

Хомутов Денис Александрович, бакалавр
Уфимский университет науки и технологий
Khomutov Denis Aleksandrovich
Ufa University of Science and Technology

МЕТОДЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ВИДЕОПОТОКА METHODS FOR AUTOMATIC DETECTION OF WILDFIRE INDICATORS USING INTELLIGENT VIDEO STREAM ANALYSIS

Аннотация. Рассмотрены методы автоматического обнаружения визуальных признаков лесных пожаров по данным видеокамер. Описаны подходы на основе классификации кадров, локализации огня и дыма, анализа последовательности кадров и временной фильтрации результатов. Показаны особенности формирования тревожного события, снижения числа ложных срабатываний и обработки видеопотока в реальном времени.

Abstract. Methods for automatically detecting visual indicators of wildfires using video camera data are reviewed. Approaches based on frame classification, fire and smoke localization, frame-sequence analysis, and temporal filtering of results are described. Specific aspects of generating alarm events, reducing false positives, and processing video streams in real time are presented.

Ключевые слова: Лесные пожары, видеопоток, компьютерное зрение, глубокое обучение, дым, огонь.

Keywords: Wildfires, video stream, computer vision, deep learning, smoke, fire.

Введение

Раннее обнаружение лесного пожара позволяет сократить время между возникновением очага и началом реагирования. Традиционные датчики температуры и концентрации продуктов горения эффективны в ограниченной зоне, однако для контроля протяжённых открытых территорий требуется другой способ наблюдения. Видеокамеры обеспечивают дистанционный обзор большой области и позволяют использовать визуальные признаки дыма и открытого пламени для автоматического формирования предупреждения [1, 2].

Задача усложняется тем, что на ранней стадии дым может занимать небольшую часть изображения, иметь низкий контраст и изменчивую форму. Облака, туман, пыль, солнечные блики и светлые участки ландшафта способны создавать похожие визуальные структуры. Современные методы компьютерного зрения используют обучаемые модели, способные извлекать признаки непосредственно из изображений и выполнять классификацию или локализацию потенциально опасных областей [1, 3, 4]. Цель статьи – систематизировать методы интеллектуального анализа видеопотока, применимые для автоматического обнаружения признаков лесных пожаров и формирования тревожных сообщений.

Постановка задачи и визуальные признаки пожара

Входными данными системы является последовательность кадров I_t , поступающих от стационарной, мобильной или бортовой камеры. На каждом кадре требуется определить наличие признаков пожара и, по возможности, локализовать область дыма или пламени. В зависимости от постановки модель может выдавать бинарный признак «пожар / нет пожара», набор ограничивающих прямоугольников либо пиксельную маску. Локализация полезна тем, что позволяет оператору видеть не только факт срабатывания, но и область изображения, послужившую основанием для тревоги.



Основными визуальными признаками являются дым и открытое пламя. Пламя характеризуется яркостью и динамикой формы, но может быть скрыто растительностью или рельефом. Дым нередко появляется раньше видимого огня и поэтому особенно важен для раннего обнаружения. Его границы размыты, структура изменяется под действием ветра, а цвет зависит от освещения и фона [3, 4].

Для практической системы важно учитывать отрицательные примеры, похожие на пожар: облака, туман, пар, пыль, выхлоп и солнечные засветки. Если обучающая выборка содержит только очевидные сцены с крупным пламенем, модель может давать ложные тревоги в реальной эксплуатации. Поэтому разнообразие условий съёмки и сложных отрицательных примеров непосредственно влияет на устойчивость детектора [4].

Методы глубокого обучения для анализа кадров

В простейшем варианте каждый кадр классифицируется целиком. Такая схема отвечает на вопрос о наличии признаков пожара, но не показывает их положение. Для систем видеонаблюдения более информативна детекция объектов, при которой модель одновременно определяет класс и координаты подозрительной области. Одностадийные детекторы выполняют эти операции в едином вычислительном проходе и поэтому удобны для обработки видеопотока с ограниченной задержкой. Общий принцип таких архитектур продемонстрирован в семействе YOLO [5], а специализированные исследования показывают применимость компактных CNN и одностадийной детекции к задачам обнаружения огня и дыма [1, 2].

Результат детектора для кадра можно представить набором $D = \{ (b_i, c_i, s_i) \}$, где b_i задаёт координаты обнаруженной области, c_i – класс, а s_i – оценку уверенности. Для дальнейшей обработки оставляют обнаружения с s_i не ниже выбранного порога. Слишком низкий порог увеличивает чувствительность, но приводит к росту ложных срабатываний; слишком высокий может задерживать обнаружение слабого дыма. Поэтому порог выбирается с учётом требований к раннему предупреждению и допустимой частоты ложных тревог.

Сегментационные модели вместо прямоугольника формируют маску дыма или огня, что полезно для оценки формы и распространения наблюдаемой области. В задачах мониторинга с беспилотных аппаратов показана возможность работы облегчённых сегментационных моделей в реальном времени при ограниченных вычислительных ресурсах [6]. Независимо от типа модели важной проблемой остаётся переносимость на новые ландшафты, погодные условия и камеры [4, 6].

Временной анализ видеопотока и снижение ложных срабатываний

Независимая обработка отдельных кадров не использует важное свойство видеопотока – временную согласованность. Реальный дым или пламя обычно наблюдаются в нескольких последовательных кадрах и изменяются относительно плавно, тогда как случайный блик, артефакт сжатия или единичная ошибка модели могут существовать очень короткое время. Поэтому результат детекции целесообразно дополнять временной проверкой [3, 4].

Пусть q обозначает уверенность обнаружения признаков очага возгорания на отдельном кадре. Для окна из N кадров можно использовать среднее значение $\bar{q} = (q_1 + q_2 + \dots + q_n) / N$ и формировать тревогу при устойчивом превышении заданного порога. Вместо усреднения могут применяться несколько последовательных подтверждений или сопровождение обнаруженной области. Цель временной проверки – подавить одиночные ошибки без чрезмерной задержки при настоящем пожаре.

Использование временной информации особенно важно для дыма. В работе SmokeyNet анализируются последовательности изображений, а не только отдельные кадры, что позволяет учитывать пространственно-временные свойства дымового шлейфа [4]. В гибридных системах также применяются предварительное выделение движущихся областей, оценивание фона и последующая нейросетевая проверка кандидатов. Например, сочетание анализа движения, фильтрации и CNN использовалось для формирования тревоги при устойчивом присутствии дыма в заданном временном окне [3].



Обработка в реальном времени и формирование тревоги

Для непрерывного мониторинга недостаточно высокой точности модели: задержка обработки должна оставаться предсказуемой. Полный цикл включает получение кадра, предварительную обработку, инференс нейронной сети, фильтрацию обнаружений, временную проверку и передачу результата. Если вычислительный узел не успевает обрабатывать поступающий поток, очередь кадров увеличивается и оператор получает информацию с запозданием. Поэтому при проектировании системы учитываются разрешение входа, размер модели, частота анализа и возможности вычислительной платформы [1, 2, 6].

Тревога должна формироваться не по одному числовому признаку, а как структурированное событие. В него могут входить время, идентификатор камеры, тип обнаруженного признака, уровень уверенности и кадр с отмеченной областью. Такой формат позволяет оператору быстро проверить ситуацию и отличить реальный очаг от сложного отрицательного примера. Автоматический модуль при этом не заменяет принятие решения человеком, а сокращает объём видеопотока, который необходимо постоянно просматривать вручную.

Заключение

Интеллектуальный анализ видеопотока является перспективным инструментом раннего обнаружения лесных пожаров. Классификация кадров позволяет определить наличие опасного признака, детекция дополнительно локализует область огня или дыма, а сегментация даёт более подробное описание её формы. Для непрерывного видеонаблюдения особенно важен временной анализ, поскольку подтверждение результата на последовательности кадров снижает влияние единичных ложных срабатываний.

Практическая система должна обеспечивать баланс между чувствительностью, скоростью и устойчивостью к сложным отрицательным примерам. Наиболее значимыми факторами являются разнообразие обучающих данных, корректный выбор порогов, использование временной согласованности и предсказуемое время инференса. Итогом работы модуля является не только метка «пожар», но и тревожное событие с визуальным подтверждением, которое может быть передано оператору для оперативной оценки ситуации

Список литературы:

1. Muhammad K., Ahmad J., Lv Z., Bellavista P., Yang P., Baik S. W. Efficient Deep CNN-Based Fire Detection and Localization in Video Surveillance Applications // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. 2019. Vol. 49, No. 7. P. 1419–1434.
2. Saponara S., Elhanashi A., Gagliardi A. Real-time video fire/smoke detection based on CNN in antifire surveillance systems // Journal of Real-Time Image Processing. 2021. Vol. 18. P. 889–900.
3. Gagliardi A., de Gioia F., Saponara S. A real-time video smoke detection algorithm based on Kalman filter and CNN // Journal of Real-Time Image Processing. 2021. Vol. 18. P. 2085–2095.
4. Dewangan A., Pande Y., Braun H.-W., Vernon F., Perez I., Altintas I., Cottrell G. W., Nguyen M. H. FlgLib & SmokeyNet: Dataset and Deep Learning Model for Real-Time Wildland Fire Smoke Detection // Remote Sensing. 2022. Vol. 14, No. 4. Art. 1007.
5. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 779–788.
6. Pesonen J., Hakala T., Karjalainen V., Koivumäki N., Markelin L., Raita-Hakola A.-M., Suomalainen J., Pölönen I., Honkavaara E. Detecting Wildfires on UAVs with Real-Time Segmentation Trained by Larger Teacher Models // Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). 2025. P. 5166–5176

