

РАЗРАБОТКА ПОДХОДА ПО РАННЕМУ ОБНАРУЖЕНИЮ ВОЗГОРАНИЙ ЗА СЧЕТ АНАЛИЗА ВИДЕОПОТОКА

Готов М.И.¹, Кропотова С.С.²

¹ *Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Инженерная школа ядерных технологий, аспирант гр. АЗ-38, e-mail: mig13@tpu.ru*

² *Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Исследовательская школа физики высокоэнергетических процессов, доцент, к.ф.-м.н., e-mail: ssk22@tpu.ru*

Введение

Рост числа пожаров в зданиях за последние годы подчеркивает важность разработки новых методов для раннего обнаружения возгораний [1–3]. Перспективным подходом для таких целей является применение видеокамер в составе интеллектуальных систем. Данные системы позволяют выявлять возгорания при наличии внешних возмущений и способны детектировать пламя на больших открытых пространствах [4–8]. **Целью данного** исследования является обоснование возможности достоверного обнаружения очага возгорания на ранней стадии с использованием видеокамеры. Основная задача заключалась в разработке подхода к обучению модели нейронной сети, которая достоверно определяет координаты очага возгорания в помещениях на основе анализа потока видеоданных.

Предлагаемый подход

Модель для выявления наличия пламени на изображениях, получаемых с потока видеоданных, основана на применении сверточной нейронной сети. Объектом идентификации модели являлся очаг возгорания характерный для начального этапа возникновения пожара с площадью от 100 до 400 см². Обучающая выборка состояла из изображений объекта идентификации с разрешением 1280×720 пикселей и описания (аннотации) к каждому изображению, содержащего информацию о видимых границах очага возгорания. Изображения целевого объекта получены при проведении экспериментов, направленных на разработку систем идентификации пожаров [9], а также из открытых источников. Для повышения качества обучения модели и устойчивости идентификации динамических объектов применялись методы аугментации, заключающиеся в создании дополнительных данных через различные трансформации, такие как изменение размера целевого объекта, повороты на $\pm 15^\circ$, отражения, что помогает модели лучше справляться с разнообразием реальных условий. Также, при аннотировании обучающих изображений был введен класс объектов-помех, которые схожи с очагом возгорания, но не являются таковым, например, отражения огня, блики на линзе камеры, засвеченные области и источники искусственного света.

Для возможности расширения функционала разрабатываемой модели, например расчета площади очага возгорания, скорости его распространения и пр., выбрана предобученная модель сегментации экземпляров YOLOv8, которая анализирует изображение и возвращает контуры целевого объекта. По окончании обучения оценивались параметры качества (метрики): mAP50, mAP50–100 и Precision.

Результаты и обсуждение

Проведено сравнение результатов обучения по ключевым метрикам, упомянутым ранее, для определения оптимального размера предобученной модели *нейронной сети* YOLOv8, который обеспечивает баланс между точностью и быстродействием при идентификации пламени. При обучении с использованием моделей, имеющих 3,2 и 7,2 миллиона обучаемых параметров, наблюдались частые случаи потери и повторной идентификации объектов. Стабильность идентификации является необходимым условием для снятия характеристик пожара, меняющихся с течением времени. Таким образом, для идентификации очага возгорания в режиме реального времени наиболее подходящей является модель YOLOv8 Large с точностью 0,91.

Результаты введения класса «помех» показали, что модель, не обученная на распознавание объектов, схожих с очагом возгорания, часто ошибочно интерпретирует такие объекты как пламя, что может привести к ложным тревогам и ненужным действиям в экстренных ситуациях. В отличие от нее, модель, специально обученная для этой задачи, показывает точность на 20% выше, что позволяет значительно снизить количество ложных срабатываний и повысить надежность мониторинга в условиях реального времени.

Разработанная модель идентификации пламени, в отличие от существующего аналога [10], не только определяет наличие очага возгорания, но и уточняет его местоположение и размеры. Кроме того, обученная модель включает функции сегментации, возвращая маску сегментации при обработке изображения. В контексте объекта «пламя» эта маска представляется в бинарном формате, представленным ниже:

$$Fire^{bin} = \begin{bmatrix} px_{00} & px_{10} & \dots & px_{m0} \\ px_{01} & px_{11} & \dots & px_{m1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ px_{0n} & px_{1n} & \dots & px_{mn} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где значение px принимает значение 0 или 1 в зависимости от наличия объекта в этом пикселе; $n \times m$ – разрешение изображения.

Данный формат облегчает обработку результатов модели. Например, для вычисления площади очага требуется поэлементное умножение бинарной матрицы объекта на матрицу, содержащую значения реальной площади, соответствующей каждому пикселю (K^S , м/пкс):

$$S = \sum_{i=0}^{i=m} \left(\sum_{j=0}^{j=n} (px_{ij} \cdot K_{ij}^S) \right). \quad (2)$$

Предложенный подход оценивает скорость распространения пожара и расстояние до критически важных зон, что помогает установить приоритеты для локализации и тушения возгораний. Рекомендуется применять разработанную модель нейронной сети для идентификации возгораний в системе пожарной безопасности в соответствии с алгоритмом, представленным на рис. 1.

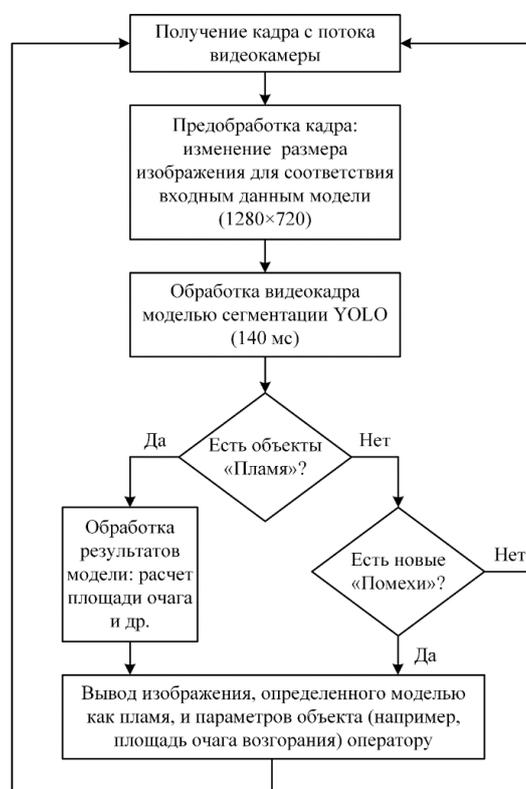


Рис. 1. Алгоритм применения модели идентификации очага возгорания в системе пожарной безопасности с использованием видеокамеры

Заключение

Установлено, что модель YOLOv8 в конфигурации Large с 25 миллионами обучающих параметров является оптимальной для идентификации возгораний на начальной стадии. Точность идентификации составила 0,91, а время обработки одного кадра — 140 мс.

Обоснована целесообразность использования модели сегментации для выявления очагов возгорания.

Рассмотрены методы повышения помехоустойчивости модели путем включения в обучающий набор данных объектов, визуально схожих с возгоранием, (например, отражения, блики, солнечный и искусственный свет и др.).

Разработан подход к обучению нейронной сети, обеспечивающий высокую точность идентификации очагов возгорания на ранних стадиях при обработке видеоданных.

Исследование выполнено при поддержке проекта Национального исследовательского Томского политехнического университета ПИИШ-НИР-2024-014.

Список использованных источников

1. Festag S. The Statistical Effectiveness of Fire Protection Measures: Learning from Real Fires in Germany // *Fire Technology*. – 2021. – V. 57. P. 1589–1609. DOI: 10.1007/s10694-020-01073-y.
2. Sheng D., Deng J., Zhang W., Cai J., Zhao W., Xiang J. A Statistical Image Feature-Based Deep Belief Network for Fire Detection // *Complexity*. – 2021. DOI: 10.1155/2021/5554316.
3. Ma C., Van Coile R., Gernay T. Fire protection costs in composite buildings for cost-benefit analysis of fire designs // *Journal of Constructional Steel Research*. – 2024. – Vol. 215. – Article number 108517. DOI: 10.1016/j.jcsr.2024.108517.
4. Bu F., Gharajeh M.S. Intelligent and vision-based fire detection systems: A survey // *Image and Vision Computing*. – 2019. – Vol. 91. – Article number 103803. DOI: 10.1016/j.imavis.2019.08.007.
5. Cetin A.E., Dimitropoulos K., Gouverneur B., Grammalidis N., Gunay O., Habiboglu Y.H., Toreyin B.U., Verstockt S. Video fire detection – Review // *Digital Signal Processing*. – 2013. – Vol. 23. – P. 1827–1843. DOI: 10.1016/j.dsp.2013.07.003.
6. Hashemzadeh M., Zademehdi A. Fire detection for video surveillance applications using ICA K-medoids-based color model and efficient spatio-temporal visual features // *Expert Systems with Applications*. – 2019. – Vol. 130. – P. 60–78. DOI: 10.1016/j.eswa.2019.04.019.
7. Ahn Y., Choi H., Kim B.S. Development of early fire detection model for buildings using computer vision-based CCTV // *Journal of Building Engineering*. – 2023. – Vol. 65. – Article number 105647. DOI: 10.1016/j.job.2022.105647.
8. Yazdi M., Bouwmans T. New trends on moving object detection in video images captured by a moving camera: A survey // *Computer Science Review*. – 2018. – Vol. 28. – P. 157–177. DOI: 10.1016/j.cosrev.2018.03.001.
9. Kuznetsov G.V., Zhdanova A.O., Volkov R.S., Sviridenko A.S., Strizhak P.A. Smoke deposition and extraction in compartment fires with different ignition sources // *Process Safety and Environmental Protection*. – 2024. – Vol. 187. – P. 581–592. DOI: 10.1016/j.psep.2024.05.010.
10. Евсиков А.А., Самарин И.В. Обнаружение очагов возгорания на технологических объектах с использованием сверточной нейронной сети // *Пожаровзрывобезопасность*. – 2023. – Т. 32, № 5. – С. 40–48.