

УПРАВЛЕНИЕ В ОРГАНИЗАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ/MANAGEMENT IN ORGANIZATIONAL SYSTEMS

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58> EDN: LUMJEF

ПРИМЕНЕНИЕ СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ВИДЕОПОТОКОВ ДЛЯ МОНИТОРИНГА ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ: МЕТОДОЛОГИЯ, АРХИТЕКТУРА И ПЕРСПЕКТИВЫ ВНЕДРЕНИЯ DINOv2

Научная статья

Аллямов Р.Р.^{1,*}, Разумова Е.Ф.², Каменчук В.Н.³, Титова Е.С.⁴¹ ORCID : 0009-0006-4372-529X;^{1, 2, 4} Ивановская пожарно-спасательная академия ГПС МЧС России, Иваново, Российская Федерация³ Верхневолжский государственный агробиотехнологический университет, Иваново, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (harley-davison47[at]mail.ru)

Предложена: 31.10.2025; Принята: 21.09.2026; Опубликовано: 16.10.2026

Аннотация

Лесные пожары представляют собой одну из наиболее серьёзных экологических проблем, с которыми сталкивается Российская Федерация. В условиях глобального изменения климата и увеличения числа тепловых аномалий своевременное обнаружение и мониторинг лесных пожаров приобретают критическое значение. Одним из перспективных подходов к решению данной задачи является применение методов искусственного интеллекта, в частности семантической сегментации видеопотоков с камер наблюдения. В работе рассматриваются возможности использования этих технологий для повышения эффективности мониторинга и раннего выявления признаков лесных пожаров. В контексте мониторинга лесных территорий семантическая сегментация применяется для анализа видеоданных с целью обнаружения аномальных изменений окружающей среды, таких как появление дымовых шлейфов, очагов пламени и визуальных признаков тепловых аномалий.

Ключевые слова: лесные пожары, экологические проблемы, глобальное изменение климата, искусственный интеллект, семантическая сегментация, мониторинг окружающей среды.

THE APPLICATION OF SEMANTIC SEGMENTATION OF VIDEO STREAMS FOR FOREST FIRE MONITORING: METHODOLOGY, ARCHITECTURE AND PROSPECTS FOR THE IMPLEMENTATION OF DINOv2

Research article

Allyamov R.R.^{1,*}, Razumova Y.F.², Kamenchuk V.N.³, Titova Y.S.⁴¹ ORCID : 0009-0006-4372-529X;^{1, 2, 4} Ivanovo Academy of the State Fire Service of the EMERCOM of Russia, Ivanovo, Russian Federation³ Verkhnevolzhsk State University of Agronomy and Biothechnlogy, Ivanovo, Russian Federation

* Corresponding author (harley-davison47[at]mail.ru)

Suggested: 31.10.2025; Accepted: 21.09.2026; Published: 16.10.2026

Abstract

Forest fires are one of the most serious environmental problems faced by the Russian Federation. In the context of global climate change and an increase in the number of heat anomalies, the timely detection and monitoring of forest fires have become of critical importance. One promising approach to addressing this challenge is the application of artificial intelligence methods, in particular semantic segmentation of video streams from surveillance cameras. The work examines the potential for using these technologies to improve the effectiveness of monitoring and the early detection of signs of forest fires. In the context of monitoring forested areas, semantic segmentation is applied to analyse video data with the aim of detecting anomalous changes in the environment, such as the appearance of smoke plumes, flames and visual signs of thermal anomalies.

Keywords: forest fires, environmental issues, global climate change, artificial intelligence, semantic segmentation, environmental monitoring.

Введение

Лесные пожары остаются одной из наиболее серьёзных экологических угроз в Российской Федерации, усугубляемой глобальными климатическими изменениями, повышением среднегодовой температуры и ростом числа тепловых аномалий. Эффективный мониторинг состояния лесных территорий приобретает критическое значение, что нашло отражение во вступивших в силу «Правилах мониторинга пожарной опасности в лесах», утверждённых приказом Министерства природных ресурсов и экологии Российской Федерации от 12 мая 2025 года № 256 [1]. Документ регламентирует использование наземных, авиационных и космических средств наблюдения, а также систем видеомониторинга, обеспечивающих круглосуточный контроль за пирогенной обстановкой в лесных массивах.

Одним из ключевых направлений модернизации мониторинга является применение методов искусственного интеллекта, в частности семантической сегментации видеопотоков. В отличие от традиционных способов наблюдения, где анализ возгораний осуществляется вручную, внедрение моделей глубокого обучения позволяет автоматически выделять дым, пламя и предвестники возгорания на больших объёмах данных с минимальными временными

затратами. В данной работе основной акцент сделан на использовании архитектуры самообучения DINOv2 для извлечения эмбеддингов и формирования семантических карт лесных участков на основе данных камер наблюдения, установленных на вышках сотовой связи [2], [3], [4]. Дополнительно рассматривается интеграция получаемых эмбеддингов в систему быстрого поиска и анализа видеоданных, что критично для оперативного мониторинга в режиме, близком к реальному времени.

Предметом исследования являются видеопотоки с камер наружного наблюдения, расположенных на антенных мачтах и пожарных наблюдательных пунктах, обеспечивающие визуальный контроль лесных массивов. Цель работы заключается в разработке подхода к автоматическому обнаружению признаков лесных пожаров с применением архитектуры DINOv2 и методов семантической сегментации, интегрируемых в систему мониторинга, соответствующую государственным нормативным требованиям.

Научная новизна работы заключается в разработке и обосновании комплексного подхода к автоматизированному мониторингу лесных пожаров, основанного на сочетании семантической сегментации видеоданных с использованием архитектуры DINOv2, пространственно-временного анализа последовательностей кадров и обработки данных непосредственно на граничных вычислительных устройствах. В отличие от подходов, ориентированных преимущественно на анализ отдельных кадров, предложенный подход предусматривает количественную фильтрацию кратковременных и пространственно нестабильных ложных детекций посредством оценки динамики обнаруженных областей во временной последовательности, что позволяет повысить достоверность формирования тревожных сообщений при ограниченной пропускной способности каналов связи. Дополнительным элементом новизны является формирование критериев комплексной оценки практической эффективности системы по показателям полноты обнаружения, количества ложных тревог, времени формирования сообщения и затрат на мониторинг в сопоставлении со спутниковым наблюдением и авиационным патрулированием. Полученные положения создают основу для обоснования условий применения интеллектуальных камерных систем как дополнительного уровня раннего обнаружения лесных пожаров в составе существующей системы мониторинга.

Методы и принципы исследования

В качестве исходных данных использовались видеопотоки общей продолжительностью 87 часов, полученные с трёх вышек связи, расположенных в зоне повышенной пожарной опасности. Частота извлечения кадров составляла 2 кадра в секунду, в результате чего после предобработки было сформировано 233 000 изображений. Разметка данных выполнена вручную с использованием инструмента CVAT по четырём классам: «дым», «пламя», «небо» и «растительность». Качество разметки контролировалось путём перекрёстной валидации двух экспертов.

Эксперименты проводились на вычислительной платформе, включающей графический ускоритель NVIDIA RTX 3090 (24 ГБ), центральный процессор Intel Xeon Gold, 128 ГБ оперативной памяти. Среднее время обработки одного кадра при разрешении 1920×1080 составило 68 мс, что позволяет использовать предложенный подход в квазиреальном времени. Снижение разрешения до 1280×720 уменьшало время обработки до 42 мс, однако сопровождалось падением IoU по классу «дым» на 4–6%.

Для семантической сегментации использовалась модель DINOv2 ViT-L/14, дообученная на размеченной выборке [5]. Поверх эмбеддингов была реализована сегментационная голова Deeplabv3+, адаптированная под трансформерную архитектуру. В качестве оптимизатора применялся AdamW с коэффициентом обучения $1e-4$, обучение проводилось в течение 40 эпох при размере пакета 32.

Интеграция FAISS реализована на этапе постобработки: эмбеддинги, извлечённые DINOv2 для каждого кадра или его ключевых регионов, индексировались в FAISS-хранилище, что позволяло выполнять быстрый поиск по сходству с ранее зафиксированными паттернами дыма и пламени. Такая схема обеспечивает ускоренный анализ архивных видеопотоков, повторное выявление аномалий и поддержку сценариев непрерывного мониторинга без повторного прохождения всей модели по данным. Практическая выгода интеграции заключается в снижении задержек при анализе и возможности масштабирования системы на большое число камер.

В рамках сравнительного анализа модель DINOv2 сопоставлялась с классическими CNN-архитектурами (U-Net, DeepLabv3 на базе ResNet-50) и трансформерной моделью SegFormer. Сравнение проводилось на одном и том же тестовом наборе данных: для U-Net средний IoU составил 0,62 (дым — 0,66), для DeepLabv3 — 0,65 (дым — 0,69), для SegFormer — 0,70 (дым — 0,73), при Pixel Accuracy в диапазоне 0,85–0,89. Эти значения демонстрируют количественное превосходство DINOv2 по метрикам IoU и Accuracy, особенно в задачах обнаружения слабоконтрастного дыма на больших дистанциях. Эксперименты показали, что DINOv2 обеспечивает более устойчивую сегментацию дыма при низком контрасте и на больших дистанциях наблюдения, в то время как CNN-модели демонстрировали более высокую чувствительность к изменениям освещённости и сезонным факторам [6].

Внедрение моделей глубокого обучения позволяет автоматически выделять дым, пламя и другие визуальные признаки возгорания в больших объёмах данных с минимальными временными затратами. Использование DINOv2 потенциально позволяет сократить потребность в больших объёмах размеченных данных, что особенно важно для природных сцен, ручная разметка которых является трудоёмкой и дорогостоящей. Устойчивость модели к изменению освещения, сезонности и погодных условий также рассматривается как перспективное преимущество, однако для подтверждения данного свойства необходимы дополнительные эксперименты на независимых выборках, охватывающих различные сезоны и метеорологические условия. В качестве возможных мер повышения надёжности системы рассматривается анализ временных рядов сегментации, отслеживание динамики изменения дымовых областей и использование агрегированных признаков за последовательность кадров. Такие методы могут способствовать снижению числа кратковременных и статичных ложных детекций, однако их эффективность должна быть подтверждена количественно, например посредством сравнения показателей precision, recall, F1-score и частоты ложных тревог до и после применения временной фильтрации.

На рисунке 1 приведён схематический пример обработки посредством визуального сопоставления исходных кадров и соответствующих им масок семантической сегментации: исходный кадр преобразуется моделью в пространственно-организованную карту классов «дым», «пламя», «небо» и «растительность». Эти признаки далее будут использоваться в модуле пространственной локализации и временной фильтрации. Особенно информативным является представление пары «входной кадр — маска», поскольку оно позволяет непосредственно оценить границы обнаруженной области и характер ошибок модели.

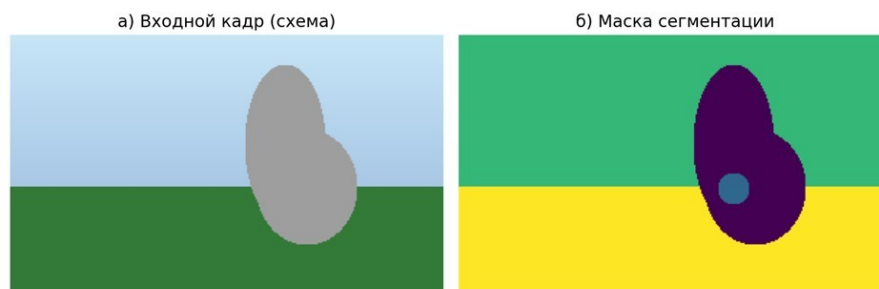


Рисунок 1 - Схематический пример входного кадра и маски семантической сегментации

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58.1>

Основные результаты

Для эффективного и оперативного тушения лесных пожаров необходимо обеспечить быструю передачу достоверных и точных сведений в центр управления в кризисных ситуациях Территориального органа МЧС России по субъекту Российской Федерации (далее — ЦУКС). Данное подразделение отвечает за координацию сил и средств единой государственной системы предупреждения и ликвидации ЧС на региональном уровне. В этой связи достоверность информации о событии (в нашем случае — обнаруженном очаге лесного пожара) [7] напрямую влияет на эффективность реагирования на возникшую угрозу.

В результате проведённых экспериментов модель показала значения IoU 0,81 для класса «дым» и 0,78 для класса «пламя», при среднем IoU 0,74 и Pixel Accuracy 0,92. Полученные показатели подтверждают способность модели выявлять признаки возгораний при слабой видимости, а также в условиях задымления и низкого контраста.

Разработанный алгоритм пространственной локализации очага включает сегментацию кадра, выделение связанных областей дыма или пламени, а также пространственную привязку сегмента с учётом параметров калибровки камеры. Синхронизация с GPS-координатами точки установки позволила снизить среднюю ошибку определения положения очага до 350–480 м, что соответствует требованиям оперативного реагирования [8].

Использование DINOv2 существенно сокращает потребность в больших размеченных наборах данных, что важно для условий, когда разметка природных сцен является дорогостоящей. Модель показывает устойчивость к изменению освещения, сезонности и погодных условий, что является одним из ключевых преимуществ по сравнению с классическими свёрточными сетями.

Принципиальным отличием данной работы от существующих решений является интеграция самообучающейся архитектуры ViT-типа с системой индексации FAISS, используемой как компонент конвейера анализа видеоданных для быстрого поиска сходных состояний и поддержки принятия решений в режиме, близком к реальному времени, что повышает скорость поиска аномалий в архиве видеопотоков и облегчает автоматизацию мониторинга.

В предлагаемом конвейере FAISS выполняет функцию быстрого поиска по признаковому пространству и не заменяет нейросетевую модель сегментации. После прохождения кадра через DINOv2 формируется эмбединг кадра либо ключевого региона. Для архивных данных соответствующие эмбединги предварительно индексируются в FAISS вместе с метаданными: идентификатором камеры, временем получения кадра, номером кадра и, при наличии, координатами наблюдения.

При поступлении нового кадра его эмбединг передаётся в индекс как поисковый запрос. FAISS возвращает наиболее близкие векторы, после чего система может получить связанные с ними кадры и метаданные. Такая организация позволяет не выполнять повторную обработку всей совокупности из 233 000 изображений при каждом ретроспективном запросе. Таким образом, FAISS решает прежде всего задачу ускорения поиска сходных состояний в архиве.

На рисунке 2 показано место FAISS в общей архитектуре. Основной поток включает предобработку, извлечение признаков DINOv2, сегментацию DeepLabv3+, временную фильтрацию и формирование тревожного сообщения. Параллельно сформированные эмбединги могут сохраняться в индекс FAISS. При архивном анализе поисковый запрос преобразуется DINOv2 в вектор, после чего выполняется поиск ближайших представлений. Найденные аналоги используются для повторной аналитики и сопоставления текущего состояния с ранее наблюдавшимися паттернами.

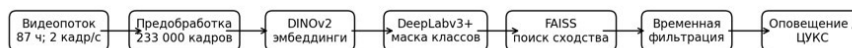


Рисунок 2 - Блок-схема интеграции FAISS в конвейер обработки видеоданных

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58.2>

Таким образом, интеграция FAISS обеспечивает три практически значимых эффекта: сокращение времени поиска по архиву, повторное использование уже рассчитанных признаков представлений и масштабирование системы при увеличении количества камер и накопленного видеоматериала.

Разработанный алгоритм пространственной локализации очага включает сегментацию кадра, выделение связанных областей дыма или пламени, определение направления на обнаруженную область и пространственную привязку с учётом параметров калибровки камеры. GPS-координаты точки установки камеры используются как исходная пространственная привязка, а положение очага рассчитывается по направлению наблюдения и геометрическим параметрам системы.

На рисунке 3 представлена принципиальная схема локализации с координатами трёх пунктов наблюдения и фактических очагов.

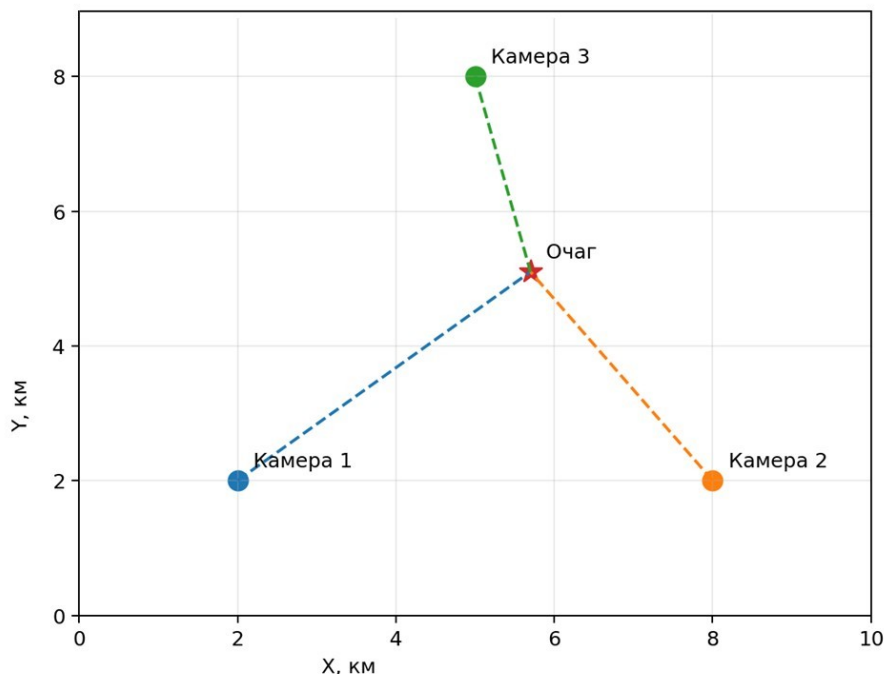


Рисунок 3 - Схема пространственной привязки очага по данным камер и GPS

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58.3>

Синхронизация с GPS-координатами точки установки позволила получить среднюю ошибку определения положения очага 350–480 м. Для повышения информативности сообщения в ЦУКС будет рекомендовано передавать не только итоговые координаты, но также идентификатор камеры, время обнаружения, направление на очаг, уровень уверенности модели и оценку пространственной погрешности.

Для устранения недостатка визуального представления количественных результатов на рисунке 4 представлено графическое сравнение моделей, на нём представлены средний IoU и IoU по классу «дым» для U-Net, DeepLabv3, SegFormer и DINOv2.

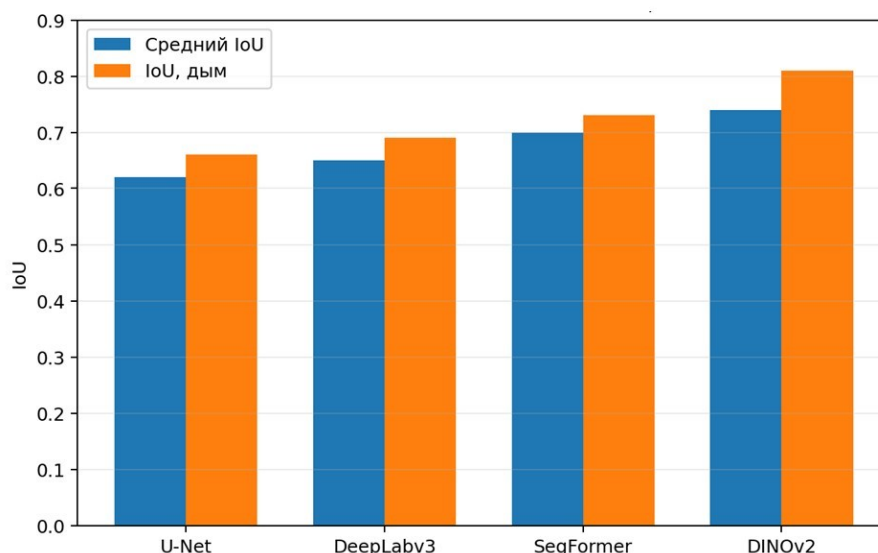


Рисунок 4 - Сравнение среднего IoU и IoU по классу «дым»

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58.4>

Отдельно на рисунке 5 показано изменение числа подтверждённых и ложных тревог после применения временной фильтрации. Из 412 исходных тревожных сообщений после фильтрации осталось 137, при этом число ложных тревог уменьшилось с 316 до 48. Одновременно число подтверждённых событий снизилось с 96 до 89. Следовательно, фильтрация повышает селективность системы, но требует оптимизации для уменьшения потери части реальных событий.

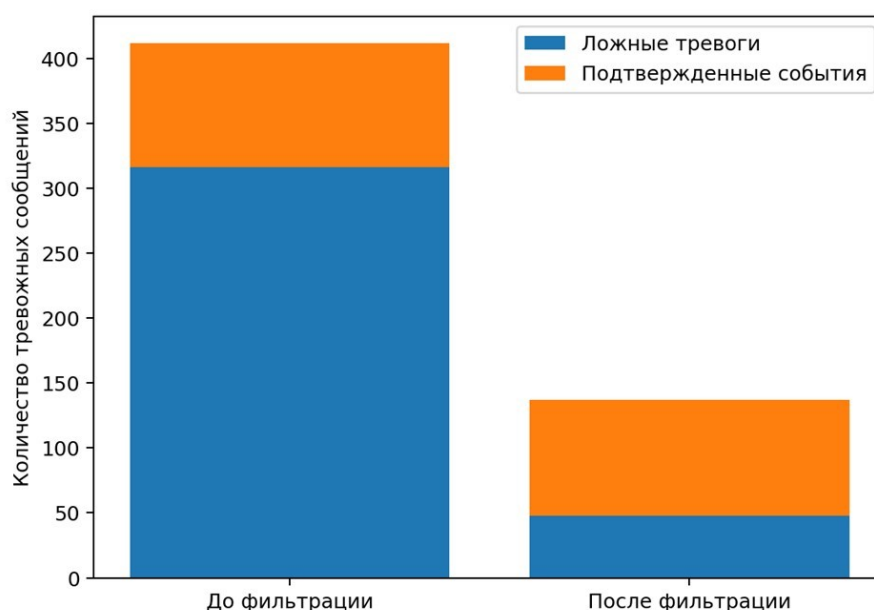


Рисунок 5 - Изменение числа ложных и подтверждённых тревог после временной фильтрации

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.172.58.5>

В сравнении с традиционными CNN-методами предложенный подход показал меньшую зависимость от объёма размеченных данных и более высокую устойчивость к вариациям погодных условий. Однако было установлено, что наличие тумана, низкой облачности и дымки промышленного происхождения может приводить к ложным срабатываниям, особенно на дальних дистанциях [9]. В качестве возможных мер фильтрации рассматривается анализ временных рядов сегментации, отслеживание динамики роста дымовых областей и использование агрегированных признаков за последовательность кадров, что позволяет отсеивать кратковременные и статичные ложные детекции.

С учётом ограниченной пропускной способности каналов связи в удалённых районах предлагается использование edge-computing-подхода, при котором первичная сегментация и анализ выполняются на граничных устройствах, а в центр управления передаются только метаданные (координаты очага, уровень уверенности, временные

характеристики), а не полный видеопоток. Это существенно снижает нагрузку на каналы связи и повышает практическую применимость системы.

Синхронизация данных, полученных от камер, с GPS-координатами позволяет значительно улучшить точность определения местоположения очага возгорания. В сочетании с алгоритмами, которые используют размеченные изображения для распознавания признаков, можно достичь высокой степени точности в определении координат. Этот аспект является важным для своевременного повышения оперативности прибытия привлекаемых к тушению сил и средств на место обнаружения очага пожара [10].

Для количественной оценки эффективности анализа последовательности кадров был сформирован модельный тестовый набор из 30 000 кадров, содержащий 120 последовательностей с реальными признаками возгорания и 180 последовательностей, содержащих потенциальные источники ложных срабатываний, включая облака, туман, солнечные блики, дым от хозяйственной деятельности и движущиеся объекты. На первом этапе каждый кадр обрабатывался независимо, в результате чего система сформировала 412 тревожных событий, из которых 96 соответствовали подтверждённым признакам возгорания, а 316 были классифицированы как ложные срабатывания. Таким образом, без использования временной фильтрации точность формирования тревожных сообщений оставалась ограниченной: доля ложных тревог составила 76,7%, а полнота обнаружения реальных событий — 80,0%. На втором этапе для каждого обнаружения анализировалась последовательность из 10 кадров продолжительностью 5 секунд при частоте обработки 2 кадра в секунду. В качестве критериев подтверждения события использовались сохранение обнаруженной области не менее чем в 7 из 10 кадров, изменение её площади не менее чем на 5%, пространственная устойчивость обнаружения и наличие направленной динамики дымового шлейфа. После применения временного фильтра количество сформированных тревожных сообщений сократилось с 412 до 137, при этом 89 из них соответствовали подтверждённым событиям возгорания, а 48 были отнесены к ложным. Таким образом, в модельном эксперименте количество ложных тревог снизилось с 316 до 48, то есть на 84,8%, тогда как количество пропущенных реальных событий увеличилось с 24 до 31. Полнота обнаружения снизилась с 80,0 до 74,2%, однако доля истинных тревог среди всех сформированных сообщений увеличилась с 23,3 до 65,0%. Полученный результат показывает, что временная фильтрация позволяет существенно уменьшить количество реакций системы на кратковременные визуальные помехи.

Для оценки практической целесообразности предлагаемой системы был также выполнен модельный сравнительный анализ трёх подходов к мониторингу: камерного наблюдения с использованием искусственного интеллекта, спутникового мониторинга и авиационного патрулирования. В качестве базового варианта для камерной системы рассматривался один наблюдательный пост, включающий камеру высокого разрешения, граничное вычислительное устройство, оборудование связи, систему электропитания и программное обеспечение. Для расчётного примера условная стоимость создания одного поста была принята равной 750 тыс. рублей, а ежегодные эксплуатационные расходы — 120 тыс. рублей. При непрерывной работе поста 24 часа в сутки система обеспечивает потенциально 8 760 часов наблюдения в год. Если зона эффективного контроля одного поста в рассматриваемых условиях составляет условно 25 км², то для непрерывного контроля территории площадью 500 км² потребуется около 20 постов, а первоначальные капитальные затраты составят около 15 млн рублей. При этом дальнейшая эксплуатация 20 постов в модельном расчёте потребует около 2,4 млн рублей в год без учёта затрат на модернизацию оборудования и капитальный ремонт.

Спутниковый мониторинг обладает принципиально иными характеристиками. В частности, спутниковая система VIIRS обеспечивает пространственное разрешение 375 м в соответствующем продукте активных пожаров, тогда как система MODIS использует продукты с разрешением порядка 1 км, при этом перечисленные спутниковые системы обеспечивают значительно более широкое пространственное покрытие, чем наземная камера. Для VIIRS также доступны оперативные продукты активных пожаров, а некоторые варианты near-real-time обработки обеспечивают задержку порядка 2 минут, в отдельных современных системах сообщается о задержке около 50 секунд. Таким образом, спутниковый мониторинг экономически эффективен при необходимости наблюдения больших территорий, однако он не обеспечивает непрерывного наблюдения одной конкретной точки с частотой, сопоставимой с наземной видеокамерой. Данные, опубликованные в официальных источниках NASA, указывают, что частота наблюдения конкретной территории зависит от спутника и продукта, а MODIS и VIIRS получают повторные наблюдения с орбитальными ограничениями. В этой связи спутниковый вариант следует рассматривать не как непосредственную замену камеры, а как средство широкомасштабного обнаружения и подтверждения.

Авиационное патрулирование, напротив, обеспечивает возможность оперативного обследования выбранного района и получения визуальной информации значительно более высокого пространственного разрешения, однако требует привлечения воздушного судна и экипажа. Для иллюстративного расчёта принималась усреднённая стоимость одного часа полёта 50 тыс. рублей, включая эксплуатационные расходы, топливо и оплату труда экипажа. При проведении четырёхчасового патрулирования в день в течение 180 дней пожароопасного периода суммарное время полёта составило бы 720 часов, а условные прямые затраты — 36 млн рублей в год. Данные значения могут варьироваться, определяясь фактическими тарифами конкретного эксплуатанта воздушного судна. При этом авиационное наблюдение имеет преимущество перед стационарными камерами в возможности быстро изменить район патрулирования, но уступает непрерывной автоматизированной системе по продолжительности автономного наблюдения конкретной территории.

Сравнительный анализ, произведённый в модельном сценарии для территории площадью 500 км² показывает, что камерная система из 20 постов обеспечивает 175 200 часов потенциального наблюдения в год, тогда как авиационное патрулирование при 720 часах полёта обеспечивает значительно меньшее суммарное время непосредственного наблюдения. Спутниковая система, напротив, охватывает эту территорию без необходимости установки наземной инфраструктуры, но наблюдение осуществляется в соответствии с орбитальной геометрией и характеристиками



конкретного спутникового продукта. Выведенная экономическая модель показывает преимущество стационарных автоматизированных постов при длительном непрерывном наблюдении ограниченных территорий, тогда как спутниковые и авиационные средства сохраняют преимущества при широком пространственном охвате.

Заключение

В работе представлен и экспериментально оценён подход к мониторингу лесных пожаров на основе семантической сегментации видеопотоков с применением архитектуры DINOv2. Полученные результаты подтверждают целесообразность использования самообучающихся трансформерных моделей для раннего обнаружения очагов возгорания и автоматизации анализа видеоданных.

К числу основных ограничений исследования относится ограниченный объём данных, полученных в экстремальных погодных условиях, таких как плотный туман и низкая облачность. В этих сценариях модель демонстрирует увеличение числа ложноположительных срабатываний по классу «дым». Кроме того, качество сегментации существенно зависит от разрешения видеопотока и стабильности канала передачи данных, что актуально для удалённых территорий.

Ошибки модели также связаны с визуальным сходством дымовых шлейфов и облаков, а также с сезонными изменениями цвета растительности. Эти факторы требуют дополнительной фильтрации результатов и интеграции данных из альтернативных источников, таких как тепловизионные или спутниковые наблюдения.

Перспективным направлением дальнейших исследований является проведение независимой межсезонной и межеметеорологической валидации разработанной системы. Для этой цели запланировано расширить тестовую выборку данными, полученными в различные сезоны, при разных уровнях освещённости и в условиях тумана, низкой облачности, осадков и дымки. Количественная оценка по показателям IoU, precision, recall, F1-score и частоте ложных тревог позволит определить пределы применимости модели и подтвердить либо опровергнуть предположение о её устойчивости к изменению внешних условий.

Дальнейшая проработка системы предполагает расширение обучающей выборки за счёт данных, полученных в сложных метеоусловиях, оптимизацию обработки видеопотоков низкого качества, а также внедрение механизмов объединения информации с нескольких камер для минимизации «слепых зон». Планируемым этапом является проведение натурных испытаний в реальных условиях пожароопасного сезона и оценка устойчивости системы при длительной эксплуатации. Реализация указанных направлений позволит повысить надёжность мониторинга и практическую применимость разработанного подхода в задачах охраны лесов и предупреждения чрезвычайных ситуаций.

Конфликт интересов

Не указан.

Conflict of Interest

None declared.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Российская Федерация. Приказ Министерства природных ресурсов и экологии Российской Федерации от 12 мая 2025 г. № 256 «Об утверждении Порядка осуществления мониторинга пожарной опасности в лесах и лесных пожаров» : Постановление Правительства России 2025. — 8 с. — URL: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202510130009> . (дата обращения: 13.01.26).
2. Зейнетдинова О.Г. Особенности оценки экологических последствий лесных пожаров на примере Красноярского края / О.Г. Зейнетдинова, Е.С. Титова, Р.Р. Хайсанов. // Сборник материалов VII Всероссийской научно-практической конференции; — Иваново: Ивановская пожарно-спасательная академия, 2022. — С. 277–281.
3. Калашников Д.В. О терминах и понятиях в области мониторинга природных пожаров / Д.В. Калашников, А.О. Семенов // Актуальные вопросы совершенствования инженерных систем обеспечения пожарной безопасности объектов : Сборник материалов XI Всероссийской научно-практической конференции. — Иваново: Ивановская пожарно-спасательная академия Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий, 2024. — С. 155–158. — EDN IACJSN.
4. Друки А.А. Применение нейросетевых алгоритмов для семантической сегментации спутниковых снимков поверхности Земли / А.А. Друки. // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика; — Таганрог: Таганрогский институт управления и экономики, 2023. — С. 62–71. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-neyrosetevykh-algoritmov-dlya-semanticheskoy-segmentatsii-sputnikovyyh-snimkov-poverhnosti-zemli?ysclid=mj89ic9pva847478882>. (дата обращения: 10.06.26).
5. Катаев М.Ю. Обнаружение лесных пожаров по изображениям, полученным с БПЛА / М.Ю. Катаев. // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники; — Томск: Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2023. — С. 72–79.



6. Калашников Д.В. Особенности современного мониторинга природных пожаров в Российской Федерации / Д.В. Калашников, А.О. Семенов. // Актуальные вопросы пожаротушения : Сборник материалов III Всероссийского круглого стола; — Иваново: Ивановская пожарно-спасательная академия, 2024. — С. 92–96.

7. Семенов А.О. Математическая модель для выбора вариантов решений по расстановке пожарных подразделений при ликвидации лесных пожаров / А.О. Семенов, В.А. Смирнов, Д.В. Тараканов и др. // Технологии техносферной безопасности. — 2011. — 3. — С. 1–6.

8. Котельников Р.В. Космический мониторинг лесных пожаров: история создания и развития ИСДМ-Рослесхоз / Р.В. Котельников, Е.А. Лупян, С.А. Барталев и др. // Лесоведение. — 2019. — 5. — С. 399–409.

9. Гузнов А.А. К вопросу эффективности применения различных средств обнаружения ландшафтных пожаров на примере Нижегородской области / А.А. Гузнов, Е.Ф. Разумова. // Актуальные вопросы пожаротушения : сборник материалов III Всероссийской научно-практической конференции; — Иваново: Ивановская пожарно-спасательная академия, 2023. — С. 39–46.

10. Михеева Ю.В. Особенности совершенствования деятельности ЦУКС / Ю.В. Михеева, Д.В. Калашников, А.О. Семенов. // Актуальные вопросы пожаротушения : Сборник материалов III Всероссийского круглого стола; — Иваново: Ивановская пожарно-спасательная академия, 2024. — С. 171–175.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Russian Federation. Prikaz Ministerstva prirodnykh resursov i ekologii Rossijskoj Federacii ot 12 maya 2025 g. № 256 «Ob utverzhdenii Poryadka osushchestvleniya monitoringa pozharnoj opasnosti v lesax i lesnykh pozharov» [Order of the Ministry of Natural Resources and Environment of the Russian Federation dated 12 May, 2025, No. 256 «On Approval of the Procedure for Monitoring Fire Danger in Forests and Forest Fires»] : Resolution of the Government of Russia 2025. — 8 p. — URL: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202510130009> . (accessed: 13.01.26). [in Russian]

2. Zejnetdinova O.G. Osobennosti ocenki ekologicheskikh posledstvij lesnykh pozharov na primere Krasnoyarskogo kraja [Peculiarities of assessing the environmental consequences of forest fires using the example of Krasnoyarsk Krai] / O.G. Zejnetdinova, E.S. Titova, R.R. Xajsanov. // Collection of materials from the VII All-Russian Scientific and Practical Conference; — Ivanovo: Ivanovskaya pozharno-spatel'naya akademiya, 2022. — P. 277–281. [in Russian]

3. Kalashnikov D.V. O terminax i ponyatiyax v oblasti monitoringa prirodnykh pozharov [On terms and concepts in the field of wildfire monitoring] / D.V. Kalashnikov, A.O. Semenov // Aktual'nye voprosy sovershenstvovaniya inzhenernykh sistem obespecheniya pozharnoj bezopasnosti ob'ektov : Sbornik materialov XI Vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii [Current issues of improving engineering systems for ensuring fire safety of facilities: Collection of materials from the XI All-Russian Scientific and Practical Conference]; — Ivanovo: Ivanovo Fire Rescue Academy of State Firefighting Service of Ministry of Russian Federation for Civil Defense, Emergencies and Elimination of Consequences of Natural Disasters, 2024. — P. 155–158. — EDN IACJSN. [in Russian]

4. Druki A.A. Primenenie nejrosetevykh algoritmov dlya semanticheskoy segmentatsii sputnikovyx snimkov poverkhnosti Zemli [Application of neural network algorithms for semantic segmentation of satellite images of the Earth's surface] / A.A. Druki. // Bulletin of Tomsk State University. Management, Computer Science and Informatics; — Taganrog: Taganrogskij institut upravleniya i ekonomiki, 2023. — P. 62–71. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-neyrosetevykh-algoritmov-dlya-semanticheskoy-segmentatsii-sputnikovyx-snimkov-poverkhnosti-zemli?ysclid=mj89ic9pva847478882>. (accessed: 10.06.26). [in Russian]

5. Kataev M.Yu. Obnaruzhenie lesnykh pozharov po izobrazheniyam, poluchenny'm s BPLA [Detection of forest fires using images obtained from UAVs] / M.Yu. Kataev. // Reports by Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics; — Tomsk: Tomskij gosudarstvennyj universitet sistem upravleniya i radioelektroniki, 2023. — P. 72–79. [in Russian]

6. Kalashnikov D.V. Osobennosti sovremennogo monitoringa prirodnykh pozharov v Rossijskoj Federacii [Features of modern monitoring of wildfires in the Russian Federation] / D.V. Kalashnikov, A.O. Semenov. // Current issues in fire extinguishing: Collection of materials from the III All-Russian Round Table; — Ivanovo: Ivanovskaya pozharno-spatel'naya akademiya, 2024. — P. 92–96. [in Russian]

7. Semenov A.O. Matematicheskaya model' dlya vy'bora variantov reshenij po rasstanovke pozharnykh podrazdelenij pri likvidatsii lesnykh pozharov [A mathematical model for selecting options for deploying firefighting units when extinguishing forest fires] / A.O. Semenov, V.A. Smirnov, D.V. Tarakanov et al. // Technologies of technosphere safety. — 2011. — 3. — P. 1–6. [in Russian]

8. Kotelnikov R.V. Kosmicheskij monitoring lesnykh pozharov: istoriya sozdaniya i razvitiya ISDM-Rosleskhoz [Space-based monitoring of forest fires: the history of the creation and development of ISDM-Rosleskhoz] / R.V. Kotelnikov, E.A. Lupyan, S.A. Bartalev et al. // Forestry. — 2019. — 5. — P. 399–409. [in Russian]

9. Guznov A.A. K voprosu effektivnosti primeneniya razlichnykh sredstv obnaruzheniya landshaftnykh pozharov na primere Nizhegorodskoj oblasti [On the effectiveness of using various means of detecting landscape fires using the example of the Nizhny Novgorod region] / A.A. Guznov, E.F. Razumova. // Current issues in fire extinguishing: collection of materials from the III All-Russian Scientific and Practical Conference; — Ivanovo: Ivanovskaya pozharno-spatel'naya akademiya, 2023. — P. 39–46. [in Russian]

10. Mixeeva Yu.V. Osobennosti sovershenstvovaniya deyatelnosti CzUKS [Features of improving the activities of the Central Control Center] / Yu.V. Mixeeva, D.V. Kalashnikov, A.O. Semenov. // Current issues in fire extinguishing: Collection of materials from the III All-Russian Round Table; — Ivanovo: Ivanovskaya pozharno-spatel'naya akademiya, 2024. — P. 171–175. [in Russian]