

НАВОЙ Д.В., КАПСКИЙ Д.В., ФИЛИППОВА Н.А., ПУГАЧЕВ И.Н.

АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДОРОЖНО-ТРАНСПОРТНЫХ ИНЦИДЕНТОВ НА СКОРОСТНЫХ АВТОМАГИСТРАЛЯХ, ИСПОЛЬЗУЮЩИХ СТАЦИОНАРНЫЕ ДЕТЕКТОРЫ ТРАНСПОРТА

Белорусский национальный технический университет
г. Минск, Республика Беларусь

Алгоритмы обнаружения инцидентов с точки зрения автоматизации можно разделить на две категории: автоматического и неавтоматического обнаружения инцидентов. Автоматические алгоритмы относятся к тем алгоритмам, которые автоматически определяют инцидент на основании данных о состоянии транспортного потока, полученных от детекторов транспорта. Неавтоматические алгоритмы или процедуры основаны на сообщениях свидетелей-людей. По функциональным признакам алгоритмы обнаружения инцидентов на алгоритмы для автомагистралей и алгоритмы для уличной сети. По методам получения данных алгоритмы обнаружения инцидентов делятся на три группы: алгоритмы, использующие данные от стационарных детекторов транспорта (индуктивные петли, радары, видеокамеры и т.д.); алгоритмы, использующие мобильные датчики (Bluetooth, wi-fi, RFID, GPS, Глонасс-датчики, транспондеры системы оплаты проезда и т.д.); алгоритмы, использующие информацию от водителей (GSM-связь, навигационные сервисы, интернет-приложения и др.). В настоящей статье рассмотрены алгоритмы, использующие данные от стационарных детекторов транспорта. К недостаткам алгоритмов обнаружения инцидентов, использующих стационарные детекторы транспорта, следует отнести: необходимость установки и эксплуатации детекторов транспорта (индуктивных, видео и т.д.) приводит к помехам для транспортного потока и иногда к временному закрытию движения; место установки детекторов транспорта, частота их установки и количество являются критически важными с точки зрения обнаружения инцидента на том или ином участке магистрали. Однако крайне трудоемко и капиталоемко установить стационарные детекторы по всей длине магистрали. Также индуктивные детекторы транспорта, которые в основном используются для определения параметров транспортных потоков на автомагистралях, являются ненадежными и часто выходят из строя, что делает неэффективным обнаружение инцидентов на том или ином участке дороги. К достоинствам рассматриваемых алгоритмов следует отнести подтвержденную на протяжении десятилетий надежность и точность в определении инцидентов, что является их несомненным преимуществом по сравнению с алгоритмами, использующими мобильные датчики или информацию от водителей.

Ключевые слова: дорожно-транспортный инцидент, алгоритмы обнаружения, детектирование параметров транспортного потока, управление движением, скоростные автомагистрали

Введение

Наиболее широкое применение на автомагистралях получили следующие алгоритмы обнаружения (детектирования) инцидентов:

1. Алгоритмы сравнительного распознавания образов – основаны на предположении, что возникновение инцидента приводит к увеличению плотности трафика в восходящем направлении и снижению плотности трафика в нисходящем направлении – алгоритмы Калифорния TSC №7,8,10, APID, PATREG.

2. Алгоритмы теории катастроф – для обнаружения инцидентов алгоритмы теории катастроф контролируют три фундаментальные переменные потока движения, а именно скорость, поток и занятость полосы (плотность). Когда алгоритм обнаруживает резкое падение скорости без немедленного соответствующего изменения занятости и потока, это указывает на то, что инцидент, вероятно, произошел – алгоритм МакМастера.

3. Алгоритмы на основе статистики – сравнивая наблюдаемые в реальном времени данные о трафике с данными прогнозов, неожиданные изменения классифицируются как инциденты. Примером этих алгоритмов является алгоритм временных рядов авторегрессивного интегрированного скользящего среднего – ARIMA, SND, алгоритм Байеса.

4. Алгоритмы на основе искусственного интеллекта – распознавание визуальных образов или классификация.

1. Алгоритмы сравнительного распознавания образов

1.1. Алгоритм Калифорния

Алгоритм разработан в конце 1960-х для управления и обнаружения инцидентов в Лос-Анджелесе. Алгоритм основан на сравнении условий движения между двумя датчиками. Позднее на

основе алгоритма Калифорния были разработаны и проверены 10 его модификаций [28]. Среди них два алгоритма TSC№7 и TSC№8 показали лучшие результаты [7]. Рассмотрим подробнее алгоритм TSC№7.

Алгоритм TSC№7 использует предустановленные пороги классификации текущего состояния дороги [22]. Данные для анализа должны поступать от двух соседних датчиков. Алгоритм вычисляет «пространственные различия в занятости» (*OCCDF*) и «относительную разницу заселенности» (*OCCRDF*). В дополнение к этим двум параметрам алгоритм использует значение «наполняемости» (*DOCC*), полученных от последующих детекторов. Вычисляются параметры *OCCDF* и *OCCRDF* следующим образом:

$$OCCDF(i, t) = OOC(i, t) - OOC(i+1, t); \quad (1)$$

$$OCCRDF(i, t) = (OOC(i, t) - OOC(i+1, t)) / OOC(i, t), \quad (2)$$

где i – детекторы; t – период времени; $OOC(i+1, t)$ – значение размещения, которое было получено от датчика $i+1$ за период времени t .

Значение $OOC(i+1, t)$ может быть использовано в качестве *DOCC*.

Алгоритм TSC№7 в основном рассчитывает значения *OCCDF* и *OCCRDF* от датчиков и сравнивает полученные результаты с редустановленными ранее пороговыми значениями, например, T1, T2 и T3:

T1 – максимальное значение *OCCDF* при нормальных условиях;

T2 – максимальное значение временной разницы для нижнего размещения (*DOCCTD*) при нормальных условиях;

T3 – максимальное значение *OCCRDF* при нормальных условиях.

DOCCTD может быть рассчитано следующим образом:

$$DOCCD = OCC(i+1, t) - OCC(i+1, t+1). \quad (3)$$

После сравнения порогов и входных данных алгоритм решает, в каком состоянии находится дорога в настоящее время. Выделено четыре состояния дорожного движения:

- 0 – нет никаких инцидентов;
- 1 – есть вероятность возникновения инцидента, но инцидент на текущий момент не был обнаружен;
- 2 – инцидент обнаружен;
- 3 – инцидент продолжает воздействовать на дорожное движение.

За счет изменения использования относительных временных различий путем изменения размещения трафика на обратном следовании потока было сокращено появление ложных тревог и улучшена производительность на 20 %.

1.2. Алгоритм APID

Алгоритм *APID* (*All Purpose Incident Detection*) был разработан Филиппом Х. Мастерсом [24] в качестве компонента программного обеспечения *COMPASS* для использования его в *ATMS* в Торонто. Алгоритм включает в себя общий алгоритм обнаружения инцидента для тяжелых дорожных условий, алгоритм среднего объема, подпрограмму завершения инцидента, тест на устойчивость и т. д. Данный алгоритм представляет собой объединение основных элементов алгоритма Калифорния в единую структуру. В дополнение к входным параметрам *OCCDF*, *OCCRDF*, *DOCCTD*, *DOCC* алгоритму *APID* требуется параметр «относительная временная разницы скорости» (*SPDTRDF*). Рассчитать данный параметр можно следующим образом:

$$SPDTRDF(I, t) = SPD(I, t-2) - SPD(I, t) / SPD(I, t-2), \quad (4)$$

где $SPD(I, t)$ – данные получение от скорости восходящего датчика на период времени t . Алгоритм *APID* может быть выполнен в том случае, если получены все данные.

Алгоритм *APID* использует 4 различных состояния классификации дорожных условий, которые используются для алгоритма TSC№7, также содержит 11 пороговых параметров и 6 параметров управления. Алгоритм использует *APID* три основные процедуры обнаружения инцидента проверки:

- процедура регистрации инцидента (*INC_DETECT_CHECK*);
- процедура проверки обнаружения инцидента низкий объем (*LO_VOL_INC_DETECT_CHECK*);
- процедура проверки обнаружения инцидента среднего объема (*MED_VOL_INC_DETECT_CHECK*).

1.3. Алгоритм PATREG (Pattern Recognition Algorithm)

Алгоритм [14] был разработан в 1979 году в дорожной научно-исследовательской лаборатории (*TRRL*). Он использовался в сочетании с алгоритмом *HIACC* [14] для обнаружения нарушений на высокоскоростных объектах Англии. Алгоритм оценивает время прохождения между двумя датчиками, преобразует полученные данные в скорость, а затем сравнивает результат с предустановленным пороговым значением. Если скорость падает ниже порогового значения для определенного периода времени, то это означает, что произошел инцидент. Время прохождения вычисляется сложной техникой кросс-корреляции.

Алгоритм *HIACC* также контролирует данные детектора на предмет изменений во времени, но использует данные о занятости в течение 1 секунды.

Алгоритм предназначен для проверки отдельных импульсов от детекторов и поиска нескольких последовательных секунд высокой занятости детектора, чтобы идентифицировать присутствие стационарных или медленно движущихся транспортных средств над отдельными детекторами. Компьютер просматривает данные о занятости детектора каждую десятую секунды, и затем проверяются несколько последовательных значений мгновенных значений занятости, чтобы определить, не превышают ли они заранее установленный порог.

2. Алгоритмы теории катастроф

Теория катастроф берет свое название от внезапных дискретных изменений, которые происходят в одной переменной, в то время как другие связанные переменные непрерывно изменяются. Такими переменными являются скорость, плотность потока и размещение. Считается, что произошел инцидент, если скорость потока падает без соответствующего увеличения плотности потока и размещения. Возникновение пробок приводит к плавному изменению скорости потока, в то время как инцидент приводит к резкому изменению. Следовательно, такие алгоритмы могут различать регулярные пробки и возникающие инциденты. Главное отличие теории катастроф от алгоритмов сравнения заключается в том, что в первом случае полученные данные сравниваются с предыдущими ситуациями на дороге, где возникают пробки, во втором – с предустановленными пороговыми значениями.

2.1. Алгоритм МакМастера (McMaster Algorithm)

Для реализации алгоритма требуются данные получаемые от одного датчика: скорость, плотность потока и размещение. Принцип алгоритма основан на резком изменении одного параметра, когда остальные изменяются плавно и непрерывно. Алгоритм [8] состоит из четырех областей, каждая из которых соответствует определенному профилю движения. Логический алгоритм выполняется для сравнения шаблонных данных и фактических. Первый тест определяет перегруженность движения. Если перегрузка обнаружена, то алгоритм пытается определить источник. Алгоритм требует тривиального управления и калибровки данных.

3. Алгоритмы на основе статистики

Такие алгоритмы используют стандартные статистические методы для определения разницы между данными о дорожном движении в реальном времени, полученные от датчиков, и прогнозируемыми (оценочными) значениями. Алгоритмы используют временные ряды данных и создают прогнозируемый диапазон значений.

Любое отклонение от прогнозируемого потока трафика считается инцидентом. Преимущество такого метода состоит в том, что для реализации алгоритма не требует использования больших объемов данных.

3.1. Алгоритм SND (Standard Normal Deviate)

Алгоритм был разработан техасским институтом транспорта (*Texas Transportation Institute (TTI)*) в начале 1970-х годов для использования в центре наблюдения и управления, установленном в Хьюстоне [16].

Принцип алгоритма следующий: из текущей контрольной переменной вычитается среднее отклонение, и все делится на стандартное отклонение. Среднее и стандартное отклонение берется из собранных ранее данных. Если текущее значение *SND* выходит за пределы предустановленных порогов, то произошел инцидент. В результате было выявлено 92 % инцидентов, время обнаружения 1,1 минуты и 1,3 % ложных тревог. Самый важный аспект данного алгоритма – это определение пороговых значений.

3.2. Алгоритм Байеса

Алгоритм [22], [33] использует статистические методы Байеса, чтобы вычислить вероятность возникновения инцидента с использованием исторических данных о частоте мощности снижения событий вдоль всего участка дороги. Используются относительные различия заполняемости между датчиками, как в алгоритме Калифорния, но при этом вычисляет вероятность, то есть главное отличие от других алгоритмов состоит в том, что результатом работы является вероятность появления инцидента, а не однозначное «да» или «нет».

Для реализации алгоритма необходимо три типа данных: размещение ТС, плотность при условии возникновения инцидента и плотности движения, когда аварии нет, и данные о типе, месте и последствий инцидентов.

3.3. Алгоритм ARIMA

Модель *ARIMA* [3], [4], [5] предполагает, что различия в переменной транспортного потока, измеренной для текущего времени (t), и той же переменной транспортного потока для времени $(1-t)$ могут быть предсказаны путем усреднения ошибок между прогнозируемой и наблюдаемой переменной транспортного потока за прошедшее время. Ожидается, что эти ошибки будут следовать нормальной схеме в условиях отсутствия инцидентов, в то время как ненормальная ошибка указывает на возможное возникновение инцидента. Эта модель используется для разработки краткосрочных прогнозов и доверительных интервалов переменных трафика. Инциденты обнаруживаются, если наблюдаемые значения занятости выходят

за пределы установленного доверительного интервала

4. Алгоритмы на основе искусственного интеллекта

Искусственный интеллект относится к набору процедур, которые применяют неточные или «черные ящики» рассуждений и неопределенностей в сложных процессах принятия решений и анализа данных.

4.1. Алгоритмы с применением искусственных нейронных сетей

Концептуальная основа для применения искусственной нейронной сети освещалась в литературе на протяжении последних двадцати лет [29], [11], [31], [15], [1], [2].

Наиболее часто встречается подход, когда данные ввода-вывода описаны достаточно хорошо, но функциональные отношения плохо изучены. Искусственные нейронные сети обычно организованы в уровнях, которые состоят из нескольких взаимосвязанных узлов, содержащих функцию активации. Входные векторы через входной слой, связываются со скрытыми слоями, где фактическая обработка выполняется через систему взвешенных соединений. В большинстве приложений с применением искусственных нейронных сетей используется сеть с одним скрытым слоем. Принципиальная схема сети такой искусственной нейронной сети показана на рис. 1 [19], где кружками являются искусственные нейроны, а соединения представляют веса, которые описывают важность сигнала, передаваемого по заданному пути.

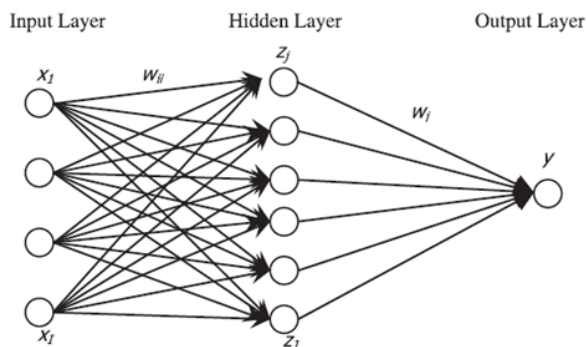


Рисунок 1. Схема искусственной нейронной сети

Таким образом, функция, соединяющая x и y данной нейронной сетью, может быть записана как

$$z_j = f_{hidden} \left(w_{j0}^i + \sum_{i=1}^I w_{ji}^i x_i \right) = f_{hidden} \left(\sum_{i=0}^I w_{ji}^i x_i \right) \quad (5)$$

$$y = f_{out} \left(w_0^o + \sum_{j=1}^J w_j^o z_j \right) = f_{out} \left(\sum_{j=0}^J w_j^o z_j \right)$$

где x_i – входное значение, которое объединяется для формирования вектора x , т. е. $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$; y – результат модели; f_{out}, f_{hidden} – промежуточная функция; W_{ji}^i – вес соединяющий входные значения со скрытым слоем нейронов; W_{j0}^i – смещение нейронных связей во внутреннем слое; W_j^o – вес связи нейронов между внутренним и выходным слоями; W_0^o – смещение нейронных связей для выходного слоя; I – счетчик входных нейронов; J – счетчик нейронов скрытого слоя.

Данный тип нейросети представляет собой однослойный перцептрон без обратной связи. Функция активации является сигмовидной с архитектурой обратного распространения и является гауссовой радиальной базисной функцией [25]. В проводившихся ранее работах доказано, что такая сеть допускает неточное приближение к любой непрерывной функции в интервале $[0,1]$. Веса и смещения нейронных связей формируются случайным образом. После инициализации весов и смещений сеть готова к обучению. Веса скрытого нейрона должны изменяться прямо пропорционально ошибке тех нейронов, с которыми данный нейрон связан. Обратное распространение этих ошибок через сеть позволяет корректно настраивать веса связей между всеми слоями. В этом случае величина функции ошибки уменьшается и сеть обучается. Данный алгоритм называется алгоритмом обратного распространения ошибки. Одна итерация этого алгоритма может быть записана как:

$$\Delta W_{k+1} = \alpha_k (-g_k);$$

$$W_{k+1} = W_k + \Delta W_{k+1}, \quad (6)$$

где W_k – текущий вес связи нейрона, g_k – текущий градиент, α_k – скорость обучения.

Скорость обучения применяет большую или меньшую часть соответствующей корректировки к старому весу. Если фактор установлен на большое значение, то нейронная сеть может учиться быстрее, но если во входном наборе есть большая вариативность, то сеть обучается плохо или не обучается совсем. Обычно лучше установить фактор на небольшое значение и уменьшить его, если скорость обучения кажется низкой.

Чтобы обеспечить быструю сходимость нейросети, мы можем применить градиентный спуск с импульсом, поскольку импульс позволяет сети реагировать не только на локальный градиент, но и на возникающие ошибки. Импульс может быть добавлен к обучению обратному распространению путем изменения веса, равного сумме доли последнего изменения веса и нового изменения, предложенного правилом обратного распространения.

$$\Delta W_{k+1} = (1 - \beta_k) \alpha_k (-g_k) + \beta_k \Delta W_k. \quad (7)$$

Величина эффекта, который допускается при последнем изменении веса, определяется постоянной импульса β_k , которая может быть любым числом от 0 до 1. Когда постоянная импульса равна 0, изменение веса основывается исключительно на градиенте. Если импульс увеличивается более 0, то при изменении текущей корректировки допускается все большее сохранение предыдущих корректировок. Это может улучшить скорость обучения в некоторых ситуациях, помогая сгладить необычные условия в тренировочном наборе. Когда постоянная импульса равна 1, новое изменение веса устанавливается равным последнему изменению веса, а градиент просто игнорируется.

4.2. Алгоритмы с применением нечеткой логики

В работе [35] предложен алгоритм обнаружения инцидентов и определения их приоритетов на основе нечеткой логики (рис. 2). В течение определенного периода времени анализируется состояние дорожного движения на предмет возникновения инцидента. Если анализ показал, что

движение не является нормальным, то считается, что вероятно произошел инцидент (ситуация 2), иначе – ситуация 1. Если на протяжении трех интервалов измеряемого времени движение не нормализовалось, то считается, что дорожный инцидент произошел, тогда на выходе будет ситуация 3. Если поток нормализовался, значит, инцидент был устранен, и на выходе будет снова 1. После того, как система показала, что возник инцидент, запускается этап классификации инцидента. Для работы алгоритма требуется информация о средней скорости потока и его объеме.

Реализация алгоритма по определению приоритета инцидента была выполнена в зависимости от трех входных параметров (тип ТС, тип инцидента и его расположение), а также службы реагирования для устранения возникшего инцидента. Алгоритм на основе нечеткой логики показал высокие результаты по общему количеству определенных инцидентов (100 %) и самое низкое время определения возникновения инцидента (41,02 сек.).

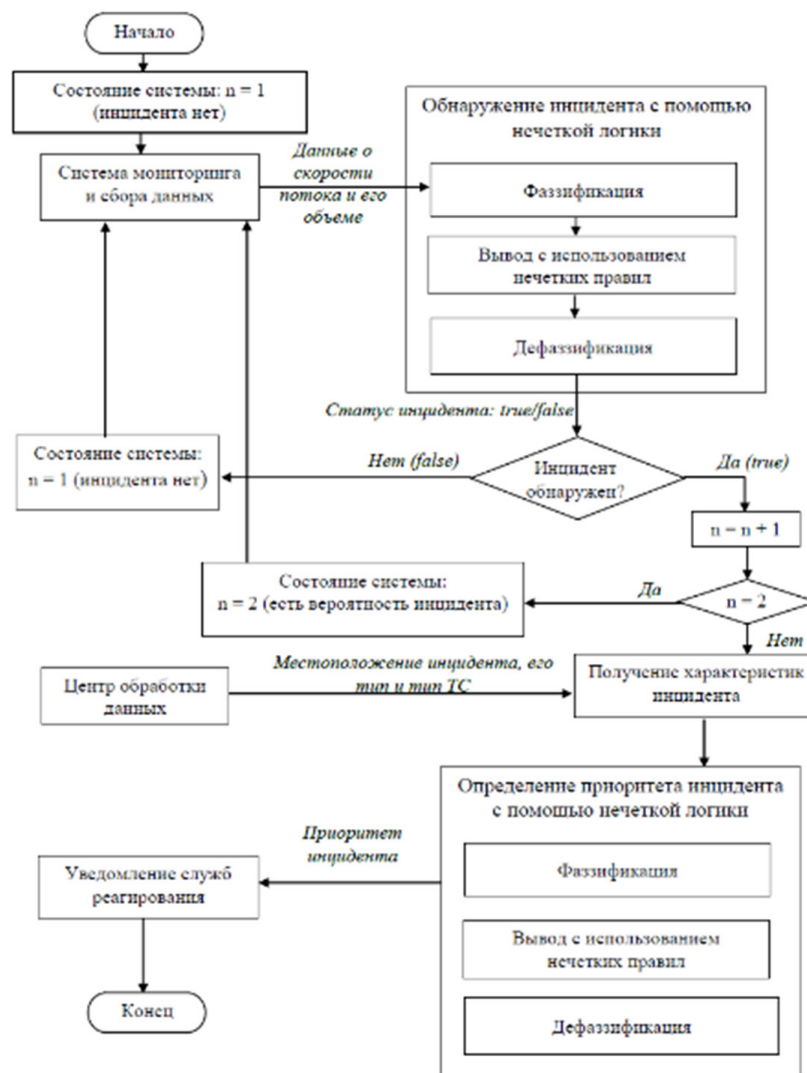


Рисунок 3. Алгоритм на основе нечеткой логики для обнаружения инцидентов и определения их приоритетов [35]

В работе [9] исследуется возможность применения нечеткой логики для улучшения алгоритма Калифорния № 8. При исследованиях применили два нечетких метода. В первом методе используются коммерческие инструменты для создания нечетких экспертных систем. Второй метод включает нечеткие утилиты в четкие экспертные инструменты построения систем. В качестве коммерческих инструментов использовалась система *CLIPS (C-Language Integrated-Production System)* [12], [13], разработанная для моделирования экспертных систем и система *FIDE (fuzzy inference development environment)* [17], [18], которая использовалась в качестве среды для разработки нечетких приложений. По результатам исследований авторы делают выводы, что нечеткие правила, представленные лингвистическими терминами в системах нечетких множеств, гораздо легче понять и отладить, чем дерево решений, обычно используемое в нечетком традиционном подходе. Нечеткие системы также легче обслуживать и адаптировать к различным средам управления движением. Поскольку различные рабочие состояния могут использоваться для представления степеней серьезности инцидентов на автомагистрали, нечеткие правила могут быть сгруппированы для упрощения рабочих состояний с аналогичным поведением при анализе дерева решений. Эти упрощенные правила могут дополнительно повысить эффективность работы в будущем и обслуживание нечетких систем [23]. В работах [20], [21] рассматривается комбинация нейронных сетей с нечеткими системами для обнаружения инцидентов.

4.3. Алгоритмы распознавания образов

В основе алгоритмов распознавания образов с использованием видео лежат следующие этапы [56]:

1. Сегментация движения и обнаружение транспортного средства.
2. Отслеживание транспортных средств (трекинг).
3. Обработка результатов отслеживания (трекинга) для расчета параметров транспортного потока.
4. Обнаружение инцидентов на основе параметров транспортного потока.

4.3.1. Сегментация движения и обнаружение транспортного средства

Определение (распознавание) движущихся объектов по видеоряду является основной задачей для множества приложений машинного зрения [57]. Сегментация движения – это процесс отделения движущихся объектов от фона. Это важный шаг для обнаружения транспортных средств в последовательности видеок кадров.

Существует четыре подхода для распознавания транспортного средства:

1. Метод разделения кадров.
2. Метод вычитания фона.
3. Функциональный метод.
4. Метод оптического потока.

4.3.1.1. Метод разделения кадров

Разделение кадров – это процесс вычитания двух последовательных кадров в последовательности изображений для сегментирования движущегося объекта (объекта переднего плана) из фонового изображения кадра [54].

Достоинства метода: хорошо работает в условиях равномерного освещения, легко реализовать и рассчитать.

Недостатки метода: метод разделения кадров неустойчиво работает, в случае если интервал времени между вычитаемыми кадрами слишком велик, и не дает точных результатов в случае неоднородных условий освещения из-за чего может не определить область нахождения транспортного средства [57].

4.3.1.2. Метод вычитания фона

Процесс извлечения движущихся объектов переднего плана (входного изображения) из сохраненного фонового изображения (статического изображения) или сгенерированной фоновой формы кадра, из накопленной последовательности изображений (видеок кадров), называется вычитанием фона [54].

Достоинства метода: позволяет получить наиболее полную информацию об объекте в случае если известен фон.

Недостатки метода: неадаптивный метод вычитания фона чувствителен к изменениям внешней среды, таким как изменения освещения и климатической ситуации, и может не определить область нахождения транспортного средства [55].

Поэтому, необходимо создать фон, который является динамическим по отношению к освещению и погодным условиям. Статистические и параметрические методы, такие как использование гауссовой модели распределения вероятностей для каждого пикселя в изображении позволили улучшить процесс. Модель распределения Гаусса обновляется значениями пикселей из нового кадра изображения в последовательности изображений. После накопления достаточного количества информации о модели каждый пиксель (x, y) классифицируется как принадлежащий переднему плану или фону.

Некоторые методики фонового моделирования используют более одного гауссова (набор смешанных гауссовых распределений) для преодоления проблемы теней и неважных движущихся областей

(например, ветвей деревьев) на заднем плане. Тем не менее, эти методы имеют высокую вычислительную сложность, что делает их трудно применимыми в режиме реального времени [56].

4.3.1.3. Функциональный метод

В этом методе использовались такие дополнительные функции, как края или углы транспортных средств. Движущиеся объекты сегментируются из фонового изображения путем сбора и анализа набора этих признаков по движению между последовательными кадрами [59].

Достоинства метода: основанные на признаках методы поддерживают обработку окклюзии (перекрывание находящихся на одной линии транспортных средств) между перекрывающимися транспортными средствами и имеют меньшую вычислительную сложность по сравнению с методом вычитания фона. Кроме того, подфункции могут быть дополнительно проанализированы для определения классификации типа транспортного средства.

Недостатки метода: может быть не в состоянии правильно распознавать транспортные средства, если функции (края и углы транспортных средств) не сгруппированы точно. Также некоторые системы являются сложными в вычислительном отношении и требуют быстрой машинной обработки для реализации в реальном времени [56].

4.3.1.4. Метод оптического потока

Методы оптического потока вычисляют поле оптического потока изображения и выполняют кластерную обработку в соответствии с характеристикой распределения оптического потока изображения.

Достоинства метода: этот метод может получить достаточно полную информацию о транспортном потоке и обнаружить движущийся объект с фона относительно хорошо.

Недостатки метода: необходимость большого количества вычислений, чувствительность к шуму и плохая защита от шума делают его непригодным для реализации в реальном времени [55].

4.3.2. Отслеживание транспортных средств (трекинг)

Отслеживание внешнего вида движущихся объектов, таких как транспортные средства, и его идентификация в динамической сцене может быть осуществлена путем определения местоположения объектов, оценки движения образов и отслеживания их движения между последовательными кадрами в видео-сцене [51].

Для различных условий исследованы и предложены несколько следующих методов

отслеживания транспортных средств:

– региональный метод отслеживания (*Region-Based Tracking Method*) [56],[57];

– метод отслеживания контуров (*Contour Tracking Method*) [57];

– метод отслеживания на основе 3D-модели (*3D Model-Based Tracking Method*);

– Метод отслеживания на основе признаков (*Feature-Based Tracking Method*) [56];

– Метод на основе цвета и изображения (*Color and Pattern-Based Method*) [57].

4.3.3. Обработка результатов отслеживания (трекинга) для расчета параметров транспортного потока

После обнаружения и отслеживания транспортных средств в видеокдрах вычисляются низкоуровневые элементы, такие как площадь, центрост, ориентация, яркость и цвет выделенных областей транспортного средства. Эти действия проводятся из-за недостаточных машинных вычислительных мощностей.

4.3.4. Обнаружение инцидентов на основе параметров транспортного потока

Для обнаружения инцидентов предложено использовать два типа алгоритмов обработки изображений. В первом случае блок обработки изображения (состоящий из видеокмеры наблюдения и программы обработки изображений) может использоваться в качестве детектора транспорта для получения параметров транспортного потока, таких как интенсивность движения, плотность потока, скорость транспортного потока и длина очереди. Программа обработки изображений извлекает переменные параметры транспортного потока из видеоизображений. Во втором методе программа обработки изображений обрабатывает видеопоток для поиска остановившихся или медленно движущихся транспортных средств (например, на автомагистралях непрерывного движения), чтобы обнаружить инциденты. Типичным алгоритмом является алгоритм обнаружения инцидентов с помощью *Autoscope (AIDA – Autoscope incident detection algorithm)* [26], [27].

4.3.5. Алгоритмы автоматического определения инцидентов на основе видеоанализа

В работе [43] приведен обзор обработки видео для транспортных приложений, в котором рассмотрен как мониторинг дорожного движения, так и автоматизированное управление транспортными средствами. Рассмотрены конкретные примеры автоматического определения полосы движения и обнаружения объектов с точки зрения как фиксированной камеры (мониторинг дороги),

так и перспективы движущейся камеры (автономное транспортное средство). Рассмотрено одиннадцать различных систем мониторинга трафика со статическими камерами. Из рассмотренных систем до настоящего времени только *Autoscope* [26] остается жизнеспособным коммерческим продуктом.

В работе [42] предложена основанная на видео оценка состояния трафика, которая затем применяется для обнаружения инцидентов. В этой системе интенсивность, скорость и плотность напрямую оцениваются по видеоизображениям, а инциденты помечаются на основе разделения пространства переменных трехмерного состояния трафика с использованием пороговых значений. Система не была оценена в реальных условиях, но предлагает интересный, основанный на модели подход к обнаружению инцидентов, который может быть информативным.

Авторы другой работы [46] рассмотрели проблему получения информации о трафике из неконтролируемых общедоступных видеопотоков. Это интересный вопрос с более широкой точки зрения машинного обучения, поскольку распространение общедоступных видеопотоков обеспечивает потенциально богатый источник информации о транспортном потоке. Хотя это в первую очередь обзор, они определяют ключевые проблемы использования неконтролируемого видео для мониторинга трафика в реальном времени, включая:

- отсутствие контроля и информации об ориентации (углы обзора, расстояние и т. д.), затрудняющие отображение на логической сети;
- рассмотрение несоответствия, вызванного окклюзией и другими факторами;
- изменяющееся качество видео;
- влияние окружающей среды, включая эффекты погоды и освещения.

Авторы не предложили конкретные шаги к развертыванию, однако в настоящее время системы использования общественного видео широко используются из-за развития машинного обучения.

В работе [41] предложена система отслеживания (трекинга) транспортных средств на основе видео, основанная на алгоритме обнаружения изменения поворотов, который требует меньше калибровки, чем существующие системы. Экспериментальные результаты с использованием видео в районе Лас-Вегас, Невада выгодно отличаются от существующей коммерческой установки *Autoscope*, основанной на сравнении с наземными измерениями правильности показаний. Система была развернута в системе оповещения о заторах в местах производства дорожных работ и на автострадах во время специальных мероприятий, хотя оценка производительности системы для этого приложения предоставлена не была.

В работе [47] подробно изложены результаты программы «Осуществление расширенного обнаружения инцидентов на европейских дорогах» (*RAIDER*), которая финансировалась европейским консорциумом, включая *TNO* из Нидерландов, *AIT* из Австрии, *TRL* из Великобритании и *FEHRL* из Бельгии. В этом обзоре системы *AVID* (*Automatic Video Incident Detection*) сравниваются с тремя новыми типами систем *AID* (*Automatic Incident Detection*), ожидаемыми к 2030 году. Первым был рассмотрен *eCall*, в соответствии с которым транспортные средства, участвующие в дорожно-транспортных происшествиях, автоматически сообщают информацию о ДТП в аварийно-спасательные службы – теперь это обязательное европейское требование с 2018 года. Второе – это мобильные (передвижные) устройства, в которых транспортные средства действуют как пассивные датчики, предоставляющие данные (*FCD – Floating Car Data*), которые затем используются для *AID*. Третий – описывает кооперативные системы, в которых транспортные средства активно обнаруживают инциденты вокруг них и централизованно сообщают об этих обнаружениях. Основываясь на анализе текущих технологических возможностей и ожидаемого развития, авторы приходят к выводу, что «система отслеживания (трекинга) транспортных средств на основе видео и система сканирования на основе радаров представляют собой единственные технологии обнаружения, рассматриваемые в этом проекте, которые могут обеспечить требуемые характеристики для обнаружения аварий к 2020 году. Эти решения следует рассматривать как промежуточные, пока они не будут заменены бортовыми (в автомобилях) или мобильными (передвижными) устройствами».

В работе [48] сравниваются системы *AUTOSCOPE*, *CCATS*, *TAS*, *IMPACTS* и *TraffiCam* с системами отслеживания (трекинга) транспортных средств на основе видео, такими как *CMS Mobilizer*, *Eliop EVA*, *PEEK VideoTrak*, *Nestor TrafficVision*, *Autocolor* и *Sumitomo IDET*. Авторы подчеркивают, что последние системы борются с окклюзией автомобиля, что делает критически важным место установки камеры.

В работе [58] предложена система видеонаблюдения в режиме реального времени с использованием видео аналитики, которая включает обнаружение остановившегося транспортного средства. Предложенная система решает ряд проблем, связанных с развертыванием, включая автоматическую калибровку. Авторы сравнивают свою систему с неназванным коммерческим продуктом и требуют превосходной оценки продукту. Однако конкретная оценка предложенной системы была чрезвычайно ограничена, поскольку во время теста остановилось только одно транспортное средство, которое было успешно обнаружено.

В работе [52] предлагается метод, который оценивает состояния транспортного потока (интенсивность, скорость, плотность) в каждой полосе, разделяя их на отслеживаемые ячейки и отслеживая объекты через ячейки. Условия возникновения инцидентов определяются с использованием механизма вектора нечетких состояний для классификации состояний транспортного потока, соответствующих инцидентам. Результаты выгодно сравниваются с алгоритмами *California* и *McMaster*, которые используют индуктивные детекторы транспорта. Однако авторы отмечают, что их алгоритм будет страдать от общих проблем видеодетекторов, таких как воздействие внешних факторов (погода, освещенность и т. д.) и угла обзора.

В работе [49] предложено аналогичное как и в [52] решение с использованием настраиваемой видео аналитики для оценки интенсивности и скорости транспортного потока, которые затем передаются через нечеткий логический анализатор, который классифицирует эти состояния в условиях инцидента или не инцидента. Калибровку параметров предложено выполнять вручную на основе специального анализа данных о скорости транспортного потока. Без более надежного метода калибровки результаты этой системы, вероятно, будут значительно отличаться в зависимости от развертывания.

В работе [36] предложена система основанная на видео, которая идентифицирует состояния транспортного потока, используя обнаружение объекта и модель анализа потока. Авторы утверждают, что система может адаптивно переключаться между режимами обучения и онлайн, основываясь на стабильности модели потока. Система использовалась в основном для оценки состояния транспортного потока, но она имеет приложение для видео детектирования инцидентов [60-61].

Заключение

На основе выполненного анализа установлено, что в настоящее время в дорожном движении при обнаружении дорожно-транспортных инциден-

тов, как и в других направлениях отраслях транспортной сферы, перспективными являются алгоритмы, созданные на основе искусственного интеллекта, причем наиболее распространёнными становятся подходы, связанные с применением искусственных нейронных сетей. Доказано, что многослойные нейронные сети, как быстро развивающаяся область исследований, могут использоваться как универсальное приближение любой непрерывной функции с произвольно желаемой точностью. Вместе с тем нейронные сети имеют проблему определения размерности. Обучение нейронных сетей является крайне трудоемкой задачей, когда качество входных данных низкое, а размерность (пространственная архитектура) сети в большинстве случаев высокая.

Вместе с тем имеются подходы, которые позволяют операторам дорожного движения обнаруживать не только инцидент, но и полосу (-ы), на которой он наиболее вероятен, оценивать развитие дорожно-транспортных ситуаций в зависимости от различных значений параметров дорожного движения и его условий. Это центру управления движением своевременно сообщать водителям о необходимых изменениях или отклонениях от полосы движения и предпринимать наиболее подходящие уклончивые действия в зависимости от серьезности инцидентов и имеющихся ресурсов на их ликвидацию (в том числе с учетом наличия соответствующих (дорожных) служб реагирования).

Выделены две проблемы для использования нечетких алгоритмов: отсутствие методов для определения надлежащих пороговых значений и отсутствие функций автоматического обучения или адаптивности.

Следует отметить, что с появлением больших данных и возможности накопления значительного объема данных о транспортных потоках и условиях движения (с помощью стационарных и передвижных датчиков, а также датчиков, обеспечивающих включенность) активизировались разработки новых алгоритмов по прогнозированию инцидентов на автомагистралях в режиме реального времени на основе искусственного интеллекта и расширились области данных исследований в области нейронных сетей.

ЛИБЕРАТУРА / REFERENCES

1. **Abdulhai, B. and Ritchie, S.G. (1999).** "Enhancing the universality and transferability of freeway incident detection using a Bayesian-based neural network." *Transportation Research Part C*. Vol. 7, No. 5, pp. 261-280
2. **Adeli, H. and Samant, A. (2000).** "An adaptive conjugate gradient neural network-wavelet model for traffic incident detection." *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. Vol. 15, No.4, pp. 251.260
3. **Ahmed, M.S. and Cook, A.R. (1977).** "Analysis of freeway traffic time-series data using Box- Jenkins techniques." *Transportation Research Record*, No. 722, TRB, National Research Council, pp. 1-9.
4. **Ahmed, M.S. and Cook, A.R. (1980).** "Time series models for freeway incident detection." *Journal of Transportation Engineering*, Vol. 106, No. 6, ASCE, pp. 731-745.

5. **Ahmed, M.S. and Cook, A.R. (1982).** "Application of time-series analysis techniques to freeway incident detection." Transportation Research Board, No. 841, TRB, National Research Council, pp. 19-21.
6. **Al-Deek, H.M., Ishak, S.S. and Khan, A.A. (1996).** "Impact of freeway geometric and incident characteristics on incident detection." Journal of Transportation Engineering. Vol. 122, No. 6, ASCE, pp. 440-446.
7. **Balke, K.N. (1993).** "An evaluation of existing incident detection algorithms." Research Report, FHWA/TX-93/1232-20, Texas Transportation Institute, the Texas A&M University System, College Station, TX, November 1993.
8. **Black, J. and Sreedevi, I. (2001).** "Automatic incident detection algorithms." ITS DecisionDatabase in PATH, http://www.path.berkeley.edu/~leap/TTM/Incident_Manage/Detection/aida.html, February 2001.
9. **Chang, E.C.-P. and Wang, S.-H. (1994).** "Improved freeway incident detection using fuzzy set theory." Transportation Research Record, No. 1453, TRB, National Research Council, pp. 75-82
10. **Chen, S., Wang, W., van Zuylen, H., 2009.** Construct support vector machine ensemble to detect traffic incident. Expert Systems with Applications 36, pp. 10976-10986.
11. **Cheu, R.L. and Ritchie, S.G. (1995).** "Automated detection of lane-blocking freeway incidents using artificial neural networks." Transportation Research Part C. Vol. 3, No. 6, pp. 371-388
12. CLIPS Reference Manual, Version 5.1 of CLIPS, Vol. I. Software Technology Branch, Lyndon B. Johnson Space Center, Sept. 1991.
13. CLIPS User's Guide, Version 5.1 of CLIPS, Vol. II. Software Technology Branch, Lyndon B. Johnson Space Center, Sept. 1991.
14. **Collins, J.F., Hopkins, C.M. and Martin, J.A. (1979).** "Automatic incident detection – TRRL algorithms HIOCC and PATREG." TRRL Supplementary Report, No. 526, Crowthorne, Berkshire, U.K.
15. **Dia, H. and Rose, G. (1997).** "Development and evaluation of neural network freeway incident detection models using field data." Transportation Research Part C. Vol. 5, No. 5, pp. 313-331
16. **Dudek, C.L., Messer, C.J. and Nuckles, N.B. (1974).** "Incident detection on urban freeway." Transportation Research Record, No. 495, TRB, National Research Council, pp. 12-24
17. **Fide Tutorial.** Apronix, 1992.
18. **Fide Reference Manual.** Apronix, 1992.
19. **Jian Lu, Shuyan Chen, Wei Wang, Henk van Zuylen (2011).** A hybrid model of partial least squares and neural network for traffic incident detection, School of Transportation, Southeast University, Nanjing 210096, China Civil Engineering and Geosciences, Delft University of Technology, 2600 GA Delft, The Netherlands.
20. **Hsiao, C.-H., Lin, C.-T. and Cassidy, M. (1994).** "Application of fuzzy logic and neural networks to automatically detect freeway traffic incidents." Journal of Transportation Engineering. Vol. 120, No. 5, ASCE, pp. 753-772
21. **Ishak, S.S. and Al-Deek, H.M. (1998).** "Fuzzy ART neural network model for automated detection of freeway incidents." Transportation Research Record, No. 1634, TRB, National Research Council, pp. 56-63.
22. **Levin, M. and Krause, G.M. (1978).** "Incident detection: a Bayesian approach." Transportation Research Record, No. 682, TRB, National Research Council, pp. 52-58.
23. **Lin, C.K. and Chang, G.L. (1998).** "Development of a fuzzy-expert system for incident detection and classification." Mathematical and Computer Modeling. Vol. 27, No. 9-11, pp. 9-25.
24. **Masters, P.H., Lam, J.K. and Wong, K. (1991).** "Incident detection algorithms of COMPASS – an advanced traffic management system." Proceedings of Vehicle Navigation and Information Systems Conference, Part 1, SAE, Warrendale, PA, October 1991, pp. 295-310.
25. **Marijke, F. A., & Thomas, P. H. (2004).** Evolving transfer functions for artificial neural networks. Neural Computation and Application, 13, 38-46.
26. **Michalopoulos, P.G. (1991).** "Vehicle detection video through image processing: the Autoscope system." IEEE Transactions on Vehicular Technology. Vol. 40, No. 1, IEEE, pp. 21-29.
27. **Michalopoulos, P.G., Jacobson, R.D., Anderson, C.A. and DeBruycker, T.B. (1993).** "Automatic incident detection through video image processing." Traffic Engineering and Control. Vol. 34, No. 2, pp. 66-75.
28. **Payne, H.J. and Tignor, S.C. (1978).** "Freeway incident-detection algorithms based on decision trees with states." Transportation Research Record. No. 682, TRB, National Research Council, pp. 30-37.
29. **Ritchie, S.G. and Cheu, R.L. (1993).** "Simulation of freeway incident detection using artificial neural networks." Transportation Research Part C. Vol. 1, No. 3, pp. 203-217.
30. **Stephanedes, Y.J., Chassiakos, A.P. and Michalopoulos, P.G. (1992).** "Comparative performance evaluation of incident detection algorithms." Transportation Research Record, No. 1360, TRB, National Research Council, pp. 50-57.
31. **Stephanedes, Y.J. and Liu, X. (1995).** "Artificial neural networks for freeway incident detection." Transportation Research Record, No. 1494, TRB, National Research Council, pp. 91-97.
32. **Subramaniam, S. (1991).** "Literature review of incident detection algorithms to initiative diversion strategies." Working Paper, University Center of Transportation Research, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA.

33. **Tsai, J. and Case, E.R. (1979)**. "Development of freeway incident detection algorithms by using pattern- recognition techniques." *Transportation Research Record*, No. 722, TRB, National Research Council, pp. 113-116.
34. **Weil, R., Wootton, J. and Garcia-Ortiz, A. (1998)**. "Traffic incident detection: sensors and algorithms." *Mathematical and Computer Modeling*. Vol. 27, No. 9-11, pp. 257-291.
35. **Nikolaev A.B., Yagudaev G.G., Sapego Y.S., Eremin S.V., Kulakov A.V.** Analysis incident management algorithms in intelligent transport systems [Electronic resource]. 2017. Vol. 9, no. 4. Access mode: <http://naukovedenie.ru/PDF/16TVN417.pdf> (in Russ.)
- Николаев А.Б., Ягудаев Г.Г., Сапего Ю.С., Еремин С.В., Кулаков А.В.** Анализ алгоритмов управления инцидентами в интеллектуальных транспортных системах // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 9, №4 (2017) <http://naukovedenie.ru/PDF/16TVN417.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ.
36. **Bottino, A., Garbo, A., Loiacono, C. and Quer, S. (2016)**. Street viewer: An autonomous vision based traffic tracking system. *Sensors*, 16(6). doi: 10.3390/s16060813
37. **Chassiakos, A. and Stephanedes, Y. (1993a)**. Smoothing algorithms for incident detection. *Transportation Research Record*, no. 1394, pp. 8-16.
38. **Chung, E. and Rosalion, N. (1999)**. [Electronic resource] Effective incident detection and management on freeways. Technical Report ARRB Transport Research Ltd. Access mode: <https://trid.trb.org/view.aspx?id=1164576>.
39. **CTC & Associates LLC (2012)**. Automated video incident detection systems: Preliminary investigation. Technical Report Caltrans Division of Research and Innovation. [Electronic resource] Access mode: http://www.dot.ca.gov/newtech/researchreports/preliminary_investigations/docs/automated_incident_pi.pdf.
40. **Dia, H. and Rose, G. (1997)**. Development and evaluation of neural network freeway incident detection models using field data. *Transportation Research*, 5C(5), 313-331.
41. **Chintalacheruvu, N. and Muthukumar, V. (2012)**. Video based vehicle detection and its application in intelligent transportation systems. *Journal of Transportation Technologies*, 2. doi: 10.4236/jtts.2012.24033.
42. **Fishbain, B., Ideses, I., Mahalel, D. and Yaroslavsky, L. (2009)**. Real-time vision-based traffic flow measurements and incident detection. In *Real-Time Image and Video Processing 2009*, no. 7244 in Proc. SPIE, pages 72440I. doi: 10.1117/12.812976
43. **Kastrinaki, V., Zervakis, M. and Kalaitzakis, K. (2003a)**. A survey of video processing techniques for traffic applications. *Image and Vision Computing*, 21(4), 359-381. doi: 10.1016/S0262-8856(03)00004-0.
44. **Luk, J., Han, C. and Chin, D. (2010)**. [Electronic resource] Automatic freeway incident detection: Review of practices and guidance. In 24th ARRB conference : building on 50 years of road and transport research : proceedings. Access mode: <http://railknowledgebank.com/Presto/content/GetDoc.axd?ctID =MjE1ZTI4YzctZjc1YS00MzQ4LTkyY2UtMDJmNTgxYjg2ZDA5&rID=NTY=&pID =MTQ3Ng==&attchmnt=VHJlZQ==&uSesDM=False&rIdx=NzgyNA==&rCFU=>.
45. **Martin, P. T., Perrin, J. and Hansen, B. (2001)**. [Electronic resource] Incident detection algorithm evaluation. Technical Report Utah Department of Transportation. Access mode: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.569.5951&rep=rep1&type=pdf>.
46. **Loureiro, P.F.Q., Rossetti, R.J.F. and Braga, R.A.M. (2009)**. Video processing techniques for traffic information acquisition using uncontrolled video streams. In *ITSC '09. 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems* . doi: 10.1109/ITSC.2009.5309595
47. **Netten, B., Weekley, J., Miles, A., Nitsche, P. and Baan, J. et al. (2013b)**. [Electronic resource] RAIDER – realising advanced incident detection on european roads: Generic specifications for incident detection systems. Technical Report ERA-NET ROAD. Access mode: http://www.cedr.eu/download/other_public_files/research_programme/eranet_road/call_2011/mobility/raider/02_raider-d4_1_genericspecificationsforincidentdetectionsystems_v5.pdf
48. **Li, Q., fu Shao, C. and Zhao, Y. (2014)**. A robust system for real-time pedestrian detection and tracking. *J. Cent. South Univ.*, 21, 1643-1653. doi: 10.1007/s11771-014-2106-1
49. **Mehboob, F., Abbas, M. and Jiang, R. (2016)**. Traffic event detection from road surveillance vide os based on fuzzy logic. In *2016 SAI Computing Conference (SAI)*, pp. 188-194. doi: 10.1109/SAI.2016.7555981
50. **Nathanail, E., Kouros, P. and Kopelias, P. (2017)**. Traffic volume responsive incident detection. *Transportation Research Procedia*, 25(Supplement C), 1755-1768. World Conference on Transport Research -WCTR 2016 Shanghai. 10-15 July 2016. doi: 10.1016/j.trpro.2017.05.136
51. **Porikli, F. and A. Yilmaz**. Object detection and tracking, in *Video Analytics for Business Intelligence*. 2012, Springer.
52. **Ren, J. (2016)**. Detecting and positioning of traffic incidents via video-based analysis of traffic states in a road segment. *IET Intelligent Transport Systems*, 10, 428-437(9).
53. **Ritchie, S. and Cheu, R. (1993)**. Simulation of freeway incident detection using artificial neural networks. *Transportation Research*, 1C(3), 203-217.
54. **Shukla, A. and M. Saini**. "Moving Object Tracking of Vehicle Detection": A Concise Review. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2015.

55. **Shahade, A.K. and G.Y. Patil.** Efficient Background Subtraction and Shadow Removal Technique for Multiple Human object Tracking. International Journal, 2013.
56. **Vasu, L.** Effective Step to Real-time Implementation of Accident Detection System Using Image Processing. 2010.
57. **Vinay, D. and N.L. Kumar.** Object Tracking Using Background Subtraction Algorithm. International Journal of Engineering Research and General Science, 2015.
58. **Wan, Y., Huang, Y. and Buckles, B. (2014).** Camera calibration and vehicle tracking: Highway traffic video analytics. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 44, 202-213. doi: 10.1016/j.trc.2014.02.018
59. **Zhang, W., Q.J. Wu, and H. Bing Yin.** Moving vehicles detection based on adaptive motion histogram. Digital Signal Processing, 2010.

60. **Kapsky D.V., Kot E.N., Bogdanovich S.V. [et al.]** Basics of automation of intelligent transport systems. Vologda: Infra-Engineering Publ., 2022, 412 p. (in Russ.)

Капский, Д.В. Основы автоматизации интеллектуальных транспортных систем: Учебник / Д.В. Капский, Е.Н. Кот, С.В. Богданович [и др.]. – Вологда : Общество с ограниченной ответственностью "Издательство "Инфра-Инженерия", 2022. – 412 с.

61. **Kapsky D.V., Skirkovsky S.V., Navoi D.V.** Theoretical and practical approaches to the creation and development of an intelligent city transport system. Gomel: "BelGUT", 2022, 171 с. (in Russ.)

Скиркоцкий, С.В. Теоретические и практические подходы к созданию и развитию интеллектуальной транспортной системы города / С.В. Скиркоцкий, Д.В. Капский, Д.В. Навой ; МТнК Респ. Бел.; УО «БелГУТ». – Гомель : УО «БелГУТ», 2022. – 171 с.

NAVOI DMITRY, KAPSKI DENIS, FILIPPOVA NADEZDA, PUGACHEV IGOR

ANALYSIS OF ALGORITHMS FOR DETECTING TRAFFIC INCIDENTS ON HIGHWAYS USING STATIONARY VEHICLE DETECTORS

*Belarusian National Technical University
Minsk, Republic of Belarus*

Incident detection algorithms from an automation point of view can be divided into two categories: automatic and non-automatic incident detection. Automatic algorithms refer to those algorithms that automatically identify an incident based on traffic flow data received from traffic detectors. Manual algorithms or procedures rely on reports from human witnesses. Based on functional characteristics, incident detection algorithms are divided into algorithms for highways and algorithms for street networks. Based on data acquisition methods, incident detection algorithms are divided into three groups: algorithms using data from stationary vehicle detectors (inductive loops, radars, video cameras, etc.); algorithms using mobile sensors (Bluetooth, wi-fi, RFID, GPS, Glonass sensors, toll system transponders, etc.). algorithms that use information from drivers (GSM communications, navigation services, Internet applications, etc.). This article discusses algorithms that use data from stationary vehicle detectors. The disadvantages of incident detection algorithms using stationary transport detectors include: the need to install and operate transport detectors (inductive, video, etc.) leads to interference with traffic flow and sometimes to temporary closure of traffic; The location of installation of vehicle detectors, the frequency of their installation and the number are critical from the point of view of detecting an incident on a particular section of the highway. However, it is extremely labor- and capital-intensive to install stationary detectors along the entire length of the highway. Also, inductive vehicle detectors, which are mainly used to determine the parameters of traffic flows on highways, are unreliable and often fail, which makes it ineffective to detect incidents on a particular section of the road. The advantages of the algorithms under consideration include their proven reliability and accuracy in identifying incidents over decades, which is their undoubted advantage over algorithms that use mobile sensors or information from drivers.

Keywords: *traffic incident, detection algorithms, detection of traffic flow parameters, traffic control, highways*



Филиппова Надежда Анатольевна, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры «Автомобильные перевозки» Московского государственного автомобильно-дорожного технического университета (МАДИ). Основные научные направления: интеллектуальные транспортные системы; развитие мультимодальной мобильности в условиях цифровой трансформации; транспортно-логистические центры на основе телекоммуникационной платформы; методы и средства автоматического контроля и мониторинга качества транспортных услуг и климатического воздействия на транспортную отрасль.

E-mail: filippova.n@s-vfu.ru, umen@bk.ru



Пугачев Игорь Николаевич, доктор технических наук, профессор, Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук (ХФИЦ ДВО РАН). Основное направление научной деятельности связано с проблемными вопросами безопасности дорожного движения, эффективного развития автомобильной и дорожной составляющих транспортной системы России в условиях цифровизации, созданию интеллектуальных транспортных систем.



Капский Денис Васильевич, доктор технических наук, доцент. Заместитель председателя ВАК Республики Беларусь. Проводит исследования в области организации движения, технических средств регулирования и информационно-алгоритмического обеспечения управления движением, транспортного планирования и математического моделирования процессов транспортных систем.

Kapski D. V., doctor of Science, Associate Professor. Deputy Chairman of the Higher Attestation Commission. Conducts research in the field of traffic management, technical means of regulation and information and algorithmic support for traffic control, transport planning and mathematical modeling of transport systems processes.

E-mail: d.kapsky@bntu.by

Навой Дмитрий Валерьевич, полковник милиции, начальник отдела дорожного движения главного управления ГАИ МВД, аспирант БНТУ. Основные научные направления: интеллектуальные транспортные системы; автоматизированных системы управления дорожным движением, алгоритмы управления и светофоре координированное регулирование, моделирование потоков.

E-mail: Nepei@mail.ru