

УДК 004.932: 614.842.4

DOI: 10.34670/AR.2026.25.65.023

Пространственно-временной алгоритм обнаружения возгораний на основе межкадровой разности и фильтрации цветовых пространств

Мачихин Вячеслав Андреевич

Кандидат технических наук,
доцент кафедры электронных систем и информационной безопасности,
Самарский государственный технический университет.
443100, Российская Федерация, Самара, ул. Молодогвардейская, 244;
e-mail: vmachihin@mail.ru

Кузьменко Александр Александрович

Кандидат технических наук,
доцент кафедры электронных систем и информационной безопасности,
Самарский государственный технический университет,
443100, Российская Федерация, Самара, ул. Молодогвардейская, 244;
e-mail: alexandr291294@mail.ru

Аннотация

В статье рассматривается проблема создания легковесных алгоритмов компьютерного зрения для обнаружения лесных пожаров системами видеонаблюдения. Классические оптические методы дают недопустимо высокое число ложных срабатываний из-за фоновых объектов. Предложен пространственно-временной алгоритм, основанный на выделении движущихся объектов методом адаптивного вычитания фона (MOG2) с их последующей проверкой в цветовом пространстве HSV. На основе данных открытого набора данных HPWREN показано, что алгоритм исключает ложные детекции от ландшафта и формирует высокоточную метрику площади распространения дыма. Выявлены ограничения метода при детектировании точечных очагов пламени на больших дистанциях из-за работы морфологических шумоподавителей. Предложенный подход обладает высокой аппаратной эффективностью и пригоден для интеграции в гибридные системы мониторинга.

Для цитирования в научных исследованиях

Мачихин В.А., Кузьменко А.А. Пространственно-временной алгоритм обнаружения возгораний на основе межкадровой разности и фильтрации цветовых пространств // Вопросы российского и международного права. 2026. Том 16. № 5А. С. 174-181. DOI: 10.34670/AR.2026.25.65.023

Ключевые слова

Видеоаналитика, лесные пожары, компьютерное зрение, межкадровая разность, вычитание фона, алгоритм MOG2, цветовое пространство HSV, ложные срабатывания, мониторинг, методология исследования.

Введение

Актуальность темы Внедрение систем видеонаблюдения, с интегрированным искусственным интеллектом, является важным фактором в задаче раннего обнаружения лесных и промышленных пожаров [Заворотный, Лавлинский, 2025; Катаев, Карташов, 2023]. Современная тенденция в видеоаналитике смещается в сторону применения глубоких сверточных нейронных сетей (CNN). Однако их использование на стационарных лесных камерах или легких беспилотных аппаратах (БПЛА) сопряжено с серьезными аппаратными ограничениями, т.к. нейронные сети требуют наличия графических ускорителей (GPU), что удорожает систему, повышает энергопотребление и тепловыделение [Зоев, Марков, Рыжова, 2020].

В качестве альтернативы для периферийных вычислений выступают классические алгоритмические методы компьютерного зрения [Foggia, Saggese, Vento, 2015; Богущ, Адамовский, 2023]. Их главным недостатком традиционно считается высокая доля ложных срабатываний. Алгоритмы, опирающиеся только на цветовую сегментацию (поиск красных и желтых пикселей), неизбежно реагируют на статические объекты [Celik, Demir, 2009; Phillips и др., 2000]. Для устранения этого недостатка требуется интеграция пространственного анализа цвета с временным анализом динамики сцены [Töreün и др., 2006].

Цель и задачи исследования. Цель работы – разработка вычислительно эффективного пространственно-временного алгоритма, минимизирующего ложные срабатывания при детектировании открытого пламени и задымления.

Задачи исследования:

- Разработать конвейер обработки, объединяющий оценку межкадровой разности и фильтрацию в нелинейных цветовых пространствах.
- Сформулировать математические критерии сегментации пикселей огня и дыма в модели HSV.
- Оценить устойчивость алгоритма на реальных видеопоследовательностях пожаров.

Материалы исследования. В качестве эмпирической базы в работе использован открытый набор данных HPWREN (High Performance Wireless Research and Education Network) [HPWREN, 2026]. Данный проект, реализуемый Калифорнийским университетом в Сан-Диего, предоставляет обширный мультимедийный архив, зафиксировавший реальные сценарии возникновения и распространения лесных пожаров в Южной Калифорнии на фоне разнообразных ландшафтов. Высокое качество и хронологическая точность материалов HPWREN делают их оптимальным стандартом для оценки алгоритмов оптического мониторинга.

Материалы и методы

Логическая архитектура алгоритма

Свойством огня и дыма является их непрерывная пространственная динамика, а статичный объект красного цвета, который не является огнем и статичное серое пятно не является дымом данным свойством не обладают. Исходя из этого, предложенный алгоритм базируется на поиске логического пересечения двух независимых признаков пикселя: наличие движения и соответствие цветовой сигнатуре.



Рисунок 1 – Пространственно-временной алгоритм детектирования огня и дыма

Детекция движения

Для выделения динамических областей использован метод адаптивного моделирования фона на основе смеси гауссианов – MOG2 (Mixture of Gaussians) [Zivkovic, 2004]. В отличие от простой межкадровой разности, MOG2 анализирует историю изменений каждого пикселя и формирует статистическую модель фона, состоящую из K гауссовых распределений. Это позволяет алгоритму игнорировать медленные изменения освещенности и периодические фоновые движения (например, колыбание крон деревьев на ветру).

Результатом работы этого этапа является бинарная маска M , в которой значение «1» присвоено пикселям переднего плана (находящимся в движении). Для подавления высокочастотного шума маска обрабатывается морфологической операцией открытия с ядром эллиптической формы размером 3×3 пикселя.

Цветовая верификация в пространстве HSV

Поскольку RGB-модель обладает высокой корреляцией каналов и чувствительна к теням, для цветового анализа исходное изображение конвертируется в пространство HSV.

На основе данных [Celik, Demir, 2009] сформированы правила сегментации. Открытое пламя характеризуется высокими значениями яркости (V) и насыщенности (S), а его цветовой тон (H) лежит в спектре от желтого до красного. Для дыма характерен широкий разброс тона и яркости, однако его критическим отличительным признаком является крайне низкая насыщенность (отсутствие выраженной цветности, градации серого).

Сформированы следующие пороговые фильтры для генерации бинарных цветовых масок:

- Маска огня ($M_{\text{огонь}}$): $(0 \leq H \leq 30 \vee 160 \leq H \leq 180) \wedge (100 \leq S \leq 255) \wedge (150 \leq V \leq 255)$;
- Маска дыма ($M_{\text{дым}}$): $(0 \leq H \leq 180) \wedge (0 \leq S \leq 40) \wedge (80 \leq V \leq 240)$.

Логическое пересечение и оценка площади

Итоговое решение о принадлежности пикселя к аномалии принимается через операцию побитового логического «И»:

$$A_{\text{огонь}} = M \wedge M_{\text{огонь}}$$

$$A_{\text{дым}} = M \wedge M_{\text{дым}}$$

В качестве выходной метрики для генерации сигнала тревоги используется площадь детекции $S_{\text{детекции}}$ – суммарное количество ненулевых пикселей в результирующих масках на каждом кадре.

Результаты и их обсуждение

Работоспособность алгоритма тестировалась на хронологических последовательностях удаленного мониторинга из набора данных HPWREN (событие 20170708-Whittier (рис.2)). Данная сцена характеризуется большой дальностью наблюдения, из-за чего очаг возгорания занимает малую площадь кадра. Для оценки устойчивости алгоритма строился график динамики площади детектируемых объектов (рис. 3).



а)

б)

Рисунок 2 – Кадры события 20170708-Whittier: а) 35ый кадр; б) 71-ый кадр

Анализ полученных результатов позволяет выявить следующие особенности предложенного алгоритма:

Инициализация фоновой модели: на начальном этапе (кадры 0–4) наблюдается аномальный всплеск детектируемой площади в сером канале. Данный артефакт является штатным этапом инициализации алгоритма MOG2, в ходе которого происходит накопление статистической истории для формирования модели фона. На практике этот процесс занимает менее секунды

машинного времени после активации системы.

Устранение ложных срабатываний: начиная с 5-го и вплоть до 40-го кадра, графики площади для обоих классов лежат строго на нулевой отметке. Это доказывает высочайшую селективность алгоритма: статичные объекты ландшафта (лес, горы), обладающие признаками целевых цветов, были полностью поглощены фоновой моделью и проигнорированы.

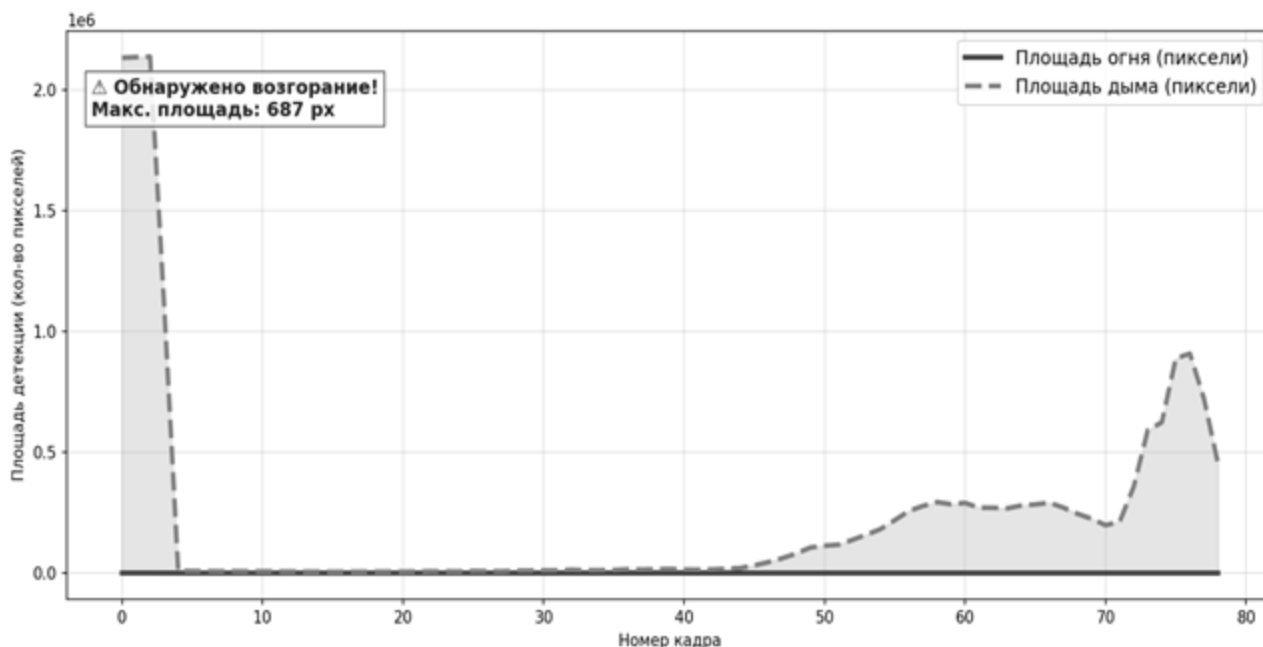


Рисунок 3 – Динамика площади детектируемых объектов

Высокая точность детектирования дыма: с момента зарождения реального задымления (в районе 40-го кадра) график площади дыма демонстрирует уверенный монотонный рост, коррелирующий с физическим процессом расширения дымового облака. Логическое пересечение движения и низкой насыщенности (S-канал в HSV) позволило алгоритму точно рассчитать площадь распространения аномалии, достигающую 10^6 пикселей.

Ограничения при детектировании микро-возгораний: в отличие от дыма, открытое пламя не было зафиксировано алгоритмом на статистически значимом уровне (максимальная площадь составила 687 пикселей, что является уровнем шума). Данное ограничение связано с применением морфологического открытия, необходимого для подавления цифрового шума матрицы камеры. На экстремальных дистанциях микроскопическое движение очага пламени классифицируется алгоритмом как мелкодисперсная помеха и отсекается.

Таким образом, пространственно-временной алгоритм MOG2+HSV демонстрирует превосходные результаты при детектировании задымлений и макро-возгораний, однако для фиксации точечных очагов на горизонте требуется его комплексирование с методами глобального цветового анализа (например, хронологическими тепловыми картами).

Заключение

В ходе исследования разработан аппаратно-эффективный алгоритм раннего обнаружения возгораний. Доказано, что совмещение метода адаптивного вычитания фона (MOG2) с верификацией пороговых значений в цветовом пространстве HSV решает ключевую проблему

классического компьютерного зрения – алгоритм исключает ложные срабатывания от статического ландшафта.

Эксперименты на реальных панорамных данных показали, что предложенный алгоритм эффективен для детектирования и оценки площади движущегося дыма. В то же время выявлены ограничения пространственно-временного метода при поиске микроскопических очагов пламени на больших дистанциях.

В связи с отсутствием ресурсоемких операций, предложенный алгоритм предъявляет низкие требования к вычислительной мощности. Он может применяться на базе микроконтроллеров интеллектуальных видеокамер как основной модуль детектирования дыма в гибридных системах мониторинга.

Библиография

1. Богуш Р.П., Адамовский Е.Р. Детектирование дыма на видеопоследовательностях в режиме реального времени // Вестник Полоцкого государственного университета. Серия С. Фундаментальные науки. 2023. № 4. С. 91–97.
2. Заворотный А.Г., Лавлинский И.В. Комплексный анализ параметров эффективности применения беспилотных авиационных систем для мониторинга лесных пожаров // Пожарная, экологическая техносферная безопасность. 2025. № 3. С. 59–70.
3. Зоев И.В., Марков Н.Г., Рыжова С.Е. Интеллектуальная система компьютерного зрения беспилотных летательных аппаратов для мониторинга технологических объектов предприятий нефтегазовой отрасли // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2020. Т. 331, № 11. С. 137–146.
4. Катаев М.Ю., Карташов Е.Ю. Обнаружение лесных пожаров по изображениям, полученным с БПЛА // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2023. Т. 26, № 3. С. 72–79.
5. Celik T., Demir H. Fire detection in video sequences using a generic color model // Fire Safety Journal. 2009. Vol. 44, No. 2. P. 147–158. DOI: 10.1016/j.firesaf.2008.05.005.
6. Foggia P., Saggese A., Vento M. Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2015. Vol. 25, No. 9. P. 1545–1556.
7. High Performance Wireless Research and Education Network (HPWREN) [сайт проекта]. San Diego: UC San Diego. URL: <https://www.hpwren.ucsd.edu/>.
8. Phillips W., Shah M., Da Vitoria Lobo N. Flame recognition in video // Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. IEEE, 2000. P. 224–229.
9. Töreyn B.U., Dedeoglu Y., Gündükbay U., Cetin A.E. Computer vision based method for real-time fire and flame detection // Pattern Recognition Letters. 2006. Vol. 27, No. 1. P. 49–58.
10. Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction // Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2004. Vol. 2. P. 28–31.

Spatio-Temporal Fire Detection Algorithm Based on Interframe Difference and Color Space Filtering

Vyacheslav A. Machikhin

PhD in Technology,
Associate Professor of the Department
of Electronic Systems and Information Security,
Samara State Technical University,
443100, 244, Molodogvardeyskaya str., Samara, Russian Federation;
e-mail: vmachihin@mail.ru

Aleksandr A. Kuz'menko

PhD in Technology,
Associate Professor of the Department
of Electronic Systems and Information Security,
Samara State Technical University,
443100, 244, Molodogvardeyskaya str., Samara, Russian Federation;
e-mail: alexandr291294@mail.ru

Abstract

The article examines the problem of creating lightweight computer vision algorithms for detecting forest fires by video surveillance systems. Classical optical methods yield an unacceptably high number of false alarms due to background objects. A spatio-temporal algorithm based on the detection of moving objects by the method of adaptive background subtraction (MOG2) with their subsequent verification in the HSV color space is proposed. Based on the data from the open HPWREN dataset, it is shown that the algorithm eliminates false detections from the landscape and forms a high-precision metric of the smoke spread area. The limitations of the method in detecting point flame sources at large distances due to the operation of morphological noise suppressors have been revealed. The proposed approach possesses high hardware efficiency and is suitable for integration into hybrid monitoring systems.

For citation

Machikhin V.A., Kuz'menko A.A. (2026) Prostranstvenno-vremennoy algoritm obnaruzheniya vozgoraniy na osnove mezhkadrovoy raznosti i filtratsii tsvetovykh prostranstv [Spatio-Temporal Fire Detection Algorithm Based on Interframe Difference and Color Space Filtering]. *Voprosy rossiiskogo i mezhdunarodnogo prava* [Matters of Russian and International Law], 16 (5A), pp. 174–181. DOI: 10.34670/AR.2026.25.65.023

Keywords

Video analytics, forest fires, computer vision, interframe difference, background subtraction, MOG2 algorithm, HSV color space, false alarms, monitoring, research methodology.

References

1. Bogush, R. P., & Adamovsky, E. R. (2023). Detektirovanie dyma na videoposledovatel'nostyakh v rezhime real'nogo vremeni [Smoke detection on video sequences in real time]. *Vestnik Polotskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya C. Fundamental'nye nauki* [Bulletin of Polotsk State University. Series C. Fundamental Sciences], 4, 91–97.
2. Celik, T., & Demir, H. (2009). Fire detection in video sequences using a generic color model. *Fire Safety Journal*, 44(2), 147–158. <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2008.05.005>
3. Foggia, P., Saggese, A., & Vento, M. (2015). Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 25(9), 1545–1556.
4. High Performance Wireless Research and Education Network (HPWREN). (2026) UC San Diego. <https://www.hpwren.ucsd.edu/>
5. Kataev, M. Y., & Kartashov, E. Y. (2023). Obnaruzhenie lesnykh pozharov po izobrazheniyam, poluchennym s BPLA [Detection of forest fires from images obtained from UAVs]. *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki* [Reports of Tomsk State University of Control Systems and Radio Electronics], 26(3), 72–79.
6. Phillips, W., Shah, M., & Da Vitoria Lobo, N. (2000). Flame recognition in video. In *Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision* (pp. 224–229). IEEE.

7. Töreyn, B. U., Dedeoglu, Y., Güdükbay, U., & Cetin, A. E. (2006). Computer vision based method for real-time fire and flame detection. *Pattern Recognition Letters*, 27(1), 49–58.
8. Zavorotny, A. G., & Lavlinsky, I. V. (2025). Kompleksnyy analiz parametrov effektivnosti primeneniya bespilotnykh aviatsionnykh sistem dlya monitoringa lesnykh pozharov [Complex analysis of the effectiveness parameters of the use of unmanned aircraft systems for monitoring forest fires]. *Pozharnaya, ekologicheskaya tekhnosfernaya bezopasnost'* [Fire and Environmental Technosphere Safety], 3, 59–70.
9. Zivkovic, Z. (2004). Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition* (Vol. 2, pp. 28–31). IEEE.
10. Zoev, I. V., Markov, N. G., & Ryzhova, S. E. (2020). Intellectual'naya sistema komp'yuternogo zreniya bespilotnykh letatel'nykh apparatov dlya monitoringa tekhnologicheskikh ob"ektov predpriyatiy neftegazovoy otrasli [Intelligent computer vision system of unmanned aerial vehicles for monitoring technological facilities of oil and gas industry enterprises]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov* [Proceedings of Tomsk Polytechnic University. Georesource Engineering], 331(11), 137–146.