

УДК 004.93

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.58.7.007](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.58.7.007)

Методика построения комплексной логической модели детектирования потенциально опасных ситуаций с применением технологий компьютерного зрения

А.Ф. Досалиева✉, Р.Ю. Демина

*Астраханский государственный технический университет, Астрахань,
Российская Федерация*

Резюме. Актуальность исследования обусловлена необходимостью преодоления фрагментарности существующих систем видеодетектирования опасных ситуаций, которые разрабатываются как узкоспециализированные решения под конкретные сценарии, что затрудняет их масштабирование и адаптацию к изменяющимся требованиям безопасности. В связи с этим цель работы заключается в разработке единого методологического подхода к созданию универсальной системы автоматизированного распознавания угроз на основе компьютерного зрения. Ведущим методом исследования выступило концептуальное моделирование: на основе анализа типовых нарушений (от правил дорожного движения до промышленных регламентов) методом абстрагирования и группировки был выделен ограниченный набор базовых визуальных концептов («Человек», «Опасный периметр», «Механизм», «Сигнализирующее устройство», «Средство индивидуальной защиты») и их состояний. Для формализации взаимосвязей между концептами введена матрица отношений, а логика детектирования опасных ситуаций описывается посредством составления формальных логических формул, охватывающих две зоны анализа: статическую, оперирующую мгновенными булевыми признаками, и динамическую, применяющую темпоральную логику для предсказания развития событий. В результате исследования создана концептуальная модель, включающая универсальный формальный аппарат, который позволяет описывать широкий спектр угроз в виде системы логических правил, настраиваемых под конкретные сценарии. В связи с актуальностью задачи цифровизации в сфере промышленной безопасности материалы статьи приобретают практическую ценность для разработчиков программного обеспечения в сфере охраны труда. Подход, который предлагается в работе, позволяет масштабировать и гибко настраивать системы мониторинга под конкретные объекты.

Ключевые слова: компьютерное зрение, охрана труда, обнаружение опасных ситуаций, логическая модель, матрица отношений, концепты.

Для цитирования: Досалиева А.Ф., Демина Р.Ю. Методика построения комплексной логической модели детектирования потенциально опасных ситуаций с применением технологий компьютерного зрения. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(7). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2299> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.58.7.007

Methodology for building a comprehensive logical model for detecting potentially dangerous situations using computer vision technologies

A.F. Dosalieva✉, R.Y. Demina

Astrakhan State Technical University, Astrakhan, the Russian Federation

Abstract. The relevance of the study stems from the need to overcome the fragmentation of existing video-based hazard detection systems, which are designed as highly specialized solutions for specific scenarios, thereby hindering their scalability and adaptation to evolving safety requirements.

Accordingly, the aim of this work is to develop a unified methodological approach to building a universal computer vision system for automated threat recognition. The leading research method was conceptual modeling: by abstracting and grouping typical violations (ranging from traffic rules to industrial regulations), a limited set of basic visual concepts ("Human", "Danger Perimeter", "Mechanism", "Signaling Device", "Personal Protective Equipment") and their states was identified. To formalize the relationships between these concepts, a relation matrix was introduced, and the logic of hazard detection is described through formal logical formulas covering two analysis zones: a static zone that operates with instantaneous Boolean features, and a dynamic zone that applies temporal logic to predict the evolution of events. As a result, a conceptual model has been created that incorporates a universal formal apparatus capable of describing a wide spectrum of threats as a system of logical rules adjustable to specific scenarios. Given the urgency of digitalization in industrial safety, the materials of the paper are of practical value for software developers in the field of occupational safety. The approach proposed in this work enables scalable and flexible tuning of monitoring systems for specific facilities.

Keywords: computer vision, occupational safety, detection of dangerous situations, logical model, relationship matrix, concepts.

For citation: Dosalieva A.F, Demina R.Y. Methodology for building a comprehensive logical model for detecting potentially dangerous situations using computer vision technologies. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(7). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2299> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.58.7.007

Введение

В рамках настоящего исследования под потенциально опасной ситуацией понимается такое стечение обстоятельств и условий в производственной, транспортной или общественной среде, при котором с высокой вероятностью может произойти событие, приводящее к нанесению ущерба здоровью или жизни человека, материальным ценностям либо окружающей среде. Это состояние, предшествующее несчастному случаю или аварии, характеризующееся нарушением безопасных пространственных, временных или логических отношений между субъектами (людьми), объектами (механизмами, оборудованием) и элементами среды. Ключевым атрибутом опасной ситуации является ее предиктивный характер – она содержит в себе признаки и предпосылки для реализации потенциальной угрозы, что делает ее объектом для превентивного контроля и автоматизированного обнаружения.

Опасные ситуации на производстве, в транспортной сфере и в общественных пространствах ежегодно приводят к значительному материальному ущербу, травматизму, а иногда и человеческим жертвам. Проактивное предотвращение таких ситуаций является приоритетной задачей. Современные технологии, в частности, методы компьютерного зрения, открывают новые возможности для перехода от реактивного к предиктивному и превентивному контролю безопасности.

Уже сегодня информационные системы на базе искусственного интеллекта успешно применяются для решения частных задач: детектирования нарушений правил дорожного движения, контроля доступа в запретные зоны, распознавания использования касок и других средств индивидуальной защиты (СИЗ). Однако эти системы часто представляют собой разрозненные решения, адаптированные под конкретный сценарий. Так, в системах контроля и управления доступом активно используются технологии распознавания лиц, позволяющие идентифицировать личность по биометрическим данным и предотвращать проход злоумышленников с использованием чужих или поддельных пропусков [1]. Между тем, государственная политика в сфере охраны труда стимулирует развитие комплексных, интегрированных подходов.

В сентябре 2024 года председатель Правительства РФ М.В. Мишустин в рамках Всероссийской недели охраны труда обозначил ключевые векторы развития, среди

которых внедрение адресного подхода на предприятиях и активное использование цифровых платформ для мониторинга и обучения. Была отмечена положительная динамика: за десятилетие количество несчастных случаев сократилось в 1,5 раза, чему способствовали в том числе новые нормы, обязывающие работодателей выявлять и устранять опасности. Финансовая поддержка таких предупредительных мер со стороны государства растет, что создает благоприятную среду для внедрения инновационных технологий. Ранее, в январе 2024 года, на встрече с главой Ростехнадзора А. Трембицким Мишустин также подчеркнул необходимость снижения аварийности при параллельном повышении эффективности надзора. Эти заявления четко указывают на запрос на «умные», масштабируемые и адаптируемые системы контроля.

Исторически первые системы обнаружения опасных ситуаций в видеопотоке основывались на явных логических правилах [2, 3]. В работе [2] сложные события распознаются с помощью исчисления простых событий, а в системе на Акторном прологе [3] поведение описывается жесткими правилами. Такие системы работают быстро и полностью интерпретируемы, однако не способны улавливать сложные многофакторные взаимодействия. Для каждой новой комбинации требуется ручная настройка правил, а семантически близкие сцены, такие как «драка» и «объятия», для них неразличимы.

Современные модели, основанные на глубоком обучении, напротив, обучаются на больших массивах данных и способны автоматически выявлять сложные многофакторные взаимодействия. Однако такая способность достигается ценой высоких вычислительных затрат и длительного обучения: например, обучение 3D-сверточных сетей или видео-трансформеров требует мощных GPU-кластеров и значительного времени, а их применение в реальном времени сопряжено с повышенным уровнем ложных срабатываний [4].

Существующие решения, затрагивающие темпоральный аспект анализа видео [5, 6], либо ограничены описанием уже свершившихся событий без возможности предсказания, либо используют временные метки исключительно для идентификации и трекинга, но не применяют формальный аппарат темпоральной логики для вывода об опасности. Ни в одной из этих работ не вводится универсальная система семантических концептов, позволяющая единообразно формализовать широкий класс сценариев. Вместо этого правила привязываются к конкретным пространственным атрибутам каждой сцены.

Перспективным направлением является комбинирование логических подходов и методов глубокого обучения. На текущий момент предложена система для выявления небезопасных действий на лестницах, основанная на совместном использовании сверточных нейросетей и логических правил, что позволило достичь точности 98,1 % [7]. Это подтверждает целесообразность разработки унифицированных моделей, интегрирующих детектирование объектов и формальную логику.

Применение этих методов вышло далеко за пределы классического мониторинга, охватывая области, связанные с анализом психофизиологического состояния человека. Например, в области когнитивной безопасности и профилактики профессионального выгорания учеными Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра РАН была разработана система для отслеживания утомляемости оператора с помощью компьютерного зрения [8]. Суть данной работы заключается в бесконтактном анализе видеопотока для выявления признаков снижения внимания и психофизиологического напряжения пользователя, что позволяет осуществлять превентивный контроль когнитивного состояния персонала. Основной целью данной разработки стало снижение опасных ситуаций на вокзалах, в аэропортах и метро, так как физическое состояние

диспетчеров имеет огромную роль в данной сфере. Этот подход демонстрирует, как методы компьютерного зрения могут быть направлены не только на обнаружение внешних нарушений, но и на диагностику внутренних факторов риска, предшествующих возникновению опасной ситуации.

Для задач промышленной безопасности разработано довольно много узкоспециализированных решений. В работе [9] разработаны три отдельные модели распознавания объектов: для детектирования присутствия рабочих на площадке, для оценки риска падения с высоты и для контроля использования защитной каски и жилета. Упомянутые модели обучались как на реальных, так и на синтетических данных. Необходимость использования синтетических данных обусловлена невозможностью реально воспроизвести опасные производственные сценарии. Данная разработка, используемая для детектирования конкретного класса объектов, направлена на определение опасных ситуаций в своей узкой сфере строительства.

В работе К.В. Чумакова и др. [10] рассмотрены вопросы детектирования и сегментирования людей в процессе аналитики видеоданных для детектирования нештатных ситуаций на производственных объектах.

Рассмотренные примеры демонстрируют высокую эффективность, но в рамках четко заданной, узкой предметной области. Подобная специализация характерна для большинства существующих решений: они представляют собой «точечные» инструменты, каждый из которых решает свою частную задачу – контроль СИЗ, мониторинг периметра, анализ поведения на дороге.

Однако комплексная система безопасности, способная одновременно анализировать состояние множества разнородных объектов и взаимосвязи между ними, требует принципиально иной, более высокоуровневой архитектуры. Если на техническом уровне унификация алгоритмов обнаружения возможна благодаря тому, что в основе большинства из них лежат общие методы локализации [11] и отслеживания объектов в видеопотоке, то на смысловом, концептуальном уровне такая унификация отсутствует. Выделение инвариантных технических решений создает основу для построения систем, которые, оперируя единым набором методов, способны адаптироваться к разным сценариям – от контроля периметра до анализа поведения. Именно этот концептуальный пробел в исследованиях, направленных на создание единого адаптируемого подхода, который описывал бы не сами объекты, а пространство состояний и отношений между ними и призвана восполнить предлагаемая модель.

Таким образом, целью данной работы является анализ возможности создания общей концептуальной модели для детектирования широкого спектра опасных ситуаций на основе видеоданных. Такая модель должна быть достаточно универсальной, чтобы ее можно было гибко настраивать под специфику различных объектов, будь то строительная площадка, цех или транспортный узел.

Материалы и методы

Анализ возможных потенциально-опасных инцидентов выявляет ряд типовых сценариев, которые, несмотря на разницу в контексте, имеют общую логическую структуру. Это, например, ситуация, когда пешеход пересекает проезжую часть на красный сигнал светофора, или случай, когда работник на складе заступает за предупреждающую линию в зоне движения погрузчика. Аналогично, событие «пассажир переступил за ограничительную желтую линию на платформе метро» и инцидент «технический специалист несанкционированно вошел в огражденный периметр работающего станка» на семантическом уровне описывают одно и то же нарушение. Несмотря на разнообразие контекстов, суть этих и подобных ситуаций

может быть сведена к комбинации простых визуальных концептов и формальных правил их взаимодействия. Так, обе последние ситуации декомпозируются до базового отношения: «Человек находится внутри опасной или запрещенной зоны». Именно этот принцип позволяет абстрагироваться от частных случаев и перейти к построению общей модели.

Зоны контроля. Для учета развития опасных ситуаций во времени вводится двухуровневая схема со статической (внутренней) и динамической (внешней) зонами анализа.

Статическая зона ограничивается одним-двумя кадрами и дает мгновенную оценку обстановки. Предобученные или дообученные модели детектируют сами объекты, метод вычитания кадров фиксирует факт их движения, а специально обученные модели распознают сложные взаимодействия, например, отказ от средств индивидуальной защиты, зацеп экипировкой в работающем механизме, нарушение правил эксплуатации и т. п.

Динамическая зона, напротив, охватывает интервал в одну-две секунды и нужна для отслеживания параметров движения. В ней с помощью тех же моделей обнаруживаются объекты, а алгоритмы трекинга (например, ByteTrack или BoT-SORT, встроенные в среду YOLO) позволяют оценить скорость, ускорение (в том числе отрицательное при торможении) и направление их перемещения. На Рисунке 1 отображена двухуровневая схема анализа видеопотока, где $\mathcal{D}$ – динамическая зона, $\mathcal{C}_t$ – статическая зона.

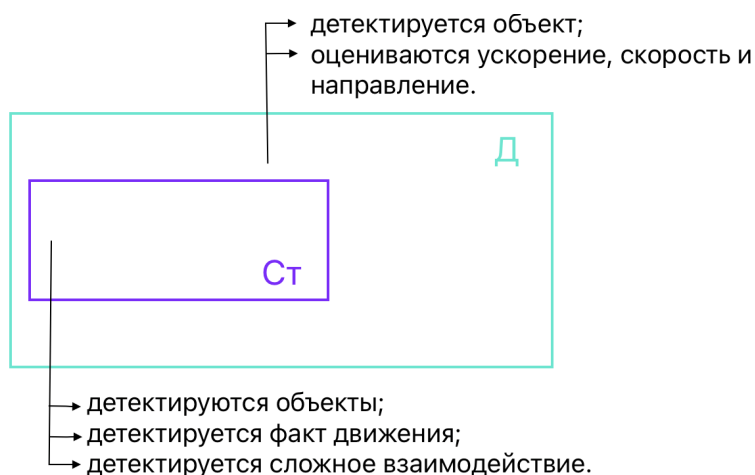


Рисунок 1 – Двухуровневая схема анализа видеопотока

Figure 1 – Two-level video analysis scheme

Анализ ситуации по двум зонам позволяет фиксировать как уже случившуюся опасную ситуацию, так и потенциально возможную.

Концепты и их состояния. Основная гипотеза данной работы заключается в том, что параметры для детектирования потенциально опасных ситуаций с позиции компьютерного зрения могут быть сведены к ограниченному набору высокоуровневых концептов. Предлагается выделить следующие основные концепты (К):

- Ч – человек;
- П – опасный периметр (виртуальная линия, зона, ограждение);
- С – сигнализирующее устройство (светофор, сирена, табло). Важно отметить,

что не все виды сигналов можно считать с помощью компьютерного зрения. Основным источником являются световые сигналы. Остальные, например, звук или вибрация, могут быть интегрированы с помощью датчиков и специальных интерфейсов;

– М – механизм (транспортное средство, станок, подъемный кран, робот-манипулятор и т. п.);

– СИЗ – средство индивидуальной защиты (каска, очки, жилет, униформа и т. п.).

Каждый концепт может находиться в определенных состояниях, которые можно разделить на две основные группы.

Безотносительные состояния описывают концепт изолированно, без учета его связей с другими:

– ЧД – человек движется;

– МД – механизм движется;

– СЗ – сигнал запрещающий (красный сигнал светофора и т. п.).

Для распознавания движущихся объектов в видеопотоке и присвоения состояния «движется» к конкретному концепту преимущественно используется метод вычитания фона. В кадре выделяются объекты переднего плана, такие как человек или механизм, и определяется статичный фон с помощью сравнения текущего кадра с моделью. В реальных условиях эксплуатации можно столкнуться с тем, что модель не точно определяет объекты переднего фона из-за изменения погодных условий или освещения, поэтому для повышения устойчивости применяют адаптивные и статистические алгоритмы, например, гауссовские смешанные модели или оценку плотности ядра. Такие методы позволяют надежно детектировать движение даже при наличии шумов [12].

Относительные состояния описывают отношение или взаимодействие между двумя концептами. Именно они являются ядром для определения потенциально опасной ситуации.

Для описания относительных состояний предлагается использовать матрицу отношений R . В данной матрице строки и столбцы соответствуют концептам (или их конкретным экземплярам), а ячейка $R[K_i, K_j]$ содержит описание отношения между K_i и K_j . Матрица читается построчно, что соответствует использованию действительного залога: мы описываем, как концепт-источник (строка) действует или относится к концепту-цели (столбец).

	Ч	ОП	М	СИЗ
Ч	1	1	1	1
ОП	0	–	0	0
М	1	1	1	0
СИЗ	–	–	–	–

Например, взаимодействие человека со средством индивидуальной защиты с помощью матрицы можно описать отношением $R[Ч, СИЗ]$. Так как СИЗ не может выступать активным источником по отношению к человеку, обратное отношение $R[СИЗ, Ч]$ не имеет смысла. Для описания семантически насыщенных контактов между субъектами и объектами вводятся относительные состояния, отражающие сложное взаимодействие: ЧЧ (человек-человек, например, драка, объятия), ЧМ (человек-механизм, наезд) и ММ (механизм-механизм, столкновение). Данные состояния детектируются специально обученными нейросетевыми моделями компьютерного зрения и не сводятся к простым геометрическим отношениям.

Таким образом, можно выделить следующие относительные состояния:

ЧвнП – Человек внутри опасного периметра;

МвнП – Механизм внутри опасного периметра;
ЧЧ – Человек контактирует с механизмом;
ЧМ – Механизм контактирует с человеком (= МЧ);
ММ – Механизм контактирует с механизмом.
СИЗнаЧ – Средство индивидуальной защиты на человеке.

Сигнализирующее устройство, ввиду его стационарного положения, будет рассматриваться только внутри опасного периметра.

Анализ статической зоны. Каждая потенциально опасная ситуация в рамках предложенной модели может быть представлена в виде формальной логической формулы. Безотносительные состояния концептов (например, ЧД, МД, СЗ) выступают в ней как булевы (бинарные) переменные, принимающие значение «истина» (1) или «ложь» (0). Относительные состояния (например, ЧвнП, СИЗнаЧ) также являются булевыми предикатами, описывающими факт наличия или отсутствия определенного отношения между объектами. В случае, если один или несколько концептов, необходимых для вычисления отношения, отсутствуют в кадре, соответствующее относительное состояние принимает специальное значение «недоступно» (None), что эквивалентно значению «ложь» для целей детектирования опасности. Для формирования формулы потенциально опасной ситуации OC_i необходимо выполнение двух правил. Ситуация считается опасной, если:

- в кадре присутствуют все необходимые концепты;
- совокупность всех факторов удовлетворяет заранее заданному условию.

Математически это реализуется с помощью конъюнкции (логическое «И»).

Для системного описания всех возможных комбинаций входных условий и соответствующих им выходных решений (опасно/безопасно) модель может быть представлена в виде таблицы истинности (Таблица 1). Эта таблица выполняет роль базы знаний, явно связывающей наблюдаемые параметры с классификацией ситуации.

Таблица 1 – Фрагмент примера таблицы истинности для логической модели детектирования опасных ситуаций

Table 1 – A fragment of an example of the truth table for a logical model of detecting dangerous situations

Входные переменные							Опасные ситуации		
Ч	П	М	С	ЧД	...	СИЗнаЧ	OC_1^*	...	OC_m^*
0	0	0	0	0	...	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
0	1	0	0	1	...	0	1	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1	1	1	1	1	...	1	0	...	0

* $OC_1...OC_m$ – логические значения (1/0) для m различных опасных сценариев, описанных в системе.

Разработанная система позволяет четко и непротиворечиво понять логику работы системы мониторинга за потенциально-опасными участками. Для описания сложных ситуаций, например, пешеходный переход с несколькими проезжими частями, итоговая оценка риска ($OC_{\text{стат}}$) вычисляется как сумма частных оценок по каждой зоне:

$$OC_{\text{стат}} = \sum_{i=1}^n OC_i, \quad (1)$$

где n – число возможных сценариев; OC_i – бинарное значение (1 или 0), отражающее отсутствие или наличие опасности для i -го сценария.

Данная формула обеспечивает интегральную оценку, суммируя значения по всем потенциально опасным конфигурациям в пределах одного объекта наблюдения.

Представление модели в виде формализованных правил и таблиц истинности создает структурированную базу знаний. Это существенно сокращает временные и ресурсные затраты на разработку и внедрение новых модулей детектирования, так как добавление нового сценария сводится к формальному описанию соответствующего логического правила и его интеграции в общую систему, а не к перепроектированию алгоритмов машинного обучения с нуля.

Анализ динамической зоны. Для анализа динамической зоны предлагается использование темпоральной логики:

$$OC_{\text{дин}}(t) = G_{\leq T_{\text{пред}}} (F_{\leq T_{\text{мин}}} OC_{\text{пр стат}}), \quad (2)$$

где $G_{\leq T_{\text{пред}}}$ – оператор темпоральной логики «когда-нибудь в течение интервала $[t, t + T_{\text{пред}}]$ »; $F_{\leq T_{\text{мин}}}$ – оператор темпоральной логики «всегда на протяжении интервала длительностью $T_{\text{мин}}$ »; $T_{\text{пред}}$ – дальность предсказания (например: 1–2 с) – настраивается вручную; $T_{\text{мин}}$ – минимальное время, в течение которого должна протекать опасная ситуация, необходимое для исключения мгновенных случаев (например: человек приподнял каску, чтобы поправить волосы) – настраивается вручную; $OC_{\text{пр стат}}$ – конъюнкция наличия необходимых концептов и их состояний. Для сохранения простоты настройки системы детектирования потенциально опасных ситуаций в основе формулы используется та же классическая логика, но на предсказанных значениях.

Предсказание формируется благодаря системам трекинга, заложенным в современные системы детектирования.

Итоговая бинарная оценка опасной ситуации вычисляется как дизъюнкция статического и динамического критериев:

$$OC(t) = OC_{\text{стат}}(t) \vee OC_{\text{дин}}(t). \quad (3)$$

Статическая составляющая $OC_{\text{стат}}$ формируется по прежней логике: как конъюнкция наличия необходимых концептов, их безотносительных и относительных состояний. А динамическая составляющая $OC_{\text{дин}}$ опирается на темпоральную логику.

Применяемые методы сведены в Таблицу 2.

В рамках описанных положений для формирования итогового перечня формул, описывающих опасные ситуации предлагается выполнить три основных этапа:

1. Определить концепты и отношения между ними. Для этого необходимо выделить из сцены ключевые концепты и определить, что важно отслеживать, например, движется концепт или нет, надето ли СИЗ, активен ли запрещающий сигнал и т. п. Затем по матрице отношений R выбирают нужные и возможные взаимодействия. В итоге получается набор признаков, из которых будут собираться правила. При разметке опасного периметра и статических и динамических зон вручную используется графический интерфейс и размещаются координаты периметров (не менее 3-х точек).

2. Перечислить все условия для статической зоны. Для одного-двух кадров необходимо выписать все возможные комбинации признаков, которые означают опасность, и объединить их в конъюнкцию. Для общей итоговой оценки возможности происшествия опасной ситуации все полученные сценарии объединяются условием «или» по формуле (1), так как, если хотя бы один сценарий сработает, должно срабатывать предупреждающее оповещение.

3. Для динамической зоны необходимо задать горизонт предсказания $T_{\text{пред}}$ и минимальную длительность срабатывания всех условий $T_{\text{мин}}$. Система трекинга автоматически считывает показатели скорости, направления движения и ускорения,

предсказывает будущие положения концептов и проверяет, срабатывают ли все условия темпоральной логики (2). Общая оценка высчитывается также автоматически по формуле (3) как дизъюнкция статического и динамического критериев.

Таблица 2 – Методы, используемые на разных уровнях анализа

Table 2 – Methods used at different levels of analysis

Итоговое правило	Уровень	Длительность анализа	Тип логики	Промежуточное правило	Детектируемые признаки	Используемые методы
или	Статическая зона	1–2 кадра	Классическая логика	и	Концепты (Ч, М, П, С, СИЗ)	Предобученные/ дообученные модели Исключение: Периметр – по координатам / детектирование дообученными моделями
					Факт движения (ЧД, МД)	Вычитание кадров
					Сложные взаимодействия (ММ, ЧЧ, ЧМ)	Специально обученные модели (CNN)
	Динамическая зона	1–2 секунды	Темпоральная логика	и	Концепты (Ч, М, П, С, СИЗ)	Предобученные/ дообученные модели Исключение: Периметр – по координатам / детектирование дообученными моделями
					Трекинг (скорость, направление, ускорение)	ByteTrack/BoT-SORT (в составе YOLO)

Результаты и обсуждение

Для демонстрации работоспособности подхода рассмотрим типовой сценарий: «Нерегулируемый пешеходный переход» (Рисунок 2). Действующими концептами будут человек, опасный периметр, механизм.

Допустим, что пешеход находится на расстоянии 3 м от перехода и движется к нему со скоростью 1,5 м/с, а автомобиль находится на расстоянии 15 м и движется со скоростью 10 м/с. Ширина перехода вдоль тротуара – 3 м, ширина проезжей части – 6 м.

Для определения данной ситуации как потенциально-опасной необходимо выполнение следующих условий:

$$OC_{\text{стат}}(t) = (Ч \wedge П \wedge М) \wedge МД \wedge ЧвнП \wedge МвнП. \quad (4)$$

«Если есть человек, и опасный периметр, и механизм, и механизм движется, и человек внутри опасного периметра, и механизм внутри опасного периметра, то ситуация опасная».

Выполним расчет для статической зоны. Статической зоной в данном случае будет являться пешеходный переход.

На Рисунке 2 представлены два последовательных кадра из видео. Видеоряд был полностью сгенерирован с помощью генеративных нейросетевых моделей, выбор которых был сделан на основе предварительного анализа их возможностей [13]. На их основе формируется вывод о том, что человек и механизм движутся, но не входят в статическую зону (фиолетовый контур). Тогда при подстановке значений в формулу определяется, что ситуация не опасна:

$$OC_{\text{стат}}(t) = 0 \wedge 1 \wedge 0 \wedge 0 \wedge 0 \wedge 0 = 0. \quad (5)$$

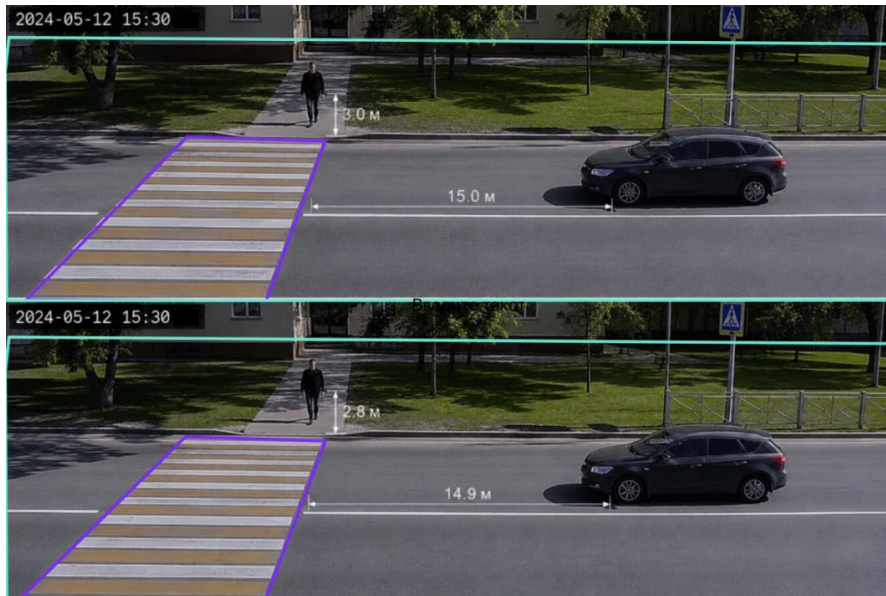


Рисунок 2 – Последовательные кадры видео с размеченными зонами
Figure 2 – Sequential video frames with marked areas

Перейдем к рассмотрению динамической зоны, которая охватывает в себя почти весь кадр (бирюзовый контур). С помощью систем трекинга и детектирования объектов определено, что присутствуют: человек, механизм, периметр, что человек и механизм движутся равномерно с определенной скоростью. Необходимо вычислить значение $OC_{\text{пр стат}}$.

Для этого, для наглядности используя систему координат (Рисунок 3), определим в какой интервал времени автомобиль будет проезжать перпендикулярно пешеходному переходу.

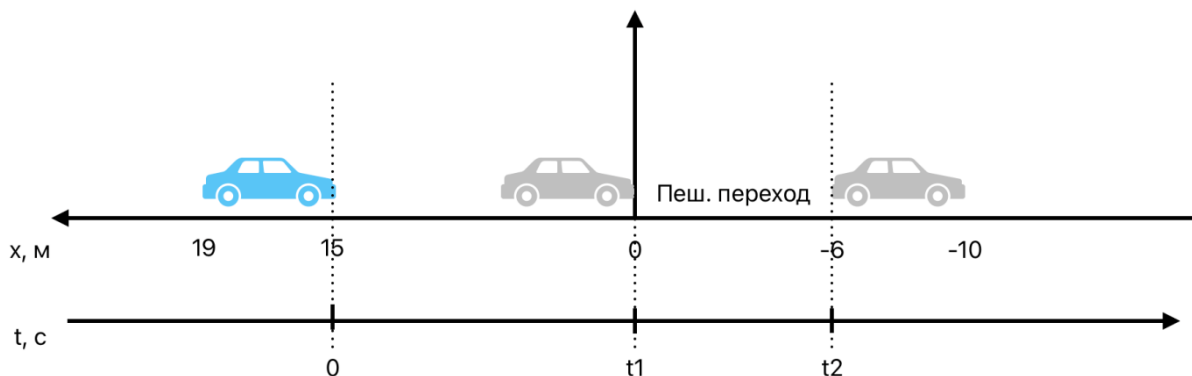


Рисунок 3 – Система координат движения автомобиля
Figure 3 – Vehicle motion coordinate system

Считается, что автомобиль находится внутри периметра с момента, когда его передний бампер заезжает за линию пешеходного перехода (момент времени t_1) или когда задний бампер выезжает за нее (момент времени t_2). Ускорение автомобиля = 0. x_m – крайняя точка переднего бампера. Тогда можно считать верными следующие утверждения:

- 1) «Механизм внутри периметра при условии, что: $x_m < 0$ и $x_m > -10$ »;
- 2) Уравнение переменной $x_m(t)$ принимает вид:

$$x_m(t) = 15 - 10t. \quad (6)$$

В результате получаем неравенства, при решении которых можно определить интервал времени, при котором значение МвнП будет истинным.

$$15 - 10t_1 < 0, t_1 > 1,5 \text{ с}, \quad (7)$$

$$15 - 10t_2 > -10, t_2 < 2,5 \text{ с}. \quad (8)$$

Значение «МвнП» истинно в интервале [1,5; 2,5].

Примем человека за точку – тогда вычислить момент прохождения пешеходного перехода проще. Он заступит за линию пешеходного перехода через 2 с (расстояние делим на скорость) и завершит движение по опасному периметру еще через 4 с. Следовательно, значение «ЧвнП» истинно в интервале [2; 6].

Продолжим вычисление для динамической зоны. Для конкретности примем значения параметров временных операторов:

- дальность предсказания $T_{\text{пред}} = 2$ с;
- минимальная длительность опасной ситуации $T_{\text{мин}} = 0,5$ с (отсекает, например, кратковременное совпадение, когда пешеход на мгновение заступил на переход и сразу отступил).

На интервале [2; 2,5] с одновременно выполняются условия «ЧвнП» и «МвнП». Поскольку на всем кадре также истинны факты наличия человека, механизма и их движения, конъюнкция, образующая $OC_{\text{пр стат}}$, на этом интервале истинна:

$$OC_{\text{пр стат}}(t) = (Ч \wedge П \wedge М) \wedge МД \wedge ЧвнП_{\text{пред}} \wedge МвнП_{\text{пред}} = 1 \wedge 1 \wedge 1 \wedge 1 \wedge 1 \wedge 1 = 1, \\ t \in [2; 2,5], \quad (9)$$

Интервал истинности $OC_{\text{пр стат}}$ имеет длительность 0,5 с, что в точности равно $T_{\text{мин}}$. Следовательно, для любого момента $t \in [2; 2,5]$ выполняется условие «всегда на протяжении интервала длительностью $T_{\text{мин}}$ »:

$$F_{\leq T_{\text{мин}}} OC_{\text{пр стат}}(t) = 1. \quad (10)$$

Теперь применим внешний оператор «когда-нибудь в течение интервала $[t, t + T_{\text{пред}}]$ » для текущего момента наблюдения $t = 0$. Поскольку $2 \in [0; 2]$ требование оператора $G_{\leq T_{\text{пред}}}$ выполнено:

$$G_{\leq 2}(F_{\leq 0,5} OC_{\text{пр стат}}) = 1. \quad (11)$$

Следовательно, динамическая составляющая опасности в момент $t = 0$ истинна.

Подставим полученные значения в общую формулу:

$$OC(t) = OC_{\text{стат}}(t) \wedge OC_{\text{дин}}(t) = 0 \wedge 1 = 1. \quad (12)$$

На нулевом кадре система фиксирует потенциально опасную ситуацию на нерегулируемом пешеходном переходе несмотря на то, что в данный момент ни пешеход, ни автомобиль еще не находятся в статической зоне перехода. Опасность

предсказана динамической компонентой: в пределах горизонта предсказания $T_{\text{пред}} = 2$ с возникает интервал длительностью не менее $T_{\text{мин}} = 0,5$ с, на котором человек и механизм одновременно оказываются внутри опасного периметра.

Данный пример показывает, что модель способна интегрировать множество разнородных условий (присутствие, движение, относительное положение и оснащение) в единое правило, обеспечивая детектирование даже сложных, многофакторных опасных ситуаций. В рамках апробации подхода был создан прототип программы на Python с использованием OpenCV и YOLOv8. Было проведено тестирование разработанного прототипа и основные результаты представлены в Таблице 3. Для оценки качества работы предложенного решения было рассмотрено две ситуации: переход пешехода на нерегулируемом переходе и заступ за линию на железнодорожном вокзале. Для тестирования первой ситуации было использовано 80 видео фрагментов, собранных из открытых источников, а для второй – 45. Тестирование проходило на ЭВМ со следующими техническими характеристиками: Apple M5, 16 ГБ ОЗУ, 512 ГБ PCIe SSD.

Таблица 3 – Результаты апробации
Table 3 – Approbation results

Ситуация	Подготовка	Распознавание ОС			
	Время для задания правила детектирования ОС, с	Время, затраченное на детектирование, с	Доля правильно распознанных ситуаций	Точность	Полнота
Нерегулируемый пешеходный переход	20	0,9	98,8 %	99,8 %	98,8 %
Заступ за линию	15	0,5	97,9 %	98,7 %	97,9 %

Результаты показали, что даже неподготовленный человек тратит на формирование правил детектирования опасных ситуаций довольно мало времени (относительно времени, требуемого для обучения аналогичных нейросетевых моделей компьютерного зрения). Время детектирования так же невелико, что может позволить применять предлагаемое решение в системах реального времени даже при ограниченных вычислительных мощностях.

Анализ некорректных срабатываний показал, что основные ошибки модель совершает в условиях плохой видимости из-за погодных условий или в моменты повышенного трафика из-за сбоев системы трекинга.

В дальнейшем в работе планируется дообучение нейросетевых моделей детектирования объектов на видеофайлах, включающих в себя объекты в различных погодных условиях. Так же рассматривается возможность интеграции больших языковых моделей [4].

Заключение

Представленные примеры иллюстрируют, как предложенная модель позволяет конструировать логику детектирования из унифицированных компонентов. Данная методология позволяет систематизировать требования безопасности и перевести их из текстовых инструкций в формальный, машиночитаемый вид. Таким образом, создается не жестко запрограммированная система, а гибкий конструктор, где изменение

сценариев контроля сводится к редактированию конфигурационных файлов с правилами, а не к перепроектированию алгоритмов. Это существенно упрощает масштабирование и адаптацию системы на новых объектах.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Марьенков А.Н., Кузнецова В.Ю., Гелагаев Т.М. Применение технологий распознавания лиц в системах контроля и управления доступом. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2021;(1):83–90. <https://doi.org/10.21672/2074-1707.2021.53.1.083-090>
Marenkov A.N., Kuznetsova V.Yu., Gelagaev T.M. Application of face recognition technologies in control and access control systems. *Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2021;(1):83–90. (In Russ.). <https://doi.org/10.21672/2074-1707.2021.53.1.083-090>
2. Морозов А.А., Сушкова О.С. Анализ видеоизображений в реальном времени средствами языка Акторный Пролог. *Компьютерная оптика*. 2016;40(6):947–957. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2016-40-6-947-957>
Morozov A.A., Sushkova O.S. Real-time analysis of video by means of the Actor Prolog language. *Computer Optics*. 2016;40(6):947–957. (In Russ.). <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2016-40-6-947-957>
3. Artikis A., Sergot M.J., Paliouras G. A Logic Programming Approach to Activity Recognition. In: *Proceedings of the 2nd ACM International Workshop on Events in Multimedia (EIMM 2010), 25–29 October 2010, Firenze, Italy*. New York: ACM; 2010. P. 3–8. <https://doi.org/10.1145/1877937.1877941>
4. Горяев В.М., Манкаева С.А., Сумьянова Е.В. и др. Оптимизация гибридной архитектуры долгосрочной рекуррентной свёрточной сети для Edge-распознавания насилия в системах видеонаблюдения. *Современная наука и инновации*. 2025;(3):30–38. <https://doi.org/10.37493/2307-910X.2025.3.3>
Goryaev V.M., Mankaeva S.A., Sumyanova E.V., et al. Optimizing Hybrid Long-Term Recurrent Convolutional Network Architecture for Edge-Based Violence Detection in Video Surveillance Systems. *Modern Science and Innovations*. 2025;(3):30–38. (In Russ.). <https://doi.org/10.37493/2307-910X.2025.3.3>
5. Леус А.В., Татаринова Е.А., Ефремов В.А. и др. Система многокамерной темпоральной идентификации и трекинга человека на предприятии. *Правовая информатика*. 2022;(3):31–39. <https://doi.org/10.21681/1994-1404-2022-3-31-39>
Leus A., Tatarinova E., Efremov V., et al. A system for multi-camera temporal identification and tracking of a person at the enterprise. *Legal Informatics*. 2022;(3):31–39. (In Russ.). <https://doi.org/10.21681/1994-1404-2022-3-31-39>
6. Сергеев Н.Е., Целых Ю.А. Использование темпоральных отношений при описании сложных сцен по видеоизображениям. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2009;(12):134–142.
Sergeev N.E., Tselykh Ju.A. Using temporal relations to describe complex scenes based on video images. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2009;(12):134–142. (In Russ.).
7. Barbosa F.G.O., Mourao G.L., Erazo J.J.M., et al. Dynamic risk management in office workspaces: Real-time analysis of staircase safety using computer vision and AI. *Computers and Electrical Engineering*. 2025;122(2):109902. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109902>
8. Kashevnik A., Othman W., Ryabchikov I., et al. Estimation of motion and respiratory characteristics during the meditation practice based on video analysis. *Sensors*. 2021;21(11):3771. <https://doi.org/10.3390/s21113771>

9. Lee J., Lee S. Construction site safety management: A computer vision and deep learning approach. *Sensors*. 2023;23(2):944. <https://doi.org/10.3390/s23020944>
10. Чумаков К.В., Стрижак П.А., Кропотова С.С. Применение видеоаналитики для мониторинга и повышения безопасности технологических процессов. *Безопасность труда в промышленности*. 2025;(1):83–89. <https://doi.org/10.24000/0409-2961-2025-1-83-89>
Chumakov K.V., Strizhak P.A., Kropotova S.S. Using video analytics to monitor and improve the safety of workflows. *Occupational Safety in Industry*. 2025;(1):83–89. (In Russ.). <https://doi.org/10.24000/0409-2961-2025-1-83-89>
11. Орлов А.А., Рыжкова М.Н., Мареев А.В. Методы локализации объектов в видеопотоке (обзор). *Радиотехнические и телекоммуникационные системы*. 2021;(3):48–60.
Orlov A.A., Ryzhkova M.N., Mareev A.V. Methods of object localization in video stream. *Radioengineering and Telecommunication Systems*. 2021;(3):48–60. (In Russ.).
12. Bouwmans Th. Traditional and recent approaches in background modeling for foreground detection: An overview. *Computer Science Review*. 2014;11–12:31–66. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2014.04.001>
13. Досалиева А.Ф., Демина Р.Ю. Сравнительный анализ платформ для генерации синтетического видео: поиск оптимального решения для задач безопасности. В сборнике: *Искусственный интеллект: научные достижения и прикладные задачи: Материалы II Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, 04–05 декабря 2025 года, Ханты-Мансийск, Россия*. Ханты-Мансийск: Югорский государственный университет; 2026. С. 26–32.
Dosalieva A.F., Demina R.Y. Comparative analysis of synthetic video generation platforms: Finding the optimal solution for security issues. In: *Artificial intelligence: Scientific achievements and applied tasks: Materials of the 2nd All-Russian scientific and practical conference with international participation, 04–05 December 2025, Khanty-Mansiysk, Russia*. Khanty-Mansiysk: Yugra State University; 2026. P. 26–32. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Досалиева Айриза Фаридовна, аспирант, **Airiza F. Dosalieva**, Postgraduate, Астраханский государственный технический университет, Астрахань, Российская Федерация. Astrakhan State Technical University, Astrakhan, the Russian Federation.
e-mail: dosalieva_a8@mail.ru
ORCID: [0009-0004-6726-9853](https://orcid.org/0009-0004-6726-9853)

Демина Раиса Юрьевна, кандидат технических наук, доцент, Астраханский государственный технический университет, Астрахань, Российская Федерация. **Raisa Y. Demina**, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Astrakhan State Technical University, Astrakhan, the Russian Federation.
e-mail: raisa.demina.91@mail.ru
ORCID: [0009-0009-1615-5641](https://orcid.org/0009-0009-1615-5641)

Статья поступила в редакцию 14.04.2026; одобрена после рецензирования 26.06.2026; принята к публикации 10.07.2026.

The article was submitted 14.04.2026; approved after reviewing 26.06.2026; accepted for publication 10.07.2026.