На правах рукописи



Харрасов Камиль Раисович

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДОРОЖНО-ТРАНСПОРТНЫХ ПРОИСШЕСТВИЙ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ ВИЗУАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ

Специальность 2.3.8.
«Информатика и информационные процессы»

А в т о р е ф е р а т
диссертации на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Москва – 2026

Работа выполнена на кафедре «Математическая кибернетика и информационные технологии» ордена Трудового Красного Знамени федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский технический университет связи и информатики» (МТУСИ).

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент **Мосева Марина Сергеевна**

Официальные оппоненты: **Хрящев Владимир Вячеславович,** доктор технических наук, доцент, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова», профессор кафедры цифровых технологий и машинного обучения;

Сараев Павел Викторович, доктор технических наук, доцент, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА – Российский технологический университет», профессор кафедры прикладной математики

Ведущая организация – Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина»

Защита состоится «23» января 2027 г., в 12.00 часов, на заседании диссертационного совета 55.2.002.02 на базе ордена Трудового Красного Знамени федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский технический университет связи и информатики» (МТУСИ) по адресу: 440026, г. Москва, ул. Авиамоторная 8а.

С диссертацией и авторефератом можно ознакомиться в библиотеке и на сайте МТУСИ: https://dis.mtuci.ru/dis/02/

Автореферат разослан «___»_____2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 55.2.002.02
кандидат технических наук, доцент **М.Г. Городничев**

Общая характеристика работы

Актуальность темы исследования. Развитие интеллектуальных транспортных систем и инфраструктуры городского видеонаблюдения создает условия для автоматизированного обнаружения дорожно-транспортных происшествий (ДТП) на основе анализа визуальной информации. Эффективность такого подхода определяется возможностью своевременно выявлять изменения дорожной ситуации по последовательности видеокадров с учетом как динамики транспортных средств, так и визуальных признаков происшествия.

Применение методов компьютерного зрения в реальных условиях осложняется изменением качества входных данных. Атмосферные осадки и другие факторы затрудненной видимости приводят к искажению визуальной информации и потере признаков, используемых при обнаружении объектов и распознавании событий. Восстановление изображений позволяет уменьшить влияние подобных искажений, однако при потоковой обработке необходимо одновременно учитывать сохранение информативных признаков дорожной сцены и вычислительные затраты.

Для автоматизированного обнаружения ДТП в условиях затрудненной видимости необходимо учитывать изменения дорожной ситуации во времени и влияние атмосферных искажений на признаки, используемые алгоритмами компьютерного зрения.

Степень разработанности темы исследования. Вопросы автоматизированного анализа дорожной обстановки, обнаружения дорожно-транспортных происшествий и обработки визуальной информации рассматриваются в работах российских и зарубежных исследователей. В области применения методов компьютерного зрения и машинного обучения для анализа дорожных сцен и обнаружения событий следует отметить работы М. В. Терешонка, В. В. Зиядинова, И. С. Кружилова, О. Ю. Шамаевой, А. С. Катасёва. Развитию методов глубокого обучения, обработки и восстановления изображений при различных визуальных и атмосферных искажениях посвящены исследования И. Гудфеллоу, С. К. Найара, С. Г. Нарасимхана, Р. Т. Тана, В. Янга, С. В. Замира, В. М. Пателя, Я. Яо, К. Павара, В. Аттара.

Несмотря на развитие методов анализа дорожных сцен и восстановления изображений, сохраняются направления, требующие дальнейшего исследования применительно к автоматизированному обнаружению ДТП в условиях затрудненной видимости:

- **Совместный анализ динамических и визуальных признаков дорожной сцены:** методы, основанные только на покадровой классификации, не учитывают в полной мере динамику развития аварийной ситуации, тогда как методы анализа траекторий зависят от устойчивости локализации и сопровождения транспортных средств.
- **Восстановление визуальной информации при атмосферных искажениях с учётом задач последующего анализа**: для обработки видеопотоков существенное значение имеет не только визуальное

качество восстановленного изображения, но и сохранение признаков, используемых алгоритмами детекции объектов.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности обнаружения дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости посредством разработки нейросетевых методов обработки визуальной информации.

Для достижения цели сформулированы следующие **задачи:**

1. Исследовать существующие методы обнаружения дорожно-транспортных происшествий и методы восстановления визуальной информации в условиях затрудненной видимости.
2. Разработать нейросетевой метод обнаружения дорожно-транспортных происшествий посредством анализа видеопотока с уличных городских камер.
3. Разработать нейросетевой метод восстановления изображения от зашумлений, вызванных атмосферными осадками.
4. Разработать архитектуру автоматизированной информационной системы определения дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости, реализующую разработанные методы.

Объектом исследования являются информационные процессы цифровой обработки визуальной информации, а также автоматизированные информационные системы, предназначенные для обнаружения событий.

Предметом исследования являются методы, алгоритмы и программно-технические средства цифровой обработки визуальной информации, обеспечивающие восстановление изображений, анализ дорожной сцены и автоматизированное обнаружение дорожно-транспортных происшествий.

Методы исследования. Для решения сформулированных задач использовались методы компьютерного зрения и глубокого обучения, автоматической обработки визуальной информации, методы статистического анализа экспериментальных данных.

Научная новизна результатов диссертации заключается в совокупности взаимосвязанных программных и технических решений для автоматизации распознавания дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости.

В процессе выполнения диссертационной работы получены следующие оригинальные научные результаты:

1. Разработан нейросетевой метод цифровой обработки визуальной информации, отличающийся двухэтапным принятием решения об обнаружении происшествия, включающим формирование событий-кандидатов по результатам анализа динамики транспортных средств и их последующую нейросетевую классификацию, позволяющий учитывать динамику развития дорожной сцены при анализе видеопоследовательности (2.3.8, п.4).
2. Разработан нейросетевой метод восстановления изображения от зашумлений, вызванных атмосферными осадками, отличающийся сниженной параметрической ёмкостью генератора, позволяющий сохранять информативность визуальных признаков для последующего обнаружения

объектов дорожной сцены с двукратным сокращением времени обработки (2.3.8, п.4).

3. Разработана архитектура автоматизированной информационной системы обнаружения дорожно-транспортных происшествий по визуальной информации, отличающаяся совместным применением средств восстановления информативности изображений дорожной сцены в условиях атмосферных осадков и двухэтапного механизма распознавания дорожно-транспортных происшествий, позволяющая адаптивно формировать последовательность выполнения процедур мониторинга, восстановления изображений и обнаружения происшествий (2.3.8, п.9).

Теоретическая и практическая значимость определяется развитием методов цифровой обработки визуальной информации для обнаружения дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости. Полученные результаты расширяют возможности анализа видеопоследовательностей за счёт объединения динамических характеристик транспортных средств и визуальных признаков дорожной сцены, а также развивают методы восстановления изображений с учётом сохранения признаков, значимых для последующего анализа изображения. Разработанные методы создают основу для комплексной обработки визуальной информации при распознавании событий в изменяющихся условиях наблюдения. Практическая значимость заключается в возможности использования разработанных методов и архитектуры автоматизированной информационной системы в интеллектуальных транспортных системах на основе существующей инфраструктуры городского видеонаблюдения.

Положения, выносимые на защиту:

1. Метод цифровой обработки визуальной информации дорожной сцены, позволяющий обеспечивать полноту выявления дорожно-транспортных происшествий не ниже 0,88 на независимой тестовой выборке видеопоследовательностей.
2. Метод восстановления изображения от зашумлений, вызванных атмосферными осадками, позволяющий сохранить структурное сходство восстановленного изображения не менее 0,78 и информативность визуальных признаков для последующей детекции объектов с двукратным сокращением времени обработки кадра.
3. Архитектура автоматизированной информационной системы обнаружения дорожно-транспортных происшествий, позволяющая обеспечивать последовательную обработку с адаптивным включением восстановления изображения при изменении условий наблюдения и масштабируемое взаимодействие функциональных компонентов в зависимости от количества видеопотоков.

Степень достоверности и апробация результатов работы определяется использованием современных методов детектирования и классификации объектов и событий на изображениях, а также экспериментальной проверкой

разработанных решений. Методическую основу исследования составляют методы анализа данных, машинного и глубокого обучения и математической статистики, адаптированные к решению поставленных задач.

Результаты были представлены на ряде международных конференций:

- 2024 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications;
- 2024 Wave Electronics and Its Application in Information and Telecommunication Systems;
- 2024 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications;
- 2025 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications;
- 2026 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications.

Результаты также обсуждались на заседании кафедры, а также на научных семинарах в МТУСИ.

Личный вклад.

В ходе исследования автором лично были разработаны и реализованы ключевые подходы, направленные на повышение эффективности обнаружения дорожно-транспортных происшествий:

- Разработан нейросетевой метод цифровой обработки визуальной информации для обнаружения дорожно-транспортных происшествий, реализующий двухэтапное принятие решения на основе анализа динамики транспортных средств и последующей нейросетевой классификации событий-кандидатов, обеспечивающий полноту выявления дорожно-транспортных происшествий не ниже 0,88 при времени обработки кадра не более 20 мс.
- Разработан нейросетевой метод восстановления изображений от зашумлений, вызванных атмосферными осадками, основанный на применении облегчённого генератора с уменьшенной параметрической ёмкостью; обеспечивающий сохранение структурного сходства восстановленного изображения не ниже 0,78 при времени обработки кадра не более 29 мс, что соответствует двукратному сокращению времени обработки по сравнению с базовым методом.
- Разработана архитектура автоматизированной информационной системы обнаружения дорожно-транспортных происшествий, обеспечивающая совместное применение разработанных методов, адаптивное включение восстановления изображения при изменении условий наблюдения и масштабирование вычислительных компонентов в зависимости от количества входных видеопотоков.
- Организованы и проведены экспериментальные исследования разработанных методов и архитектуры АИС, включающие оценку обнаружения дорожно-транспортных происшествий на независимой тестовой выборке видеопоследовательностей, исследование качества восстановления изображений и последующей детекции объектов,

апробацию полного конвейера обработки и нагрузочное тестирование при различном количестве входных видеопотоков.

Реализация и внедрение. Алгоритмы и архитектура программно-аппаратного комплекса, разработанные в настоящей работе, внедрены в следующих организациях:

- ООО «Интелсити»
- ООО «ТАГИР»

Также разработанное алгоритмическое обеспечение внедрено в учебный процесс кафедры «Математическая кибернетика и информационные технологии» МТУСИ. Подтверждается соответствующими актами внедрения результатов диссертационной работы.

Соответствие специальности. Тематика и результаты диссертации соответствуют следующим направлениям специальности: 2.3.8. «Информатика и информационные процессы».

- п.4 – разработка методов и технологий цифровой обработки аудиовизуальной информации с целью обнаружения закономерностей в данных, включая обработку текстовых и иных изображений, видео контента. Разработка методов и моделей распознавания, понимания и синтеза речи, принципов и методов извлечения требуемой информации из текстов.
- п.9 – разработка архитектур программно-аппаратных комплексов поддержки цифровых технологий сбора, хранения и передачи информации в инфокоммуникационных системах, в том числе, с использованием «облачных» интернет-технологий и оценка их эффективности.

Публикации. По материалам диссертации опубликовано 18 научных работ, из них 14 научных статей, из которых 3 в научных журналах и изданиях, рекомендованных ВАК при Министерстве науки и высшего образования Российской Федерации, в периодических научных журналах индексируемых Scopus – 11, в том числе 1 работа опубликована без соавторов, получены 4 свидетельства о регистрации программы для ЭВМ.

Содержание работы

Во **введении** обоснована актуальность исследования, связанная с необходимостью развития методов автоматизированного обнаружения дорожно-транспортных происшествий по видеопотоку в условиях затрудненной видимости. Определены степень разработанности темы, объект и предмет исследования, сформулированы цель и задачи работы, направленные на разработку нейросетевых методов обработки визуальной информации для обнаружения ДТП.

Представлены научная новизна, теоретическая и практическая значимость полученных результатов, положения, выносимые на защиту, и личный вклад автора. Приведены сведения о достоверности и апробации результатов.

В **первой главе** проведен анализ существующих методов автоматизированного обнаружения дорожно-транспортных происшествий и восстановления изображения от зашумлений, вызванных атмосферными осадками. Рассмотрены особенности применения средств компьютерного зрения для мониторинга дорожной обстановки и определены факторы, влияющие на обработку видеоданных в условиях городской среды.

Рассмотрены характерные сценарии возникновения и развития дорожно-транспортных происшествий. На их основе сформирована модель угроз, устанавливающая связь между аварийными ситуациями и наблюдаемыми изменениями движения транспортных средств. Определены признаки, которые могут быть получены при анализе последовательности кадров и использованы для выявления возможного ДТП.

Проведен анализ методов обнаружения ДТП. Рассмотрены подходы, основанные на анализе видеопоследовательностей и классификации отдельных изображений, обнаружении и сопровождении транспортных средств, оценке параметров их движения и анализе последовательности кадров. Установлено, что классификация отдельных кадров не в полной мере учитывает динамику аварийного события, тогда как методы анализа движения зависят от устойчивости локализации и сопровождения объектов.

Отдельно рассмотрены методы восстановления визуальной информации при атмосферных искажениях. Проанализированы классические методы цифровой обработки изображений, сверточные нейронные сети, генеративные и диффузионные нейросети, а также методы на основе трансформеров. При их применении в составе систем анализа изображений существенное значение имеют не только характеристики восстановленного изображения, но и сохранение признаков дорожной сцены, используемых при последующем обнаружении и классификации объектов.

По результатам проведенного анализа определены направления дальнейшего исследования: совместное использование динамических и визуальных признаков дорожной сцены при обнаружении ДТП и восстановление изображений с учетом сохранения информации, необходимой для последующего машинного анализа. Эти направления положены в основу разработки методов, представленных в последующих главах диссертации.

Во **второй главе** представлены результаты разработки нейросетевого метода обнаружения ДТП по видеопотоку с уличных камер наблюдения. Исследована возможность распознавания визуальных признаков ДТП на изображении средствами нейросетевой классификации, выполнена разработка нейросетевого классификатора. Для учета изменений дорожной ситуации во времени и динамических характеристик транспортных средств разработан двухэтапный метод обнаружения ДТП по видеопоследовательности, включающим формирование событий-кандидатов по результатам анализа динамики транспортных средств и их последующую нейросетевую классификацию. Приведены алгоритм метода и результаты его экспериментальной проверки на независимой выборке видеозаписей.

Исследование методов классификации ДТП. Для исследования возможности распознавания ДТП по визуальным признакам проведено сравнение нейросетевых классификаторов изображений. Оценка выполнялась по значениям метрик Accuracy, Precision, Recall и F1-меры, а также по времени обработки изображения. В качестве основы для дальнейшей разработки выбран базовый метод ConvNeXtV2-Femto. В разработанном нейросетевом классификаторе ДТП формирование визуальных признаков выполняется с использованием пространственного и частотного представлений изображения, для чего в третьей стадии классификатора применяется операция Fast Fourier Convolution (FFC) вместо свертки с большим размером ядра.

Таблица 1. Результаты сравнения методов классификации ДТП

	Accuracy	Precision	Recall	F1-мера	Время обработки, мс
MobileNet	0.91	0.89	0.94	0.92	10
EfficientNet1	0.9	0.94	0.88	0.91	10
EfficientNet7	0.87	0.91	0.84	0.87	30
DCNN	0.86	0.85	0.88	0.86	10
CoNvNeXtV2	**0.94**	**0.95**	0.92	0.93	6
Разработанный классификатор	**0.94**	0.94	**0.96**	**0.95**	**4**

Разработанный нейросетевой классификатор обеспечивает значения метрик сопоставимые с базовым методом при увеличении полноты выявления ДТП не ниже 0,96 и уменьшении времени обработки изображения на 2 мс. Полученные результаты послужили основанием для разработки метода обнаружения ДТП. Классификация отдельного изображения позволяет распознавать визуальные признаки происшествия, однако не учитывает изменение дорожной ситуации во времени. В видеопоследовательности дополнительным источником информации служит характер движения транспортных средств: изменение скорости и направления движения, а также их взаимного положения.

Разработка метода обнаружения дорожно-транспортных происшествий на видеопоследовательности. Разработанный метод обнаружения ДТП основан на двухэтапном анализе видеопоследовательности. На основе обнаружения транспортных средств и последующего отслеживания траектории перемещения оцениваются характеристики их движения и выделяются события-кандидаты. Затем выполняется их нейросетевая классификация по временному окну, результат которой является окончательным решением о наличии происшествия.

Шаг 1. Локализация транспортных средств. На каждом кадре I_t выполняется локализация транспортных средств с использованием алгоритма YOLO. На выходе образуется множество ограничительных рамок:

$$B^t = \{b_1^t, b_2^t, \dots, b_{N_t}^t\}, \quad (1)$$

гдеN_t – число обнаруженных транспортных средств на кадре *t*, b_i^t – ограничивающая рамка транспортных средств.

Шаг 2. Вычисление центроид транспортных средств. Для каждого транспортного средства определяется его центроид:

$$c_i^t = (x_i^t, y_i^t), \tag{2}$$

где x_i^t, y_i^t – координаты центроида объекта *i.*

Центроиды используются в качестве точек отслеживания характеристик движения.

Шаг 3. Отслеживание траекторий и вычисление кинематических параметров. Для каждого транспортного средства на кадре *t* выполняется сопоставление центроид между соседними кадрами. Соответствие определяется как минимизация евклидова расстояния между центроидами:

$$j = \arg\min_k \left\| c_i^t - c_i^{t+1} \right\|, \text{при } \left\| c_i^t - c_j^{t+1} \right\| < d_{max}, \tag{3}$$

где d_{max} – максимально допустимое расстояние ассоциации.

Дискретная оценка скорости объекта определяется как вектор:

$$\vec{v}_i^t = \frac{c_j^t - c_i^{t-1}}{\Delta t}. \tag{4}$$

Дискретная оценка ускорения определяется как:

$$\vec{a}_i^t = \frac{\vec{v}_i^t - \vec{v}_i^{t-1}}{\Delta t}. \tag{5}$$

Шаг 4. Нормирование и сглаживание. Производится нормирование для анализа изменений движения без привязки к направлению:

$$\hat{v}_i^t = \frac{\left\| \vec{v}_i^t \right\|}{T_v}, \qquad \hat{a}_i^t = \frac{\left\| \vec{a}_i^t \right\|}{T_a}, \tag{6}$$

где T_v и T_a – пороговые значения для скорости и ускорения соответственно.

Для фильтрации шумов используется экспоненциальное сглаживание:

$$\tilde{x}_i^t = \alpha x_i^t + (1-\alpha)\tilde{x}_i^{t-1}, 0 < \alpha < 1. \tag{7}$$

Шаг 5. Оценка вероятности коллизии по кинематическому анализу.

Для выявления аномальной динамики движения вводятся признаки, отражающие изменения состояния объектов. Падение скорости определяется как:

$$\Delta v_i^t = max\left(0, \left\|\vec{v}_i^{t-1}\right\| - \left\|\vec{v}_i^t\right\|\right). \quad (8)$$

Изменение направления движения определяется как угол между векторами скорости:

$$\Delta\theta_i^t = arccos\left(\frac{\vec{v}_i^t \cdot \vec{v}_i^{t+1}}{\left\|\vec{v}_i^t\right\| \cdot \left\|\vec{v}_i^{t+1}\right\|}\right). \quad (9)$$

На основе этих признаков вычисляется коэффициент потенциальной аварийной ситуации:

$$K_i^t = \omega_1 \frac{\Delta v'^t_i}{T_v} + \omega_2 \hat{a}_i^t + \omega_3 \frac{\Delta\theta_i^t}{T_\theta}, \quad (10)$$

где ω_1, ω_2, ω_3 – весовые коэффициенты, T_θ – порог изменения направления движения.

Если коэффициент $K_t^{(i)}$ достигает порогового значения T_{pred}, то событие рассматривается как кандидат на наличие ДТП.

Шаг 6. Классификация события разработанным нейросетевым методом определения ДТП. Для проверки наличия или отсутствия предполагаемого события выполняется классификация с применением разработанного метода определения ДТП:

$$p_t = f_{cls}(I^t), \quad (11)$$

где $p_t \in [0, 1]$ – вероятность того, что изображение содержит ДТП.

Если коэффициент p_t достигает порогового значения T_{cls}, то изображение считается содержащим признаки происшествия.

Шаг 7. Валидация события по временной последовательности. Для проверки корректности прогноза метода определения ДТП применяется метод подтверждения события в скользящем окне W_t :

$$P_w^t = \sum_{\tau \in W_t} 1(p^\tau > T_{cls}). \quad (12)$$

Если коэффициент P_w^t достигает порогового значения T_W, то событие считается обнаруженным.

Алгоритмическое обеспечение разработанного метода обнаружения ДТП представлен на рисунке 2.

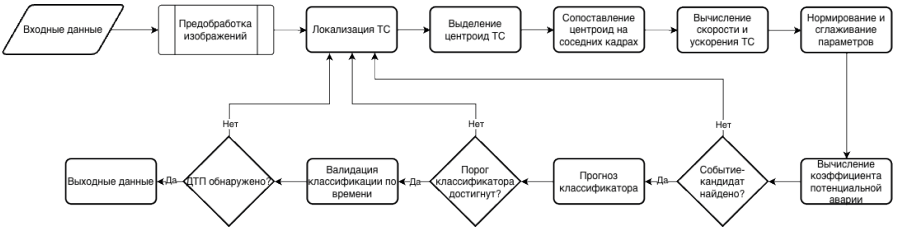


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма обнаружения дорожно-транспортных происшествий

В алгоритмическом обеспечении последовательно выполняются получение и обработка кадров видеопотока, обнаружение и сопровождение транспортных средств, расчет характеристик их движения, выделение события-кандидата и его нейросетевая классификация. Учет результатов классификации в скользящем временном окне позволяет формировать решение на основании последовательности наблюдений, а не отдельного кадра.

Экспериментальная проверка разработанного метода выполнена на независимой выборке из 100 видеозаписей продолжительностью от 8 до 15 с. В нее вошли 50 видеозаписей с дорожно-транспортными происшествиями и 50 видеозаписей без ДТП. Для оценки использовались показатели Precision, Recall и F1-мера, а также среднее время обработки кадра.

Таблица 2. Результаты экспериментальной оценки метода обнаружения ДТП на видео

Precision	Recall	F1	Среднее время обработки, мс
0.85	0.88	0.86	20

На независимой тестовой выборке разработанный метод обеспечил точность обнаружения ДТП по метрикам Precision = 0,85, Recall = 0,88, и F-1= 0,86 при среднем времени обработки кадра 20 мс. Полученные результаты подтверждают возможность обнаружения ДТП на видеопоследовательности посредством выделения событий-кандидатов на основе характеристик движения транспортных средств и их последующей нейросетевой классификации.

В **третьей главе** решается задача восстановления визуальной информации, искаженной атмосферными осадками, с учетом ее последующего использования при обнаружении объектов дорожной сцены. Проведено сравнительное исследование нейросетевых методов восстановления изображений и способов снижения их вычислительной сложности. Исследовано влияние уменьшения параметрической емкости нейросетей посредством дистилляции знаний и снижения разрядности представления параметров посредством квантования на качество и время обработки изображений. На основании полученных результатов разработан нейросетевой метод восстановления визуальной информации, ориентированный на сохранение признаков, используемых при последующем анализе изображения.

Для определения подхода к построению метода выполнено сравнение нейросетевых методов восстановления изображений, различающихся архитектурой, качеством реконструкции и вычислительной сложностью. В качестве способов снижения вычислительных затрат исследованы дистилляция знаний и квантование нейронной сети. Дистилляция рассматривалась как способ уменьшения параметрической емкости нейросети за счет обучения компактного генератора по результатам предварительно обученной нейросети большей емкости.

Таблица 3. Результаты влияния дистиляции на качество восстановления исследуемых методов

Метод	PSNR	SSIM	Время обработки изображения, мс
Weather Diffusion	33.1	0.92	12140
Weather Diffusion после дистилляции	26.3	0.81	8250
Deraining CycleGAN	32.4	0.89	84
Deraining CycleGAN после дистилляции	31.1	0.83	51
SensingGAN	30.8	0.87	63
SensingGAN после дистилляции	28.4	0.84	41

Таблица 4. Результаты влияния квантования на качество восстановления исследуемых методов

Метод	PSNR	SSIM	Время обработки изображения, мс
Deraining CycleGAN, FP32	32.4	0.89	84
Deraining CycleGAN, INT8	28.1	0.84	73
Deraining CycleGAN, INT4	23.5	0.73	59
Sensing GAN, FP32	28.4	0.84	64
Sensing GAN, INT8	25.3	0.73	53
Sensing GAN, INT4	21.5	0.65	31
Weather Diffusion, FP32	33.1	0.92	12140
Weather Diffusion, INT8	26.6	0.83	10400
Weather Diffusion, INT4	23.2	0.74	9610

Результаты исследования показали, что применение дистилляции знаний позволяет сократить время обработки изображения при сохранении основных характеристик восстановления. Дистиллированная модель SensingGAN обеспечила наименьшее время обработки и наибольшее значение SSIM среди исследованных моделей после дистилляции. Квантование также сокращает вычислительные затраты, однако сопровождается снижением качества

восстановления. Полученные результаты определили выбор SensingGAN в качестве основы для разработки метода, поскольку данный метод обеспечивает сочетание качества восстановления и времени обработки после уменьшения параметрической емкости.

Разработка метода восстановления изображения, зашумленного атмосферными осадками. Разработанный нейросетевой метод восстановления изображений, основан на преобразовании входного изображения разработанным генератором. Для выделения дождевых искажений формируется карта признаков осадков, которая объединяется с исходным изображением и поступает на вход генератора. Далее выполняются извлечение пространственных признаков, их обработка с использованием механизма самовнимания и дилатированных свёрток и восстановление изображения декодером.

Шаг 1. Предварительная обработка входного изображения. Входное изображение $I \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$, где H, W- высота и ширина изображения, а три канала соответствуют цветовой модели RGB, приводится к формату, используемому генератором. Выполняется изменение пространственного разрешения до фиксированного размера, преобразование в тензор и нормализация значений пикселей. В результате формируется нормализованное изображение:

$$I_p = P(I), \tag{13}$$

где $P(\cdot)$ – оператор предварительной обработки, включающий масштабирование изображения, преобразование в тензор и нормализацию.

Шаг 2. Формирование карты дождевых признаков. По предварительно обработанному изображению вычисляется карта признаков дождевых артефактов:

$$R = F(I_p), \tag{14}$$

где $F(\cdot)$ – оператор построения карты дождевых признаков.

Полученная карта выделяет области изображения, содержащие характерные пространственные структуры атмосферных осадков.

Шаг 3. Формирование входного представления генератора. Нормализованное изображение и карта дождевых признаков объединяются по канальному измерению:

$$X = Concat(I_p, R), \tag{15}$$

где $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times 4}$ – выходной четырехканальный тензор.

Шаг 4. Извлечение пространственных признаков. Из входного тензора X происходит извлечение признаков посредством сверточных операций с одновременным уменьшением пространственного разрешения.

$$F_1 = \sigma\left(C^{64}_{5\times5,S=1}(X)\right), \quad (16)$$

$$F_2 = \sigma\left(C^{128}_{3\times3,S=2}(F_1)\right), \quad (17)$$

$$F_3 = \sigma\left(C^{128}_{3\times3,S=1}(F_2)\right), \quad (18)$$

$$F_4 = \sigma\left(C^{256}_{3\times3,S=2}(F_3)\right), \quad (19)$$

$$F_5 = \sigma\left(C^{256}_{3\times3,S=1}(F_4)\right), \quad (20)$$

$$F_6 = \sigma\left(C^{256}_{3\times3}(F_5)\right), \quad (21)$$

где

- F_c – последовательные карты признаков;
- $C^n_{x\times x,s=m}$ – операция двумерной свёртки с размером ядра $x \times x$, количеством выходных каналов n, $s = m$ – шагом смещения ядра свертки;
- $\sigma(\cdot)$ – функция активации ReLU.

В результате выполнения этапа формируется компактное признаковое представление входного изображения.

Шаг 5. Обработка признакового пространства. Выполняется обработка сформированного признакового представления с использованием механизма самовнимания и дилатированных свёрток:

$$F_7 = SA(F_6), \quad (22)$$

$$F_8 = \sigma\left(C^{256}_{3\times3,d=2}(F_7)\right), \quad (23)$$

$$F_9 = \sigma\left(C^{256}_{3\times3,d=4}(F_8)\right), \quad (24)$$

где

- $SA(\cdot)$ – модуль самовнимания, обеспечивающий учет глобальных пространственных зависимостей между признаками;
- $C^n_{x\times x,d=m}$ – операция двумерной дилатированной свёртки с размером ядра $x \times x$, количеством выходных каналов n, $s = m$ – коэффициентом дилатации.

В результате выполнения этапа формируется признаковое представление, содержащее как локальные, так и глобальные характеристики изображения, необходимые для последующего восстановления.

Шаг 6. Восстановление изображения. Преобразованные признаки поступают в декодирующую часть генератора, восстанавливающую пространственное разрешение изображения:

$$F_{10} = U_{256\to128}(F_9) + F_3, \tag{25}$$

$$F_{11} = \sigma\left(C^{128}_{3\times3,s=1}(F_{10})\right), \tag{26}$$

$$F_{12} = U_{128\to64}(F_{11}) + F_1, \tag{27}$$

$$F_{13} = \sigma\left(C^{32}_{3\times3,s=1}(F_{12})\right), \tag{28}$$

где $U_{k\to j}(\cdot)$ – блок увеличения пространственного разрешения в два раза с уменьшением числа каналов с k до j.

В результате выполнения этапа формируется полноразмерное признаковое представление, содержащее восстановленные пространственные детали и используемое для формирования трёхканального выходного изображения.

Шаг 7. Формирование выходного изображения. Выполняется восстановление цветового изображения на основе сформированного признакового представления:

$$I = C^{3}_{3\times3}(F_{13}), \tag{29}$$

где $\hat{I}$ – восстановленное изображение.

После формирования выходного изображения выполняется удаление дополненных при предварительной обработке областей, что обеспечивает соответствие результата исходному размеру изображения.

Для обучения разработанного генератора применялась дистилляция знаний, в качестве учителя предобученный генератор SensingGAN, параметры которого не изменялись. Обучение разработанного генератора выполнялось на 5000 изображениях набора данных BDD100K с синтетически сформированными искажениями в течение 250 эпох с использованием оптимизатора AdamW при размере пакета 8. Полученные веса после посттренировочного квантования в INT8 продемонстрировали значения метрик SSIM = 0,78 и PSNR = 27,4. По сравнению с базовым SensingGAN время обработки сократилось в два раза при сопоставимом качестве структурной целостности восстановленного изображения.

Для оценки возможности последующего анализа восстановленного изображения исследовано влияние восстановления изображений на результаты обнаружения объектов дорожной сцены алгоритмом YOLOv8m. В качестве исходных рассматривались изображения без искажений, изображения с дождевыми зашумлениями, а также результаты их обработки базовым и разработанным методами восстановления.

Таблица 5. Влияние удаления дождя на качество работы YOLO по метрике mAP

	Car	Person	Traffic light	Traffic sign	All
Ясная погода	0.54	0.36	0.39	0.3	0.4
Дождь	0.33	0.13	0.19	0.15	0.2
Удаление дождя базовым Sensing GAN	0.51	**0.31**	**0.35**	**0.25**	**0.36**
Удаление дождя разработанным методом	**0.53**	0.3	0.34	0.24	0.35

Применение разработанного метода восстановления изображения повысило среднее значение mAP обнаружения объектов с 0,20 до 0,35, что сопоставимо с результатом базового SensingGAN, а также время обработки изображения сократилось в два раза. Пример результатов обработки разработанным методом представлен на рисунке 3.



Рисунок 2 - Влияние восстановления изображения от дождевых зашумлений

На представленном примере после восстановления изображения уменьшается выраженность дождевых артефактов, повышается уверенность прогнозов распознавания класса детектора и становятся доступными для обнаружения транспортные средства, не распознанные на искаженном изображении. Это согласуется с результатами количественной оценки и показывает, что разработанный метод обеспечивает не только восстановление визуальной информации, но и сохранение признаков, используемых при последующей обработке изображения для обнаружения происшествий.

В **четвертой главе** разработана архитектура автоматизированной информационной системы (АИС) обнаружения дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости, реализующая разработанные во второй и третьей главах методы обработки визуальной информации. Архитектура ориентирована на обработку множественных видеопотоков городских камер наблюдения и предусматривает последовательное выполнение операций получения видеоданных, оценки условий наблюдения для адаптивного включения нейросетевого метода восстановления изображения при наличии атмосферных искажений. Проведено экспериментальное исследование работы разработанных методов в составе полного конвейера обработки данных, а также оценены временные характеристики системы.

Архитектура информационной системы. Архитектура АИС включает компоненты аппаратного декодирования видеопотоков (Decoder), бизнес-логики (Core), выполнения нейросетевых методов (Processor), мониторинга работы системы (Logs и Monitoring), объектное хранилище для сохранения связанных с обнаруженными событиями видеоданных (S3) и средства взаимодействия с внешними информационными сервисами. Архитектура представлена на рисунке 4. Построение системы предусматривает возможность горизонтального масштабирования вычислительных компонентов при увеличении количества обрабатываемых видеопотоков.

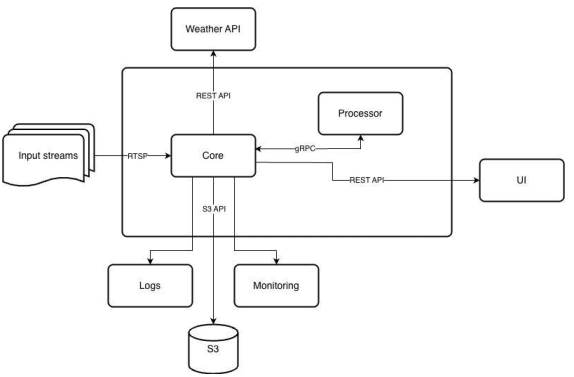


Рисунок 3 – Архитектура разработанной АИС

Функциональное взаимодействие компонентов при обработке видеопотока организовано посредством модулей Decoder, Reader, Logic, Processor и Sender. Decoder выполняет декодирование входного видеопотока, Reader обеспечивает передачу кадров в контур обработки, а Logic управляет последовательностью применения разработанных методов и хранит состояние, связанное с конкретным видеопотоком. Выполнение нейросетевых методов вынесено в Processor, после чего результаты обработки возвращаются в Logic. При подтверждении ДТП модуль Sender формирует сообщение и передает его во внешнюю информационную систему. Передача видеокадров между функциональными компонентами организована с использованием разделяемой памяти. В

сообщениях передаются метаданные и ссылка на соответствующий кадр, что исключает необходимость многократного копирования видеоданных при прохождении последовательных операций обработки. Для каждого входного потока в Logic поддерживается собственное логическое состояние, включающее данные, необходимые для анализа последовательности кадров и формирования скользящих временных окон.

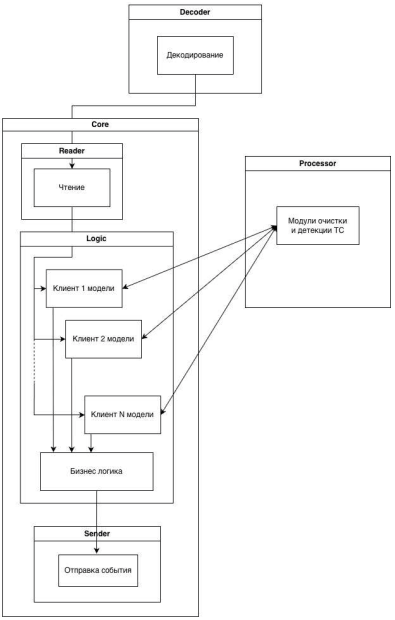


Рисунок 4 – Функциональная схема взаимодействия Core

Особенностью разработанной архитектуры является адаптивное включение метода восстановления визуальной информации в зависимости от условий наблюдения. По сведениям о местоположении выполняется обращение к внешнему сервису погодных данных. При наличии условий, соответствующих атмосферным осадкам, в последовательность обработки включается разработанный в третьей главе нейросетевой метод восстановления изображения; при отсутствии таких условий кадр передается непосредственно на обработку методом обнаружения ДТП. За счет этого восстановление не выполняется для каждого поступающего изображения независимо от состояния среды наблюдения и не создает дополнительных вычислительных затрат при отсутствии необходимости в предварительной обработке.

При работе с несколькими видеопотоками экземпляры нейросетевых методов могут совместно использоваться различными потоками. При поступлении запроса Processor определяет наличие уже загруженного совместимого экземпляра нейросети со свободным вычислительным ресурсом.

При возможности обработки запрос направляется существующему экземпляру; в противном случае создается дополнительный экземпляр и включается в пул вычислительных ресурсов. Такая организация связывает масштабирование нейросетевой обработки с фактической вычислительной нагрузкой, а не непосредственно с количеством подключенных камер.

Экспериментальная оценка работы полного конвейера обработки изобраэения разработанными методами в составе АИС. Экспериментальная проверка архитектуры проводилась с использованием того же набора видеозаписей, который применялся при оценке разработанного метода обнаружения ДТП. Исследовались три варианта входных данных: исходные видеозаписи, видеозаписи с внесенными дождевыми искажениями и те же искаженные данные после предварительного восстановления разработанным методом.

Таблица 6. Результаты экспериментальной оценки влияния метода предобработки на обнаружение ДТП на видео

Конфигурация системы	Precision	Recall	F1	Время обработки на GPU (макс.), мс
Метод обнаружения ДТП без применения метода восстановления	0.85	0.88	0.86	**20**
Метод обнаружения ДТП без применения метода восстановления на шумных данных	0.76	0.72	0.74	**20**
Метод обнаружения ДТП с применением метода восстановления	**0.77**	**0.86**	**0.8**	52

Применение разработанного метода восстановления изображений в составе АИС позволило повысить значения метрик Precision с 0,76 до 0,77, Recall – с 0,72 до 0,86 и F1-меру с 0,74 до 0,80. Это свидетельствует о снижении количества пропущенных ДТП и улучшении точности обнаружения при использовании предварительного восстановления изображений в условиях зашумлений.

Временные характеристики исследовались для полной последовательности обработки видеоданных. Время выполнения основного блока предварительной обработки составляло не более 18 мс, нейросетевой обработки – не более 52 мс, последующей обработки результатов – не более 2 мс. Дополнительные операции декодирования, передачи данных и обмена сообщениями занимали не более 5 мс. Суммарное время обработки кадра без учета времени ожидания в очередях составило не более 77 мс.

Для оценки масштабируемости разработанной архитектуры проведено нагрузочное тестирование при увеличении количества одновременно обрабатываемых видеопотоков. В исследованной конфигурации при разрешении

входных кадров 640×360 обеспечена обработка 50 видеопотоков, значения задержки обработки составили 85 мс для 95-го процентиля (P95) и 91 мс для 99-го процентиля (P99).

Проведенная экспериментальная проверка показывает, что разработанная архитектура обеспечивает совместное применение методов обнаружения ДТП и восстановления визуальной информации в едином контуре обработки видеопотока. Адаптивное включение восстановления в зависимости от условий наблюдения и совместное использование экземпляров нейросетевых методов позволяют распределять вычислительные ресурсы с учетом фактической потребности в обработке, а независимое состояние видеопотоков обеспечивает возможность масштабирования системы при подключении дополнительных камер.

В заключении сформулированы основные выводы и перечислены полученные в работе результаты. В рамках данного исследования была разработана и реализована автоматизированная информационная система устойчивого обнаружения дорожно-транспортных происшествий в условиях затрудненной видимости.

Ключевые достижения исследования включают:

1. Проведён анализ существующих методов обнаружения дорожно-транспортных происшествий и восстановления изображений при неблагоприятных погодных условиях. Установлено влияние атмосферных защумлений на снижение устойчивости алгоритмов компьютерного зрения и обоснована необходимость использования пространственно-временного анализа дорожной сцены и предварительной обработки видеоданных. (Задача № 1)
2. Разработан нейросетевой метод обнаружения дорожно-транспортных происшествий посредством анализа видеопотока с уличных городских камер. На первом этапе выполняются анализ динамики транспортных средств и формирование событий-кандидатов, на втором – нейросетевая классификация. Такая организация позволяет учитывать динамику развития дорожной сцены при анализе видеопоследовательности. Экспериментальная оценка на независимой тестовой выборке показала полноту выявления дорожно-транспортных происшествий не ниже 0,88 при времени обработки изображения не превышающим 20 мс. (Задача № 2, Положение № 1)
3. Разработан нейросетевой метод восстановления изображения от зашумлений, вызванных атмосферными осадками. В результате получено значение структурного сходства восстановленного изображения 0,78. После применения разработанного метода среднее значение mAP детекции объектов увеличилось с 0,20 на изображениях с дождевыми зашумлениями до 0,35. Время обработки изображения разработанным методом восстановления не превышает 29 мс, что соответствует двукратному сокращению по сравнению с базовым методом. Полученные результаты подтверждают сохранение

информативности визуальных признаков для последующего обнаружения объектов дорожной сцены. (Задача № 3, Положение № 2)

4. Разработана архитектура автоматизированной информационной системы обнаружения дорожно-транспортных происшествий в условиях затруднённой видимости. Система обеспечивает совместное применение разработанных методов, адаптивное включение восстановления изображения в зависимости от условий наблюдения и масштабируемое взаимодействие функциональных компонентов при изменении количества входных видеопотоков. Использование разработанного метода восстановления изображения в полном конвейере обработки данных повысило метрики Recall обнаружения ДТП на видеоданных с дождевыми искажениями с 0,72 до 0,86, Precision – с 0,76 до 0,77 и F1 – с 0,74 до 0,8. В исследованной конфигурации с разрешением входного видеопотока 640×360 обеспечена обработка 50 видеопотоков при P95 = 85 мс и P99 = 91 мс. (Задача № 4, Положение № 3)

Полученные результаты подтверждают возможность применения разработанных методов и архитектуры автоматизированной информационной системы в составе интеллектуальных транспортных систем. Совместное использование двухэтапного метода обнаружения ДТП, метода восстановления изображений и адаптивной организации вычислительного процесса обеспечивает обнаружение аварийных событий позволяет организовать обработку видеоданных с учетом изменения условий наблюдения и интенсивности поступающей нагрузки

Основные публикации по теме диссертации

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК России

1. Харрасов, К. Р. Исследование устойчивости нейронных сетей в задаче распознавания образов / К. Р. Харрасов, М. С. Мосева, М. Г. Городничев // Информационные технологии. – 2025. – Т. 31, № 2. – С. 87-92. – DOI 10.17587/it.31.87-92.
2. Мосева, М. С. О существующих методах удаления зашумлений на изображении / М. С. Мосева, К. Р. Харрасов // Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 8. – С. 48-67.
3. Харрасов К.Р. Нейросетевые методы очистки изображений от погодных искажений в задачах транспортного мониторинга // Инженерный вестник Дона. – 2026. – № 8. – С. 1-17

Публикации, включенные в библиографическую базу данных Scopus

4. Robust Neural Network-Based Object Detection Method for Drone Images / M. S. Moseva, K. R. Kharrasov, M. G. Gorodnichev // International Journal of Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 22. – No. 1. – Pp. 1-6. (Scopus Q2)
5. A Road Accident Detection Method Utilizing Deep Learning and Fast Fourier Transform. / Gorodnichev M., Kharrasov K., Moseva M. // Engineering,

Technology & Applied Science Research. – 2025. – 15. Pp. 30191-30195. – DOI:10.48084/etasr.10328. (Scopus Q2)

6. Moseva, M. S. Neural Network Method for Removing the Effect of Atmospheric Noise in an Image / M. S. Moseva, K. R. Kharrasov, M. G. Gorodnichev // Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2024. – Vol. 7, No. 1. – Pp. 290-293. – DOI 10.1109/IEEECONF60226.2024.10496730.
7. Research on Driver Monitoring Methods / M. Gorodnichev, A. Lipatova, K. Kharrasov, A. Pavlikov // Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2024. – Vol. 7, No. 1. – Pp. 123-127. – DOI 10.1109/IEEECONF60226.2024.10496785.
8. On the Color Transformation Problem Based on Generative-Adversarial Networks / Moseva M. S., Kharrasov K. R., Gorodnichev M. G. / 2024 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO). – 2024. – Pp. 1-5. – DOI: 10.1109/SYNCHROINFO61835.2024.10617795
9. Researching Effective Systems and Methods for Detecting Drowsiness / A. Lipatova, M. Moseva, K. Kharrasov, M. Gorodnichev // Wave Electronics and Its Application in Information and Telecommunication Systems. – 2024. – Vol. 7, No. 1. – Pp. 192-196. – DOI 10.1109/WECONF61770.2024.10564573.
10. On the Automated Selection of Neural Network Architectures in the Task of Pattern Recognition for Intelligent Transportation Systems / Moseva A. S., Gorodnichev M. G., Moseva M. S., Kharrasov K. R. // Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2025. – Pp.1-5. – DOI:10.1109/IEEECONF64229.2025.10948080.
11. Research and Optimization of the Algorithm for License Plate Recognition Under the Conditions of Edge Computations / Kharrasov K., Kudriavtsev K., Ablyazov I., Gorodnichev M. // Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2025. – Pp.1-4. – DOI:10.1109/IEEECONF64229.2025.10948043.
12. Intelligent System for Diagnostics and Detection of External Vehicle Damages / Polyantseva K., Gaponenko S., Sergeev A., Kharrasov K. // Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2025. – Pp.1-5. – DOI:10.1109/IEEECONF64229.2025.10948047.
13. Hybrid Object Detection with Segment Anything Model Integration for Scalable Computer Vision Data Annotation / Kharrasov K., Borzov V., Moseva M. // Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED). – 2025. – Pp.1-4. – DOI:10.1109/TIRVED67702.2025.11367207.
14. Transport Scene Image De-Niosing with Generative Adversarial Networks / Kharrasov K., Osipov E., Moseva M. // 2026 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF). – 2026. – Pp. 1-5. - DOI: 10.1109/WECONF69969.2026.11553834.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

15. Харрасов К. Р., Мосева М. С., Городничев М. Г., ПРОГРАММА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ ПРИ СЛОЖНЫХ ПОГОДНЫХ УСЛОВИЯХ // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023681196, 11.10.2023. Заявка № 2023669995 от 29.09.20237.
16. Харрасов К. Р., АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ПОВРЕЖДЕНИЙ ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА НА ОСНОВЕ ВИДЕО КОНТЕНТА // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025664579, 04.06.2025. Заявка № 2025663699 от 04.06.2025.
17. Харрасов К. Р., ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНЫХ СОБЫТИЙ НА УЛИЧНО-ДОРОЖНОЙ СЕТИ ПОСРЕДСТВОМ ОБРАБОТКИ ВИДЕОКОНТЕНТА НЕЙРОСЕТЕВЫМ МЕТОДОМ // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025666153, 24.06.2025. Заявка № 2025665050 от 04.06.2025.
18. Харрасов К. Р., Программная реализация нейросетевого метода обнаружения дорожных происшествий посредством обработки видео контента// Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026687102, 07.09.2026. Заявка № 2026686669 от 01.09.2026.

Подписано в печать 12.11.2026
Формат 148х210 мм
Объем 1,0 усл.печ.л.
Тираж 100 шт.
Заказ № 31161 Отпечатано в типографии ООО "Континенталь"
101000, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 17, стр. 1