УДК 004.932

© 2020 г. **Э.Н. Бакин**, канд. воен. наук,
С.А. Донец, канд. техн. наук,
Н.И. Попов, канд. техн. наук

(Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия им. профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», Воронеж)

АЛГОРИТМ С ЭЛЕМЕНТАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ИСТОЧНИКА ВОЗГОРАНИЯ ПУТЕМ АНАЛИЗА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ

Представлен алгоритм, который позволяет определять пламя на кадрах видео. Описаны результаты тестирования программы, выполняющей алгоритм, с использованием видеоматериалов, снятых камерой Canon Power Shot A540 в разрешении 320 на 240, 15fps.

Ключевые слова: распознавание образов, искусственная нейронная сеть, перцептрон, цвет пламени, возгорание.

DOI: 10.22250/isu.2020.66.129-138

Введение

Ложные срабатывания автоматических систем противопожарной защиты причиняют значительный экономический ущерб. Как показывает статистика, особенно большое количество ложных срабатываний происходит на промышленных объектах. Это связано с присутствием «ложных факторов пожара», которые по физическим признакам воздействия на чувствительные элементы пожарных извещателей сходны с параметрами возгорания, однако таковыми не являются. К подобным параметрам можно отнести пыль, выделение тепла в результате протекания технологического процесса, повышенная влажность и т.п.

Современные устройства автоматического определения наличия возгорания в помещении, такие как детекторы дыма и температуры, имеют существенные недостатки, не позволяющие полноценно использовать их во

всех типах помещений. Например, детекторы дыма, как наиболее распространенные, эффективно работают только в небольших помещениях. Однако в случае открытого огня в помещениях большого размера их применение не столь эффективно, поскольку необходимая концентрация дыма для срабатывания датчика в помещении большого размера может и не достигаться. То же самое можно утверждать и об открытых пожарах. Использование различных детекторов тепла в больших помещениях не всегда является эффективным, поскольку для срабатывания детектор должен располагаться достаточно близко к источнику возгорания. Работа большинства существующих противопожарных систем основана на формировании сигнала о возгорании по информации детекторов лишь одного типа (повышение температуры, задымление, увеличение инфракрасного или ультрафиолетового излучения и т.д.). Такой подход не позволяет надежно детектировать реальное возгорание и увеличивает процент недостоверных срабатываний.

Наиболее перспективным для решения данной проблемы целесообразно считать направление обнаружения возгорания на основе видеотехнологий. Исследования в этой области ведутся с конца XX в. Разработан ряд методов и алгоритмов, которые стали основой построения современных видеодетекторов [1]. Исследования показали, методы и разработанные на их основе алгоритмы обработки видеосигнала, учитывающие различного рода возмущения в системах охранного видеонаблюдения (появление тумана, тени, снижение видимости), могут достаточно успешно решать задачи выявления опасных факторов пожара.

Классификация методов обработки видеосигнала

Методы обработки видеосигнала принято разделять на три группы.

Первая группа – методы с использованием опорных изображений, полученные до наступления сигнала тревоги, при обычных условиях для разных параметров освещенности (время суток, различные погодные условия).

Вторая группа – методы, в которых применяется определенная библиотека стандартных блоков видеоизображений в зависимости от ситуаций тревоги (форма и цвет пламени, уровень задымления и т.п., возмущающие факторы – засветка, свет автомобильных фар, блики различной природы), которые сравниваются с отдельными частями реального изображения.

К третьей группе следует отнести методы, основанные на анализе статистической и динамической составляющей отдельных элементов изображения по параметрам яркости и цвета, а также с применением специаль-

ных сенсоров ближнего инфракрасного диапазона.

Метод для оценки некоторых условий окружающей среды по видеоизображению базируется на анализе отдельных частей изображения по специальным признакам и позволяет распознать наличие дыма, тумана и т.п. под воздействием различных факторов [2]. Не все разработанные системы видеодетекции могут распознать объекты, появляющиеся на короткое время в поле зрения видеокамер. К примеру, в солнечный день одни предметы могут затенять другие, в пасмурный день возможно появление дымки или тумана. Поэтому возникла необходимость в дополнительных системах по идентификации и распознаванию образов использовать дополнительные методы преодоления подобных искажений.

Определение условий окружающей среды было основано преимущественно на детальном анализе изображений. Но это не могло обеспечить достоверность информации при плохой погоде. Принцип действия таких устройств основан на анализе отдельных участков (пикселей) ко всему видеоизображению в целом [2]. Наличие дыма, тени или тумана определяется путем сравнения свойств видеопоследовательности отснятых объектов со свойствами опорных изображений, полученных при идеальных условиях окружающей среды. В начале генерируются опорные изображения, затем отснятые кадры сравниваются попиксельно с опорными изображениями. На основании сравнений производится классификация принадлежности к фоновым или нефоновым. Сравниваются уровни яркости каждого нефонового пикселя с пороговым уровнем. Потом нефоновые пиксели разделяются на темные и светлые путем сравнения величины яркости с опорным изображением. Сравнив, вычисляют знаковую разницу уровня яркости темных и светлых пикселей, определяют на изображении дым, тень, туман.

Метод обнаружения возгорания сравнением образов основан на выделении участков, похожих на пламя, затем сравнение выделенных фрагментов с базой данных возможных источников возмущений, а также моделей настоящего пламени – как по геометрии, так и по частотным изменениям [3]. Источники световых помех выделяются на видеоизображении, извлекаются из последовательности кадров. Производится сравнение извлеченных частей изображения с имеющимися образами фоновых помех. Если извлеченные части изображения не соответствуют образу засветки, они подвергаются сравнению с формами настоящего пламени из базы данных и в случае схожести идентифицируются как пожар.

Система, основанная на этой методе, состоит из видеокамеры, аналого-цифрового преобразователя (АЦП), буферной памяти для хранения изображений.

ражения (для каждого цвета отдельно), анализатора динамики изменения образов, модуля идентификации. Контроль происходит с помощью процессора. Сигнал с телекамеры поступает в АЦП, оцифровывается и разделяется на три основных цвета – красный, синий, зеленый. Сигнал кодируется одним байтом и может принимать значения от 0 до 255. Значения 4-75 приняты за ноль – уровень черного цвета. Проверка данной системы показала некоторые отличия в интенсивности цветового спектра при регистрации различных источников света, что отражено в таблице.

Источник света	Красный	Зеленый	Синий
Проблесковый световой сигнал	160	75	55
Фары автомобиля	200	85	70
Пламенное горение	220	210	60

Возможное наличие пламени генерируется при уровне сигнала по красному и зеленому при значении не менее 180 единиц. Затем специальный детектор определяет и выделяет особо яркую область изображения, анализирует ее динамику путем анализа восьми последовательных кадров, что при регистрации с частотой в 30 кадров в секунду соответствует средней частоте флуктуации пламени. На следующем этапе производится специальная математическая обработка выделенного фрагмента, его сравнение с хранящимися в памяти идентификаторов элементами искусственных источников помех. Если элементы искусственной подсветки не подходят, система сравнивает полученные изображения с хранящимися в памяти элементами реального пламени и выдает сигнал «Пожар».

Достоинством данного метода является низкая вероятность ложных срабатываний, но только в четких границах использования системы. Недостатками являются узкий диапазон использования системы, ограничение возможностей, связанное с конечным количеством библиотеки идентификаторов пламени и элементов возмущающих источников света.

Суть метода раннего обнаружения возгораний по видеоизображению состоит в выделении на кадрах участков, похожих на пламенное горение, анализе их постоянной и переменной составляющих по специальному алгоритму [4]. По принципу действия система идентификации пламени в этом методе похожа на обычный извещатель, который работает в ближней области инфракрасного диапазона и анализирует частоту мерцания пламени.

Принцип работы оборудования, основанный на данном методе, следующий. Цифровая камера производит захват и оцифровку видеокadra в двухмерном изображении, пространственное разрешение которого определяется количеством пикселей в каждом кадре. В итоге разрешение полученного изображения составляет 160x120 пикселей. Частота смены кадров вза-

имосвязана с частотой возможной флуктуации пламени и имеет значение 16 кадров/с. Захваченные видеокadres накапливаются в памяти циклически. Эти видеокadres анализируются попиксельно с определенным пороговым значением уровня яркости. Двоичный код рассчитывается для каждого пикселя отдельно по отношению к общему растру картинки.

По итогам произведенного вычисления система определяет часть изображения с повышенной яркостью и составляет матрицу 12x12 блоков. Потом производится анализ изменения выделенной матрицы за все 16 кадров и определяются блоки пикселей, имеющие либо постоянную, либо динамическую компоненту, изменяющуюся по уровню яркости во времени. Динамическая составляющая в рассматриваемом случае является краем пламени и изменяется с частотой его флуктуации. При наличии корреляционной зависимости изменения блоков динамической составляющей матрицы с возможной частотой флуктуации пламени происходит выдача сигнала «Пожар».

Для разделения статической и динамической составляющей на выделенной матрице используется принцип цифрового сигнального процессора (окна Хамменга) [4]. Данный метод обнаружения пламени наиболее универсален из рассмотренных выше, он позволяет эффективно определять наличие пламени на изображении и пренебрегать различными световыми помехами, что минимизирует возможность ложных срабатываний системы. К недостаткам метода можно отнести сложность идентификации пламени, находящегося на значительном удалении от камеры. Метод не позволяет определять точные координаты пламени на видеокadres (только детектирование).

В нашей работе для повышения достоверности факта возгорания предлагается использовать информацию о динамике развития контролируемого фактора, т.е. при формировании сигнала о возгорании учитывать текущее и предыдущее значения. Преимуществом эффективной работы детекторов, основанных на анализе кадров, полученных с видеокамеры, является то, что она мало зависит от размеров помещений. В большинстве случаев с момента возникновения открытого огня до срабатывания детектора проходит меньше времени по сравнению с детекторами дыма и тепла. Более того, один детектор на основе камеры может контролировать большую площадь, чем несколько обычных детекторов. Предполагается, что детекторы, основанные на видеоанализе, имеют большую перспективу для использования в беспилотных летательных аппаратах, системах экологического мониторинга, анализе трафика автотранспорта при определении загруженности дорог и в других системах, предназначенных для мониторинга пожарной обстановки, и в специализированной робототехнике.

Постановка задачи и описание алгоритма

Необходимо уменьшить процент ложных срабатываний автоматической пожарной сигнализации. Для повышения достоверности информации о пожаре целесообразно использовать детекторы и на основе видеоанализа разработать алгоритм с элементами искусственного интеллекта для обнаружения источника возгорания путем анализа изображения.

Пламя является комплексным визуальным феноменом. Поэтому при построении алгоритма были использованы различные подходы, которые учитывают особенности и параметры пламени как физического явления. Алгоритм (рис. 1) основан на оптимальном подборе комбинаций различных подходов. Каждый из подходов позволяет с достаточно высокой точностью находить конкретный признак пламенного горения, т.е. определять наличие огня на видеокадрах, получаемых с камеры датчика.

Рис. 1. Алгоритм обнаружения источника возгорания.

Признаков пламенного горения достаточно много. К ним можно отнести цвет, изменчивость (динамичность), форму, поведение возникающего вместе с пламенем дыма и др. В нашей работе, следуя статье [5], мы сосредоточили внимание на двух, на наш взгляд, основных признаках – цвете и изменчивости (динамике). В дальнейших исследованиях мы планируем использовать в алгоритме и другие характерные особенности пламени.

Последовательность работы алгоритма следующая (рис. 1): чтобы уменьшить количество вычислений, сначала на последовательности кадров, получаемых с камеры датчика, определяются области с высокой динамикой (с наличием движения в этих областях).

Затем оценивается совпадение цвета пикселей полученных областей с типичными цветами пламени. Так как у пламени множество разных оттенков цвета, существует несколько подходов, описанных в работах [5 – 8], к опре-

делению схожести цвета пикселя на изображении и цвета пламени. Мы использовали искусственную нейронную сеть. Для принятия решения, совпадает ли цвет исследуемого пикселя изображения с цветом пламени или нет, был применен многослойный перцептрон (рис. 2).

Рис. 2. Иллюстрация многослойного перцептрона.

Далее из видеопотока отбиралась последовательность от 50 до 100 кадров, на которых была область с высокой динамикой и нахождением в ней некоторого числа пикселей с цветами пламени. На следующем шаге эта последовательность обрабатывалась модулем программы, разработанном на основе модели авторегрессии скользящего среднего (ARMA), и принималось итоговое решение о наличии на кадрах пламенного горения [12].

Определение движения (областей с повышенной динамикой). Первый шаг оригинального алгоритма – это поиск областей на кадрах видеопотока, получаемого с камеры, которые интенсивно изменяются. Анализируя изменения яркости пикселей на последовательно получаемых кадрах, определяем такие области. Поскольку пламя часто мерцает и меняет свою форму, алгоритм учитывает время между изменениями в каждом пикселе. Это дает возможность уменьшить количество областей, на которых имеются динамичные изменения, для последующего анализа.

Определение пикселей, имеющих цвета пламенного горения. Вторым шагом алгоритма заключается в классификации пикселей для областей, выбранных на первом шаге. Для того, чтобы определить похож цвет пикселя на цвет пламени или нет, мы используем многослойный перцептрон. В нашем случае это три слоя, в отличие от двухслойного, использованного для тех же целей в работе [5]. Перцептрон имеет три входа для каналов «синего», «зеленого» и «красного» цветов и один вход для скрытого слоя. Подобные искусственные нейронные сети достаточно подробно описаны в литературе и часто применяются в задачах распознавания образов [10].

Следует заметить, что хотя добавление одного слоя к нейронной сети и уменьшило количество пикселей, цвет которых нейронная сеть ошибочно считает раскрашенными в цвета пламени тем не менее, процент ошибки достаточно велик. Однако задача нейронной сети на данном шаге – это распознать все пиксели, которые могут являться частью изображения пламени на кадрах. Мы сознательно не стали добавлять большее число слоев, что уменьшило бы число ошибок, но увеличило время на переобучение сети для других типов камер, если бы такая необходимость возникла. Следовательно, после двух шагов алгоритма мы имеем на выходе выделенные области с высокой интенсивностью изменения и раскрашенные как пламя.

Анализ последовательности кадров. Третий шаг алгоритма – применение техники, называемой в научной иностранной литературе «dynamic textures analysis». Основана эта техника на следующей идее: последовательность кадров, заимствованных из видеозаписи некоторых физических явлений, демонстрирует специфические постоянные свойства. Применяя статистику, набранную на кадрах из видеозаписи пламени, можно построить модель авторегрессии скользящего среднего (ARMA) для анализа последовательности кадров, получаемых после первых двух шагов алгоритма. Мы применяем эту модель к уже выбранным на предыдущих этапах алгоритма областям, чтобы точно определить, есть ли на этих областях огонь или нет.

В полученной модели последовательность кадров, получаемых из видеопотока, понимается как изменяющийся во времени процесс x_t , где для каждого момента времени t вектор состояния x_t принадлежит векторному пространству R^n . Появление изображения, кодируемого вектором y_t , принадлежащим пространству R^m , который является линейной функцией вектора состояния x_t и некоторой случайной ошибкой наблюдения (белым шумом). Математическая модель ARMA имела следующий вид:

$$\begin{cases} x_t = Ax_{t-1} + v_t, \\ y_t = Cx_t + w_t, \end{cases} \quad (1)$$

где A – матрица перехода размерности $n \times n$; C – матрица наблюдений размерности $n \times m$. Случайные величины v_t и w_t нормально распределены с математическим ожиданием равным нулю и дисперсией соответственно Q и R .

Для применения модели (1), имея последовательность изображений y_t , необходимо вычислить наилучшее решение, пользуясь принципом максимального правдоподобия

$$\hat{A}, \hat{C}, \hat{Q}, \hat{R} = P(y_t | A, C, Q). \quad (2)$$

Отметим, что вычисление этих параметров является ресурсоемкой задачей, поэтому мы воспользовались решением, близким к оптимальному, ко-

торое было предложено в работах [7, 8].

На четвертом шаге алгоритма происходит сравнение различных моделей, полученных на предыдущем шаге. Мы используем для этого классификацию, основанную на методе «ближлежащего соседа» (рис. 3), и понятие расстояния между моделями, введенное в [11].

Рис. 3. Иллюстрация метода «ближлежащего соседа».

Затем на основании результатов классификации мы выбираем ту модель, которая наиболее точно учитывает характеристики пламени.

Аппаратура и исходные данные, используемые при тестировании

В целях подготовки исходных данных для тестирования и обучения программы на основе предложенного алгоритма использовалась камера Canon Power Shot A540, видео снимались в разрешении 320 на 240, 15fps. Выбор камеры с невысокими характеристиками качества был сделан сознательно, так как современные системы видеонаблюдения преимущественно используют недорогие, с невысоким разрешением и качеством снятого материала камеры. Нами было снято 50 видео для обучения программы с разной степенью освещенности и 25 тестовых видео. Для обучения алгоритма с «dynamic textures analysis» было использовано 150 видео с наличием пламени и 50 без его наличия.

Заключение

В результате тестирования было установлено, что из 25 тестовых видео программа, реализующая алгоритм, верно определила наличие пламени на видео и локализовала его на 24 видео из 25, т.е. 96%. При этом улучшение алгоритма возможно за счет определения других свойств пламени и дыма, не учитываемых нами при построении алгоритма.

По результатам исследования можно сделать вывод, что современные детекторы, работа которых основана на видеоанализе изображения с применением элементов нейронных сетей, способны выполнять задачи, возлагае-

мые на компьютерное зрение, в том числе обнаружение источников возгорания и задымления.

Основными преимуществами предложенного алгоритма по сравнению со стандартными системами противопожарной безопасности являются: раннее обнаружение пожара, сокращающее время реагирования служб пожаротушения и спасения; больший объем контролируемых зон и помещений; возможность обнаружения бездымного возгорания, а также огня с низкой температурой пламени; возможность автоматического обнаружения присутствия посторонних объектов в контролируемой зоне; возможность видеоверификации возгорания; возможность создания аналитических баз возгораний; возможность записи и хранения видео для последующего изучения причин возгорания.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Гедзберг Ю.М.* Охранное телевидение. – М.: Горячая линия-Телеком, 2005.
2. *Wxon E., Rocky H.* Method and apparatus for determining ambient conditions from an image sequence, such as fog, haze or shadows. United States Patent № 6037976. Mar.14. – 2000.
3. *Yamagishi T., Kishimoto M.* Fire detection system utilizing relationship of correspondence with regard to image overlap. United States Patent № 5926280. Jul.20. – 1999.
4. *Privalov G., Privalov D.* Early fire detection method and apparatus. United States Patent № 6184792. Feb.6. – 2001.
5. *Nicholas True.* Computer Vision Based Fire Detection. – San Diego: University of California, 2009.
6. *Chan A., Vasconcelos N.* Classifying vide with kernel dynamic textures // Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Conference. – 2007. – 3, 5. – P. 1-6.
7. *Cock K.D., Moor B.D.* Subspace angles between linearstochastic models // In Proc. the 39th IEEE Conference on Decision and Control. – 2000. – 4. – P. 1561-1566.
8. *Doretto G., Chiuso A., Wu Y.N., Soatto S.* Dynamic textures // 51(2). – 2003. – 3, 4 – P. 91-109.
9. *Doretto G., Cremers D., Favaro P., Soatto S.* Dynamic texture segmentation // Vol. 2. – 2003. – 3. – P. 1236-1242.
10. *Hecht-Nielsen R.* Perceptrons. Imprints, 2008.
11. *Martin R.* A metric for arma processes // Signal Processing. IEEE Trans. – 2000. – 48(4). – P. 1164-1170.
12. *Донец С.А.* Анализ методов и алгоритмов обработки видеоизображений // Пожарная безопасность: проблемы и перспективы. – 2016. – Т.1, №1(7). – С.39-40.

Статья представлена к публикации членом редколлегии Е.А. Шеленком.

E-mail:

Бакин Эдуард – pt_ig@mail.ru;

Донец Сергей – pt_ig@mail.ru;

Попов Николай – pt_ig@mail.ru.