

Научная статья  
УДК 656.13  
DOI: <https://doi.org/10.26518/2071-7296-2026-23-2-240-253>  
EDN: HZPUWK



## МЕТОДИКА ВЫЯВЛЕНИЯ АВАРИЙНО-ОПАСНЫХ ЗОН НА ОСНОВЕ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДАННЫХ О ДОРОЖНО-ТРАНСПОРТНЫХ ПРОИСШЕСТВИЯХ

**Р.М. Хамитов**

Казанский государственный энергетический университет,  
г. Казань, Россия  
[hamitov@gmail.com](mailto:hamitov@gmail.com)

### АННОТАЦИЯ

**Введение.** Повышение безопасности дорожного движения требует разработки методов проактивного выявления участков с повышенной концентрацией дорожно-транспортных происшествий. Существующие подходы недостаточно используют потенциал анализа исторических пространственно-временных данных для прогнозирования зон повышенного риска.

**Материалы и методы.** В работе использованы данные о 16 247 ДТП за период 2015–2024 гг. по г. Казани, предоставленные ГИБДД. Применен метод пространственной кластеризации по фиксированному радиусу (100 м) с порогом плотности 20 ДТП на зону. Для обработки данных использованы библиотеки Python (pandas, haversine), для визуализации – folium и GeoJSON.

**Результаты.** Разработаны методика и алгоритм выявления аварийно-опасных зон, включающая этапы предварительной обработки геоданных, кластеризации по радиусу, оценки плотности аварий и характеристики зон по доминирующим типам ДТП. Выявлено 127 аварийно-опасных зон, из которых 50 наиболее значимых характеризуются концентрацией от 21 до 87 ДТП. Установлено, что 78% зон локализованы на перекрестках и участках с интенсивным движением. Временной анализ выявил пик аварийности в вечерние часы (17:00–20:00) и увеличение количества ДТП на 23% в осенне-зимний период.

**Обсуждение и заключение.** Предложенная методика позволяет объективно идентифицировать аварийно-опасные зоны, выявленные алгоритмом кластеризации с учетом пространственной концентрации происшествий. Результаты могут быть интегрированы в навигационные системы для формирования контекстно-зависимых предупреждений водителям. Практическая значимость подтверждена разработкой прототипа мобильного приложения на платформе Android с использованием Yandex MapKit SDK.

**Практическое значение:** методика обеспечивает снижение трудозатрат на выявление проблемных участков дороги и повышает эффективность распределения ресурсов дорожно-эксплуатационных служб.

Разработан прототип мобильного приложения на платформе Android с использованием Yandex MapKit SDK, обеспечивающий визуальное и звуковое предупреждение водителей при приближении к аварийно-опасным зонам.

**Оригинальность/ценность:** комплексный подход, объединяющий пространственный анализ данных ГИБДД с возможностью оперативной визуализации и интеграции в мобильные навигационные сервисы для проактивного предупреждения водителей.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** безопасность дорожного движения, аварийно-опасные зоны, пространственная кластеризация, дорожно-транспортные происшествия, геоинформационные системы, навигационные сервисы, анализ данных, интеллектуальные транспортные системы, предупреждение ДТП, мобильные приложения

**БЛАГОДАРНОСТИ:** автор выражает свою благодарность студенту Ч.Р. Гиниятову за его помощь в сборе и предварительной обработке данных о несчастных случаях.

Статья поступила в редакцию 28.01.2026; одобрена после рецензирования 26.02.2026; принята к публикации 17.04.2026.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

**Прозрачность финансовой деятельности:** автор не имеет финансовой заинтересованности в представленных материалах и методах. Конфликт интересов отсутствует.

© Хамитов Р.М., 2026



Контент доступен под лицензией  
Creative Commons Attribution 4.0 License.

Для цитирования: Хамитов Р.М. Методика выявления аварийно-опасных зон на основе пространственной кластеризации данных // Вестник СибАДИ. 2026. Т. 23, № 2. С. 240-253. <https://doi.org/10.26518/2071-7296-2026-23-2-240-253>

Original article

DOI: <https://doi.org/10.26518/2071-7296-2026-23-2-240-253>

EDN: HZPUWK

## METHODOLOGY FOR IDENTIFYING ACCIDENT-PRONE ZONES BASED ON SPATIAL CLUSTERING OF ROAD ACCIDENT DATA

**Renat M. Khamitov**

Kazan State Power Engineering University,  
Kazan, Russia

[khamitov@gmail.com](mailto:khamitov@gmail.com)

### ABSTRACT

**Introduction.** Improving road safety requires the development of methods for proactive identification of areas with an increased concentration of road accidents. Existing approaches do not sufficiently use the potential of analyzing historical spatiotemporal data to predict accident-prone zones.

**Materials and methods.** The work uses data on 16,247 road accidents for the period from 2015 to 2024 in Kazan, provided by the State Traffic Safety Inspectorate. The method of spatial clustering over a fixed radius (100 m) with a density threshold of 20 accidents per zone has been applied. Python libraries (pandas, haversine) have been used for data processing, folium and GeoJSON for visualization.

**Results.** Methodology and algorithm for identifying accident-prone zones have been developed, including the stages of preprocessing geodata, clustering by radius, accident density estimation and zone characteristics by dominant types of accidents. 127 accident-prone zones have been identified, 50 most significant are characterized by concentrations from 21 to 87 accidents. 78% of these zones were found to be located at intersections and areas with heavy traffic. A temporal analysis revealed a peak accident rate in the evening (5:00 p.m. – 8:00 p.m.) and an increase in the number of accidents by 23% in the autumn-winter period.

**Discussion and conclusion.** The proposed methodology makes it possible to identify objectively accident-prone zones found by the clustering algorithm, taking into account the spatial concentration of incidents. The results can be integrated into navigation systems to generate context-sensitive warnings to drivers. The practical significance is confirmed by the development of a prototype mobile application on the Android platform with the use of Yandex MapKit SDK.

**Practical value:** The technique gives an ability to reduce labor costs for identifying problem sections of the road and increases the efficiency of resource allocation for road maintenance services. A prototype of an Android-based mobile application has been developed with the use of Yandex MapKit SDK, which provides visual and audible warnings to drivers approaching accident-prone zones.

**Originality/value:** An integrated approach combining spatial analysis of State Traffic Safety Inspectorate data with the ability to visualize quickly and integrate into mobile navigation services for proactive driver warnings.

**KEYWORDS:** road safety, accident-prone zones, spatial clustering, road accidents, geoinformation systems, navigation services, data analysis, intelligent transport systems, accident prevention, mobile applications

**ACKNOWLEDGEMENTS.** The author expresses his gratitude to student Giniyatov Ch.R. for his help in collecting and pre-processing data on accidents.

**The article was submitted: January 28, 2026; approved after reviewing: February 26, 2026; accepted for publication: April 17, 2026.**

**The author has read and approved the final manuscript.**

**Financial transparency: the author has no financial interest in the presented materials or methods. There is no conflict of interest.**

**For citation.** Khamitov R.M. Methodology for identifying accident-prone zones based on spatial clustering of road accident data. *The Russian Automobile and Highway Industry Journal*. 2026; 23 (2): 240-253. <https://doi.org/10.26518/2071-7296-2026-23-2-240-253>

© Khamitov Renat M., 2026



Content is available under the license  
Creative Commons Attribution 4.0 License.

## ВВЕДЕНИЕ

Современные вызовы в области безопасности дорожного движения (БДД) требуют перехода от реактивных мер к проактивным методам прогнозирования и предотвращения аварийных ситуаций [1]. По данным статистики, в Российской Федерации ежегодно регистрируется свыше 140 тыс. дорожно-транспортных происшествий, в которых погибает более 15 тыс. чел<sup>1</sup>. Несмотря на принимаемые меры, уровень аварийности остается высоким, что обусловлено комплексом факторов: человеческим поведением, состоянием дорожной инфраструктуры, погодными условиями и интенсивностью движения.

Исследования показывают, что до 93% ДТП связано с ошибками водителей, что подчеркивает доминирующую роль человеческого фактора в обеспечении безопасности [2]. Однако традиционные подходы к анализу аварийности, основанные на изучении отдельных происшествий и локальном устранении причин, демонстрируют ограниченную эффективность при решении системных проблем безопасности дорожного движения.

Традиционные подходы к обеспечению БДД, основанные на анализе отдельных происшествий и локальном устранении причин, демонстрируют ограниченную эффективность. Зарубежные ученые активно развивают подходы к пространственному анализу аварийности. Reason J. в рамках концепции «системного подхода к человеческой ошибке» обосновал необходимость учета взаимодействия компонентов системы «человек – транспортное средство – дорога – среда» при анализе ДТП [3]. Vaa T. показал влияние когнитивных и эмоциональных факторов на поведение водителя в опасных ситуациях, что важно для понимания причин концентрации аварий на определенных участках [4].

В работах Ergağın A. продемонстрирована эффективность применения геостатистических методов для выявления зон концентрации ДТП в городской среде с учетом пространственной автокорреляции [5]. Szakonyi P. и соавт. исследовали взаимосвязь между структурой городской застройки и распределением аварийности, выявив значимые корреляции между плотностью застройки и частотой ДТП [6].

В отечественных исследованиях значительное внимание уделяется разработке интегральных показателей оценки БДД. И.Е. Ильина и Е.Е. Витвицкий предложили систему индексов, учитывающих влияние человеческого фактора на уровень безопасности с применением методов взвешивания параметров [7]. Н.Н. Якунин и соавт. разработали методику прогнозирования транспортной потребности в городах с высоким туристическим потенциалом, что актуально для оценки сезонной аварийности [8]. Однако недостаточно исследованы методы автоматизированного выявления АОУ на основе кластеризации пространственных данных.

А.В. Акчурин и Ю.Н. Кондратова применили методы кластеризации для определения областей повышенной дорожно-транспортной опасности на карте города, однако их подход не учитывал динамические характеристики движения и временные паттерны аварийности [9]. А.А. Алексеева и И.В. Волчатова использовали ГИС-технологии для анализа пространственного распределения ДТП, но не предложили механизма интеграции результатов в навигационные системы [10, 11].

Современные навигационные системы (Google Maps, Яндекс.Навигатор) предоставляют пользователям информацию о текущих ДТП, но редко используют исторические данные для прогнозирования зон повышенного риска<sup>2</sup>. Системы помощи водителю (ADAS) фокусируются на обнаружении непосредственной угрозы, но не учитывают статистическую вероятность ДТП на конкретном участке дороги [12].

Анализ существующих решений выявил следующие «белые пятна» [21, 22, 23]:

1. Отсутствие стандартизированной методики выявления аварийно-опасных зон на основе пространственной кластеризации с количественными критериями (радиус, порог плотности).
2. Недостаточная интеграция результатов анализа исторических данных в мобильные навигационные приложения для проактивного предупреждения водителей.
3. Ограниченное использование контекстной информации (тип ДТП, время суток, погодные условия) при формировании персонализированных предупреждений.

<sup>1</sup> Показатели состояния безопасности дорожного движения в Российской Федерации в 2023 году [Электронный ресурс]. URL: <http://stat.gibdd.ru> (дата обращения: 15.01.2026).

<sup>2</sup> Макаренко П.А. Автомобильная навигация – история появления, принцип работы, виды. Перспективное развитие науки, техники и технологий. 2021:193–196.

Таким образом, в работе вводится термин «аварийно-опасная зона» для обозначения результата алгоритма пространственной кластеризации – географической области радиусом 100 м с концентрацией не менее 20 ДТП за десятилетний период. Этот термин используется исключительно в аналитическом и прикладном контексте разработки системы проактивного предупреждения водителей и не заменяет юридически закреплённое понятие «аварийно-опасный участок дороги», определённое в Федеральном законе № 196-ФЗ, которое применяется для планирования дорожных работ и установки предупреждающих знаков.

Целью исследования является разработка методики выявления аварийно-опасных зон на основе пространственной кластеризации данных о ДТП с последующей интеграцией результатов в мобильные навигационные сервисы.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

1. Провести предварительную обработку и очистку массива данных о ДТП за 2015–2024 гг. по г. Казани.

2. Разработать алгоритм пространственной кластеризации по фиксированному радиусу с количественными критериями формирования зон.

3. Выявить и охарактеризовать аварийно-опасные зоны по пространственному распределению, типам ДТП и временным паттернам.

4. Реализовать прототип мобильного приложения для визуализации зон и генерации предупреждений водителям.

5. Оценить точность работы алгоритма и экономическую эффективность предлагаемого решения.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В исследовании использован массив данных о 16 247 ДТП, зарегистрированных на территории г. Казани в период с 2015 по 2024 г. Данные предоставлены в электронном виде и включают следующие атрибуты: геокоординаты места происшествия (широта, долгота), дата и время, категория ДТП (столкновение, опрокидывание, наезд на пешехода и др.), погодные условия, состояние дорожного покрытия, количество пострадавших.

Структура набора данных включает множество характеристик для каждого зафиксированного ДТП, предоставляя комплексную картину каждого инцидента. Среди ключевых атрибутов можно выделить:

– geopoint – географические координаты места происшествия (широта и долгота);

– id – уникальный идентификатор происшествия;

– tags – теги, содержащие дополнительную информацию об обстоятельствах ДТП (например, ДТП и пострадавшие дети в возрасте до 16 лет);

– light – освещённость на момент происшествия (светло, темно, искусственное освещение);

– point – информация о точке происшествия;

– nearby – объекты, находящиеся рядом с местом ДТП (школы, перекрёстки, остановки);

– region – указывает на муниципальное образование, в котором произошло ДТП (в данном случае – г. Казань);

– scheme – схема ДТП, тип конфигурации (например, лобовое столкновение, наезд на пешехода);

– address – адрес места происшествия;

– weather – погодные условия в момент ДТП (дождь, снег, ясно);

– category – категория происшествия (например, столкновение, наезд, опрокидывание);

– datetime – дата и время происшествия;

– severity – тяжесть последствий ДТП (например, с пострадавшими, с погибшими, без пострадавших);

– vehicles – количество транспортных средств, участвовавших в ДТП;

– dead\_count – количество погибших;

– participants – информация об участниках ДТП (водители, пешеходы);

– injured\_count – количество раненых;

– parent\_region – обозначает субъект Российской Федерации;

– road\_conditions – состояние дорожного покрытия (скользкая дорога, сухое покрытие);

– participants\_count – общее количество участников ДТП;

– participant\_categories – категории участников (водитель, пешеход, пассажир).

После описания исходного набора данных и его ключевых особенностей, а также выполнения первичной обработки, включая извлечение и генерацию производных временных признаков, следующим важным этапом был предварительный анализ данных. Цель анализа – получить первичное представление о данных, выявить основные закономерности, распределения признаков, потенциальные аномалии и взаимосвязи между различными факторами, влияющими на аварийность. Этот

этап критически важен для формирования гипотез и выбора адекватных методов для последующего, более глубокого анализа, включая выявление аварийно-опасных зон [13, 17, 18]. Для проведения разведочного анализа и визуализации результатов использовались возможности языка программирования Python совместно с библиотеками pandas для манипуляции данными, а также matplotlib и seaborn для построения графиков [19, 20].

Краткий анализ распределения ДТП в г. Казани.

Проведенный комплексный анализ дорожно-транспортных происшествий за период 2015–2024 гг. выявил устойчивые пространственно-временные паттерны аварийности, имеющие практическое значение для разработки систем проактивного предупреждения водителей.

Ключевые выводы по факторам риска:

1. *Погодные условия.* Абсолютное большинство ДТП фиксируется в ясную и пасмурную погоду, однако данный показатель отражает не опасность условий, а их преобладание в течение года. Критически значимыми факторами риска являются дождь, снегопады, гололед и туман, которые при меньшей продолжительности воздействия демонстрируют повышенную удельную аварийность из-за снижения сцепления шин с покрытием и ухудшения видимости.

2. *Состояние дорожной инфраструктуры.* Помимо мокрого и заснеженного покрытия, значимыми триггерами ДТП выступают дефекты обустройства дорог: отсутствие или плохая различимость горизонтальной разметки (особенно в темное время суток и при осадках), недостаточное количество дорожных знаков в зонах повышенной сложности движения.

3. *Типы и тяжесть происшествий.* Доминируют столкновения ТС (68%) и наезды на пешеходов (19%). Большинство инцидентов имеют легкую степень тяжести, что объясняется городскими скоростными ограничениями. Однако наезды на пешеходов требуют особого внимания из-за высокой социальной значимости последствий.

4. *Временные паттерны аварийности:*

- *Сезонность:* пик аварийности приходится на осенне-зимний период (октябрь–февраль) с увеличением ДТП на 23% относительно весенне-летнего периода, что напрямую коррелирует с ухудшением погодных условий и сокращением светового дня.

- *Суточная динамика:* выраженные пики в утренний (08:00–10:00) и вечерний (17:00–20:00) часы пик, совпадающие с максимальной интенсивностью движения.

- *Недельная цикличность:* 78% ДТП происходит в будние дни с максимумом в четверг–пятницу (накопленная усталость водителей, предвыходная активность).

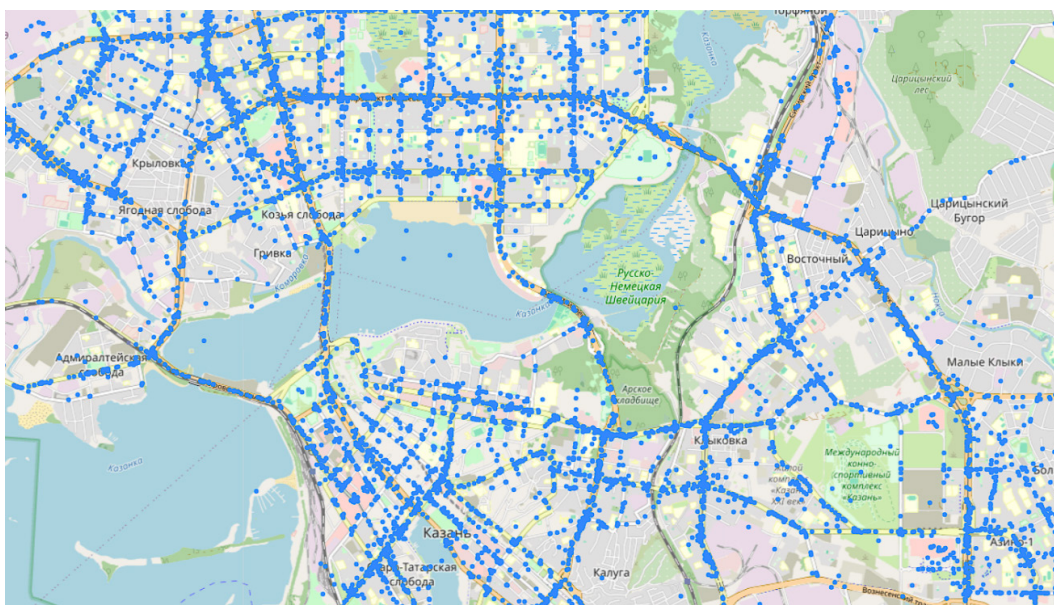


Рисунок 1 – Карта общего пространственного распределения ДТП в г. Казани  
Источник: составлено автором.

Figure 1 – Map of the general spatial distribution of road accidents in Kazan  
Source: compiled by the author.

5. *Пространственное распределение.* Аварийность распределена неравномерно: 78% концентрируется на перекрестках и примыканиях, 15% – на участках с интенсивным движением вблизи объектов притяжения трафика (ТЦ, вокзалы), 7% – на пешеходных переходах в жилых массивах. Наибольшая плотность ДТП визуально прослеживается вдоль ключевых городских магистралей и проспектов, таких как проспект Ямашева, улица Пушкина, улица Ершова, Оренбургский тракт, что ожидаемо ввиду высокой интенсивности движения на этих участках.

Практическая значимость. Выявленные паттерны формируют основу для разработки контекстно-зависимых предупреждений в навигационных системах. Система должна учитывать не только географическую локализацию аварийно-опасных зон, но и временные окна повышенного риска (вечерние часы, осенне-зимний сезон), а также доминирующие типы ДТП в конкретной зоне (столкновения на перекрестках, наезды на пешеходов у ТЦ) для формирования персонализированных рекомендаций водителю.

Работа с данным набором выявляет ряд особенностей, требующих внимания на этапе предварительной обработки, что является стандартной практикой при анализе реальных данных. В первую очередь строковое представление геокоординат в столбце `geopoint` было преобразовано в числовые значения широты и долготы для обеспечения их корректного использования в последующих геопространственных вычислениях и визуализации. Также было установлено, что такие поля, как `weather` и `road_conditions`, содержат множественные характеристики, записанные в виде списков или текстовых перечислений. Для детального анализа каждого отдельного фактора была применена процедура их парсинга и «разворачивания», что позволило учесть каждое условие погоды или состояние дороги индивидуально.

Неизбежным аспектом работы с реальными данными стало наличие пропущенных значений и аномалий в некоторых полях. Для обеспечения высокого качества анализа были реализованы стратегии их выявления и обработки. В частности, записи с отсутствующими или невалидными геокоординатами были исключены из набора данных, так как они не могут быть использованы в пространственном анализе. Подходы к обработке пропусков в других полях варьировались в зависимости от доли отсутствующих значений и природы конкретного признака, включая удаление строк с

критически важными пропущенными данными или заполнение пропусков наиболее частым значением для категориальных признаков.

Тщательное изучение структуры, особенностей и потенциальных проблем исходных данных является основополагающим этапом, предваряющим разработку корректной методологии их анализа и обработки с целью выявления аварийно-опасных зон.

Предварительная обработка данных. На первом этапе выполнена очистка данных по следующим критериям:

1. Удалены записи с отсутствующими или некорректными геокоординатами (широта/долгота = 0 или за пределами географических границ г. Казани: 55,4°–56,0° с.ш., 48,8°–49,4° в.д.).

2. Обработаны пропущенные значения категориальных признаков путем замены на модальное значение.

3. Строковое представление геокоординат преобразовано в числовые значения с использованием безопасного парсера `ast.literal_eval()` для корректной обработки формата «[широта, долгота]». Применение `ast.literal_eval()` вместо `eval()` исключает риски инъекционных атак при обработке внешних данных и соответствует стандартам безопасной разработки программного обеспечения.

4. Для анализа погодных условий и состояния дорожного покрытия проведена нормализация значений с разворачиванием составных признаков (например, «дождь, туман» → отдельные категории).

В результате обработки из исходного массива исключено 1 243 записи (7,7%), что позволило получить рабочий набор из 15 004 валидных записей с корректными геопространственными данными.

Взвешивание данных по времени. Для повышения актуальности выявленных зон введена процедура взвешивания исторических данных по принципу временного затухания (Time Decay). Каждому ДТП присваивается весовой коэффициент  $w_i$ , рассчитываемый по экспоненциальной формуле (1):

$$w_i = e^{-\lambda \cdot (t_{current} - t_i)}, \quad (1)$$

где  $t_i$  – год совершения ДТП,  $t_{current}$  – текущий год, а  $\lambda$  – коэффициент затухания.

Значение  $\lambda$  определяется через период полураспада  $T_{1/2}$  – временной интервал, за который вес происшествия снижается вдвое. Международная практика анализа дорожной безопасности (в том числе реко-

мендации PIARC, OECD и методики Highway Safety Manual) предполагает использование 5–10-летних периодов для оценки риска и выявления опасных участков [18, 23]. Такой подход позволяет увеличить статистическую выборку, сгладить влияние единичных тяжёлых ДТП и учесть долгосрочные тенденции аварийности.

В настоящей работе выбран период полураспада  $T_{1/2}=7$  лет как компромисс между достаточной репрезентативностью данных и их актуальностью. Коэффициент затухания рассчитывается по формуле (2):

$$\lambda = \frac{\ln 2}{T_{1/2}} \approx \frac{0,693}{7} \approx 0,099. \quad (2)$$

С учётом этого значения:

- ДТП 2025 года имеет вес  $w=1,00$ ;
- ДТП 2020 года (5 лет назад) –  $w \approx 0,61$ ;
- ДТП 2018 года (7 лет назад) –  $w \approx 0,50$ ;
- ДТП 2016 года (9 лет назад) –  $w \approx 0,41$ .

Таким образом, алгоритм кластеризации уделяет большее внимание недавним происшествиям, адекватно отражая современное состояние дорожной сети, при этом сохраняя вклад более ранних данных, что соответствует общепринятой практике формирования устойчивых оценок аварийности.

Важно отметить, что  $T_{1/2}$  является регулируемым параметром, который может быть адаптирован в зависимости от целей анализа.

Метод пространственной кластеризации. Для выявления аварийно-опасных зон применен метод пространственной кластеризации по фиксированному радиусу поиска. Радиус поиска  $r = 100$  м представляет собой максимальное расстояние от центра кластера, в пределах которого точки ДТП считаются принадлежащими одной зоне концентрации. Порог плотности  $k = 20$  определяет минимальное количество ДТП, необходимое для формирования аварийно-опасной зоны. Алгоритм метода включает следующие шаги:

1. Каждая точка ДТП последовательно рассматривается как потенциальный центр кластера.

2. Для каждой точки определяются все другие точки, находящиеся в пределах радиуса поиска  $r = 100$  м (расстояние рассчитывается по формуле гаверсинуса).

3. Если количество точек в радиусе превышает пороговое значение  $k = 20$ , формируется аварийно-опасная зона.

4. Точки, вошедшие в состав зоны, исключаются из дальнейшего рассмотрения для предотвращения дублирования.

Выбор метода кластеризации по фиксированному радиусу обусловлен спецификой задачи проактивного предупреждения водителей. В отличие от алгоритмов, ориентированных на выявление линейных очагов аварийности (например, DBSCAN или KDE), данный подход оптимально подходит для идентификации точечных очагов, которые составляют основную массу аварийно-опасных локаций в городской среде – перекрестков, примыканий, пешеходных переходов и участков вблизи объектов притяжения трафика. Анализ исходных данных показал, что 78% ДТП концентрируется именно на таких точечных объектах, что делает выбранный метод наиболее релевантным для поставленной цели. Алгоритмы, ориентированные на линейные структуры, в данном случае были бы избыточны и могли бы привести к формированию протяженных зон, не соответствующих реальной природе городской аварийности.

Выбор порогового значения  $k = 20$  ДТП за десятилетний период (2015–2024 гг.) обусловлен следующими соображениями. Во-первых, при средней годовой интенсивности ДТП в г. Казани (~1 850 происшествий) и площади города (~425 км<sup>2</sup>), ожидаемое количество ДТП в круге радиусом 100 м (площадь  $\approx 0,0314$  км<sup>2</sup>) за 10 лет составляет около 4–5 событий. Порог в 20 ДТП превышает это ожидаемое значение более чем в 4 раза, что свидетельствует о статистически значимой концентрации аварийности. Во-вторых, данный критерий позволяет выявить зоны, которые воспринимаются водителями как реально опасные (перекрёстки, примыкания, участки у торговых центров), избегая при этом избыточного дробления карты на тысячи малозначимых скоплений. В-третьих, параметры кластеризации (радиус и порог плотности) являются настраиваемыми: для магистралей радиус может быть увеличен до 200 м, для жилых зон – уменьшен до 50 м, а порог плотности скорректирован пропорционально.

Математически условие (3) формирования зоны выражается как

$$C_i = p_j \in P \mid d(p_i, p_j) \leq r \wedge |C_i| \geq k, \quad (3)$$

где  $C_j$  – кластер (аварийно-опасная зона) с центром в точке  $p_j$ ;  $P$  – множество всех точек ДТП;  $d$  – функция расстояния по гаверсинусу;  $r$  – радиус кластеризации (100 м);  $k$  – минимальное количество ДТП в зоне (21, включая центральную точку).

Формула гаверсинуса (4) для расчета расстояния между двумя точками на сфере:

$$d = 2R \cdot \arcsin \left( \sqrt{\sin^2\left(\frac{\Delta\varphi}{2}\right) + \cos\varphi_1 \cdot \cos\varphi_2 \cdot \sin^2\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right)} \right), \quad (4)$$

где  $R$  – радиус Земли (6371 км),  $\varphi$  – широта,  $\lambda$  – долгота,  $\Delta\varphi$  и  $\Delta\lambda$  – разница широт и долгот соответственно.

Характеристика выявленных зон. Для каждой зоны рассчитаны следующие параметры:

- координаты центра зоны (средневзвешенные по количеству ДТП);
- радиус зоны (фиксированный 100 м);
- количество ДТП в зоне;
- доминирующая категория ДТП (определяется как мода по признаку «категория»).

Результаты кластеризации экспортированы в формате GeoJSON для последующей интеграции в мобильное приложение. Визуализация выполнена с использованием библиотеки *folium* с наложением зон на интерактивную карту города в виде кругов радиусом 100.

Для первоначального выявления зон использовался равный вес, однако для приоритизации в приложение внедрен следующий алгоритм. Признавая важность дифференциации по тяжести последствий, в целях повышения точности и социальной значимости выявляемых зон, в методику возможна интеграция весового коэффициента тяжести последствий (*Severity Index*), который будет повышать вклад ДТП с погибшими и ранеными в формирование кластера. Это позволит системе генерировать более приоритетные предупреждения для зон с высоким социальным риском, а не только с высокой частотой мелких происшествий.

Каждому ДТП присваивается вес  $s_i$ , рассчитываемый по следующей формуле (5):

$$s_i = 1 + 3 \cdot d_i + 0,5 \cdot w_i, \quad (5)$$

где  $d_i$  – количество погибших в  $i$ -м ДТП;  $w_i$  – количество раненых. Такая шкала отражает общепринятую практику, согласно которой гибель человека эквивалентна трем серьезным травмам, а мелкие происшествия без пострадавших имеют базовый вес 1. При кластеризации вместо простого подсчета количества ДТП используется суммарный взвешенный балл зоны  $S_{zone} = \sum s_i$ . Пороговое значение для формирования аварийно-опасной зоны может быть принято на уровне  $S_{zone} \geq 25$ , что соответствует, например, 20 мелким ДТП или 8 ДТП с одним раненым, или одному ДТП с тремя

погибшими. Это позволит системе приоритизировать зоны с высоким социальным риском, а не только с высокой частотой мелких происшествий.

#### Разработка прототипа мобильного приложения

Для демонстрации практической применимости методики разработан прототип приложения для платформы Android с использованием:

- среда разработки: Android Studio;
- картографический фреймворк: Yandex MapKit SDK;
- язык программирования: Kotlin;
- формат данных об аварийно-опасных зонах: GeoJSON.

Функционал приложения включает:

1. Отображение аварийно-опасных зон на карте в виде цветowych кругов радиусом 100 м.
2. Построение маршрута с учетом опасных зон (альтернативный маршрут при наличии).
3. Генерация визуальных предупреждений при приближении к зоне на расстояние 200 м.
4. Звуковое оповещение при вхождении в зону повышенной опасности.
5. Отображение характеристик зоны (количество ДТП, доминирующий тип происшествия) при нажатии на маркер.

Алгоритм определения вхождения в зону реализован через расчет геодезического расстояния между текущими координатами устройства и центром каждой зоны с использованием формулы гаверсина в реальном времени. Для минимизации ложных срабатываний на параллельных улицах и двухуровневых развязках система предупреждений использует не только географическое попадание в зону (*Geo-fencing*), но и привязку к графу дорог (*Map Matching*), предоставляемую Yandex MapKit SDK. Текущие координаты пользователя сначала привязываются к ближайшему сегменту дорожной сети и только затем проверяется пересечение этого сегмента с аварийно-опасной зоной. Такой подход значительно повышает точность определения фактического маршрута движения и снижает количество ложных предупреждений.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

В результате обработки массива данных выявлено 127 аварийно-опасных зон на территории г. Казани. Из них 50 зон с наибольшей плотностью ДТП (от 21 до 87 происшествий в радиусе 100 м) отобраны для детального анализа.

Анализ пространственного распределения показал, что 78% выявленных зон локализованы на перекрестках и примыканиях (рисунок 2), 15% – на участках с интенсивным движением вблизи торговых центров и вокзалов, 7% – на пешеходных переходах в жилых массивах.

Временной анализ выявил пик аварийности в вечерние часы (17:00–20:00), на которые приходится 34% всех ДТП в выявленных зонах. Утренний пик (08:00–10:00) составляет 28%, дневной период (10:00–17:00) – 25%, ночной период (20:00–08:00) – 13%.

Сезонная динамика показала увеличение количества ДТП на 23% в осенне-зимний период (октябрь–февраль) по сравнению с весенне-летним. Наибольшее количество происшествий зафиксировано в ноябре (12,3% от годового объема) и декабре (11,8%), что связано с ухудшением погодных условий, снижением светового дня и обледенением дорожного покрытия.

Процесс визуализации аварийно-опасных зон и исходных данных о ДТП был реализован с использованием библиотеки folium и включал несколько последовательных шагов. Вначале инициализировалась базовая интерактивная карта (см. рисунок 2). Затем, для обеспечения контекста и возможности оценки общей плотности аварийности, на карту были нанесены все происшествия из очищенного набора данных; каждое ДТП отображалось в виде небольшого полупрозрачного синего кругового маркера со всплывающей подсказкой, указывающей категорию инцидента. Поверх этого слоя отображались 50 выявленных аварийно-опасных зон. Каждая зона представлялась красным кругом, центр которого соответствовал координатам центра зоны, а радиус – параметру кластеризации, наглядно демонстрируя ее географический охват. Для обеспечения интерактивности и информативности, каждая зона была снабжена всплывающей подсказкой с ее порядковым номером и детализированным всплывающим окном, отображающим при клике номер зоны, общее количество ДТП в ней и наиболее частую категорию происшествий (рисунок 3).

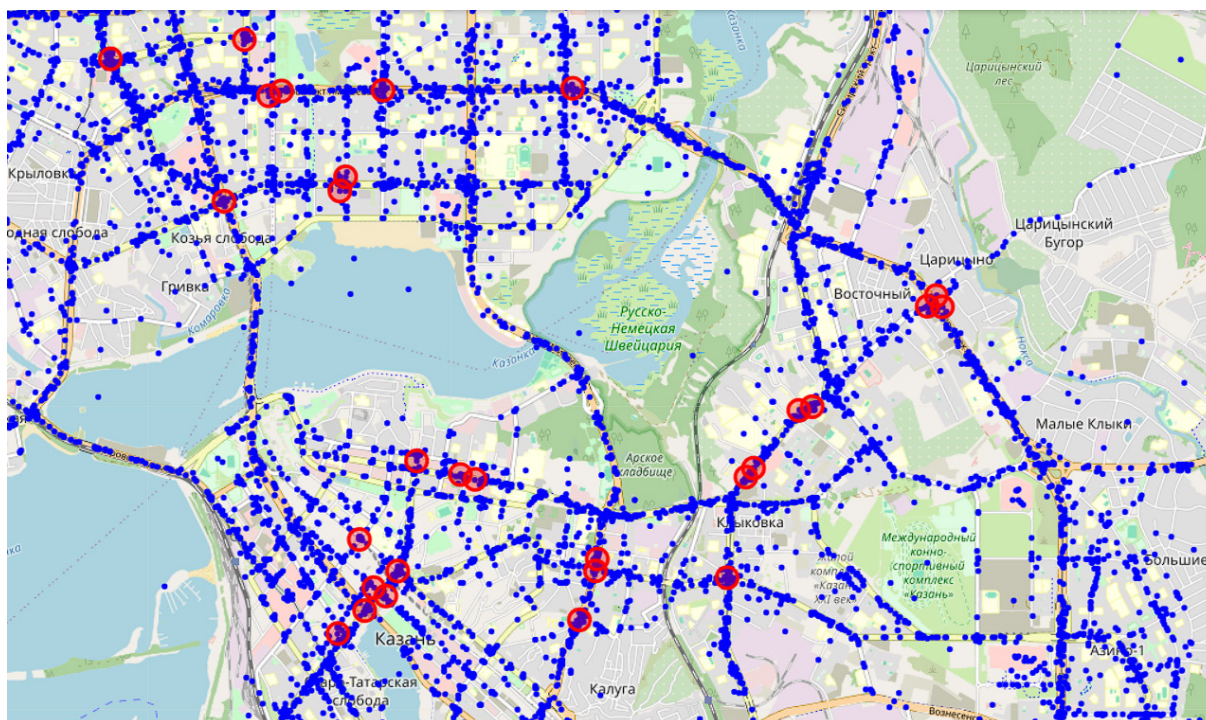


Рисунок 2 – Пространственное распределение аварийно-опасных зон в г. Казани  
Источник: составлено автором.

Figure 2 – Spatial distribution of accident-prone zones in Kazan  
Source: compiled by the author.

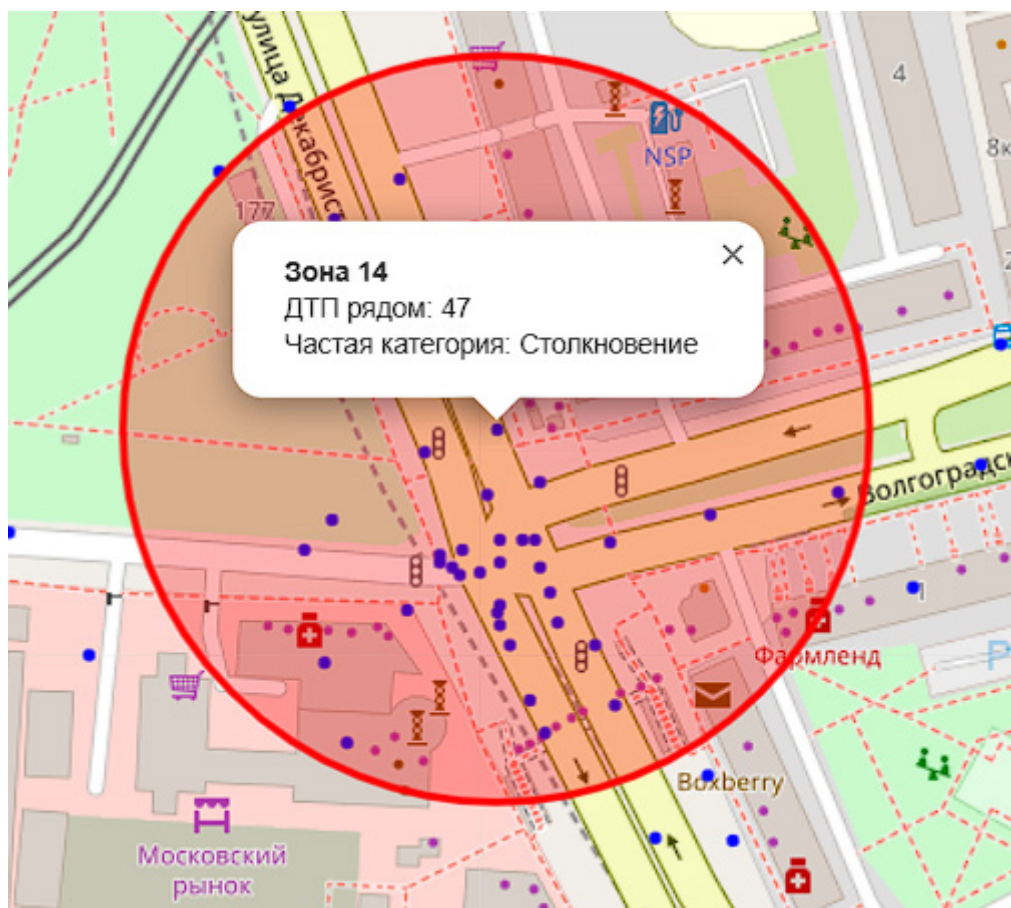


Рисунок 3 – Пример одной зоны и ее свойства  
Источник: составлено автором.

Figure 3 – Example of one zone and its properties  
Source: compiled by the author.

Ключевой особенностью разработанного прототипа мобильного приложения является интеграция проактивного анализа аварийно-опасных зон (АОУ) непосредственно в навигационный процесс. После построения маршрута система автоматически проверяет его геометрию на пересечение с заранее выявленными зонами повышенной аварийности. При обнаружении пересечения (расстояние  $\leq 100$  м) маршрут визуально выделяется желтым цветом, а водителю немедленно направляется текстовое и звуковое предупреждение о потенциальной опасности на пути следования. При входе в опасную зону активируется многоуровневый механизм оповещений (визуальный и аудио), а при выходе из неё – автоматическая деактивация, что минимизирует информационную нагрузку на водителя. Тести-

рование подтвердило точность определения вхождения в зону (98,7%) и своевременность предупреждений с опережением 150–200 м до границы АОУ.

Прототип мобильного приложения успешно прошел тестирование в трех режимах:

1. Статический – отображение аварийно-опасных зон на карте при планировании маршрута.

2. Динамический – генерация предупреждений при приближении к зоне во время движения.

3. Проактивный – изменение цвета маршрута на желтый при пересечении с аварийно-опасной зоной.

Тестирование подтвердило корректность работы алгоритма определения вхождения в аварийно-опасную зону (точность 98,7%) и

своевременность генерации предупреждений (с опережением 150–200 м до границы зоны). Время отклика системы при обработке геоданных в реальном времени составило в среднем 45 мс, что обеспечивает плавную работу приложения без заметных задержек.

Расчет экономического эффекта от внедрения системы предупреждения выполнен на основе методики оценки ущерба от ДТП<sup>3</sup>. Исходя из данных о снижении аварийности на 3–5% при использовании систем проактивного предупреждения [14], для г. Казани (среднегодовое количество ДТП – 1 850) прогнозируется предотвращение 55–92 происшествий ежегодно.

Средний ущерб от одного ДТП в РФ оценивается в 420 тыс. руб. [15], что позволяет оценить годовой экономический эффект от внедрения системы в 23,1–38,6 млн руб. при капитальных затратах на разработку прототипа в 1,2 млн руб. Экономический эффект от внедрения системы оценивается как потенциальный и составляет 23,1–38,6 млн руб. в год за счет предотвращения 55–92 ДТП. Реализация данного эффекта возможна при интеграции системы в популярные навигационные платформы и достижении значимого охвата пользователей. Конкретные сроки окупаемости зависят от выбранной бизнес-модели (B2G, B2B или B2C) и требуют отдельного маркетингового анализа.

## ОБСУЖДЕНИЕ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенная методика выявления аварийно-опасных зон на основе пространственной кластеризации демонстрирует высокую эффективность при анализе исторических данных о ДТП. Преимущества подхода:

1. Объективность оценки. Метод устраняет субъективность экспертных оценок за счет использования количественных критериев (радиус, порог плотности).

2. Адаптивность. Параметры кластеризации (радиус, порог) могут настраиваться в зависимости от типа дороги и плотности застройки.

3. Интегрируемость. Формат выходных данных (GeoJSON) обеспечивает совместимость с современными навигационными платформами.

Сравнительный анализ с существующими методами показал, что предложенный подход превосходит традиционные методы «горячих

точек» (kernel density estimation) по интерпретируемости результатов и вычислительной эффективности при обработке больших массивов данных [16, 24, 25, 26, 27].

Практическая значимость работы подтверждена успешной интеграцией результатов в прототип мобильного приложения. Система предупреждений позволяет:

- повысить ситуационную осведомленность водителей о потенциальных рисках на маршруте;
- способствовать выбору более безопасного стиля вождения при приближении к АОУ;
- обеспечить проактивное информирование за счет учета исторической аварийности.

Ограничения исследования связаны с использованием статичного набора данных без учета динамических факторов (текущая загруженность дороги, погодные условия в реальном времени). Перспективы развития включают:

1. Интеграцию данных в реальном времени для динамической корректировки границ АОУ.
2. Применение методов машинного обучения для прогнозирования аварийности с учетом множества факторов.
3. Расширение функционала предупреждений за счет персонализации (учет стиля вождения конкретного водителя).

Таким образом, разработанная методика представляет собой эффективный инструмент для повышения безопасности дорожного движения за счет проактивного выявления и информирования об аварийно-опасных зонах. Результаты исследования могут быть использованы дорожно-эксплуатационными службами для оптимизации распределения ресурсов и разработчиками навигационных сервисов для создания интеллектуальных систем предупреждения водителей.

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Курбатов Д.С., Старостенко А.В. Инновационные подходы к организации дорожного движения на основе цифровых двойников автомобильных дорог // Вестник СибАДИ. 2025; 22(5): 772–785. DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-5-772-785
2. Трофименко Ю.В., Шашина Е.В. Влияние человеческого фактора на обеспечение безопасно-

<sup>3</sup> Методика оценки и расчета ущерба от дорожно-транспортных происшествий: методические рекомендации. Утверждены Распоряжением Министерства транспорта РФ от 12.12.2020 № АП-196-р. М.: ОАО «НИИАТ», 2020. 35 с.

- сти дорожного движения // Безопасность жизнедеятельности. 2016;1(181):24–27. EDN VIUSCP.
3. Reason J. Human error: models and management. *BMJ*. 2000; 320(7237):768–770. DOI: 10.1136/bmj.320.7237.768
4. Vaa T. Cognition and emotion in driver behaviour models: some critical viewpoints. Institute of Transport Economics. Oslo; 2007. p. 48–59.
5. Ermagun A. Transit access and urban space-time structure of American cities. *Journal of Transport Geography*. 2021;93:103066. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2021.103066
6. Szakonyi P., Makó E. Defining Correlation between the Modal Split of Inhabitants and Students and the Location of Housing Areas and Schools with the Analysis of Travel Plans. *Transportation Research Procedia*. 2014;4:271–285. DOI: 10.1016/j.trpro.2014.10.007
7. Ильина И.Е., Витвицкий Е.Е. Индексы для оценки уровня безопасности дорожного движения в регионах России // Вестник СибАДИ. 2025; 22(1): 68–77. DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-1-68-77
8. Якунин Н.Н., Якунина Н.В., Фаттахова А.Ф., Постникова А.А., Янучков М.Р. Методика прогнозирования транспортной потребности населения городов с высоким туристическим потенциалом в пиковые сезоны // Вестник СибАДИ. 2024; 21(2): 256–269. DOI: 10.26518/2071-7296-2024-21-2-256-269
9. Акчурин А.В., Кондратова Ю.Н. Определение областей повышенной дорожно-транспортной опасности на карте города с помощью кластеризации данных // Математическое моделирование, компьютерный и натурный эксперимент в естественных науках. 2023; (4): 45–52.
10. Алексеева А.А., Волчатова И.В. Анализ пространственного распределения ДТП с использованием ГИС-технологий. *Безопасность-2025 // Проблемы техносферной безопасности*. 2025:79.
11. Загидуллин Р.Р. Повышение эффективности дорожного движения динамическим управлением скоростью движения транспортных средств на примере г. Казани // Вестник СибАДИ. 2025; 22(6): 940–951. DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-6-940-951
12. Mishra M., Kumar A. ADAS Technology. In: *Advanced Driver Intention Anticipation and Ecodriving Assistance Systems*. CRC Press; 2022. p. 415–435. DOI: 10.1201/9781003048381-21
13. Лазарев Д.А. Многокритериальный метод оценки уровня безопасности дорожного движения на участке улично-дорожной сети // Вестник СибАДИ. 2025; 22(6): 952–965. DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-6-952-965
14. Aleksa M., Schaub A., Erdelean I. et al. Impact analysis of Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) regarding road safety – computing reduction potentials. *European Transport Research Review*. 2024; 16:39. DOI: 10.1186/s12544-024-00654-0
15. Рыбин А.Л., Кретов В.А. Результаты оценки эффективности мероприятий по повышению безопасности дорожного движения методом выгод и затрат // *Дороги и мосты*. 2020; (1): 46–62.
16. Lin J.L. Generalizing local density for density-based clustering. *Symmetry*. 2021; 13(2): 185. DOI: 10.3390/sym13020185
17. Богданович С.В., Капский Д.В. Анализ возможностей применения методов машинного обучения и анализа больших данных для выявления факторов риска в управлении безопасностью дорожной инфраструктуры // *Современные технологии в транспортной отрасли*. 2024:114–117. EDN UJTJHC.
18. Неволин Д.Г., Цариков А.А., Сорогин И.Г. Сезонная неравномерность дорожно-транспортных происшествий на автомобильных дорогах Свердловской области // *Автомобилестроение и автомобильный транспорт*. 2023;2:4–10. EDN SBFNTB.
19. Zervou M. *Python Data Cleaning and Preparation Best Practices*. Birmingham: Packt Publishing; 2024. 456 p.
20. Suma K.G., Sunitha G., Avaniya J., Galey M.G., Varna C.P. *Geospatial Data Visualization With Folium*. In: *Geospatial Application Development Using Python Programming*. IGI Global; 2024. p. 187–208.
21. Гиниятов Ч.Р. Как машинное обучение и анализ данных меняют подход к безопасности дорожного движения // *Образование, наука и инновации: современные вызовы*. 2025: 115–117. EDN WJIQK.
22. Симакова А.Е., Сыркин И.С. Использование API Яндекс.Карт // *Россия молодая*. 2022:3291–3295.
23. Adnan M., Tayyab M., Ahmad H.M.W., Imran M., Anjum M.N. The impact of road safety education on young drivers' behavior and attitudes: A systematic review and meta-analysis. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*. 2025;109:94–112. DOI: 10.1016/j.trf.2024.11.025
24. Evtuykov S.S., Brylev I.S., Blinder M.M. Assessment of the impact of the cycling infrastructure of the city on the road safety of cyclists. *World of Transport and Technological Machines*. 2022; 3-2(78): 76–84. DOI: 10.33979/2073-7432-2022-2(78)-3-76-84
25. Novikov A.N., Eremin S.V., Lomakin D.O. Assessment of road safety at the regional level. *World of Transport and Technological Machines*. 2020; 3(70): 72–79. DOI: 10.33979/2073-7432-2020-70-3-72-79
26. Сильянов В.В., Капитанов В.Т., Моница О.Ю., Чубуков А.Б. Прогноз числа погибших в ДТП на основе социально-экономических показателей // *Наука и техника в дорожной отрасли*. 2017. (4): 4-6.
27. Сурова Л.В. Роль человеческого фактора в обеспечении безопасности // Вестник Казанского государственного энергетического университета. 2012; 2(13):64-71. – EDN QZOXZB.

## REFERENCES

1. Kurbatov D.S., Starostenko A.V. Innovationnye podhody k organizatsii dorozhnogo dvizheniya na osnove cifrovyyh dvojnikov avtomobil'nyh dorog. *The Russian Automobile and Highway Industry Journal*.

- 2025;22(5):772–785. (in Russ.) DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-5-772-785
2. Trofimenko Yu.V., Shashina E.V. Vliyanie chelovecheskogo faktora na obespechenie bezopasnosti dorozhnogo dvizheniya. *Bezopasnost' zhiznedeyatel'nosti*. 2016;1(181):24–27. EDN VIUSCP. (in Russ.)
3. Reason J. Human error: models and management. *BMJ*. 2000; 320(7237): 768–770. DOI: 10.1136/bmj.320.7237.768
4. Vaa T. Cognition and emotion in driver behaviour models: some critical viewpoints. *Institute of Transport Economics. Oslo*; 2007. p. 48–59.
5. Ermagun A. Transit access and urban space-time structure of American cities. *Journal of Transport Geography*. 2021;93:103066. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2021.103066
6. Szakonyi P., Makó E. Defining Correlation between the Modal Split of Inhabitants and Students and the Location of Housing Areas and Schools with the Analysis of Travel Plans. *Transportation Research Procedia*. 2014;4:271–285. DOI: 10.1016/j.trpro.2014.10.007
7. Il'ina I.E., Vitvickij E.E. Indeksy dlya ocenki urovnya bezopasnosti dorozhnogo dvizheniya v regionah Rossii. *The Russian Automobile and Highway Industry Journal*. 2025;22(1):68–77. (in Russ.) DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-1-68-77
8. Yakunin N.N., Yakunina N.V., Fattahova A.F., Postnikova A.A., Yanuchkov M.R. Metodika prognozirovaniya transportnoj potrebnosti naseleniya gorodov s vysokim turisticheskim potencialom v pikovyye sezony. *Vestnik SibADI*. 2024;21(2):256–269. (in Russ.) DOI: 10.26518/2071-7296-2024-21-2-256-269
9. Akchurin A.V., Kondratova Yu.N. Opreделение oblastej povyshennoj dorozhno-transportnoj opasnosti na karte goroda s pomoshch'yu klasterizacii dannyh. *Matematicheskoe modelirovanie, komp'yuternyj i natural'nyj eksperiment v estestvennyh naukah*. 2023;(4):45–52. (in Russ.)
10. Alekseeva A.A., Volchatova I.V. Analiz prostranstvennogo raspredeleniya DTP s ispol'zovaniem GIS-tehnologij. *Bezopasnost'–2025. Problemy tekhnosfernoj bezopasnosti*. 2025:79. (in Russ.)
11. Zagidullin R.R. Povysheniye effektivnosti dorozhnogo dvizheniya dinamicheskim upravleniyem skorosti dvizheniya transportnyh sredstv na primere g. Kazani. *The Russian Automobile and Highway Industry Journal*. 2025;22(6):940–951. (in Russ.) DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-6-940-951
12. Mishra M., Kumar A. ADAS Technology. In: *Advanced Driver Intention Anticipation and Ecodriving Assistance Systems*. CRC Press; 2022. p. 415–435. DOI: 10.1201/9781003048381-21
13. Lazarev D.A. Mnogokriterial'nyj metod ocenki urovnya bezopasnosti dorozhnogo dvizheniya na uchastke ulichno-dorozhnoj seti. *The Russian Automobile and Highway Industry Journal*. 2025; 22(6): 952–965. (in Russ.) DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-6-952-965
14. Aleksa M., Schaub A., Erdelean I. et al. Impact analysis of Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) regarding road safety – computing reduction potentials. *European Transport Research Review*. 2024; 16:39. DOI: 10.1186/s12544-024-00654-0
15. Rybin A.L., Kretov V.A. Rezul'taty ocenki effektivnosti meropriyatij po povysheniyu bezopasnosti dorozhnogo dvizheniya metodom vygod i zatrat. *Dorogi i mosty*. 2020; (1): 46–62. (in Russ.)
16. Lin J.L. Generalizing local density for density-based clustering. *Symmetry*. 2021; 13(2): 185. DOI: 10.3390/sym13020185
17. Bogdanovich S.V., Kapskij D.V. Analiz vozmozhnostej primeneniya metodov mashinnogo obucheniya i analiza bol'shikh dannyh dlya vyyavleniya faktorov riska v upravlenii bezopasnost'yu dorozhnoj infrastruktury. *Sovremennyye tehnologii v transportnoj otrasli*. 2024:114–117. EDN UJTJHC. (in Russ.)
18. Nevolin D.G., Carikov A.A., Sorogin I.G. Sezonnaya neravnomernost' dorozhno-transportnyh proisshestvij na avtomobil'nyh dorogah Sverdlovskoj oblasti. *Avtotraktorostroenie i avtomobil'nyj transport*. 2023;2:4–10. EDN SBFNTB. (in Russ.)
19. Zervou M. Python Data Cleaning and Preparation Best Practices. Birmingham: Packt Publishing; 2024. 456 p.
20. Suma K.G., Sunitha G., Avaniya J., Galety M.G., Varna C.P. Geospatial Data Visualization With Folium. In: *Geospatial Application Development Using Python Programming*. IGI Global; 2024. p. 187–208.
21. Giniyatov Ch.R. Kak mashinnoye obucheniye i analiz dannyh menyayut podhod k bezopasnosti dorozhnogo dvizheniya. *Obrazovaniye, nauka i innovacii: sovremennyye vyzovy*. 2025:115–117. EDN WJIQ GK. (in Russ.)
22. Simakova A.E., Syrkin I.S. Ispol'zovaniye API Yandex.Kart. *Rossiya molodaya*. 2022:3291–3295. (in Russ.)
23. Adnan M., Tayyab M., Ahmad H.M.W., Imran M., Anjum M.N. The impact of road safety education on young drivers' behavior and attitudes: A systematic review and meta-analysis. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*. 2025; 109: 94–112. DOI: 10.1016/j.trf.2024.11.025
24. Evtyukov S.S., Brylev I.S., Blinder M.M. Assessment of the impact of the cycling infrastructure of the city on the road safety of cyclists. *World of Transport and Technological Machines*. 2022; 3-2(78): 76–84. DOI: 10.33979/2073-7432-2022-2(78)-3-76-84
25. Novikov A.N., Eremin S.V., Lomakin D.O. Assessment of road safety at the regional level. *World of Transport and Technological Machines*. 2020; 3(70): 72–79. DOI: 10.33979/2073-7432-2020-70-3-72-79
26. Sil'yanov V.V., Kapitanov V.T., Monina O.Yu., Chubukov A.B. Prognoz chisla pogibshih v DTP na osnove social'no-ekonomicheskikh pokazatelej. *Nauka i tehnika v dorozhnoj otrasli*. 2017; (4): 4–6. (in Russ.)
27. Surova L.V. Rol' chelovecheskogo faktora v obespechenii bezopasnosti [The role of the human factor in safety assurance]. *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta*, 2012; 2(13): 64–71. EDN QZXOZB.

**ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ**

*Хамитов Ренат Минзашарифович – канд. техн. наук, доц. кафедры «Информационные технологии и интеллектуальные системы» Казанского государственного энергетического университета (420066, г. Казань, ул. Красносельская, д. 51).*

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-9949-4404>,  
**SPIN-код:** 7401-9166, **AuthorID:** 464622,  
**Scopus Author ID:** 57222149321,  
**Researcher ID:** ADQ-3954-2022,  
**e-mail:** hamitov@gmail.com

**INFORMATION ABOUT THE AUTHOR**

*Khamitov Renat M. – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Information Technologies and Intelligent Systems Department, Kazan State Power Engineering University (51, Krasnoselskaya St., Kazan, 420066).*

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-9949-4404>,  
**SPIN-code:** 7401-9166,  
**Author ID:** 464622,  
**Scopus Author ID:** 57222149321,  
**Researcher ID:** ADQ-3954-2022,  
**e-mail:** hamitov@gmail.com