

Использование видеоаналитики для раннего обнаружения возгорания

Максим Иванович Готов ✉, Светлана Сергеевна Кропотова,
Павел Александрович Стрижак

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. Тревожные тенденции изменения статистики возникновения пожаров в зданиях и помещениях в последние годы с масштабными последствиями требуют поиска и разработки новых методов и подходов в области раннего обнаружения возгораний. Перспективным подходом к малоинерционной идентификации возгораний принято считать использование интеллектуальных и основанных на визуальной оценке пожарной опасности в помещении систем на базе различных типов видеокамер. В отличие от традиционных точечных пожарных извещателей данный метод не ограничен объемами помещения и позволяет обнаружить возгорание даже на больших открытых пространствах и непрогнозируемом перемещении фронта пламени.

Целью исследования является обоснование возможности достоверной идентификации очага возгорания в помещении на ранней стадии с использованием видеосъемки. Основной задачей является разработка алгоритма для обучения модуля нейронной сети, позволяющего с высокой точностью определить координаты местоположения очага возгорания в помещении на ранней стадии с использованием видеосъемки.

Материалы и методы. Экспериментальные исследования проведены с использованием макета помещения размерами $3 \times 3 \times 2,3$ м с установленными в нем системой газоанализа, пожарными извещателями, средствами видеорегистрации, а также системой управления и мониторинга для сбора и записи информации.

Результаты и их обсуждение. В результате проведенных исследований предложен подход к применению видеоаналитики для идентификации очага возгораний на ранней стадии.

Заключение. На основе экспериментальных исследований выбран оптимальный размер предобученной модели нейронной сети для поставленной задачи, а также обоснована целесообразность использования камеры видеонаблюдения для малоинерционной идентификации возгораний в помещениях.

Ключевые слова: видеомониторинг; нейросетевые алгоритмы; пожарная безопасность; мониторинг инцидентов; пожарные извещатели

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

Для цитирования: Готов М.И., Кропотова С.С., Стрижак П.А. Использование видеоаналитики для раннего обнаружения возгорания // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2025. Т. 34. № 1. С. 70–78. DOI: 10.22227/0869-7493.2025.34.01.70-78

✉ Готов Максим Иванович, e-mail: mig13@tpu.ru

Using video analytics for early fire detection

Maksim I. Glotov ✉, Svetlana S. Kropotova, Pavel A. Strizhak

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. Alarming trends in the statistics of fires in buildings and premises in recent years with large-scale consequences require the search and development of new methods and approaches in the field of early fire detection. A promising approach to low-inertia identification of fires is considered to be the use of intelligent systems based on visual assessment of fire hazard in the premises, based on various types of video cameras. Unlike traditional point fire detectors, this method is not limited by the volume of the room and allows detecting fires even in large open spaces and unpredictable movement of the flame front.

The aim of the research is to substantiate the feasibility of reliably identifying the fire source in a room at an early stage using video recording. The main task is to develop an algorithm for training a neural network module that allows for the accurate determination of the coordinates of the fire source location in a room at an early stage using video recording.

Materials and methods. Experimental studies were carried out using a $3 \times 3 \times 2.3$ m room model with a gas analysis system, fire alarms, video recording equipment, and a control and monitoring system for collecting and recording information installed in it.

Results and Discussion. As a result of the conducted research, an approach to the use of video analytics for identifying the source of fires at an early stage was proposed.

Conclusions. Based on experimental studies, the optimal size of the pre-trained neural network model for the task was selected, and the feasibility of using a video surveillance camera for low-inertia identification of fires in premises was substantiated.

Keywords: video monitoring; neural network algorithms; fire safety; incident monitoring; fire detectors

Acknowledgments. The study was carried out with the support of the project of the National Research Tomsk Polytechnic University PISh-NIR-2024-014.

For citation: Glotov M.I., Kropotova S.S., Strizhak P.A. Using video analytics for early fire detection. *Pozharovzryvobezopasnost'/Fire and Explosion Safety*. 2025; 34(1):70-78. DOI: 10.22227/0869-7493.2025.34.01.70-78 (rus).

✉ Maksim Ivanovich Glotov, e-mail: mig13@tpu.ru

Введение

Вследствие довольно масштабных последствий возгораний в жилых зданиях и производственных помещениях разработка и создание новых эффективных подходов в области раннего обнаружения возгораний является актуальной научно-технической задачей [1–3]. Наиболее распространенным в области пожарной безопасности принято считать использование пожарных извещателей разных типов. Точечные датчики срабатывают при изменении температуры в контролируемом помещении, появлении пламени, дыма, достижении предельно допустимой концентрации (ПДК) горючих газов [4]. Основным недостатком перечисленных технических средств является инерционность их срабатывания [5], а также то, что их чувствительные элементы регистрируют, как правило, лишь очевидные признаки пожара, появляющиеся при уже активном и неконтролируемом распространении возгорания. Многие производственные процессы, сопровождающиеся повышением температуры в помещении или образованием мелкодисперсной пыли, приводят к ложным срабатываниям таких датчиков. Для снижения вероятности ложных срабатываний их необходимо размещать в непосредственной близости от потенциально горючих материалов, что не всегда возможно. Однако даже при своевременном срабатывании пожарные извещатели не позволяют получить дополнительную информацию о местоположении очага возгорания, его размерах, типе вовлеченного в горение материала и другом. Более инерционным является использование мультикритериальных [6] и газовых пожарных извещателей, например сенсора оксида углерода [7–9]. Результаты исследований [10, 11] обосновывают целесообразность их использования при сверхраннем обнаружении возгорания. Однако данный тип пожарных извещателей эффективен в основном при обнаружении долго тлеющих материалов, термическое разложение которых

сопровождается выделением большого объема газообразных веществ. Дальнейшее развитие технологий идентификации возгораний способствовало внедрению интеллектуальных и основанных на визуальной оценке пожарной опасности в помещении систем [12], и, как следствие, распространению использования в качестве технических средств обнаружения возгораний различных типов видеокамер [13]. В отличие от традиционных точечных пожарных извещателей [14], которые ограничены объемами помещения и малоэффективны в полуоткрытых помещениях, например складах и автостоянках, видеорегистрация [15, 16] позволяет обнаружить возгорание даже на больших открытых пространствах с минимальной задержкой по времени [17]. Своевременное обнаружение возгорания основано на обработке потока видеок кадров и определении таких пространственно-временных характеристик [18], как неравномерность контура в отдельных кадрах и временные изменения между последовательными кадрами. На полученных с использованием камеры видеонаблюдения кадрах зачастую присутствуют объекты, визуально напоминающие очаг возгорания: световые приборы или солнечные лучи, пламя от свечей, зажигалки и другое. Актуальным является обучение нейронных сетей по потоку видеок кадров в условиях ложных срабатываний для адаптации алгоритмов обнаружения возгораний в широкой группе жилых и производственных помещений [19]. В данном направлении можно выделить работу [20] с результатами изучения возможности обнаружения очагов возгорания на технологических объектах с использованием сверточной нейронной сети, способной обнаруживать пламя и дым на изображении с камер видеонаблюдения с вероятностью 42 %. В настоящем исследовании, в отличие от работы [20], по данным экспериментальных исследований предложен подход по определению с использованием камеры видеонаблюдения и обученной нейронной сети места возгорания, типа материала, а также

координат очага возгорания с точностью до 92 %. *Целью исследования* является разработка подхода к идентификации очага возгорания в помещении на ранней стадии с использованием камеры видеонаблюдения и разработанной нейронной сети. *Основная задача* — разработка алгоритма обучения модуля нейронной сети, позволяющего с высокой точностью определить координаты места возгорания.

Материалы и методы

Для идентификации очага возгорания на ранней стадии с использованием камеры видеонаблюдения использована сверточная нейронная сеть, основным этапом обучения которой является подготовка обучающей выборки. При подготовке данных для обучения в качестве объекта идентификации выбран очаг пожара площадью от 100 до 400 см². Очаг пожара такого размера соответствует начальной стадии возгорания. Обучающие изображения получены в ходе предварительных экспериментов в области разработки малоинерционных систем обнаружения и идентификации пожароопасных ситуаций на примере очагов класса А [7], а также получены из открытых источников. Основным критерием выбора изображения в обучающую выборку являлось наличие очага возгорания соответствующих размеров. Разрешение изображений, на которых обучалась модель, составляло 1280 × 720 пикселей. В обучающую выборку отбирались изображения с очагами возгорания с разной интенсивностью горения (рис. 1), находящимися как внутри закрытого помещения, так и снаружи.

При разработке модели нейронной сети для идентификации очага возгорания выбрана модель сегментации экземпляров. Данная модель предоставляет контуры или маски идентифицированных объектов и может быть использована для проработки дальнейшей логики системы малоинерцион-

ного обнаружения пожаров, например расчета площади очага. Для реализации модели сегментации объекты в обучающей выборке размечались в соответствии с их видимыми границами. Аннотирование (разметка) изображений проводилось с использованием программного обеспечения Anylabeling с открытым исходным кодом. Данный инструмент ускоряет разметку большого объема данных путем использования моделей искусственного интеллекта, таких как Segment Anything и YOLO, для автоматического аннотирования изображений. К данным для обучения также применены методы аугментации (различные трансформации изображений и их разметки для увеличения разнообразия обучающего набора), такие как отражения по горизонтали и поворот на $\pm 15^\circ$. Аннотированные изображения разделены в соотношении 80, 20 и 20 % для обучения, валидации и тестирования соответственно. В качестве предобученной модели нейронной сети выбрана актуальная в линейке продуктов компании Ultralytics модель YOLOv8. Данная модель зарекомендовала себя как надежный инструмент для достоверной идентификации объектов в реальном времени и содержит от 3,2 до 66 млн обучаемых параметров в зависимости от выбранного размера модели.

Для повышения помехоустойчивости модели, помимо целевого класса «огонь» (название класса в модели: fire), введен класс объектов-помех, визуально напоминающих признаки возгорания (название класса в модели: firenoise), но таковыми не являющиеся. В качестве помех рассматривались следующие инциденты: отражения огня, блики на линзе видеокамеры, засвеченные солнцем области, источники искусственного света, например индикаторные лампочки приборов. По окончании обучения фиксировались стандартные параметры качества обучения модели машинного зрения, такие как mAP₅₀, mAP₅₀₋₁₀₀, Precision. Средняя точность (mAP) — метрика для оценки производительности моделей



Рис. 1. Очаг возгорания на разных стадиях горения
Fig. 1. Fire source at different stages of combustion

Таблица 1. Оборудование, использовавшееся при обучении и тестировании модели

Наименование Name	Оборудование Equipment
Операционная система Operating system	Windows 10
CPU	13th Gen Intel(R) Core (TM) i7-13700F
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4060

обнаружения объектов. mAP_{50} рассчитывается при пороге IoU, равном 0,5. Это означает, что предсказание модели считается верным, если предсказанное ограничивающее поле не менее чем на 50 % совпадает с истинным. Показатель mAP_{50-100} представляет метрику, которая учитывает среднюю точность при различных порогах IoU от 0,5 до 1,0. Это позволяет получить более полное представление о производительности модели при различных требованиях к точности определения границ идентифицируемых объектов (от 50 до 100 %). Точность (Precision) показывает, сколько из всех положительных прогнозов модели являются верными. В контексте обнаружения объектов данная метрика отражает долю правильных предсказаний среди всех сделанных положительных прогнозов.

Обучение модели и ее тестирование проводилось на ЭВМ с характеристиками, представленными в табл. 1.

Таблица 2. Выбор размера предобученной модели YOLOv8
Table 2. Selecting the size of the pre-trained YOLOv8 model

Размер предобученной модели Pre-trained model size	Количество обучаемых параметров, млн Number of trainable parameters, million	mAP_{50}	mAP_{50-100}	Точность Precision	Скорость обработки изображения, мс Image processing speed, ms
YOLOv8 Nano	3,2	0,98705	0,73177	0,84	Не более 40 No more than 40
YOLOv8 Small	7,2	0,97357	0,71299	0,85	Не более 50 No more than 50
YOLOv8 Medium	12,0	0,9883	0,73408	0,89	Не более 100 No more than 100
YOLOv8 Large	25,0	0,97011	0,71011	0,91	Не более 140 No more than 140
YOLOv8 XLarge	53,9	0,9702	0,69738	0,92	Не более 220 No more than 140

Результаты и их обсуждение

Используя полученные данные, проведено обучение модели нейронной сети для идентификации начальной стадии возникновения пожара на основе предобученной модели YOLOv8 различных размеров, отличающихся количеством обучаемых параметров. Увеличение размера модели ведет к увеличению точности идентификации, но приводит к замедлению обработки изображений, что критически важно для систем, работающих в режиме реального времени. Поэтому проведено сравнение результатов обучения по основным метрикам, описанным выше, для выбора размера предобученной модели YOLOv8, обеспечивающего одновременно и точность, и быстродействие при идентификации пламени. Параметры качества модели, полученные при обучении на моделях различного размера, приведены в табл. 2.

Исходя из высоких значений метрики mAP ($> 0,7$), все модели являются работоспособными. Учитывая, что в современных системах пожарной охраны, работающих в режиме реального времени, период опроса оборудования составляет от одной до пяти секунд, основным параметром выбора размера предобученной модели является точность на тестовой выборке. YOLOv8 XLarge имеет прирост точности в 1 % по сравнению с YOLOv8 Large, однако скорость обработки при этом снижается в 1,5 раза. При обучении на основании моделей малого размера Nano и Small наблюдались частая потеря и повторная идентификация объекта, что может быть критически важным недостатком при необходимости наблюдения за несколькими

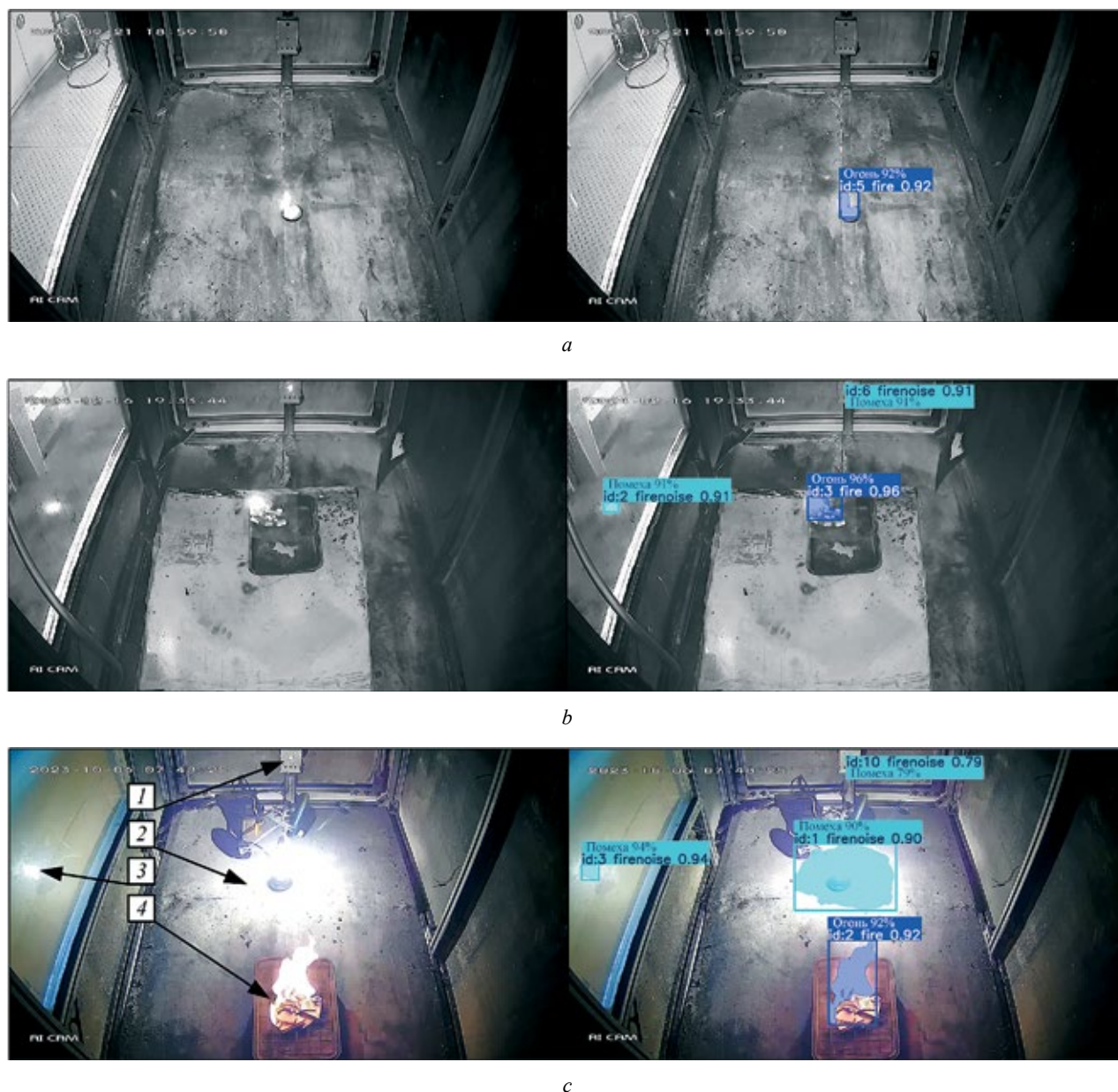


Рис. 2. Демонстрация работы модели идентификации огня (fire) с учетом помех (firenoise): *a* — малого пламени; *b* — пламени различной интенсивности; *c* — пламени в сложной помеховой обстановке: 1 — индикаторная лампа прибора; 2 — искусственное освещение; 3 — отражения; 4 — очаг возгорания

Fig. 2. Demonstration of the operation of the fire identification model taking into account interference (firenoise): *a* — small flame; *b* — flame of varying intensity; *c* — flame in a complex interference environment: 1 — indicator lamp of the device; 2 — artificial lighting; 3 — reflections; 4 — source of fire

объектами в течение заданного времени. Исходя из этого, для идентификации очага возгорания в режиме реального времени наиболее подходящей является модель YOLOv8 Large с точностью 0,91. Результаты работы обученной модели с сегментацией объектов представлены на рис. 2. Результат введения в обучающую выборку класса объектов-помех (firenoise), похожих на пламя, но не являющихся таковым, представлен на рис. 3. Показано, что модель, не обученная на распознавание объектов, схожих с очагом возгорания, ошибочно интерпретирует его как пламя. В то же время

модель, обученная для выполнения данной задачи, демонстрирует точность на 20 % выше.

Возможности системы

По сравнению с существующим аналогом системы идентификации, описание которого представлено в работе [20], разработанная модель позволяет не только идентифицировать очаг возгорания, но и определять его положение и размеры. Полученная модель идентифицирует пламя с большей точностью, в том числе вследствие решения задач помехоустой-

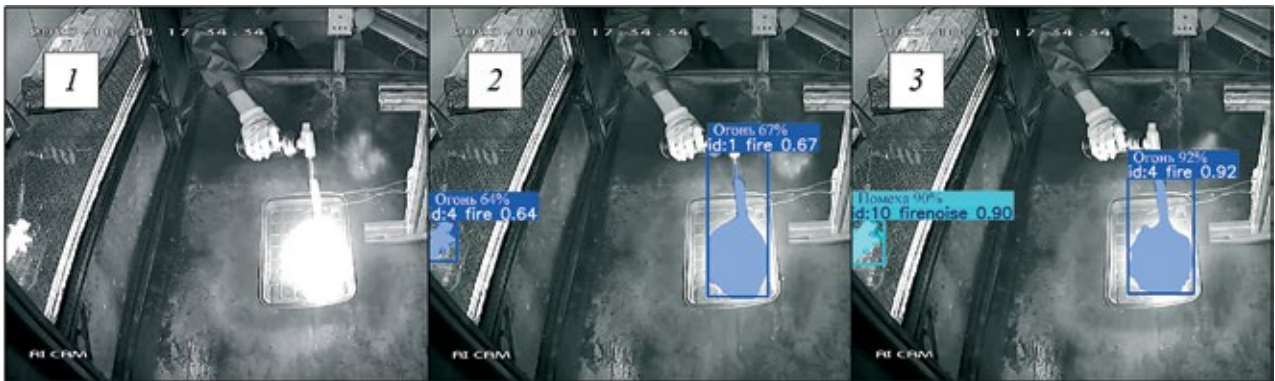


Рис. 3. Результат применения модели идентификации пламени при наличии помех: 1 — обрабатываемое изображение; 2 — модель при разметке только пламени (fire); 3 — модель при разметке класса пламени (fire) и класса помех (firenoise)
Fig. 3. Result of applying the flame identification model in the presence of noise: 1 — processed image; 2 — model for marking only flame (fire); 3 — model for marking the flame class (fire) and noise class (firenoise)

чивости. Помимо этого, обученная модель идентификации пламени работает с поддержкой сегментации. При обработке изображения модель в том числе возвращает маску сегментации. При рассмотрении только объекта «пламя» (fire) данная маска будет являться бинарной:

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

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

Такой формат удобен для обработки результатов модели. Например, для расчета площади очага необходимо поэлементно умножить бинарную матрицу объекта на матрицу, содержащую значения покрываемой реальной площади каждым пикселем (K^S , м/пкс):

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

Таким образом, предложенная модель позволит оценить скорость распространения пожара, удаление очага возгорания от особо значимых зон, а следовательно, оценить приоритетность локализации и подавления возгорания. Полученную модель нейронной сети идентификации возгорания предлагается использовать в системах пожарной безопасности в соответствии с алгоритмом, изображенным на рис. 4.

Заключение

1. Показано, что модель YOLOv8 размера Large с 25 млн обучающих параметров является наиболее подходящей для идентификации возгораний на начальном этапе. Точность идентификации составила 0,91, а скорость обработки одного кадра — 140 мс.
2. Обоснована целесообразность применения модели сегментации для идентификации очагов возгорания.
3. Рассмотрены вопросы увеличения помехоустойчивости модели путем введения в обу-

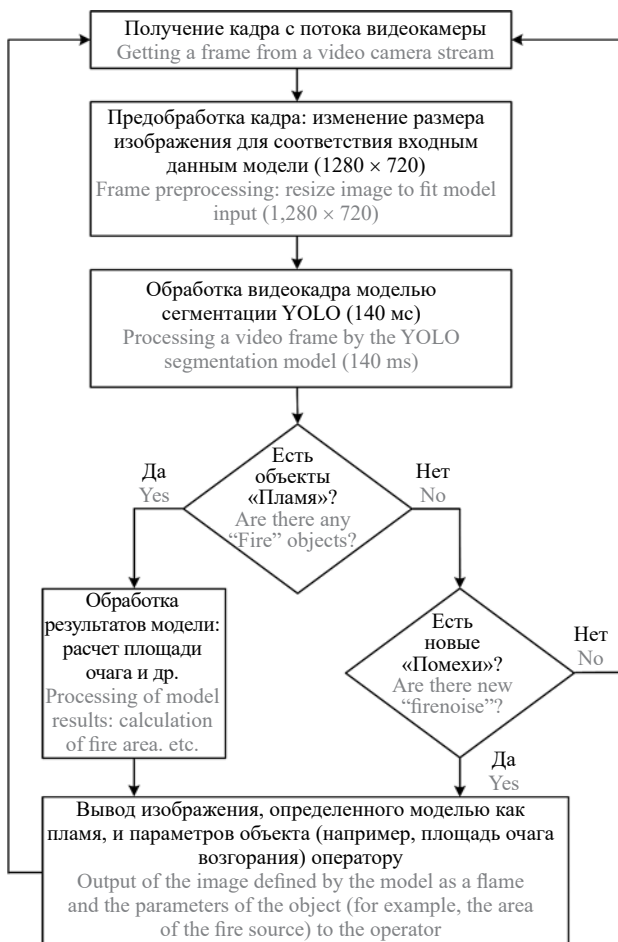


Рис. 4. Алгоритм применения модели идентификации очага возгорания в системе пожарной безопасности с использованием видеокamеры
Fig. 4. Algorithm for applying the fire source identification model in the fire safety system using a video camera

чающий набор данных информации об объектах, визуально напоминающих возгорание и приводящих к ложным срабатываниям (отражения, блики, солнечный и искусственный свет и другое).

4. Разработан подход к обучению модели нейронной сети, которая с высокой точностью идентифицирует очаг возгорания на ранней стадии при обработке информации с камеры видеонаблюдения.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Festag S. The statistical effectiveness of fire protection measures: learning from real fires in Germany // *Fire Technology*. 2021. Vol. 57. Pp. 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. No. (1). Pp. 1–12. 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. No. 108517. DOI: 10.1016/j.jcsr.2024.108517
4. Nan C., Xianmeng M., Wenhui D. Experimental study on the testing environment improvement of fire smoke detectors // *Procedia Engineering*. 2012. Vol. 45. Pp. 610–616. DOI: 10.1016/j.proeng.2012.08.211
5. Калмыков С.П., Есин В.М. Время обнаружения очага пожара // *Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety*. 2017. Vol. 26 (11). Pp. 52–63. DOI: 10.1016/j.proeng.2012.08.211
6. Членов А.Н., Буцынская Т.А., Журавлев С.Ю., Николаев В.А. Об эффективности функционирования мультикритериального пожарного извещателя // *Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety*. 2016. Vol. 25 (12). Pp. 55–60. DOI: 10.18322/PVB.2016.25.12.55-60. EDN XWVMGZ.
7. Kuznetsov G.V., Volkov R.S., Sviridenko A.S., Strizhak P.A. Fire detection and suppression in rooms with different geometries // *Journal of Building Engineering*. 2024. Vol. 90. No. 109427. DOI: 10.1016/j.job.2024.109427
8. 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. Pp. 581–592. DOI: 10.1016/j.psep.2024.05.010
9. Артамонов В.С., Поляков А.С., Иванов А.Н. Сверхраннее и раннее обнаружение загораний: понятия, границы применения и единство // *Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety*. 2016. Vol. 25 (9). Pp. 78–83. DOI: 10.18322/PVB.2016.25.09.78-83
10. Song Z., Huang X., Jiang J., Pan X. A laboratory approach to CO₂ and CO emission factors from underground coal fires // *International Journal of Coal Geology*. 2020. Vol. 219. No. 103382. DOI: 10.1016/j.coal.2019.103382
11. Li Y., Yu L., Zheng C., Ma Z., Yang S., Song F. et al. Development and field deployment of a mid-infrared CO and CO₂ dual-gas sensor system for early fire detection and location // *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*. 2022. Vol. 270. No. 120834. DOI: 10.1016/j.saa.2021.120834
12. Bu F., Gharajeh M.S. Intelligent and vision-based fire detection systems: a survey // *Image and Vision Computing*. 2019. Vol. 91. No. 103803. DOI: 10.1016/j.imavis.2019.08.007
13. Cetin A.E., Dimitropoulos K., Gouverneur B., Grammalidis N., Gunay O., Habiboglu Y.H. et al. Video fire detection : review // *Digital Signal Processing*. 2013. Vol. 23. Pp. 1827–1843. DOI: 10.1016/j.dsp.2013.07.003. EDN RIKHCF.
14. Xie D., Chen Q., Zhu Y. Optimal layout scheme of fire detectors and operation condition monitoring technology in urban integrated substation // *Measurement*. 2024. Vol. 236. No. 115093. DOI: 10.1016/j.measurement.2024.115093
15. 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. Pp. 60–78. DOI: 10.1016/j.eswa.2019.04.019
16. 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. No. 105647. DOI: 10.1016/j.job.2022.105647
17. 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. Pp. 157–177. DOI: 10.1016/j.cosrev.2018.03.001
18. Hackner A., Oberpriller H., Ohnesorge A., Hechtenberg V., Müller G. Heterogeneous sensor arrays: Merging cameras and gas sensors into innovative fire detection systems // *Sensors and Actuators B: Chemical*. 2016. Vol. 231. Pp. 497–505. DOI: 10.1016/j.snb.2016.02.081
19. Yar H., Khan Z.A., Rida I., Ullah W., Kim M.J., Baik S.W. An efficient deep learning architecture for effective fire detection in smart surveillance // *Image and Vision Computing*. 2024. Vol. 145. No. 104989. DOI: 10.1016/j.imavis.2024.104989

20. Евсиков А.А., Самарин И.В. Обнаружение очагов возгорания на технологических объектах с использованием сверточной нейронной сети // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2023. Vol. 32 (5). Pp. 40–48. DOI: 10.22227/0869-7493.2023.32.05.40-48

REFERENCES

1. Festag S. The Statistical Effectiveness of Fire Protection Measures: Learning from Real Fires in Germany. *Fire Technology*. 2021; 57:1589-1609. 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; (1):1-12. 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; 215:108517. DOI: 10.1016/j.jcsr.2024.108517
4. Nan C., Xianmeng M., Wenhui D. Experimental Study on the Testing Environment Improvement of Fire Smoke Detectors. *Procedia Engineering*. 2012; 45:610-616. DOI: 10.1016/j.proeng.2012.08.211
5. Kalmykov S.P., Esin V.M. Fire detection time. *Pozharovzryvobezопасnost/Fire and explosion safety*. 2017; 26(11):52-63. (rus).
6. Chlenov A.N., Bucynskaya T.A., Zhuravlev S.Yu., Nikolaev V.A. On the efficiency of the multi-criteria fire alarm. *Pozharovzryvobezопасnost/Fire and explosion safety*. 2016; 25(12):55-60. DOI: 10.18322/PVB.2016.25.12.55-60. EDN XWVMGZ. (rus).
7. Kuznetsov G.V., Volkov R.S., Sviridenko A.S., Strizhak P.A. Fire detection and suppression in rooms with different geometries. *Journal of Building Engineering*. 2024; 90:109427. DOI: 10.1016/j.jobe.2024.109427
8. 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; 187:581-592. DOI: 10.1016/j.psep.2024.05.010
9. Artamonov V.S., Polyakov A.S., Ivanov A.N. Ultra-early and early detection of fires: concepts, application limits and unity. *Pozharovzryvobezопасnost/Fire and explosion safety*. 2016; 25(9):78-83. DOI: 10.18322/PVB.2016.25.09.78-83 (rus).
10. Song Z., Huang X., Jiang J., Pan X. A laboratory approach to CO₂ and CO emission factors from underground coal fires. *International Journal of Coal Geology*. 2020; 219:103382. DOI: 10.1016/j.coal.2019.103382
11. Li Y., Yu L., Zheng C., Ma Z., Yang S., Song F. et al. Development and field deployment of a mid-infrared CO and CO₂ dual-gas sensor system for early fire detection and location. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*. 2022; 270:120834. DOI: 10.1016/j.saa.2021.120834
12. Bu F., Gharajeh M.S. Intelligent and vision-based fire detection systems: A survey. *Image and Vision Computing*. 2019; 91:103803. DOI: 10.1016/j.imavis.2019.08.007
13. Cetin A.E., Dimitropoulos K., Gouverneur B., Grammalidis N., Gunay O., Habiboglu Y.H. et al. Video fire detection : review. *Digital Signal Processing*. 2013; 23:1827-1843. DOI: 10.1016/j.dsp.2013.07.003. EDN RIKHCF.
14. Xie D., Chen Q., Zhu Y. Optimal layout scheme of fire detectors and operation condition monitoring technology in urban integrated substation. *Measurement*. 2024; 236:115093. DOI: 10.1016/j.measurement.2024.115093
15. 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; 130:60-78. DOI: 10.1016/j.eswa.2019.04.019
16. 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; 65:105647. DOI: 10.1016/j.jobe.2022.105647
17. Yazdi M., Bouwmans T. New trends on moving object detection in video images captured by a moving camera: A survey. *Computer Science Review*. 2018; 28:157-177. DOI: 10.1016/j.cosrev.2018.03.001
18. Hackner A., Oberpriller H., Ohnesorge A., Hechtenberg V., Müller G. Heterogeneous sensor arrays: Merging cameras and gas sensors into innovative fire detection systems. *Sensors and Actuators B: Chemical*. 2016; 231:497-505. DOI: 10.1016/j.snb.2016.02.081
19. Yar H., Khan Z.A., Rida I., Ullah W., Kim M.J., Baik S.W. An efficient deep learning architecture for effective fire detection in smart surveillance. *Image and Vision Computing*. 2024; 145:104989. DOI: 10.1016/j.imavis.2024.104989
20. Evsikov A.A., Samarina I.V. Detecting Fire Sources at Technological Facilities Using a Convolutional Neural Network. *Pozharovzryvobezопасnost/Fire and explosion safety*. 2023; 32(5):40-48. DOI: 10.22227/0869-7493.2023.32.05.40-48 (rus).

Поступила 24.10.2024, после доработки 22.01.2025;

принята к публикации 25.01.2025

Received October 24, 2024; Received in revised form January 22, 2025;

Accepted January 25, 2025

Информация об авторах

ГЛОТОВ Максим Иванович, аспирант Инженерной школы ядерных технологий, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, 634050, г. Томск, пр-т Ленина, 30; ORCID: 0000-0001-6345-1712; ResearcherID: JXL-9108-2024; Scopus AuthorID: 57210585790; e-mail: mig13@tpu.ru

КРОПОТОВА Светлана Сергеевна, канд. физ.-мат. наук, доцент Исследовательской школы физики высокоэнергетических процессов, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, 634050, г. Томск, пр-т Ленина, 30; ORCID: 0000-0002-3428-4270; ResearcherID: AAH-6091-2021; Scopus AuthorID: 57215660479; e-mail: ssk22@tpu.ru

СТРИЖАК Павел Александрович, д-р физ.-мат. наук, профессор НОЦ И.Н. Бутакова Инженерной школы энергетики, Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия, 634050, г. Томск, пр-т Ленина, 30; ORCID: 0000-0003-1707-5335; ResearcherID: K-5787-2015; Scopus AuthorID: 24605528800; e-mail: pavelspa@tpu.ru

Вклад авторов:

Глотов М.И. — проведение экспериментов; написание исходного текста.

Кропотова С.С. — доработка текста; итоговые выводы.

Стрижак П.А. — концепция исследования; научное руководство.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Information about the authors

Maksim I. GLOTOV, Postgraduate student of the School of Nuclear Technology, National Research Tomsk Polytechnic University, Lenin Ave., 30, Tomsk, 634050, Russian Federation; ORCID: 0000-0001-6345-1712; ResearcherID: JXL-9108-2024; Scopus AuthorID: 57210585790; e-mail: mig13@tpu.ru

Svetlana S. KROPOTOVA, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Docent of the Research School of High-Energy Physics, National Research Tomsk Polytechnic University, Lenin Ave., 30, Tomsk, 634050, Russian Federation; ORCID: 0000-0002-3428-4270; ResearcherID: AAH-6091-2021; Scopus AuthorID: 57215660479; e-mail: ssk22@tpu.ru

Pavel A. STRIZHAK, Dr. Sci. (Phys.-Math.), Professor of the Scientific and Educational Center I.N. Butakova of the School of Energy Engineering, National Research Tomsk Polytechnic University, Lenin Ave., 30, Tomsk, 634050, Russian Federation; ORCID: 0000-0003-1707-5335; ResearcherID: K-5787-2015; Scopus AuthorID: 24605528800; e-mail: pavelspa@tpu.ru

Contribution of the authors:

Glotov M.I. — conducting experiments; writing the source text.

Kropotova S.S. — revision of the text; final conclusions.

Strizhak P.A. — the concept of the study; scientific guidance.

The authors declare no conflict of interests.