

УДК 004.4

СМЕШАННЫЙ ПОДХОД РАСПОЗНАВАНИЯ ДЫМА И ОГНЯ ПО КАМЕРАМ ВИДЕО НАБЛЮДЕНИЯ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

Хамдамов Р.Х.¹, Сакиев Т.Р.¹, Рахманов Х.Э.²

¹ НИИ Развития цифровых технологий и искусственного интеллекта, Ташкент, Узбекистан

² Самаркандский филиал Ташкентского университета информационных технологий имени Мухаммада ал-Хорезми, Самарканд, Узбекистан
hoshimrahmonov@gmail.com

Аннотация. На сегодняшний день основной проблемой, связанной с предупреждением пожаров на открытой местности, является их раннее выявление. Потушить уже начавшийся пожар очень сложно даже при наличии больших современной противопожарной техники и людских ресурсов. Однако, используя современные технологии искусственного интеллекта можно предложить более эффективные способы решения проблемы – это обнаружение дыма и огня на первоначальных этапах возгорания. Наиболее перспективным методом раннего обнаружения пожара является выявление его на основе видеонаблюдения. Мониторинг больших площадей и стремительное снижение стоимости видеокамер позволит этой новейшей технологии получить по-настоящему широкое распространение в системе пожарной безопасности. В этой статье предлагается распознавание объектов гибридными методами на основе контурного анализа и нейросетевых технологий. Испытания результатов распознавания дыма и огня методами контурного анализа и искусственной нейронной сети проводились натурным методом в соответствии методикой испытания, определенным ГОСТ Р 53325-2012.

Ключевые слова: искусственный интеллект, контурный анализ, свёрточная нейронная сеть, алгоритм YOLOv5, ошибка первого рода FRR, ошибка второго рода FAR.

I. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время наиболее распространенными методами для обнаружения задымления и огня являются пробы частиц воздуха, измерение внешней температуры и прозрачности среды. Однако все они требуют размещения соответствующих датчиков и приборов в непосредственной близости от источника возгорания. Кроме того, указанные методы в большинстве случаев способны обнаруживать огонь и задымления внутри помещения и не эффективны для обнаружения пожара с

наружи здания (особенно это относится к объектам, расположенным на открытой местности), так как по большей части основаны на обнаружении дыма, который в ряде случаев может не представлять никакой опасности [1].

При возникновении очага возгорания минимальная латентность в детектировании данного события чрезвычайно важна, так как это позволяет уменьшить ущерб от пожара, а в ряде случаев и спасти человеческие жизни. Все современные детекторы дыма фиксируют наступление критического события только после того, как частицы дыма достигнут точки расположения

сенсора. При этом в помещениях с направленной вентиляцией (туннели, шахты), а также типичной стратификацией воздушных слоев (ангары, склады, торговые центры) на это может потребоваться довольно много времени. На открытых пространствах методы химического анализа вообще бесполезны [2].

Детектирование огня по видеоизображению имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами. Во-первых, к ним следует отнести возможность обнаружения дыма и огня даже на открытых пространствах, где обычные методы химического анализа бесполезны. Во-вторых, реакция на возникновение опасной ситуации является практически мгновенной: обнаружение огня происходит в момент его возникновения. В-третьих, видео позволяет точно определить месторасположение очага возгорания [3].

II. МЕТОДЫ

Методы контурного анализа при решении задач распознавания дыма и огня привлекают своей простотой и быстродействием. При наличии четко выраженного объекта на контрастном фоне методы контурного анализа хорошо справляются с распознаванием пожара. На открытых местностях детектирование дыма и огня методом контурного анализа часто даёт ошибочное распознавание. Для устранения ошибок ложного срабатывания были применены методы искусственного интеллекта, в частности метод свёрточных нейронных сетей [4-6].

2.1. Распознавания дыма и огня методом контурного анализа

Обнаружение огня по цвету был одним из первых методов распознавания [7,8] и до сих пор используется практически во всех устройствах. Алгоритм

распознавания огня по цветовым характеристикам включает в себя несколько шагов описанных в статьях [9,1,2].

Для корректной идентификации дыма и огня на изображениях одного признака, каковым является цвет, недостаточно. Потому что, это приводит к увеличению ложных срабатываний. Это объясняется тем что, имеются много объектов аналогичного цвета как пламя (например, желтые листья на деревьях или оранжевое солнце на закате). Также имеются объекты подобные дыма (например, дым от автомобилей, от дымовой трубы завода и т.д.) [3].

Значимым различием в этих случаях являются вид перемещения динамических объектов. В интервале между двумя соседними кадрами вид огня может кардинально измениться, находясь в определенной точке только в точное время [3].

Исходя из этого для правильного обнаружения пламени нужно воспользоваться свойствами, на основе движущихся различных кадров $D(x, y)$ в соответствие с факторами, определяющих цвет огня. На основе средне арифметических модулей разности сцен видеопоследовательности одной и той же точки определяются движущиеся объекты [3]:

$$D(x, y) = \frac{\sum_{t=1}^n |J(I_t(x, y)) - J(I_{t-1}(x, y))|}{n-1}$$

где J - функция, которая для данных значений возвращает значение, равное $(R+G+B)/3$.

При обнаружения пламени основными проблемами являются отсвечивание рядом расположенных объектов с очагом пламени. Процедура разруше-

ния может удалить крупную часть таких отсвечиваний. В этом случае для каждой точки пламени отслеживаются восемь рядом расположенных с ним точек, и вдруг не более половина из них окажутся точками пламени, то отслеживаемая точка не рассматривается как пиксел огня [2].

Структура огня имеет определенный цвет, если центр огня ярко-прозрачного цвета, то двигаясь к границам очага цвет меняется с синего на красный, оранжевый и желтый. В монохромных снимках ядро изображения существенно яркая нежели чем периферии. Также надо иметь в виду, что сфера пламени обладает несколькими раздельными яркими частями. Сфера пламени на определенной части снимки может быть рассмотрена как, взятой крупный контраст с рядом расположенными участками, а также вклиненный в пространственную структуру цвета (см. рис.1.), начиная белого по середине и заканчивая красным на границе [2].

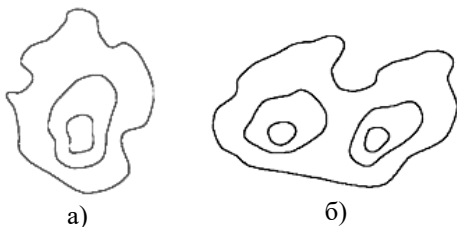


Рис 1. Пространственная структура пламени. а) контур пламени с одним очагом, б) контур пламени с двумя очагами

Детектирование подходящих сфер пламени в большинстве случаев реализуется в монохромных снимках используя отдельные участки с высокой плотностью.

Отдельно обнаруженные участки затем нарастётся в сторону градиента спектра добавляя рядом расположенные точки, где высокой возможностью имеют цвета в соответствии выделенной цветовой палитре. Интенсивность

допустимости внутренней части сферы рассматривается смесью гауссовых распределений в многоцветовой палитре (например, HSV).

Разработанный алгоритм распознавания контурным методом дополняется проверками условий к цветовым методам с целью сократить ошибки детектирования огня.

Шаг 1. Для отделения объекта от фона в присутствии шума, необходимо выполнить процедуру бинаризации раstra, результатом которой будет разделение пикселей раstra на два класса: объект и фон. Пусть $R = \{r_{m,n}\}$, $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$ – изображение, содержащее отдельный динамический объект, тогда правило бинаризации данного изображения будет иметь вид:

$$r_{m,n} = \begin{cases} 0 & \text{если } r_{m,n} < \beta \\ 255 & \text{если } r_{m,n} > \beta \end{cases}$$

где $\hat{R} = \{\hat{r}_{m,n}\}$ – бинаризованное изображение, β – пороговое значение, которое выбирается по гистограмме распределения яркости пикселей $H = \{h_k\}$, $k = \overline{0, 255}$ текущего раstra [10].

$$\beta = k, \text{ если } \frac{H_k}{\sum_{l=0}^{k-1} H_l} \leq 0,01$$

Шаг 2. Формируется контур граничных линий по алгоритму Жука [11]. Метод заключается в последовательном вычерчивании границы между объектом и фоном. Прослеживающая точка в виде «жука» ползает по изображению до тех пор, пока не доходит до темной области (объект). Тогда «жук» поворачивается налево и движется по кривой, пока не достигнет границ объекта, после этого поворачивается направо и повторяет процесс, пока не достигнет окрестности начальной точки (рис. 2.).

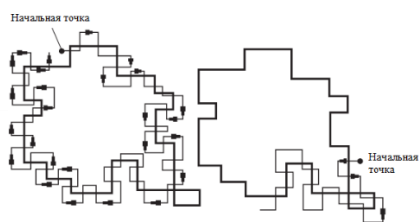


Рис 2. Представление метода прослеживания контура

Таким образом, на выходе алгоритма «Жука» будет сформирован контур выделенного объекта, представляющий собой вектор комплексных чисел $\Gamma = \{\gamma_k\}_{0, K-1}$.

Шаг 3. При обнаружении контуров динамических объектов, проверяется следующее условие – не пересекается ли граница внешнего контура с внутренней частью области, в которой большая часть пикселей имеет очень высокую интенсивность (например, совершенно белые области). Форма области огня обычно постоянно изменяется и при этом осуществляет стохастические перемещения, зависящие от внешних факторов, таких как тип горящего материала и охватывающие очаг возгорания воздушные потоки [12].

2.2. Детектирования дыма и огня методом нейронной сети

Искусственная нейронная сеть представляет собой математическую модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенную по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей - сетей нервных клеток живого организма. Под архитектурой нейронной сети понимается её устройство - последовательность нейронов и связей между ними.

YOLO (You Only Look Once) - архитектура нейронных сетей, предназначенная для детекции объектов на изображении.

Отличительной особенностью YOLO является подход к решению задачи детекции.

Один из способов решения задачи детекции заключается в разбиении изображения на квадратные области, затем классификация этих областей на наличие объекта и классификация самого объекта. Таким образом, изображение просматривается дважды (один раз для определения областей, где есть объект, второй - для классификации этого объекта.) Этот способ работает долго и требует больших затрат вычислительных мощностей. YOLO использует другой принцип. Исходное изображение сжимается таким образом, чтобы получить квадратную матрицу размером 13 на 13, в каждой клетке, которой записана информация о наличии объекта и классе этого объекта на соответствующей части картинки. Таким образом, YOLO просматривает картинку один раз, что существенно увеличивает скорость обработки.

YOLOv5 - усовершенствованная пятая версия YOLO, реализованная на фреймворке PyTorch. Этот модуль предоставляет очень хорошую инфраструктуру как для обучения модели. Для обучения YOLOv5 нам потребуется: библиотека YOLOv5, файл .yaml (в нем указываются пути до тренировочной и валидационной выборок, а также количество классов и их метки), датасет, GPU с драйверами CUDA (совместимой версии PyTorch).

Датасет должен быть разделен на две папки: train (тренировочная выборка) и val (валидационная). В каждой папке лежат еще две папки: images (картинки) и labels - папка с текстовыми файлами, содержащими метки объектов на этих картинках в формате YOLO. Каждая строка текстового файла имеет следующие параметры:

n, x, y, w, h . Где n - номер класса объекта, x - координата объекта по горизонтали, y - координата объекта по вертикали, w - ширина объекта, h - высота объекта.

Обнаружение и локализация источников возгорания и задымления с помощью свёрточной нейронной сети

YOLOv5 было реализовано на языке Python с использованием модуля глубокого обучения DNN из библиотеки алгоритмов обработки изображений OpenCV. Участки, которые с некоторой вероятностью содержат дым или огонь, заключаются в ограничивающие прямоугольники соответствующего предсказанному классу.

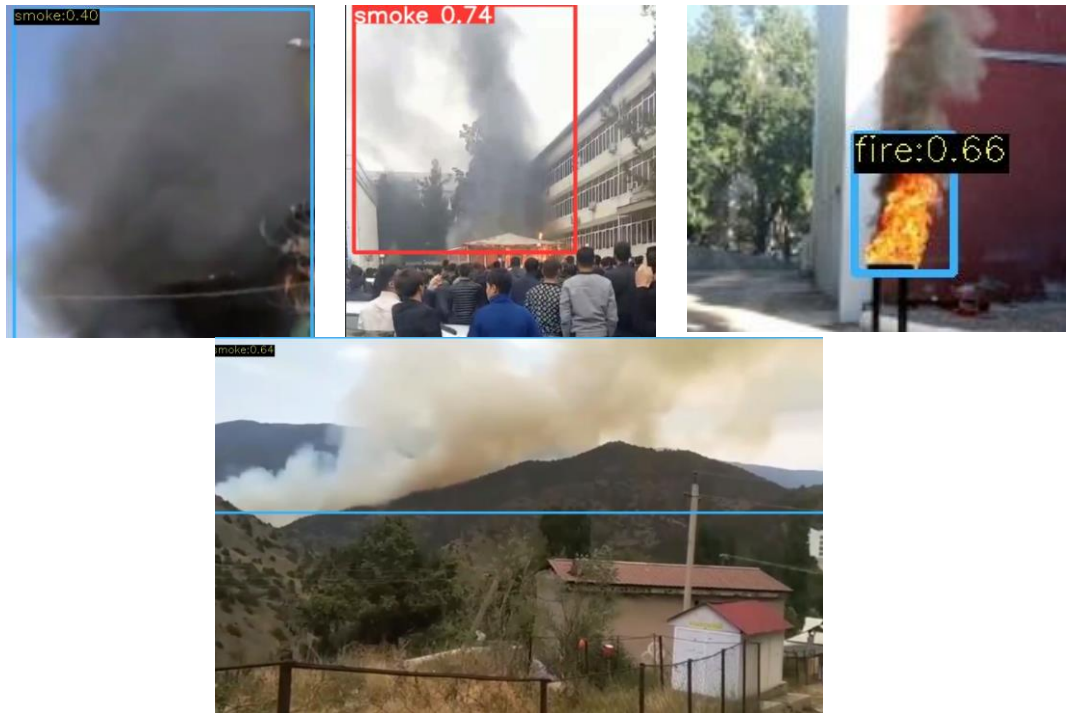


Рис 3. Результаты работы свёрточной нейронной сети YOLOv5 на тестовых изображениях

2.3. Получение данных для обучаемой модели

В настоящее время нет общедоступных данных об обнаружении дыма и огня, поскольку изображения дыма трудно получить, а количество исследователей в области обнаружения дыма от лесных пожаров не так много. В результате перед проведением исследования, необходимо собрать данные о дыме и огня для обучаемой выборки. Во-первых, мы используем камеры Hikvision, чтобы сфотографировать 22 342 изображения дыма и 45 541 изображения огня в различных состояниях го-

рения и климатических условиях в лесах и сельскохозяйственных угодьях, промышленных объектах, складских помещениях. Чтобы получить надежную модель YOLOv5, рекомендуется обучать более 1500 изображений на класс обучения и более 10 000 экземпляров на класс контроля. Также рекомендуется добавлять до 10% фоновых изображений, чтобы уменьшить количество ложных срабатываний [13].

III. РЕЗУЛЬТАТЫ

Для проведения оценки полученных результатов была использована метрика точности AP (англ. Average

Precision). При детектировании со значением коэффициента уверенности 0.4 точность детектирования огня на тестовых изображениях оказалась равной 90,73%, а дыма 96,51%. Средняя точность предсказания mAP (англ. Mean Average Precision) для двух классов составила 93,8 %. Это значение можно повысить путем увеличения объема обучающих данных [14].

Точность обнаружения было просчитана на основе ошибок распознавания первого и второго рода. Ошибка первого рода (FRR - False Rejection Rate) - ложные пропуски показывает количества не обнаруженных пожаров - огня или дыма. Ошибка второго рода (FAR - False Acceptance Rate) - количество ложного обнаружения - огня или дыма.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Оценка скорости работы детектора была произведена для персонального компьютера с установленным CPU – AMD Ryzen 5 4600H и GPU - NVIDIA GeForce GTX 1660Ti 6Gb. Обработка видеопоследовательности с разрешением 1280x720 осуществлялась со скоростью 20 кадров в секунду. Таким образом, гибридный метод обнаружения дыма и огня, основанных на контурном методе и методе искусственных неронных сетей продемонстрировал высокую точность и достаточную для работы в режиме реального времени скорость. Этот факт подтверждает возможность использования алгоритма на мини компьютерах NVIDIA Jetson Nano с целью проведения экспериментальной оценки эффективности и практической пригодности описанного алгоритма обнаружения и локализации пожаров на аэрофотоснимках.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] R. Khamdamov, K. Rakhmanov, E. Saliev and Z. Karshiyev, "Advantages using of the contour analysis method for detecting fire from video images," 2021 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT), 2021, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICISCT52966.2021.9670107.
- [2] R. Khamdamov, K. Rakhmanov and T. Sakiyev, "Hardware-software complex detect smoke and fire from video images," 2019 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT), 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICISCT47635.2019.9011954.
- [3] Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. // Цифровая обработка видеоизображения. М.: «Ай-Эс-Эс Пресс» 2009. – 518 с.
- [4] Chen, S.; Cao, Y.; Feng, X.; Lu, X. Global 2 Salient: Self-adaptive feature aggregation for remote sensing smoke detection. *Neurocomputing* 2021, 466, 202-220.
- [5] F. Yuan, X. Xia, J. Shi, Holistic learning-based high-order feature descriptor for smoke recognition, *Int. J. Wavelets Multiresolut. Inf. Process.* 17 (02) (2019) 1940005, <http://dx.doi.org/10.1142/S0219691319400058>.
- [6] X. Qiang, G. Zhou, A. Chen, X. Zhang, W. Zhang, Forest fire smoke detection under complex backgrounds using trpca and tsvb, *Int. J. Wildland Fire* dx.doi.org/10.1071/WF20086.
- [7] Chen J, He Y, Wang J, Multi-feature fusion based fast video flame detection, *Build. Environ.* 45 (5) (May 2010) P. 1113–1122.

- [8] *Gunay O, Tasdemir K, Töreyn B.U., Cetin A.E.*, Fire detection in video using lms based active learning, *Fire Technol.* 46 (3) (2010) P. 551–577.
- [9] *Kim, K.I., Jung, K., and Kim, J.H.* Color Texture-Based Object Detection: An Application to License Plate Localization // *Proceedings of the First International Workshop on Pattern Recognition with Support Vector Machines.* – 2002. – pp. 293-309.
- [10] *Леухин А.Н.* Алгоритм сегментации символов локализованного номерного знака транспортного средства /А.Н. Леухин, Н.В. Парсаев, Х.Э. Рахманов //Доклады 16-ой Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA-2014», Москва, 2014, Том 2, с. 526-528.
- [11] *Сакович И.О., Белов Ю.С.* Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов [Электронный ресурс] // Инженерный журнал: наука и инновации .— 2014 .— №12 . с. 1-8.
- [12] *Леухин А.Н., Парсаев Н.В., Рахманов Х.Э.* Распознавание текстов методом контурного анализа / // Доклады 67-ой Всероссийской конференции с международным участием «Научная сессия, посвященная Дню Радио – RDC-2012», Москва, 2012, с.157-158.
- [13] *Gao, Chang & Rios-Navarro, Antonio & Chen, Xi & Delbruck, Tobi & Liu, Shih-Chii.* (2019). EdgeDRNN: Enabling Low-latency Recurrent Neural Network Edge Inference.
- [14] *Калиев Данияр Исатаевич, and Швец Ольга Яковлевна.* "Свёрточные нейронные сети для решения задач обнаружения пожаров по данным аэрофото съемки" Программные системы: теория и приложения, vol. 13, no. 1 (52), 2022, pp. 195-213.

Поступила в редакцию 15.04.2023

Цитирование: *Хамдамов Р.Х., Сакиев Т.Р., Рахманов Х.Э.* (2023). Смешанный подход распознавания дыма и огня по камерам видео наблюдения в режиме реального времени. *Международный Журнал Теоретических и Прикладных Вопросов Цифровых Технологий*, 2(4), –С. 19-26.

MIXED APPROACH OF REAL-TIME SMOKE AND FIRE RECOGNITION FROM CCTV CAMERAS

Khamdamov R.Kh.¹, Sakiev T.R.¹, Rakhmanov Kh.E.²

¹ Digital technologies and artificial intelligence research institute,
Tashkent, Uzbekistan

² Samarkand branch of Tashkent university of information technologies named after
Muhammad al-Khwarizmi, Samarkand, Uzbekistan
hoshimrahmonov@gmail.com

Abstract. *To date, the main problem associated with the prevention of fires in open areas is their early detection. It is very difficult to put out a fire that has already begun, even with large modern firefighting equipment and human resources. However, using modern artificial intelligence technologies, it is possible to offer more effective ways to solve the problem - this is the detection of smoke and fire at the initial stages of ignition. The most promising method for early detection of a fire is its detection based on video surveillance. Monitoring of large areas and the rapid decline in the cost of video cameras will allow this latest technology to become truly widespread in the fire safety system. This article proposes object recognition by hybrid methods based on contour analysis and neural network technologies. Tests of the results of smoke and fire recognition by the methods of contour analysis and artificial neural network were carried out by the full-scale method in accordance with the test method defined by GOST R 53325-2012.*

Keywords: *artificial intelligence, contour analysis, convolutional neural network, YOLOv5 algorithm, type 1 error FRR, type 2 error FAR.*