление текущего состояния сцены.

В качестве базовой реализации данного оператора в рамках предлагаемого подхода может рассматриваться сверточный нейросетевой экстрактор признаков, обеспечивающий формирование компактного семантического описания контролируемой зоны и приемлемый компромисс между точностью и быстродействием при обработке видеопотока в реальном времени. При этом итоговое представление может включать геометрические, текстурные,

контурные, цветовые и высокоуровневые семантические признаки [3, 9].

Для описания нормального состояния вводится эталонное представление F_{ref} , характеризующее допустимую конфигурацию наблюдаемой зоны. Тогда меру аномальности текущего состояния можно определить как:

$$a_t = D(F_t, F_{ref}), \quad (4)$$

где $D(\cdot)$ — функция расстояния, рассогласования или иной меры отклонения между текущим и эталонным состоянием.

Для практической железнодорожной задачи одного только показателя отклонения недостаточно. Необходимо учитывать также уверенность классификатора и положение обнаруженного объекта относительно опасной части контролируемой зоны. Поэтому предлагается использовать интегральный показатель:

$$q_t = \alpha a_t + \beta p_t + \gamma r_t, \quad (5)$$

где p_t — оценка уверенности распознавания или принадлежности объекта к аномальному классу;

r_t — коэффициент пространственной значимости, отражающий расположение обнаруженного объекта в пределах контролируемой зоны;

α, β, γ — весовые коэффициенты, определяемые при настройке системы.

Содержательно величина a_t характеризует степень отклонения текущего состояния сцены от эталонной конфигурации и позволяет зафиксировать сам факт визуальной аномалии, даже если она не относится к заранее известному классу объектов. Величина p_t отражает достоверность классификационного решения и позволяет учитывать надежность интерпретации обнаруженного отклонения. Коэффициент r_t необходим для учета положения объекта в пределах контролируемой зоны, поскольку одинаковые по форме и размерам аномалии могут иметь различную эксплуатационную значимость в зависимости от их локализации. В этом случае весовые коэффициенты α, β, γ задают относительный вклад каждого из указанных факторов в итоговую оценку и могут подбираться с учетом сценария применения системы, требований к чувствительности обнаружения и допустимого уровня ложных срабатываний.

Тогда бинарное решение по текущему кадру формируется по правилу:

$$y_t = \begin{cases} 1, & q_t > \tau, \\ 0, & q_t \leq \tau, \end{cases} \quad (6)$$

где τ — порог принятия решения.

Для снижения количества ложных срабатываний целесообразно использовать временную верификацию по последовательности кадров, поскольку единичные срабатывания могут быть обусловлены шумом, смазыванием изображения, изменением освещенности или случайными особенностями фона [4, 16]. Итоговое решение о формировании тревожного сообщения может быть определено следующим образом:

$$Y_t = \begin{cases} 1, & \sum_{i=t-k+1}^t y_i \geq m, \\ 0, & \sum_{i=t-k+1}^t y_i < m, \end{cases} \quad (7)$$

где k — длина окна временного анализа;

m — минимальное количество подтверждающих срабатываний в пределах окна.

Дополнительным ограничением является требование работы в реальном времени, что особенно важно для задач обнаружения препятствий и вторжений в железнодорожной зоне [13, 17]. Если f_v — частота поступления кадров, а T_{proc} — время обработки одного кадра, то для выполнения условия реального времени должно соблюдаться соотношение:

$$T_{proc} \leq \frac{1}{f_v}. \quad (8)$$

Пусть тип выявляемой аномалии определяется оператором классификации:

$$c_t = C(F_t; \theta_c), \quad (9)$$

где $C(\cdot)$ — оператор классификации, определяющий тип аномалии;

θ_c — совокупность параметров модели классификации;

c_t — класс аномалии, определяемый по вектору признаков F_t .

Оценка уверенности классификатора в отнесении текущего наблюдаемого объекта к классу c_t задается величиной:

$$p_t = P(c_t | F_t; \theta_c), \quad (10)$$

где $p_t \in [0,1]$ — характеризует достоверность принятого классификационного решения.

Локализация обнаруженного объекта на изображении может быть представлена ограничивающей областью:

$$b_{boxt} = (x_t, y_t, w_t, h_t), \quad (11)$$

где x_t, y_t — координаты положения области локализации на кадре;

w_t, h_t — ее ширина и высота соответственно.

Коэффициент пространственной значимости аномального объекта определяется как функция его положения в пределах контролируемой зоны:

$$r_t = R(b_{boxt}, \Omega_t), \quad (12)$$

где $R(\cdot)$ — функция, учитывающая взаимное расположение области локализации b_{box} и контролируемой зоны Ω_t . Такая запись позволяет формализовать различную критичность аномалий в зависимости от их положения в кадре.

Результаты анализа текущего кадра или события сохраняются в виде набора данных:

$$D_t = (I_t, M_t, \Omega_t, F_t, a_t, p_t, c_t, q_t, b_{boxt}, Y_t), \quad (13)$$

где M_t — сопутствующие метаданные входного потока;

D_t — совокупность данных, сохраняемых по результатам анализа.

На основе множества сохраненных результатов формируется обучающий набор:

$$D_{train} = \bigcup_{t \in T_{sel}} \Omega_t, \quad (14)$$

где T_{sel} — множество моментов времени или кадров, отобранных для последующего обучения и дообучения моделей.

Параметры модуля извлечения признаков и оценки аномальности далее обозначаются как θ_j . В этом случае формализованная постановка задачи охватывает не только обнаружение и классификацию аномального объекта, но и накопление данных для последующей адаптации параметров моделей в процессе эксплуатации системы.

Таким образом, формализованная задача состоит в построении отображения, которое по последовательности кадров видеопотока и выделенной контролируемой области вырабатывает решение о наличии либо отсутствии аномального объекта, учитывая меру отклонения от нормального состояния, пространственную значимость обнаруженного объекта, временное подтверждение события и ограничение по времени обработки.

Структурно-функциональная схема интеллектуальной системы

Предлагаемая интеллектуальная система обнаружения аномальных объектов в железнодорожной зоне в виде структурно-функциональной схемы представлена на рис. 1 и строится по модульному принципу. Это позволяет обеспечить универсальность применения,

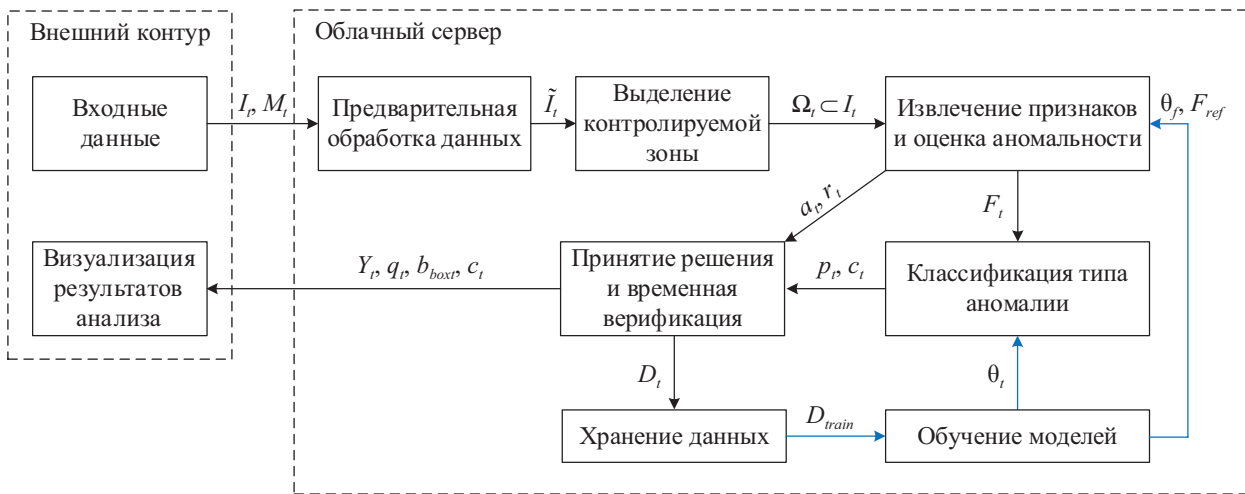


Рис. 1. Структурно-функциональная схема интеллектуальной системы обнаружения аномальных объектов в железнодорожной зоне

а также адаптацию к различным источникам видеоданных и сценариям эксплуатации.

На структурно-функциональной схеме (рис. 1) используются обозначения, введенные в разделе формализованной постановки задачи. Дополнительно приняты следующие обозначения:

- \tilde{I}_i — кадр после предварительной обработки;
- θ_f и θ_c — совокупности параметров модулей извлечения признаков и классификации соответственно.

На вход системы поступают видеоданные I_i и сопутствующие метаданные M_i от источника наблюдения (рис. 1). В качестве такого источника могут использоваться стационарные видеокамеры либо мобильные платформы, в том числе беспилотные авиационные системы с установленными камерами [11, 12]. Во внешнем контуре осуществляются прием исходной информации и визуализация результатов анализа, тогда как основная обработка данных выполняется в облачном сервере.

В модуле предварительной обработки из исходных видеоданных формируется предобработанный кадр \tilde{I}_i . На данном этапе выполняются стабилизация изображения, подавление шумов, нормализация яркости и контрастности, а также приведение данных к формату, пригодному для дальнейшего анализа. Использование этого модуля позволяет снизить влияние помех и повысить устойчивость последующих этапов обработки.

В модуле выделения контролируемой зоны из кадра \tilde{I}_i формируется область $\Omega_i \subset I_i$, непосредственно относящаяся к решаемой задаче. Ограничение области анализа только технологически значимым участком сцены позволяет уменьшить вычислительные затраты и одновременно снизить вероятность ложных срабатываний в фоновом окружении. В зависимости от сценария применения контролируемая зона может определяться геометрически по заранее заданной маске, по результатам сегментации сцены или по совокупности признаков.

В модуле извлечения признаков и оценки аномальности по данным контролируемой зоны Ω , формируется вектор признаков F_i , характеризующий текущее состояние сцены. Одновременно с использованием эталонного представления F_{ref} и параметров модели θ_f вычисляются

мера аномальности a_i и коэффициент пространственной значимости r_i , отражающие степень отклонения наблюдаемой сцены от нормального состояния и критичность положения объекта в пределах контролируемой зоны.

Сформированный вектор признаков F_i передается в модуль классификации типа аномалии, где определяются класс выявленного события c_i и оценка уверенности p_i . Результаты обработки далее поступают в модуль принятия решения и временной верификации, в котором формируется итоговое решение о наличии аномального объекта, а также данные локализации и сопутствующая классификационная информация.

Полученные результаты передаются во внешний контур для визуализации оператору и одновременно сохраняются в модуле хранения данных в виде набора D_i . На основе накопленных данных формируется обучающий массив D_{train} , используемый для последующего обновления параметров моделей θ_f , θ_c и эталонного представления F_{ref} .

Таким образом, структурно-функциональная схема отражает состав основных модулей системы, характер информационных потоков между ними и наличие адаптивного контура, обеспечивающего последующее повышение качества обнаружения и классификации аномальных объектов.

Алгоритм обнаружения аномальных объектов по видеопотоку

Алгоритм обнаружения аномальных объектов реализует последовательную обработку входного видеопотока в реальном времени и ориентирован на анализ каждого поступающего кадра либо временного окна кадров. Его логика соответствует блок-схеме, представленной на рис. 2. Рассмотрим последовательность операций, выполняемых при обработке одного кадра или временного окна.

Алгоритм, представленный на рис. 2, задает порядок выполнения операций при обработке очередного кадра видеопотока и использует обозначения, введенные в разделе формализованной постановки задачи. После формирования признакового описания контролируемой зоны и вычисления необходимых оценок выполняется расчет интегрального показателя

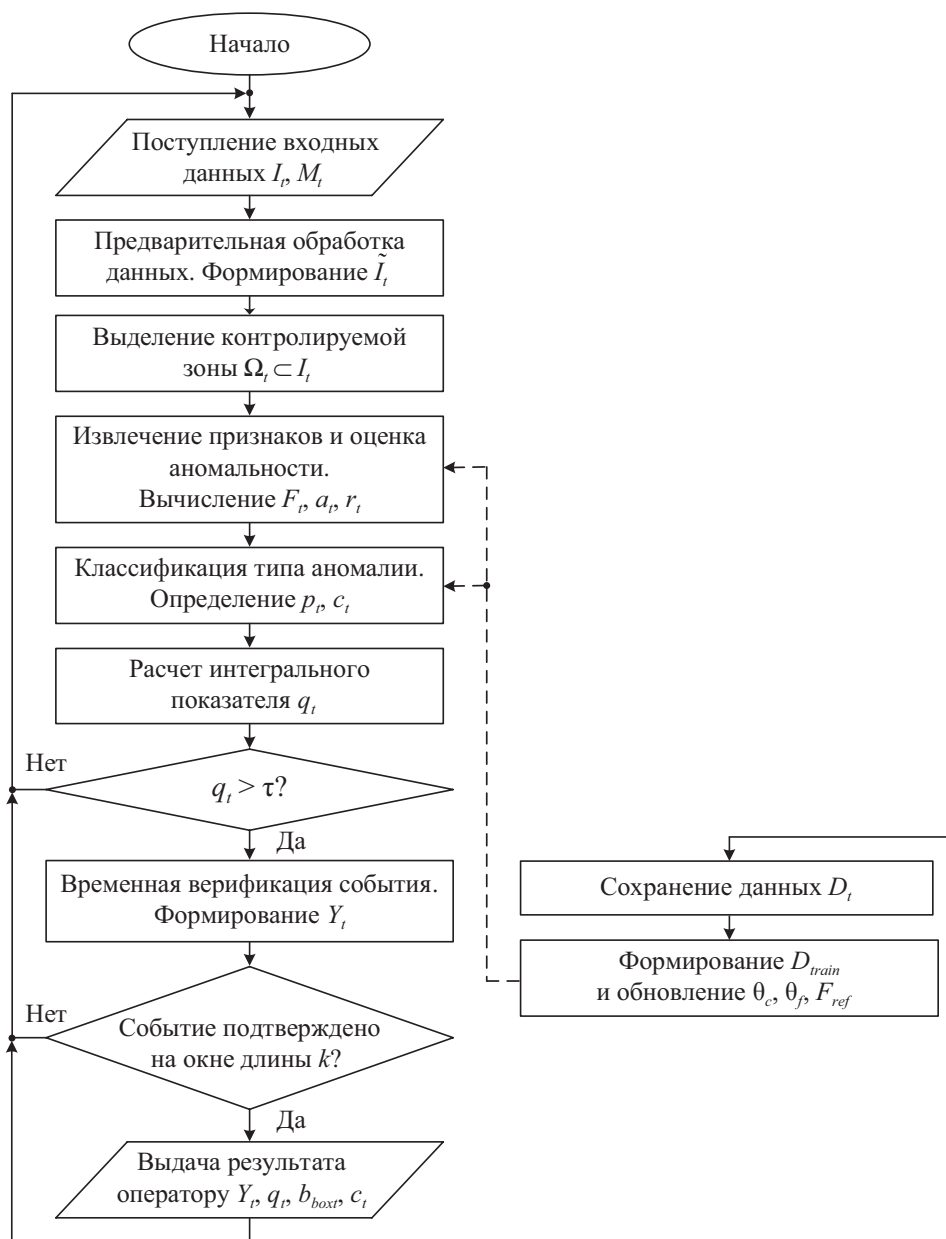


Рис. 2. Блок–схема алгоритма обнаружения аномальных объектов по видеопотоку

значимости события q_t по выражению (5), после чего полученное значение сравнивается с порогом τ в соответствии с правилом (6).

Если условие превышения порога не выполняется, текущий кадр не рассматривается как носитель значимого аномального события, и система переходит к обработке следующего входного набора данных. Если же порог выполнен, запускается этап временной верификации, в рамках которого решение уточняется на последовательности кадров по правилу (7). Такой порядок позволяет исключить одиночные ложные срабатывания, возникающие

вследствие шумов, кратковременных искажений изображения, локальных засветок или случайных особенностей фона.

При подтверждении события формируется итоговое решение Y_t , которое передается оператору совместно с оценкой значимости, локализацией области отклонения и результатом классификации. После этого система возвращается к обработке следующего кадра, что обеспечивает непрерывный циклический режим функционирования в реальном времени. Параллельно результаты анализа могут сохраняться для последующего формирования

обучающего массива, однако данный контур носит вспомогательный характер и не изменяет основной последовательности алгоритмических переходов.

Таким образом, блок-схема на рис. 2 описывает не состав модулей системы, а последовательность вычислительных и логических шагов, обеспечивающих переход от оценки текущего состояния сцены к принятию решения о наличии или отсутствии аномального объекта. В отличие от структурно-функциональной схемы, отражающей состав и связи модулей системы, блок-схема алгоритма задает именно порядок выполнения операций и условия перехода между ними.

Перспективы экспериментальной верификации предложенного подхода

Несмотря на то что в настоящей статье основной акцент сделан на формализации задачи и описании методического подхода, предложенная схема ориентирована на последующую экспериментальную проверку в условиях, приближенных к реальной эксплуатации. Такая верификация должна быть направлена не только на оценку точности обнаружения, но и на исследование устойчивости алгоритма к характерным для транспортной среды помехам [2, 5].

К числу основных факторов, подлежащих анализу, относятся изменение освещенности, колебания камеры, вариации расстояния до объекта, изменение ракурса съемки, частичное перекрытие контролируемой зоны, наличие фоновых объектов и изменение погодных условий. Для мобильных носителей дополнительно должны учитываться изменения перспективы и масштаба, а также ограничение по вычислительным ресурсам при передаче видеоданных в операторский или облачный контур [11, 12].

Важным направлением дальнейших исследований является формирование репрезентативной базы видеоматериалов, отражающей как нормальные, так и аномальные состояния железнодорожной зоны. Такая база необходима для настройки параметров модели, выбора порогов принятия решения и последующей оценки качества системы по совокупности количественных показателей [3, 9]. В качестве

базовых метрик могут использоваться точность обнаружения, полнота обнаружения, F -мера, частота ложных срабатываний, среднее время формирования сообщения оператору и устойчивость системы при изменении условий наблюдения.

Практическая значимость будущей верификации состоит в том, что она позволит определить границы применимости предложенного подхода, а также обосновать рациональные режимы его использования в различных сценариях. К таким сценариям относятся контроль элементов подвижного состава, мониторинг путевой зоны, наблюдение за стационарными объектами и анализ прилегающих участков, где требуется автоматизированное выявление визуальных аномалий [1, 2].

Следует отметить, что в рамках текущего этапа исследований подготовлен программный задел для последующих испытаний. Однако результаты натурной экспериментальной проверки не являются предметом настоящей статьи и рассматриваются как самостоятельное направление дальнейшей работы. Такой подход представляется обоснованным, поскольку на данном этапе приоритетной задачей является именно теоретическое обоснование архитектуры системы, формализация процесса принятия решения и определение логики интеграции интеллектуального анализа видеоданных в контуры автоматизированного мониторинга объектов железнодорожного транспорта.

Заключение

В статье предложен подход к построению интеллектуальной системы обнаружения аномальных объектов в железнодорожной зоне по видеопотоку в реальном времени. В отличие от более узких постановок, ориентированных исключительно на детекцию заранее известных классов объектов, предложенный подход основан на анализе отклонений наблюдаемой сцены от ее штатного или допустимого состояния. Это позволяет рассматривать существенно более широкий круг практических задач железнодорожного транспорта, связанных с выявлением посторонних предметов, нештатных визуальных изменений, потенциально опасных состояний контролируемых зон и иных событий, требующих внимания оператора.

В ходе исследования показано, что для задач железнодорожной автоматики и интеллектуального мониторинга принципиальное значение имеет не только факт наличия визуального объекта в кадре, но и его технологическая интерпретация, пространственное положение и устойчивость наблюдения во времени. В связи с этим предложена формализованная постановка задачи, включающая выделение контролируемой зоны, описание текущего состояния сцены в пространстве признаков, оценку степени отклонения от эталонного состояния, расчет интегрального показателя значимости события и временную верификацию обнаруженной аномалии по последовательности кадров. Такое представление позволяет перейти от интуитивного понимания нештатной ситуации к формализованной схеме принятия решения, пригодной для последующей алгоритмической и программной реализации.

Существенным результатом работы является разработка структурно-функциональной схемы системы, в которой объединены источник видеоданных, модуль предварительной обработки, модуль выделения зоны интереса, средства извлечения признаков, оценка аномальности, классификация событий и интерфейс оператора. Показано, что предложенный подход не привязан к одному конкретному типу носителя и может использоваться как в составе мобильных платформ, включая беспилотные авиационные системы, так и при стационарном размещении видеокамер. Тем самым обеспечивается технологическая универсальность и возможность применения подхода в различных условиях наблюдения.

Отдельное значение имеет учет требований к работе системы в реальном времени. Для транспортных приложений недостаточно обеспечить высокую чувствительность к отклонениям сцены. Не менее важно, чтобы система формировала решение в пределах допустимого временного интервала и была устойчива к ложным срабатываниям, возникающим под воздействием фона, шумов, кратковременных помех и изменений условий съемки. Предложенная временная верификация по серии кадров является одним из механизмов повышения надежности функционирования си-

стемы и представляет собой важный элемент практической адаптации подхода к реальным условиям железнодорожной эксплуатации.

Таким образом, полученные результаты позволяют рассматривать предложенный подход как теоретическую и методическую основу для дальнейшего создания интеллектуальных систем видеомониторинга железнодорожных объектов. Подготовленный программный задел создает предпосылки для перехода к следующему этапу исследований, связанному с экспериментальной верификацией предложенного решения, формированием базы видеоданных, уточнением параметров модели и количественной оценкой эффективности системы в различных сценариях применения. Перспективность данного направления определяется возможностью интеграции интеллектуального анализа видеопотока в существующие контуры автоматизированного контроля и повышения общей безопасности и оперативности управления объектами железнодорожного транспорта. ▲

Данная работа подготовлена в рамках выполнения государственного задания по теме № 1025032500106-9-2.1.3; 2.2.6 «Разработка концепции перехода к обслуживанию и ремонту по фактическому состоянию элементов подвижного состава и инфраструктуры на основе совершенствования подходов к моделированию их ресурса с использованием данных из информационных систем».

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. A literature review of Artificial Intelligence applications in railway systems / R. Tang [et al.] // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2022. Vol. 140. Art. 103679. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103679
2. Artificial intelligence in railway infrastructure: current research, challenges, and future opportunities / W. Phusakulkajorn [et al.] // Intelligent Transportation Infrastructure. 2023. Vol. 2. Art. liad016. DOI: 10.1093/iti/liad016
3. Anomaly Analysis in Images and Videos: A Comprehensive Review / T.M. Tran [et al.] // ACM Computing Surveys. 2022. Vol. 55, no. 7. Art. 148. Pp. 1–37. DOI: 10.1145/3544014
4. Generalized Video Anomaly Event Detection: Systematic Taxonomy and Comparison of Deep Models / Y. Liu [et al.] // ACM Computing Surveys. 2024. Vol. 56, no. 7. Art. 189. Pp. 1–38. DOI: 10.1145/3645101

5. Wang Y., Yu P. A Fast Intrusion Detection Method for High-Speed Railway Clearance Based on Low-Cost Embedded GPUs // *Sensors*. 2021. Vol. 21, no. 21. Art. 7279. DOI: 10.3390/s21217279
6. Automatic Obstacle Detection Method for the Train Based on Deep Learning / Q. Zhang [et al.] // *Sustainability*. 2023. Vol. 15, no. 2. Art. 1184. DOI: 10.3390/su15021184
7. SDRC-YOLO: A Novel Foreign Object Intrusion Detection Algorithm in Railway Scenarios / C. Meng [et al.] // *Electronics*. 2023. Vol. 12, no. 5. Art. 1256. DOI: 10.3390/electronics12051256
8. Survey on Multi-Sensor Fusion Perimeter Intrusion Detection in High-Speed Railways / T. Shi [et al.] // *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 17. Art. 5463. DOI: 10.3390/s24175463
9. Qi M., Wu Y. Weakly supervised video anomaly detection based on hyperbolic space // *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Art. 26348. DOI: 10.1038/s41598-024-77505-4
10. RailFDNet: A hybrid supervision and feature discrepancy enhancement model for railway anomalous object detection / T. Sun [et al.] // *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 275. Art. 127005. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.127005
11. Сацюк А. В., Швалов Д. В. Автономное наведение БПЛА с использованием компьютерного зрения: проблема точного управления рулями // *Автоматика на транспорте*. 2024. Т. 10, № 4. С. 372–381. DOI: 10.20295/2412-9186-2024-10-04-372-381
12. Липанов И. Д., Хомоненко А. Д. Технологии и методы планирования перемещения БПЛА по маршрутным точкам // *Интеллектуальные технологии на транспорте*. 2024. № 3 (39). С. 30–43. DOI: 10.20295/2413-2527-2024-339-30-43
13. Горбачев Р. А., Зарипов М. Н., Шишков Д. Л. Интеллектуальная система технического зрения для обнаружения препятствий и предсказания поведения движущихся объектов на железнодорожных путях // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2022. № 1 (225). С. 256–268. DOI: 10.18522/2311-3103-2022-1-256-268
14. Помехозащищенность интеллектуальных транспортных систем технического зрения для анализа изображений железнодорожной инфраструктуры / М. А. Кулагин [и др.] // *Автоматика на транспорте*. 2025. Т. 11, № 4. С. 313–326. DOI: 10.20295/2412-9186-2025-11-04-313-326
15. LiDAR-Camera joint obstacle detection algorithm for railway track area / Z. Nan [et al.] // *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 275. Art. 127089. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.127089
16. Railway Intrusion Risk Quantification with Track Semantic Segmentation and Spatiotemporal Features / S. Ning [et al.] // *Sensors*. 2025. Vol. 25, no. 17. Art. 5266. DOI: 10.3390/s25175266
17. Погрешности измерения расстояния до препятствия средствами технического зрения и прогноза пути торможения в беспилотных системах управления движением поездов / Л. А. Баранов [и др.] // *Мир транспорта*. 2021. Т. 19. № 6 (97). С. 6–12. DOI: 10.30932/1992-3252-2021-19-6-1

TRANSPORT AUTOMATION RESEARCH. 2026. Vol. 12, no. 2, pp. 138–148
DOI: 10.20295/2412-9186-2026-12-02-138-148

Approach to Building an Intelligent System for Detecting Anomalous Objects in the Railway Zone Using Real-Time Video Stream

Information about authors

Trofimov Yu. A., PhD in Engineering, Associate Professor, Rector of Irkutsk State Transport University; e-mail: Trofimov_Y@irgups.ru

Dulskiy E. Yu., Dr. Sci. in Engineering, Professor, Professor of the Department "Electric Power Engineering of Transport"; e-mail: Dulskiy_EU@irgups.ru

Ivanov P. Yu., Dr. Sci. in Engineering, Professor, Associate Professor of the Department "Transport Mechanical Engineering"; e-mail: Ivanov_PYU@irgups.ru

Kovshin A. S., Engineer at the Centre for Advanced Digital Engineering Technologies "DIGITAL"; e-mail: Kovshin_AS@irgups.ru

Kolosov D. D., Master's Student; e-mail: Kolosov_DD@irgups.ru

Irkutsk State Transport University, Irkutsk

Abstract: the article discusses an approach to building an intelligent system for detecting anomalous objects in the railway zone using real-time video stream.

The relevance of the research is driven by the need to improve the efficiency and objectivity of monitoring the state of railway infrastructure and rolling stock, as well as to reduce the influence of the human factor in the analysis of visual information. Unlike classical detection tasks for predefined objects, this work focuses on identifying deviations from the normal state of the observed scene, which allows covering a wide class of potentially dangerous and technologically abnormal situations. A formalised problem statement for anomalous object detection is proposed, the main elements of the structural and functional diagram of the system are defined, and an algorithm for video stream processing is described, including the selection of the controlled zone, feature extraction, computation of an anomaly score, classification, and temporal verification of detected events. It is shown that the proposed approach can be applied both when using unmanned aerial systems and with stationary camera placement. Special attention is paid to the requirements for real-time system operation and the formation of an integral decision-making criterion. The conclusion is drawn about the promise of the proposed approach for subsequent experimental verification and integration into intelligent monitoring systems for railway transport facilities.

Keywords: intelligent video surveillance, railway infrastructure, anomalous objects, computer vision, video stream processing, real-time operation, unmanned aerial systems, automation of monitoring

References

1. Tang R., et al. A Literature Review of Artificial Intelligence Applications in Railway Systems, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, vol. 140, art. 103679. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103679
2. Phusakulkajorn W., et al. Artificial Intelligence in Railway Infrastructure: Current Research, Challenges, and Future Opportunities, *Intelligent Transportation Infrastructure*, 2023, vol. 2, art. liad016. DOI: 10.1093/iti/liad016
3. Tran T. M., et al. Anomaly Analysis in Images and Videos: A Comprehensive Review, *ACM Computing Surveys*, 2022, vol. 55, no. 7, art. 148, pp. 1–37. DOI: 10.1145/3544014
4. Liu Y., et al. Generalized Video Anomaly Event Detection: Systematic Taxonomy and Comparison of Deep Models, *ACM Computing Surveys*, 2024, vol. 56, no. 7, art. 189, pp. 1–38. DOI: 10.1145/3645101
5. Wang Y., Yu P. A Fast Intrusion Detection Method for High-Speed Railway Clearance Based on Low-Cost Embedded GPUs, *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 21, art. 7279. DOI: 10.3390/s21217279
6. Zhang Q., et al. Automatic Obstacle Detection Method for the Train Based on Deep Learning, *Sustainability*, 2023, vol. 15, no. 2, art. 1184. DOI: 10.3390/su15021184
7. Meng C., et al. SDR-YOLO: A Novel Foreign Object Intrusion Detection Algorithm in Railway Scenarios, *Electronics*, 2023, vol. 12, no. 5, art. 1256. DOI: 10.3390/electronics12051256
8. Shi T., et al. A Survey on Multi-Sensor Fusion Perimeter Intrusion Detection in High-Speed Railways, *Sensors*, 2024, vol. 24, no. 17, art. 5463. DOI: 10.3390/s24175463
9. Qi M., Wu Y. Weakly Supervised Video Anomaly Detection Based on Hyperbolic Space, *Scientific Reports*, 2024, vol. 14, art. 26348. DOI: 10.1038/s41598-024-77505-4
10. Sun T., et al. RailFDNet: A Hybrid Supervision and Feature Discrepancy Enhancement Model for Railway Anomalous Object Detection, *Expert Systems with Applications*, 2025, vol. 275, art. 127005. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.127005
11. Satsyuk A. V., Shvalov D. V. Avtonomnoe navedenie BPLA s ispol'zovaniem komp'yuternogo zreniya: problema tochnogo upravleniya rulyami [Autonomous Guidance of Uav Using Computer Vision: The Problem of Precise Control of Control Surfaces], *Avtomatika na transporte [Transport Automation Research]*, 2024, vol. 10, no. 4, pp. 372–381. DOI: 10.20295/2412-9186-2024-10-04-372-381 (In Russian)
12. Lipanov I. D., Khomonenko A. D. Tekhnologii i metody planirovaniya peremeshcheniya BPLA po marshrutnym tochkam [Technologies and Methods for Planning UAV Movement Via Waypoints], *Intellektual'nye tekhnologii na transporte [Intelligent Technologies on Transport]*, 2024, no. 3 (39), pp. 30–43. DOI: 10.20295/2413-2527-2024-339-30-43 (In Russian)
13. Gorbachev R. A., Zaripov M. N., Shishkov D. L. Intellektual'naya sistema tekhnicheskogo zreniya dlya obnaruzheniya prep'yatstviy i predskazaniya povedeniya dvizhushchikhsya ob'ektov na zheleznodorozhnykh putyakh [Intelligent Vision System for Obstacle Detection and Behaviour Prediction of Moving Objects on Railway Tracks], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Proceedings of the Southern Federal University. Engineering Sciences]*, 2022, no. 1 (225), pp. 256–268. DOI: 10.18522/2311-3103-2022-1-256-268 (In Russian)
14. Kulaghin M. A., et al. Pomekhozashchishchennost' intellektual'nykh transportnykh sistem tekhnicheskogo zreniya dlya analiza izobrazhenii zheleznodorozhnoi infrastruktury [Noise Immunity of Intelligent Transport Vision Systems for Image Analysis of Railway Infrastructure], *Avtomatika na transporte [Transport Automation Research]*, 2025, vol. 11, no. 4, pp. 313–326. DOI: 10.20295/2412-9186-2025-11-04-313-326 (In Russian)
15. Nan Z., et al. LiDAR-Camera Joint Obstacle Detection Algorithm for Railway Track Area, *Expert Systems with Applications*, 2025, vol. 275, art. 127089. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.127089
16. Ning S., et al. Railway Intrusion Risk Quantification with Track Semantic Segmentation and Spatiotemporal Features, *Sensors*, 2025, vol. 25, no. 17, art. 5266. DOI: 10.3390/s25175266
17. Baranov L. A., et al. Pogreshnosti izmereniya rasstoyaniya do prep'yatstviya sredstvami tekhnicheskogo zreniya i prognoza puti tormozheniya v bespilotnykh sistemakh upravleniya dvizheniem poezdov [Errors in Measuring Distance to Obstacles by Technical Vision Means and Braking Distance Prediction in Unmanned Train Control Systems], *Mir transporta [World of Transport]*, 2021, vol. 19, no. 6 (97), pp. 6–12. DOI: 10.30932/1992-3252-2021-19-6-1 (In Russian)