

ПОЖАРОВЗРЫВБЕЗОПАСНОСТЬ/FIRE AND EXPLOSION SAFETY. 2024. Т. 33. № 4. С. 13–21
POZHAROVZRYVOBEZOPASNOST/FIRE AND EXPLOSION SAFETY. 2024; 33(4):13-21

НАУЧНАЯ СТАТЬЯ/RESEARCH PAPER

УДК 004.896

<https://doi.org/10.22227/0869-7493.2024.33.04.13-21>

Обнаружение и определение точного местоположения очага возгорания с использованием сверточной нейронной сети, панорамного изображения и 3D-модели объекта наблюдения

Андрей Александрович Евсиков, Илья Вадимович Самарин ✉

Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина, г. Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. При решении задачи по обеспечению пожарной безопасности на крупных объектах промышленности важно обеспечить наивысшую скорость реагирования на возникающие угрозы. В данной работе рассматривается новый метод обнаружения и определения точного местоположения очага возгорания в реальном времени, основанный на современных методах обработки изображений и искусственного интеллекта.
Цели и задачи. Целью работы является создание системы, способной обнаружить возгорание на панорамном изображении, и, основываясь на 3D-модели, определить координаты найденной угрозы.

Задачи работы:

- обучение CNN и ее адаптация для работы на панорамном изображении;
- разработка алгоритма определения пространственных координат найденного на изображении объекта.

Методы. В работе описывается схема предложенной системы. Рассматриваются методы обнаружения возгораний на изображении. Обосновывается выбор подхода с использованием сверточной нейронной сети. Рассматривается применение нейронной сети на панорамном изображении и описывается подход к выпрямлению искажений на изображении с целью повышения точности работы сети. Описывается метод совмещения 3D-модели с панорамным изображением и определения пространственных координат найденных возгораний.

Результаты и их обсуждение. В работе показаны результаты работы системы в виртуальной среде, где были сгенерированы возгорания. В среде эмулированы все ключевые компоненты системы, такие как панорамная камера и 3D-модель объекта. В проведенных экспериментах погрешность определения координаты возгорания составила порядка 20 см.

Выводы. В работе был рассмотрен новый подход к обнаружению возгораний с использованием компьютерного зрения. Была обучена нейросеть архитектуры YOLOv5, которая способна распознавать пламя и дым. Для снижения искажений применена стереографическая проекция. Был разработан и применен метод определения координат возгорания в пространстве посредством совмещения 3D-модели и панорамного изображения.

Ключевые слова: компьютерное зрение; обнаружение пожаров; обнаружение объектов в реальном времени; глубокое обучение; стереографическая проекция

Для цитирования: Евсиков А.А., Самарин И.В. Обнаружение и определение точного местоположения очага возгорания с использованием сверточной нейронной сети, панорамного изображения и 3D-модели объекта наблюдения // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2024. Т. 33. № 4. С. 13–21. DOI: 10.22227/0869-7493.2024.33.04.13-21

✉ Самарин Илья Вадимович, e-mail: ivs@gubkin.ru

Detection and determination of the exact location of the fire centre using a convolutional neural network, panoramic image and 3D model of the observed object

Andrey A. Evsikov, Ilya V. Samarin ✉

National University of Oil and Gas “Gubkin University”, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. When solving the problem of ensuring fire safety at large industrial facilities, it is important to ensure the highest speed of response to emerging threats. This paper discusses a new method of detecting and determining the exact location of the fire centre in real time, based on modern methods of image processing and artificial intelligence.

Aims and Objectives. The aim of the work is to create a system capable of detecting fire in a panoramic image and, based on a 3D model, determining the coordinates of the detected threat.

Objectives of the work:

- CNN training and its adaptation to work in a panoramic image;
- development of an algorithm for determining the spatial coordinates of an object found in the image.

Methods. The paper describes the scheme of the proposed system. Methods for detecting fires in the image are discussed. The choice of the approach using a convolutional neural network is justified. The application of a neural network in a panoramic image is considered and an approach to straightening distortions in the image is described in order to improve the accuracy of the network. A method for combining a 3D model with a panoramic image and determining the spatial coordinates of found fires is described.

Results and Discussion. The work shows the results of the system in a virtual environment where fires were generated. The environment emulates all key components of the system, such as a panoramic camera and a 3D model of the object. In the experiments carried out, the error in determining the coordinates of the fire was about 20 cm.

Conclusions. The work examined a new approach to detecting fires using computer vision. A neural network of the YOLOv5 architecture was trained, which is capable of recognizing fire and smoke. To reduce distortion, stereographic projection was used. A method was developed and applied to determine the coordinates of fire in space by combining a 3D model and a panoramic image.

Keywords: computer vision; fire detection; real-time object detection; deep learning; stereographic projection

For citation: Evsikov A.A., Samarin I.V. Detection and determination of the exact location of the fire centre using a convolutional neural network, panoramic image and 3D model of the observed object. *Pozharovzryvobezopasnost/Fire and Explosion Safety*. 2024; 33(4):13-21. DOI: 10.22227/0869-7493.2024.33.04.13-21 (rus).

✉ Ilya Vadimovich Samarin, e-mail: ivs@gubkin.ru

Введение

При обеспечении пожарной безопасности на крупных объектах, обладающих повышенным риском возникновения возгорания, таких как предприятия химической и нефтегазовой промышленности, склады и объекты энергетики, важнейшим фактором является скорость обнаружения и определения точного местоположения возникшей угрозы. Своевременное прибытие пожарной бригады в конкретное место очага возгорания позволяет значительно снизить потенциальный ущерб от возникшей угрозы.

В последние годы развитие систем искусственного интеллекта (ИИ) и, в частности, технологий компьютерного зрения позволяют находить новые подходы к решению такого рода задач.

В данной работе рассматривается новый метод обнаружения и определения точного местоположения очага возгорания. Его суть заключается в использовании сверточной нейронной сети (Convolutional Neural Network, CNN) на изображении с панорамной камеры, имеющей угол обзора 360 градусов, для обнаружения возгораний и дальнейшего определения их местоположения путем совмещения найденного на изображении объекта с 3D-моделью наблюдаемого камерой пространства.

Целью работы является создание системы, способной обнаружить возгорание на панорамном изображении, и, основываясь на 3D-модели, определить координаты найденной угрозы.

Задачи работы:

- обучение CNN и ее адаптация для работы на панорамном изображении;
- разработка алгоритма определения пространственных координат найденного на изображении объекта.

Методы

Схема рассматриваемой в работе системы представлена на рис. 1.

Принцип работы системы заключается в следующем. На первом этапе изображение с панорамной камеры видеонаблюдения преобразуется в проекции и обрабатывается с помощью CNN, которая определяет наличие и местоположение возгорания на изображении. Далее панорамное изображение совмещается с 3D-моделью, после чего координаты обнаруженных объектов на панорамном изображении проецируются на совмещенной с изображением 3D-модели. В результате работы системы формируются пространственные координаты обнаруженного возгорания.

Для обнаружения возгорания на изображении в данной работе используется подход с использованием CNN. Данный подход является на сегодняшний день наиболее актуальным по сравнению с другими методами обнаружения возгорания на изображении.

Благодаря активному развитию сверточных нейронных сетей в области обработки изображений их эффективность в обнаружении огня стала превосходить такие методы, как анализ спектра в различных цветовых пространствах, таких как RGB (Red, Green, Blue) в работах [1, 2], HSV (Hue (Тон), Saturation (Насыщенность), Value (значение)) в работе [3]. Кроме этого, применялись методы анализа спектра в цветоразностных пространствах, например Lab, YCbCr и YUV в работах [4–6] соответственно.

В применении CNN для обнаружения возгорания существуют различные подходы. Кроме специализированных архитектур для детектирования объектов на изображении для этого могут использоваться архитектуры, предназначенные для классификации

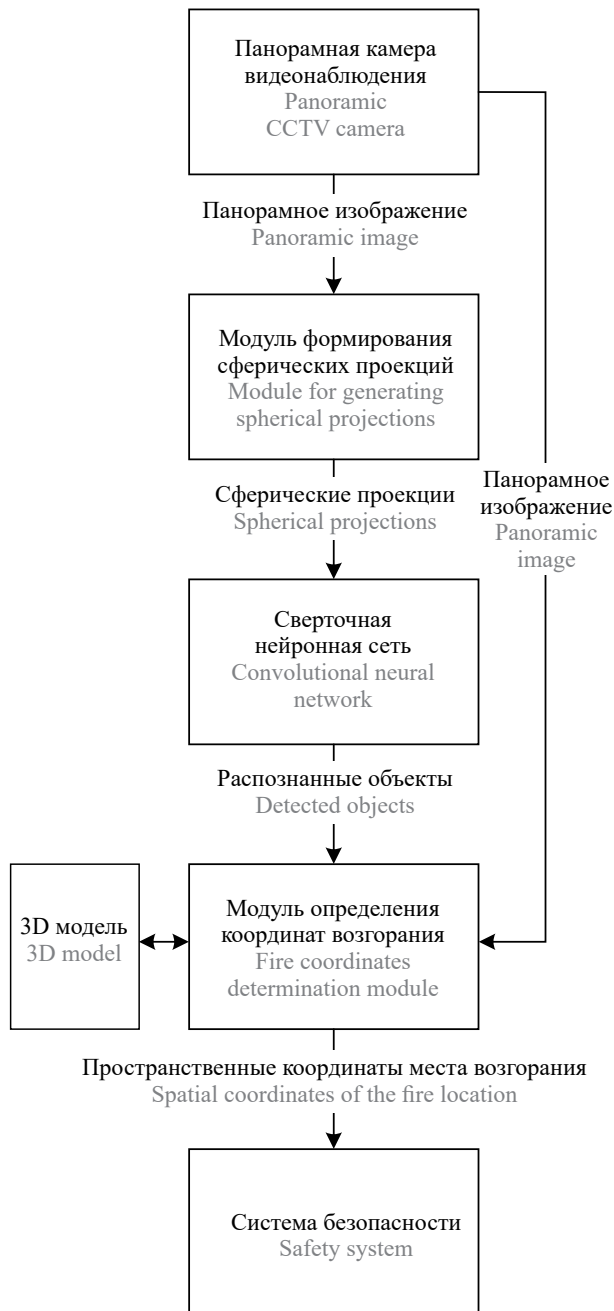


Рис. 1. Схема системы определения координат возгорания с помощью панорамного изображения и 3D-модели
Fig. 1. Scheme of the fire detection system using the panoramic image and the 3D model

изображения, как в работах [7–9], или архитектуры для сегментации, как в работе [10].

Однако наиболее широкое распространение в области обнаружения объектов на изображении получили CNN, специально разработанные для детектирования. Это постепенно выходящие из использования двухэтапные (two-stage) детекторы, такие как R-CNN [11], Mask R-CNN [12], Pyramid Networks [13], и наиболее современные одноэтапные (single-stage) архитектуры, такие как YOLO [14], SSD [15], RetinaNet [16].

В данной работе предлагается использовать архитектуру YOLOv5 [17], так как она показывает себя наилучшим образом среди других архитектур в плане точности и скорости работы, как это было показано в нашей работе [18].

Важной особенностью применения CNN в данной работе является использование панорамного изображения. Такие изображения охватывают полностью все пространство вокруг камеры, имея горизонтальный угол охвата 360° и вертикальный 180°. Такие изображения имеют важное для реализации рассматриваемой в работе системы свойство, что каждая горизонтальная и каждая вертикальная линии на изображении соответствуют определенному угловому отклонению от середины изображения. Таким образом, панорамное изображение является равнопромежуточной цилиндрической проекцией.

У такой проекции есть также и негативная особенность, заключающаяся в искажениях, сила которых увеличивается по мере приближения к верхнему и нижнему краям изображения. Из-за таких искажений точность работы CNN, обученной на стандартных изображениях без искажений, будет значительно снижена. Поэтому для работы на панорамном изображении необходимо выпрямлять искажения, чтобы приблизить параметры входного изображения сети к привычным для нее.

В работах [19, 20] предлагается использование сферической проекции. Суть подхода заключается в разбиении целого панорамного изображения на более малые участки с пересечением, после чего к ним применяется сферическое проецирование, в результате которого получают изображения, приспособленные для работы с CNN. На каждом участке определяются объекты, после чего полученные результаты обратно проецируются на исходное панорамное изображение с удалением дублей в местах пересечения.

В нашей работе [21] для выпрямления искажений используется стереографическая проекция. Она является частным вариантом сферической проекции и соответствует следующей формуле:

$$\begin{aligned} x &= \frac{R+1}{1+\cos\alpha} \sin\alpha; \\ y &= \frac{R+1}{1+\cos\beta} \sin\beta, \end{aligned} \quad (1)$$

где x, y — координаты проецируемой точки на плоскости;

R — радиус сферы;

α — горизонтальный угол точки на сфере;

β — вертикальный угол точки на сфере.

Для того чтобы полностью спроецировать данным методом панорамное изображение, необходимо использование как минимум 4 изображений, центры

которых соответствуют углам α , равным 0, 90, 180 и -90° . В итоге обработка панорамного изображения осуществляется по следующему алгоритму:

- 1) по панорамному изображению строятся четыре стереографические проекции;
- 2) на каждой проекции отрабатывает нейронная сеть, обнаруживая возгорания;
- 3) полученные объекты с помощью обратного преобразования переносятся на исходную панораму;
- 4) дубли на местах пересечения проекций удаляются.

Для того чтобы определить координаты полученных объектов в пространстве, существуют разные подходы. Например, есть не очень точные, но не требующие дополнительных элементов, таких как 3D-модели и облака точек, методы, основанные на триангуляции по нескольким панорамным изображениям, сделанным с разных позиций. Такой метод используют в работе [22]. Суть предложенного авторами подхода заключается в сегментации объектов на нескольких панорамных изображениях, сделанных в соседних точках, с использованием CNN, после чего в пространстве для каждого найденного объекта строится луч, исходящий из места съемки в направлении объекта. Места, в которых лучи похожих объектов с разных панорам пересекаются, принимаются за координаты найденного объекта.

Несмотря на приемлемую заявленную авторами точность в 2 метра, данный метод не очень применим к задаче, рассматриваемой в этой работе, так как для этого потребуется избыточное покрытие панорамными камерами площади наблюдения, с большим пересечением зон наблюдения, что нивелирует одно из основных преимуществ панорамных камер, заключающееся в покрытии большей площади при меньших точках установки оборудования.

Другой намного более точный метод — это определение координат объекта путем совмещения панорамного изображения с 3D-моделью окружения. 3D-моделью при решении такого рода задач обычно выступает облако точек, полученное путем сканирования с использованием LiDAR.

Подход с облаками точек наиболее обоснован для задач, где необходима классификация самих точек, например формирование 3D-карт, как, например, в работе [23]. В данной работе применяется сегментация панорамного изображения с использованием CNN, после чего изображение делится на небольшие участки, которые проецируются на облако точек, в результате чего класс пикселей переносится на точки.

Подобный метод частично подходит для рассматриваемой системы, однако стоит отметить отличия в решаемых задачах. По большей части в существующих работах подход с наложением 3D-моделей

и панорамного изображения используется для определения параметров самого окружения и является статичной задачей. В свою очередь задача обнаружения возгорания решается в динамике, и окружение, в котором она решается, определять не нужно, так как цель — найти возникающие в нем объекты.

В соответствии с этим, в данной работе предполагается, что система может работать как с облаком точек, так и с низкополигональной 3D-моделью окружения. Облако точек является избыточным, так как все, что нужно определить системе, это координата места, где было обнаружено возгорание, однако его использование также возможно.

Возможность совмещения панорамного изображения с 3D-моделью обуславливается равнопромежуточной цилиндрической проекцией, описанной ранее. Из нее следует, что каждый пиксель такого изображения соответствует четырехгранному углу с вершиной в точке объектива панорамной камеры, и у которого все плоские углы прямые. Каждый такой угол определяется четырьмя значениями: угловой диапазон по горизонтали (α_1 , α_2) и угловой диапазон по вертикали (β_1 , β_2). Определить эти значения для пикселя можно с помощью формул:

$$\begin{aligned}\alpha_1(i) &= \left(i - \frac{W}{2}\right) \cdot \frac{360}{W}; \\ \alpha_2(i) &= \alpha_1(i) + \frac{360}{W}; \\ \beta_1(j) &= \left(j - \frac{H}{2}\right) \cdot \frac{180}{H}; \\ \beta_2(j) &= \beta_1(j) + \frac{180}{H},\end{aligned}\tag{2}$$

где i — горизонтальный индекс пикселя;

W — горизонтальное разрешение панорамного изображения;

j — вертикальный индекс пикселя;

H — вертикальное разрешение панорамного изображения.

Используя формулу (2), можно определить угловые диапазоны любого прямоугольного сектора с координатами (i_1, i_2, j_1, j_2) , для которого горизонтальный угловой сектор равен $(\alpha_1(i_1), \alpha_2(i_2))$, а вертикальный $(\beta_1(j_1), \beta_2(j_2))$. Таким образом можно получить угловой диапазон для любого найденного с помощью CNN объекта на панорамном изображении.

Полученный четырехгранный угол находится в локальной системе координат панорамного снимка, где точка отчета — это объектив камеры. Для того чтобы совместить полученный угловой сектор с 3D-моделью, необходимо свести все к одной системе координат. Для вычислений удобнее приводить 3D-

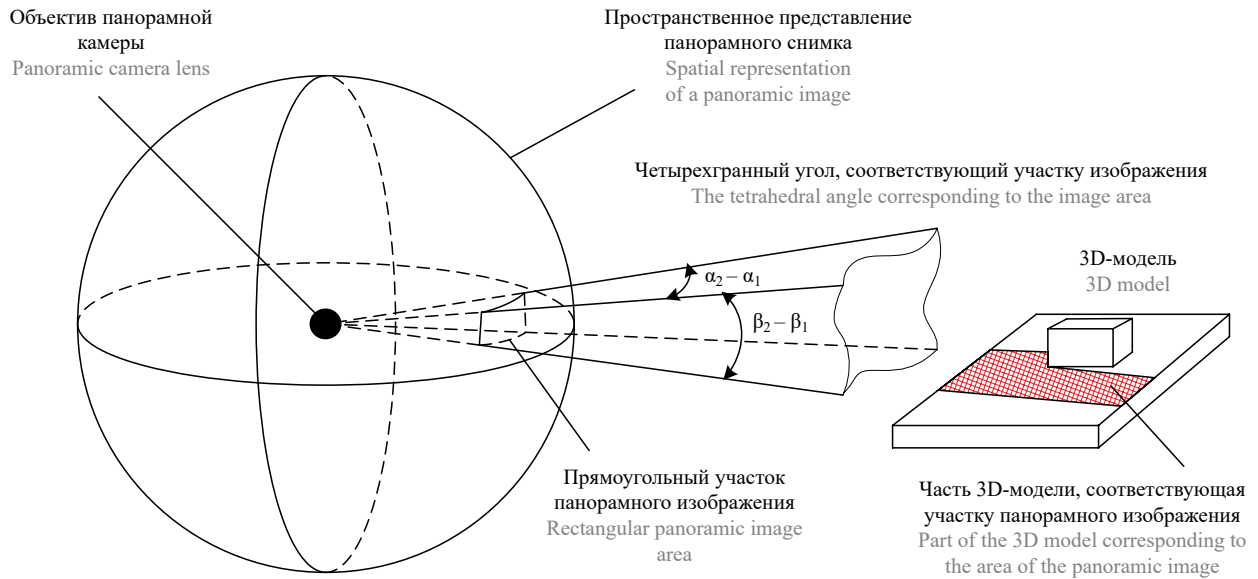


Рис. 2. Схема совмещения участка панорамного изображения с соответствующей частью 3D-модели
Fig. 2. Scheme of combining the section of the panoramic image with the corresponding part of the 3D model

модель к системе координат панорамного изображения. Для этого необходимо знать координаты объектива в системе координат 3D-модели и углы наклона

камеры. По этим параметрам можно определить новые координаты вершин 3D-модели или облаков точек относительно панорамной камеры с помощью формул:

$$R = \begin{pmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix};$$

$$\begin{pmatrix} x'_1 & y'_1 & z'_1 \\ x'_2 & y'_2 & z'_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x'_n & y'_n & z'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{pmatrix} \times R - (x_0 \quad y_0 \quad z_0), \quad (3)$$

где R — матрица поворота;

α, β, γ — углы Эйлера камеры относительно осей x, y, z 3D-модели соответственно;

x'_i, y'_i, z'_i — координаты i -й точки 3D-модели в системе координат панорамы;

x_i, y_i, z_i — координаты i -й точки 3D-модели в исходной системе координат;

x_0, y_0, z_0 — координаты камеры в исходной системе координат.

В результате проделанных преобразований можно определить, какая часть 3D-модели соответствует каждому пикселю или прямоугольному участку панорамного изображения, впрочем, благодаря дискретности изображения, можно определить зону, соответствующую любому произвольному по форме набору пикселей. Иллюстрация данного принципа представлена на рис. 2.

Чем больше угловой сектор найденного с помощью CNN возгорания, тем сложнее точно определить

место на 3D-модели, которое является источником возгорания, так как в зону может попадать достаточно большая площадь. Поэтому для определения координат возгорания требуется сузить зону, которая определяется на 3D-модели. При достаточно небольшом участке, относящемся к одному обособленному геометрическому объекту, возможно определить координату как центр объема полученной части 3D-модели.

Для того чтобы это сделать, в качестве углового сектора можно брать не все возгорание, а только узкую часть под ним. После чего необходимо в случае использования 3D-модели откинуть лишние попавшие участки геометрии, оставив самый крупный, а для облака точек провести кластеризацию и оставить самый крупный кластер точек. Иллюстрация этого процесса приведена на рис. 3.

В результате можно определить координату найденного возгорания, взяв центр объема полученной

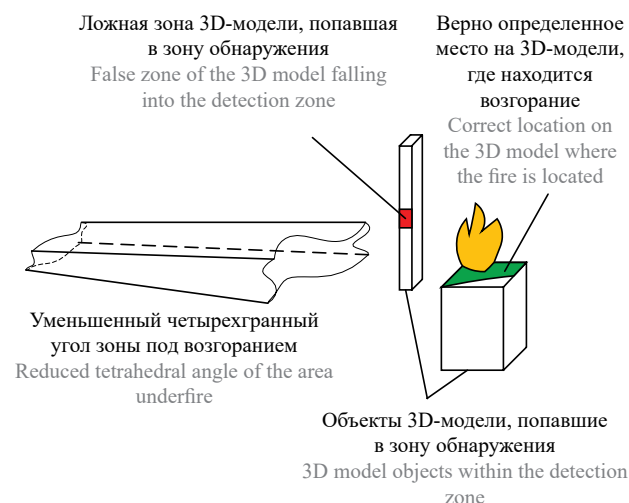


Рис. 3. Схема определения положения возгорания в 3D-пространстве
Fig. 3. Scheme of determining the position of the fire in 3D space

части 3D-модели. Полученная координата будет в системе координат панорамы, для перевода ее в исходную систему координат 3D-модели необходимо произвести обратное формуле (3) преобразование.

Результаты и их обсуждение

CNN архитектуры YOLOv5 обучена с использованием алгоритма адаптивного определения момента (Adaptive moment estimation, Adam) при 100 полных проходах по обучающей выборке, состоящей из вручную размеченных изображений пожаров. При обучении применяются методы облегчения нейронной сети, такие как прореживание фильтров (filter pruning) с показателем прореживания 20 % и квантизация (quantization).

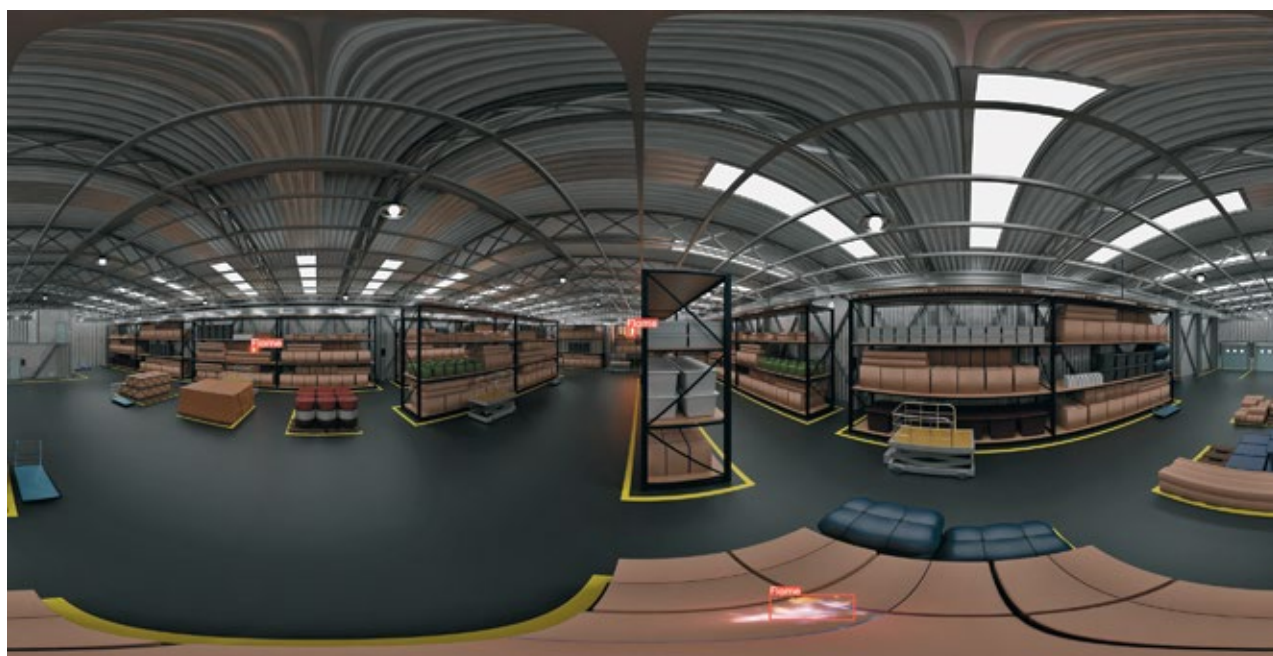


Рис. 4. Пример итогового результата работы CNN на панорамном изображении
Fig. 4. Example of CNN's final result in the panoramic image



Рис. 5. Найденная на 3D-модели точка возгорания
Fig. 5. Fire point found on the 3D model

Для экспериментов была создана виртуальная среда, в которой эмулируется панорамная камера, и в произвольном месте можно расположить виртуальное пламя.

На рис. 4 представлено панорамное изображение, на которое наложены обнаруженные на проекциях возгорания.

К полученным возгораниям, найденным на панорамном изображении, применяется алгоритм определения положения на 3D-модели. Результат работы на возгорании, расположенном по центру рис. 4, представлен на рис. 5. Положение, определенное системой, обозначается красной сферой.

В проведенных экспериментах погрешность определения местоположения составила около 20 см, однако она может сильно варьироваться в зависимости от сложности геометрии модели в районе возгорания.

Выводы

В работе был рассмотрен новый подход к обнаружению возгораний с использованием компьютерного зрения. Была обучена CNN архитектуры YOLOv5, которая способна распознавать пламя и дым. Для корректной работы нейронной сети на панорамном изображении с искажениями к нему в работе предлагается применять стереографическую сферическую проекцию, призванную снизить уровень искажений.

Для определения координаты полученных возгораний в пространстве был разработан алгоритм, позволяющий определять положение найденного на панорамном снимке возгорания на 3D-модели или на облаке точек.

Разработанная система была проверена в смоделированной для экспериментов виртуальной среде, где она доказала свою работоспособность.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Zaman T., Hasan M., Ahmed S., Ashfaq S. Fire detection using computer vision // IEEE 61st International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS). 2018. Pp. 356–359. DOI: 10.1109/MWSCAS.2018.8623842
2. Manjunatha K., Mohana H., Vijaya P. Implementation of computer vision based industrial fire safety automation by using neuro-fuzzy algorithms // I.J. Information Technology and Computer Science. 2015. Vol. 4. Pp. 14–27. DOI: 10.5815/ijitcs.2015.04.02
3. Qi X., Ebert J. A computer vision-based method for fire detection in color videos // International Journal of Imaging. 2009. No. 2 (9). Pp. 22–34.
4. Ба Хала А.М.А. Об обнаружении пожаров на изображениях земной поверхности в цветовой модели LAB // Экономика. Информатика. 2021. № 48 (4). С. 831–842. DOI: 10.52575/2687-0932-2021-48-4-831-842
5. Celik T., Hasan D. Fire detection in video sequences using a generic color model // Fire Safety Journal. 2009. Vol. 44. No. 2. Pp. 147–158. DOI: 10.1016/j.firesaf.2008.05.005
6. Marbach G., Markus L., Thomas B. An image processing technique for fire detection in video images // Fire Safety Journal. 2006. Vol. 41. No. 4. Pp. 285–289. DOI: 10.1016/j.firesaf.2006.02.001
7. Zhang Q., Xu J., Xu L., Guo H. Deep convolutional neural networks for forest fire detection // Proceedings of the 2016 International Forum on Management, Education and Information Technology Application. 2016. Pp. 568–575. DOI: 10.2991/ifmeita-16.2016.105
8. Frizzi S., Kaabi R., Bouchouicha M., Ginoux J.M., Moreau E., Fnaiech F. Convolutional neural network for video fire and smoke detection // IECON 2016 — 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2016. Pp. 877–882. DOI: 10.1109/iecon.2016.7793196
9. Muhammad K., Ahmad J., Mehmood I., Rho S., Baik S.W. Convolutional neural networks based fire detection in surveillance Videos // IEEE Access, 2018. Vol. 6. Pp. 18174–18183. DOI: 10.1109/access.2018.2812835
10. Li M., Zhang Y., Mu L., Xin J., Yu Z., Jiao S. et al. A real-time fire segmentation method based on a deep learning approach // IFAC-PapersOnLine. 2022. Vol. 55. Issue 6. Pp. 145–150. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.07.120
11. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014. Pp. 580–587. DOI: 10.1109/CVPR.2014.81
12. He K., Gkioxari G., Dollar P., Girshick R. Mask R-CNN // IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017. Pp. 2980–2988. DOI: 10.1109/ICCV.2017.322
13. Lin T., Dollar P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature pyramid networks for object detection // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017. Pp. 936–944. DOI: 10.1109/CVPR.2017.106
14. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection // CVPR. 2016. Pp. 779–788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91
15. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy Ch., Reed S., Fu Ch.-Ya. et al. SSD: single shot multibox detector // Computer Vision — ECCV Lecture Notes in Computer Science. 2016. Vol. 9905. DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2

16. Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal loss for dense object detection // 2020 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2020. Vol. 42. No. 2. Pp. 318–327. DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2858826
17. Wang C., Bochkovskiy A., Liao H. Scaled-YOLOv4: scaling cross stage partial network // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2021. Pp. 13024–13033. DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.01283
18. Евсиков А.А., Самарин И.В. Обнаружение очагов возгорания на технологических объектах с использованием сверточной нейронной сети // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2023. № 32 (5). С. 40–48. DOI: 10.22227/0869-7493.2023.32.05.40-48
19. Yang W., Qian Y., Kämäräinen J.-K., Cricri F., Fan L. Object detection in equirectangular panorama // 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Beijing, China, 2018. Pp. 2190–2195. DOI: 10.1109/ICPR.2018.8546070
20. Deng F., Zhu X., Ren J. Object detection on panoramic images based on deep learning // 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). Nagoya, Japan, 2017. Pp. 375–380. DOI: 10.1109/ICCAR.2017.7942721
21. Евсиков А.А., Самарин И.В. Распознавание возгораний на панорамном изображении с использованием сверточной нейронной сети // Автоматизация и информатизация ТЭК. 2023. № 12 (605). С. 5–10. DOI: 10.33285/2782-604X-2023-12(605)-5-10
22. Krylov V.A., Kenny E., Dahyot R. Automatic discovery and geotagging of objects from street view imagery // Remote Sensing. 2018. Vol. 10. No. 5. DOI: 10.3390/rs10050661
23. Babahajiani P., Fan L., Kämäräinen J.K. Urban 3D segmentation and modelling from street view images and LiDAR point clouds // Machine Vision and Applications. 2017. No. 28. Pp. 679–694. DOI: 10.1007/s00138-017-0845-3

REFERENCES

1. Zaman T., Hasan M., Ahmed S., Ashfaq S. Fire detection using computer vision. *IEEE 61st International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*. 2018; 356-359. DOI: 10.1109/MWSCAS.2018.8623842
2. Manjunatha K., Mohana H., Vijaya P. Implementation of computer vision based industrial fire safety automation by using neuro-fuzzy algorithms. *I.J. Information Technology and Computer Science*. 2015; 4:14-27. DOI: 10.5815/ijitcs.2015.04.02
3. Qi X., Ebert J. A computer vision-based method for fire detection in color videos. *International Journal of Imaging*. 2009; 2(9):22-34.
4. Ba Hala A.M.A. Fire detection on earth's surface images in the LAB color model. *Economika. Informatsionnyye tehnologii/Economics. Information technologies*. 2021; 48(4): 831-842. DOI: 10.52575/2687-0932-2021-48-4-831-842 (rus).
5. Celik T., Hasan D. Fire detection in video sequences using a generic color model. *Fire Safety Journal*. 2009; 44(2):147-158. DOI: 10.1016/j.firesaf.2008.05.005
6. Marbach G., Markus L., Thomas B. An image processing technique for fire detection in video images. *Fire Safety Journal*. 2006; 41(4):285-289. DOI: 10.1016/j.firesaf.2006.02.001
7. Zhang Q., Xu J., Xu L., Guo H. Deep convolutional neural networks for forest fire detection. *Proceedings of the 2016 International Forum on Management, Education and Information Technology Application*. 2016; 568-575. DOI: 10.2991/ifmeita-16.2016.105
8. Frizzi S., Kaabi R., Bouchouicha M., Ginoux J.M., Moreau E., Fnaiech F. Convolutional neural network for video fire and smoke detection. *IECON 2016 — 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE. 2016; 877-882. DOI: 10.1109/iecon.2016.7793196
9. Muhammad K., Ahmad J., Mehmood I., Rho S., Baik S.W. Convolutional neural networks based fire detection in surveillance videos. *IEEE Access*. 2018; 6:18174-18183. DOI: 10.1109/access.2018.2812835
10. Li M., Zhang Y., Mu L., Xin J., Yu Z., Jiao S. et al. A real-time fire segmentation method based on a deep learning approach. *IFAC-PapersOnLine*. 2022; 55(6):145-150. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.07.120
11. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014; 580-587. DOI: 10.1109/CVPR.2014.81
12. He K., Gkioxari G., Dollar P., Girshick R. Mask R-CNN. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2017; 2980-2988. DOI: 10.1109/ICCV.2017.322
13. Lin T., Dollar P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature pyramid networks for object detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017; 936-944. DOI: 10.1109/CVPR.2017.106
14. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection. *CVPR*. 2016; 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91
15. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy Ch., Reed S., Fu Ch.-Ya. et al. SSD: single shot multibox detector. *Computer Vision — ECCV Lecture Notes in Computer Science*. 2016; 9905. DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2

16. Lin T., Goyal P., Girshick R., He K., Dollar P. Focal loss for dense object detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2020; 42(2):318-327. DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2858826
17. Wang C., Bochkovskiy A., Liao H. Scaled-YOLOv4: Scaling cross stage partial network. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2021; 13024-13033. DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.01283
18. Evsikov A.A., Samarin I.V. Detection of fires at technological facilities using convolutional neural network. *Pozharovzryvobezopasnost/Fire and Explosion Safety*. 2023; 32(5):40-48. DOI: 10.22227/0869-7493.2023.32.05. 40-48 (rus).
19. Yang W., Qian Y., Kämäräinen J.-K., Cricri F., Fan L. Object detection in equirectangular panorama. *24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. Beijing, China, 2018; 2190-2195. DOI: 10.1109/ICPR.2018.8546070
20. Deng F., Zhu X., Ren J. Object detection on panoramic images based on deep learning. *3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*. Nagoya, Japan, 2017; 375-380. DOI: 10.1109/ICCAR.2017.7942721
21. Evsikov A.A., Samarin I.V. Fire recognition in panoramic images using convolutional neural network. *Avtomatizatsiya i informatizatsiya TEK/Automation and informatization of the fuel and energy complex*. 2023; 12(605):5-10. DOI: 10.33285/2782-604X-2023-12(605)-5-10 (rus).
22. Krylov V.A., Kenny E., Dahyot R. Automatic discovery and geotagging of objects from street view imagery. *Remote Sensing*. 2018; 10(5). DOI: 10.3390/rs10050661
23. Babahajiani P., Fan L., Kämäräinen J.K. Urban 3D segmentation and modelling from street view images and LiDAR point clouds. *Machine Vision and Applications*. 2017; 28:679-694. DOI: 10.1007/s00138-017-0845-3

Поступила 23.05.2024, после доработки 13.06.2024;

принята к публикации 01.07.2024

Received May 23, 2024; Received in revised form June 13, 2024;

Accepted July 1, 2024

Информация об авторах

ЕВСИКОВ Андрей Александрович, аспирант, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина, Россия, 119991, г. Москва, Ленинский пр-т, 65, корп. 1; РИНЦ ID: 1211560; ORCID: 0009-0007-4974-7948; e-mail: andreyev4@gmail.com

САМАРИН Илья Вадимович, д-р техн. наук, доцент, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина, Россия, 119991, г. Москва, Ленинский пр-т, 65, корп. 1; РИНЦ ID: 867674; ORCID: 0000-0003-2430-5311; e-mail: ivs@gubkin.ru

Вклад авторов:

Евсиков А.А. — концепция исследования; проведение экспериментов; написание исходного текста.

Самарин И.В. — научное руководство; доработка текста; итоговые выводы.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Information about the authors

Andrey A. EVSIKOV, Postgraduate Student, Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Leninskiy Avenue, 65, Bldg. 1, Moscow, 119991, Russian Federation; ID RSCI: 1211560; ORCID: 0009-0007-4974-7948; e-mail: andreyev4@gmail.com

Ilya V. SAMARIN, Dr. Sci. (Eng.), Docent, Head of Department of Automation of Technological Processes, Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Leninskiy Avenue, 65, Bldg. 1, Moscow, 119991, Russian Federation; ID RSCI: 867674; ORCID: 0000-0003-2430-5311; e-mail: ivs@gubkin.ru

Contribution of the authors:

Evsikov A.A. — the concept of the study; conducting experiments; writing the source text.

Samarin I.V. — scientific guidance; revision of the text; final conclusions.

The authors declare no conflicts of interests.