УДК 004.932

АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ В ПРИЛОЖЕНИИ К ЗАДАЧЕ РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ ПОЖАРОВ

Н.В. БРОВКО, канд. техн. наук, доц. Р.П. БОГУШ
(Полоцкий государственный университет)

Раннее и надежное обнаружение очагов пожаров на открытых пространствах, в зданиях, на территориях промышленных предприятий – важная составляющая любой системы пожарной безопасности. К перспективным направлениям повышения эффективности работы таких систем относят применение видеодетекторов пожаров. В данной работе рассмотрены общие принципы построения алгоритмов автоматического обнаружения на видеопоследовательностях пламени и дыма как основных факторов пожаров. Представлен сравнительный анализ применяемых подходов для цветовой сегментации пламени и дыма, обнаружения движущихся областей, анализа пространственных изменений яркости и временной изменчивости границы области пламени или дыма, отмечены их достоинства и недостатки. Показаны направления развития алгоритмического обеспечения видеодетекторов.

Введение. Надежное обнаружение пожара на ранней стадии его возникновения является ключевой задачей при построении современной системы пожарной сигнализации. Однако в зависимости от состава горючих материалов и факторов окружающей среды пожар на начальном этапе может характеризоваться различными факторами: наличием дыма, пламени с дымом или только открытым пламенем [1]. Поэтому системы пожарной сигнализации традиционно используют различного рода детекторы дыма и газа, сенсоры, основанные на пробах частиц воздуха и измерении внешней температуры, т.е. реализуется контактный способ измерения, который малоэффективен на открытых пространствах [1; 2].

Перспективным направлением развития средств раннего обнаружения пожаров является видеомониторинг, который имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами [1 – 3]:

- оборудование систем видеонаблюдения не должно находиться в непосредственной близости от возможного очага возгорания;
- обеспечивается обнаружение пожара на открытых пространствах;
- совмещение систем охранного видеонаблюдения и пожарной сигнализации в единое решение визуального контроля пространства позволяет значительно уменьшить конечную стоимость оборудования;
- возможность обнаружения возгорания в начальной стадии с точным определением местоположения очага пожара.

Кроме этого, интенсивное развитие и использование видеодетекторов пожаров обусловлено возможностью автоматического обнаружения дыма и пламени на видеоряде как основных факторов, характеризующих пожар. Высокая достоверность обнаружения пожара и низкая вероятность ложной тревоги, а также точность определения координат возгорания с использованием систем видеонаблюдения достигается как аппаратной частью (в большей степени характеристиками видеокамер), так и алгоритмическим обеспечением. В то же время построение эффективных методов и алгоритмов для таких систем является достаточно сложной задачей, поскольку реальные видеопоследовательности характеризуются значительным количеством различных шумов и возмущений, имеющих схожие характеристики с заданными объектами: туман, солнечная засветка, световые блики различного характера, медленно движущиеся малоконтрастные объекты, тени и т.д. Исследования в данной области значительно активизировались в последние годы. В настоящее время существует достаточно широкий спектр методов и алгоритмов обработки последовательностей изображений с целью обнаружения и идентификации пламени и дыма на видеоряде, обладающих различными качественными характеристиками. Однако, несмотря на важность задачи, она не решена в полной мере.

Целью данной работы является сравнительный анализ существующих методов автоматического обнаружения пламени и дыма на видеопоследовательностях и определение направлений дальнейших исследований для разработки более эффективных алгоритмов, что позволит повысить качество работы видеодетекторов пожаров в целом.

1. Общие принципы построения алгоритмов обнаружения пламени и дыма на видеопоследовательностях

Наиболее существенными характеристиками пламени и дыма, которые учитываются при анализе видеоизображений, являются цвет и интенсивность, которые в зависимости от химического состава горящего материала и температуры могут иметь различный диапазон значений. Известно, что в случае органических материалов цвет пламени принадлежит красно-желтому диапазону [4], а значения интенсив-

ности дыма на разных стадиях возгорания для органических материалов распределены в диапазоне от почти прозрачного белого до насыщенного серого и черного [5]. Кроме этого, в начальной стадии пожара в помещении, как правило, наблюдается задымление в верхней части помещения, что приводит к сжатию диапазона значений яркости в данной части видеоизображения. Поэтому именно цвет и анализ контраста фрагмента изображения используют на первом этапе большинство алгоритмов автоматического обнаружения пламени и дыма на видеопоследовательностях.

Как известно, на реальной динамической сцене могут присутствовать ряд объектов, цветовые и яркостные характеристики которых близки к характеристикам пламени и дыма, например, для пламени – это солнце, источники искусственного освещения, блики, а для дыма – дымка, туман, низкоконтрастные фрагменты объектов. Поэтому на втором этапе автоматического обнаружения пожара на видеопоследовательностях, как правило, анализируют движение, которое характерно как для дыма, так и для пламени. Для этого применяют алгоритмы детектирования движения, но не предъявляют к ним жестких требований по качеству обнаружения, локализации и сопровождения, т.е. на данном этапе достаточно обнаружить движущиеся области. Следует отметить, что практически любой алгоритм детектирования движения характеризуется значительными вычислительными затратами, но при построении видеодетекторов пожаров он является лишь этапом общего алгоритма, поэтому существенными являются временные характеристики алгоритма обнаружения движения.

Результат работы предыдущих двух этапов – обнаруженные области-кандидаты на видеоизображениях, относящиеся к изображениям пламени и дыма. Для конечной классификации выделенных областей применяют анализ пространственных изменений яркости в областях-кандидатах, а также анализ временной изменчивости их границ, которые также относятся к характеристикам изображений пламени и дыма.

Таким образом, существующие подходы к автоматическому обнаружению дыма и пламени на видеопоследовательностях основаны на анализе яркости и цвета элементов изображения, используют информацию о наличии движения в кадре, предполагают анализ пространственных изменений яркости областей-кандидатов, а также анализ временной изменчивости их границ (рис. 1).

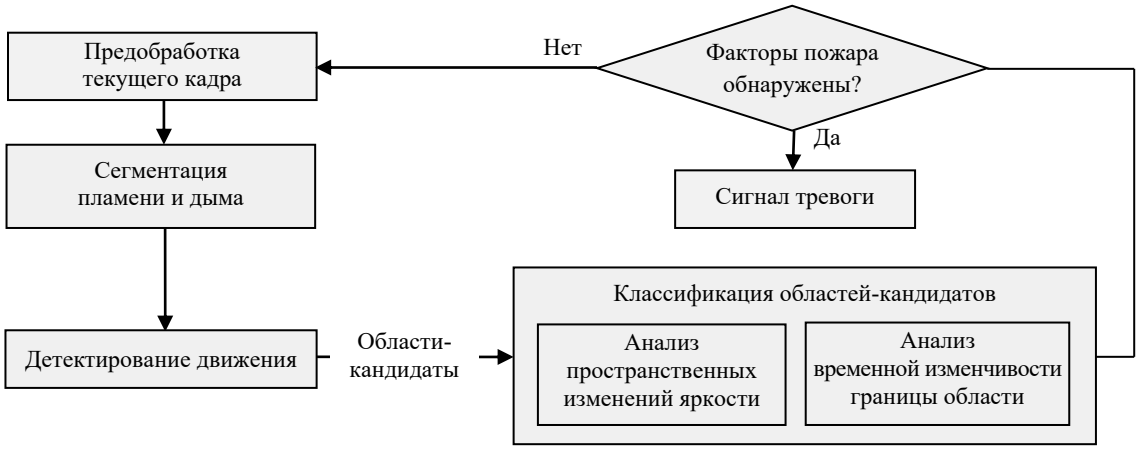


Рис. 1. Общая схема обнаружения пожара на видеоизображениях

2. Алгоритмы обработки видеопоследовательностей для обнаружения пламени и дыма

2.1. Сегментация пламени и дыма. Общим подходом к цветовой сегментации пламени на видеоизображениях является построение цветовых моделей в пространстве RGB [4; 6; 13; 22; 26], а также в пространствах YCbCr [6; 23; 24; 25] и Lab [27]. Для этого на тестовой выборке изображений выполняется интерактивная сегментация области, принадлежащей пламени, и формируются статистические распределения для пикселей изображения в выбранном цветовом пространстве, на основании собранной статистики вводятся условия, по которым определяется принадлежность пикселя изображения к области пламени.

В работах [13; 23 – 25; 27] Tyrgay Celik и других наиболее полно провели анализ зависимости качества сегментации пламени от выбранного цветового пространства. В работе [24] они проанализировали тестовую выборку из 1000 изображений в пространстве *RGB*, полученных при съемке с различной освещенностью. Для обеспечения устойчивости сегментации при смене освещенности анализ этих же изображений проводился также в нормализованном *rgb* пространстве.

В результате были получены следующие соотношения в пространстве *RGB* для цветовой сегментации пламени [24]:

$$\begin{cases} R(x,y) > R_{mean}; \\ R_{mean} = \dfrac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} R(x_i, y_i); \\ R(x,y) > G(x,y) > B(x,y); \\ 1{,}1403g - 0{,}0759 \le r \le -0{,}9889g + 0{,}9913; \\ 0{,}8459b + 0{,}0482 \le g \le -0{,}4608b + 0{,}4954. \end{cases}$$

В представленной формуле (x,y) – пиксель, принадлежащий области огня; $R(x,y)$, $G(x,y)$, $B(x,y)$ – значения *RGB* каналов для пикселя (x,y); R_{mean} – среднее значение для *R* канала, вычисленное для всех пикселей изображения; K – общее число пикселей изображения; r, g и b – нормализованные составляющие *RGB* пространства, определяемые по следующим формулам:

$$r = R/(R+G+B);$$

$$g = G/(R+G+B);$$

$$b = B/(R+G+B).$$

Известно, что зрение человека менее чувствительно к цвету объектов, чем к их яркости, а человек легко распознает пламя на изображении практически при любых условиях съемки. Поэтому пространство *YCbCr*, в котором яркость *Y* представлена с бóльшим разрешением, чем хроматические компоненты синего *Cb* и красного *Cr*, больше соответствует психофизическому восприятию человеческого глаза. На этом основании Turgay Celik и Hasan Demirel в [25] применили для сегментации пламени цветовую модель в пространстве *YCbCr* и показали, что она может быть более качественной по сравнению с цветовыми моделями в *RGB* и *rgb* пространствах.

На рисунке 2 показан пример сегментации пламени в пространстве *YCbCr* .

а) *б*)

Рис. 2. Пример сегментации пламени из [25]:
а – исходное изображение; *б* – результат сегментации

В работе [27] T. Celik предложил быстрый и достаточно эффективный метод обнаружения пламени на видеоизображениях, использующий цветовую сегментацию и детектирование движения в пространстве *Lab*. Мотивацией к использованию пространства *Lab* явилось то, что цветовой охват этого пространства ближе к цветовому охвату человеческого глаза, чем у других пространств.

На ранней стадии развития пожара горение может происходить только с выделением дыма. В этом случае дым на изображении представляет собой полупрозрачный объект белого или светло-серого цвета.

Традиционно для сегментации дыма используют анализ контраста областей изображения [1].

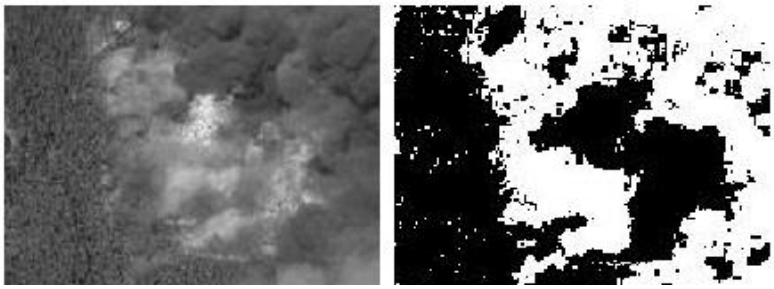
Поскольку пиксели, принадлежащие области дыма, имеют схожие значения интенсивности в *RGB* каналах, а также близкие значения интенсивности по отношению к фону, в работе [6] для цвето-

вой сегментации дыма предложены следующие соотношения, определяющие принадлежность пикселя (x, y) области дыма:

$$\begin{cases} |R(x,y) - G(x,y)| \le T; \\ |G(x,y) - B(x,y) \le T; \\ |R(x,y) - B(x,y)| \le T; \\ S(x,y) \le 0{,}1, \end{cases}$$

где $R(x,y)$, $G(x,y)$, $B(x,y)$ – значения *RGB* каналов для пикселя (x,y); T – пороговое значение, выбираемое из диапазона [15…20]; $S(x,y)$ – значение насыщенности для пикселя (x,y) из пространства *HSV*.

Пример работы алгоритма из [6] показан на рисунке 3.



а) *б*)

Рис. 3. Пример сегментации дыма из [6]:
а – исходное изображение; *б* – результат сегментации

2.2. Обнаружение движущихся областей. При обнаружении дыма и пламени на видеоизображениях на стадии детектирования движения применяются методы вычисления оптического потока [8; 9; 20; 21] и методы вычитания фона [5; 7; 11 – 18; 22; 24; 27].

Метод вычисления оптического потока основан на том, что для видеопоследовательности, содержащей некоторые объекты в движении, можно вычислить направление и величину скорости движения в каждом пикселе видеокадра. Известны два основных подхода к вычислению оптического потока: дифференциальный [9; 21] и блочный [8; 20].

Дифференциальный метод расчета оптического потока предполагает вычисление пространственно временных производных интенсивности и опирается на правило: при движении объекта интенсивность составляющих его пикселей не изменяется [9]:

$$I(x + vdt, t + dt) = I(x,t), \quad \text{или} \quad \frac{dI(x,t)}{dt} = 0,$$

где v – скорость пикселя x; $I(x,t)$ – интенсивность в пикселе x в момент времени *t*.

Это правило дает одно линейное уравнение для двухкомпонентного вектора скорости:

$$\nabla I(x,t) \cdot v + I(x,t) = 0,$$

где $\nabla I(x,t) = \left(\frac{\partial I(x,t)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,t)}{\partial t} \right)$; $\nabla I(x,t) \cdot v$ – скалярное произведение векторов.

Данный подход вычисления оптического потока требует больших вычислительных ресурсов [3].

На практике поэтому чаще применяют *блочный метод*. Суть данного метода состоит в том, что кадр разбивается на множество неперекрывающихся блоков одинакового размера. Для каждого из блоков определяется сходство со смещенными блоками из предыдущего кадра с использованием функции схожести. В качестве функции схожести в [8] вычисляют сумму абсолютных разностей (SAD – Sum of Absolute Differences), а в [20] – сумму квадратичных отклонений SSD (Sum of Squared Differences). Пре-

имуществами блочного метода вычисления оптического потока являются простота и скорость вычисления, а к недостаткам следует отнести восприимчивость к шуму при слишком малых размерах блоков и неточное воспроизведение границ объектов при больших размерах блоков.

Вычитание фона – это наиболее широко распространенный в настоящее время подход к обнаружению движущихся объектов на видеоизображениях, полученных с помощью стационарной камеры [3]. Суть этого подхода заключается в попиксельном (или поблочном) сравнении текущего кадра с фоновым кадром (моделью фона). Модель фона, представляющая собой описание сцены без движущихся объектов, должна постоянно обновляться, чтобы отражать изменения, не связанные с движением объектов, например, смена освещенности, дрожь листвы деревьев и т.д. Распространенной техникой формирования фонового кадра является его моделирование на основе одного нормального распределения [13; 24] или смеси нормальных распределений [7]. Данный подход основан на том, что изменения значения яркости пикселя фона от кадра к кадру описываются нормальным законом распределения или смесью нормальных распределений.

Тогда колебания яркости пикселя с координатами (x, y) на изображении кадра при смене кадров можно описать случайным процессом по формуле [13]:

$$X_t = I_{xy}(t).$$

Вероятность наблюдения определённого значения яркости данного пикселя можно описать нормальным законом распределения с математическим ожиданием μ_t и среднеквадратичным отклонением σ_t согласно выражениям [13]:

$$P(X_t) = \eta(X_t, \mu_t, \sigma_t);$$

$$\eta(X, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{\frac{-(X-\mu)^2}{2\sigma^2}}.$$

Тогда значения μ_t и σ_t для текущего кадра могут быть вычислены как

$$\mu_t = \frac{\sum_{i=1}^{N} X_{t-i}}{N},$$

$$\sigma_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} (X_{t-i} - \mu_t)^2}{N}},$$

где N – количество кадров, участвующих в вычислении.

В [13; 24] используется цветовое пространство *RGB* и делается предположение о независимости распределений для каждой из трех составляющих *R, G* и *B*. С помощью вероятностного описания изменений яркости фона учитывается периодическое движение в кадре, такое как изменение освещенности, качание ветвей деревьев, снег, дождь и т.д.

Другой распространенной техникой является моделирование фона с помощью взвешенной суммы k нормальных распределений, описывающих вероятность получения того или иного значения яркости пикселя на текущем кадре [7]. При реализации метода для каждого пикселя кадра среди k нормальных распределений выбирается то, которому соответствует наибольший вес, и соответствующее ему математическое ожидание становится значением яркости пикселя. Данный алгоритм имеет ряд недостатков, среди которых – высокая трудоемкость и, как следствие, неравномерность вычислительной нагрузки при обновлении модели фона, большие затраты памяти на хранение информации о значениях яркости для каждого пикселя. Кроме этого, ряд элементов изображения, принадлежащих дыму или пламени, характеризуется малым перемещением, поэтому с течением времени они будут включены в модель фона, что приведет к невозможности обнаружения дыма и огня в данных областях текущего кадра.

Поскольку для задачи автоматического обнаружения дыма и пламени на этапе обнаружения движения существенным является время обработки, то чаще применяют простые и быстрые методы инициализации фона [5; 11; 12; 14 – 18; 22; 27].

Так, в [11; 14] применяется метод, который использует технику временной разности, чтобы обнаружить все пиксели, принадлежащие движущимся объектам. Для инициализации фона используются два

адаптивных параметра для каждого пикселя изображения кадра: текущая интенсивность фона $B_t(x)$ и пороговое значение $T_t(x)$. Оба параметра обновляются в зависимости от того, относится ли пиксель x к фону или к движущемуся объекту по формулам [11]:

$$B_{t+1}(x) = \begin{cases} \gamma \cdot B_t(x) + (1-\gamma) \cdot I_t(x), \text{ если } x \in \text{фону;} \\ B_t(x), \text{ если } x \in \text{движущемуся объекту;} \end{cases}$$

$$T_{t+1}(x) = \begin{cases} \gamma \cdot T_t(x) + 5 \cdot (1-\gamma) \cdot \left| I_t(x) - B_t(x) \right|, \text{ если } x \in \text{фону;} \\ T_t(x), \text{ если } x \in \text{движущемуся объекту,} \end{cases}$$

где $I_t(x)$ – значение интенсивности пикселя x изображения кадра в момент времени t; γ – параметр алгоритма, значение для которого устанавливается экспериментально.

Данный подход является простым и быстрым способом определения движения в видеопоследовательности. Однако поскольку он базируется на использовании межкадровой разности, то для него характерны и все недостатки метода межкадровой разности: высокая чувствительность к шуму и неточное воспроизведение формы движущихся объектов.

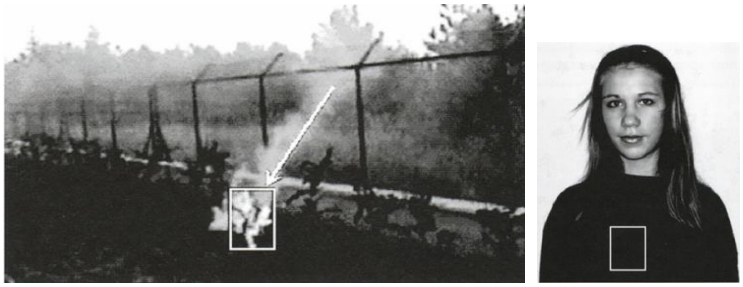
2.3. Анализ пространственных изменений яркости. Как отмечено в [3; 12], центр пламени на цветных видеоизображениях ярко-белого цвета. Чем ближе к границе области, тем больше начинают преобладать желтый, оранжевый и красный цвета, т.е. области изображения, соответствующие пламени, обладают пространственной изменчивостью яркости. Для оценки этой изменчивости поэтому могут быть применены частотные методы для двумерного случая.

В работе [12] в результате пространственного вейвлет-анализа области-кандидата вычисляется параметр w_4:

$$w_4 = \frac{1}{N} \sum_{x,y} \left(\left| W^{lh}(x,y) \right|^2 + \left| W^{hl}(x,y) \right|^2 + \left| W^{hh}(x,y) \right|^2 \right),$$

где $W^{lh}(x,y)$, $W^{hl}(x,y)$, $W^{hh}(x,y)$ – коэффициенты пространственного вейвлет-преобразования; N – число пикселей, принадлежащих области-кандидату.

Если найденный параметр w_4 превышает пороговое значение, устанавливаемое экспериментально, делается вывод о том, что область-кандидат в действительности является областью пламени (рис. 4).



а) *б*)

Рис. 4. Пример обнаружения пламени из [3] по методу из [12]:
а – верное обнаружение пламени; *б* – не было ложного срабатывания на объект со сходным цветом

Преимуществом данного подхода является то, что он учитывает пространственную структуру и динамику изменений цвета пламени. Однако области дыма на изображении подобными характеристиками не обладают. Поэтому данный подход не может быть применен для анализа областей-кандидатов, соответствующих дыму на изображении.

2.4. Анализ временных изменений границ области. Для областей дыма и пламени на видеоизображении характерно мерцание [12; 15], которое заключается в изменении их границ от кадра к кадру случайным образом. Для пламени в [12] установлено, что его мерцание происходит с частотой около 10 Гц.

Для дыма, как показано в [15], значение частоты мерцания составляет 1 – 3 Гц. Поэтому для оценки высокочастотных составляющих энергии изображения на границе областей-кандидатов используют частотные методы анализа изображений.

В [12] предложен следующий подход для анализа частотных изменений, происходящих на границе пламени. Каждый пиксель (x, y), принадлежащий границе области-кандидата, подается на вход двухступенчатой системы фильтров. В качестве входного сигнала в [12] предлагается использовать или *Y* компоненту из цветового пространства *YCbCr*, или *R* компоненту из цветового пространства *RGB*.

Двухступенчатая система фильтрации состоит из высокочастотного фильтра с коэффициентами $\{-0,25;\ 0,5;\ -0,25\}$ и низкочастотного фильтра с коэффициентами $\{0,25;\ 0,5;\ 0,25\}$. На выходе данной системы формируются два высокочастотных вейвлет-сигнала: $d_t(x,y)$ и $e_t(x,y)$. При высокочастотных колебаниях в пикселе (x,y) сигналы $d_t(x,y)$ и $e_t(x,y)$ будут иметь ненулевые значения. Для фоновых пикселей их значения будут нулевыми или очень близкими к нулю. Если пиксель (x,y) в некоторый момент времени является частью границы пламени, то в течение секунды будут появляться пики вследствие перехода цвета фона к цвету пламени и наоборот. При движении объекта, окрашенного в цвет пламени, через точку (x,y) в одном из профилей сигналов появится только один пик из-за перехода от цвета фона к цвету объекта. Таким образом, количество переходов через ноль сигналов $d_t(x,y)$ и $e_t(x,y)$ может быть использовано для отличия пикселей, принадлежащих границе пламени, от пикселей объектов, имеющих схожий цвет. Для областей дыма это количество переходов через ноль будет меньше, поскольку мерцание на границе дыма происходит с меньшей частотой.

Для описания характерного движения границ областей дыма и пламени во времени может быть использована стохастическая модель. В [11] для моделирования пространственно-временных характеристик областей применяются скрытые марковские модели, которые обучаются по тестовому набору изображений, содержащих дым и пламя. При этом обучение проводят также по изображениям, не содержащим дым и пламя. В противном случае невозможно будет отличить действительное изображение пламени и дыма от изображений объектов, имеющих схожий цвет.

Преимуществом данного подхода является то, что он позволяет учитывать пространственно-временные характеристики пламени. К недостаткам следует отнести зависимость качества классификации от обучающего набора, что накладывает ограничения на качественные характеристики обрабатываемых видеоизображений.

В [7; 8] предлагается анализировать изменчивость границ областей-кандидатов, вычисляя следующие соотношения:

$$\Omega(t) = \frac{P(t)}{2\sqrt{\pi A(t)}};$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{2P'(t)A(t) - P(t)A'(t)}{4\sqrt{\pi}A(t)^{3/2}},$$

где P и A – периметр и площадь области-кандидата соответственно.

Значение изменчивости $\frac{d\Omega}{dt}$ сравнивается со значением, экспериментально установленным на этапе обучения.

Рассмотренные методы анализа временных изменений границ области требуют достаточно точного восстановления формы и контура области-кандидата, тем самым предъявляя высокие требования к качественным характеристикам предыдущих этапов обработки. Преимуществом этих подходов является то, что такая изменчивость границ характерна как для дыма, так и для пламени. Соответственно, данный признак можно успешно применять в комбинированном алгоритме обнаружения пожара.

Заключение. В данной работе выполнен сравнительный анализ существующих методов автоматического обнаружения пламени и дыма на видеопоследовательностях. Указано, что наиболее характерными признаками присутствия как пламени, так и дыма на видеоизображении являются цвет, движение, изменчивость границ области фрагмента изображения, принадлежащего пламени или дыму. Для цветовой сегментации пламени перспективным представляется использование пространства *Lab*, поскольку его цветовой охват наиболее близок к восприятию человека. Для цветовой сегментации ды-

ма необходимо проведение исследований по синтезу более эффективных моделей и алгоритмов, чем существующие.

Для сокращения временных затрат на этапе детектирования движения при обнаружении медленно движущихся областей применяют, как правило, алгоритмы вычитания фона, которые характеризуются удовлетворительными вычислительными затратами, но имеют высокую чувствительность к шуму и неточное воспроизведение формы движущихся объектов. Кроме этого, для видеопоследовательностей, полученных с нестационарной камеры видеонаблюдения, такой подход не может быть применен, поэтому необходима разработка быстродействующего алгоритма детектирования медленно движущихся областей движения, свободного от указанных недостатков.

Таким образом, для повышения достоверности обнаружения возгораний и уменьшения вероятности ложной тревоги при обнаружении пожаров на базе видеодетекторов необходима доработка их алгоритмического обеспечения по основным указанным направлениям.

ЛИТЕРАТУРА

1. Системы и технические средства раннего обнаружения пожара: моногр. / А.В. Федоров [и др.]. – М.: Акад. ГПС МЧС России, 2009.
2. Топольский, Н.Г. Комплексная оценка эффективности автоматизированных систем противопожарной защиты предприятий нефтепереработки с использованием видеотехнологий / Н.Г. Топольский, Ф.В. Демехин // Безопасность жизнедеятельности. – 2009. – № 4. – С. 33 – 36.
3. Лукьяница, А.А. Цифровая обработка видеоизображений / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин. – М.: «Ай-Эс-Эс Пресс», 2009. – 518 с.
4. Flame Recognition in Video Flame Recognition in Video / W. Phillips III [et al.] // Pattern Recognition Letters. – 2002. – Vol. 23(1 – 3). – January. – P. 319 – 327.
5. Piccinini, P. Reliable smoke detection system in the domains of image energy and color”/ P. Piccinini, S. Calderara, R. Cucchiara // In 15th International Conference on Image Processing (ICIP 2008), San Diego, California, USA, 12 – 15 October, 2008. – P. 1376 – 1379.
6. Çelik, T. Fire and smoke detection without sensors: Image processing based approach / T. Çelik, H. Özkaramanli, H. Demirel // In 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007), Poznan, Poland, September 3 – 7, 2007. – P. 1794 – 1798.
7. Video-based Smoke Detection: Possibilities, Techniques, and Challenges / Z. Xiong [et al.] // in A Technical Working Conference (SUPDET 2007), Orlando, Florida, March 5 – 8, 2007.
8. Yasmin, R. Detection of Smoke Propagation Direction Using Color Video Sequences / R. Yasmin // International Journal of Soft Computing 4 (1), 2009. – P. 45 – 48.
9. Smoke Monitoring and measurement Using Image Processing. Application to Forest Fires / F. Comez-Rodriuez [et al.] // Automatic Target Recognation XIII, Proceedings of SPIE. – 2003. – Vol. 5094. – P. 404 – 411.
10. Borges, P. Efficient visual fire detection applied for video retrieval / P. Borges, J. Mayer, E. Izquierdo // In 16th European Signal Conference (EUSIPCO 2008), Lausanne, Switzerland, 25 – 29 August, 2008.
11. Töreyin, B.U. Contour based smoke detection in video using wavelets / B.U. Töreyin, Y. Dedeoglu, A.E. Cetin // In European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2006), Florence, Italy, September 4 – 8, 2006. – P. 5.
12. Computer vision based method for real-time fire and flame detection / B.U. Töreyin [et al.] // Pattern Recognition Letters, 2006. – P. 49 – 58.
13. Fire detection using statistical color model in video sequences / T. Celik [et al.] // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2007. – Vol. 18(2). – P. 176 – 185.
14. State of the art in vision-based fire and smoke detection / S. Verstock [et al.] // AUBE’09 – Proceedings of the 14th International Conference on Automatic Fire Detection, Vol. 2, Essen Duisburg, Germany, September 8 – 10, 2009. – P. 285 – 292.
15. Wavelet based real-time smoke detection in video / B.U. Toreyin [et al.] // Signal Processing: Image Communication, EURASIP, Elsevier. – 2005. – Vol. 20. – P. 255 – 266.
16. Dong Keun, Kim. Smoke Detection in Video / Dong Keun Kim and Yuan-Fang Wang // World Congress on Computer Science and Information Engineering (CSIE 2009), Los Angeles, USA, March 31 – April 2, 2009. – P. 759 – 763.
17. Kristinić, D. Histogram-Based Smoke Segmentation in Forest Fire Detection System / D. Kristinić, T. Jakovčević, D. Stipaničev // Information Technology and Control. – 2009. – Vol. 38, № 3. – P. 237 – 244.

18. Ahlen, J. Early Recognition of Smoke in Digital Video / J. Ahlen, S. Seipel // European Conference of Computer Science (ECCS '10), Puerto De La Cruz, Tenerife, November 30 – December 2, 2010.
19. Wavelet-Based Smoke Detection in Outdoor Video Sequences / R. Gonzalez [et al.] // 53rd IEEE Int. Midwest Symposium on Circuits & Systems, Seattle, Washington, USA, August 1 – 4, 2010. – P. 383 – 387.
20. Лукьяница, А.А. Блочно-текстурный метод выделения дыма на видеоизображениях / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин [Электронный ресурс]. – 2007. – Режим доступа: http://www.graphicon.ru/2007/proceedings/ /Papers/Paper_69.pdf, свободный. – Дата доступа: 07.12.2009.
21. Fire and smoke detection in video with optimal mass transport based optical flow and neural networks / I. Kolesov [et al.] // ICIP 2010 – Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing, September 26 – 29, 2010, Hong Kong. – P. 761 – 764.
22. A Vector Quantization Based Automatic Fire Detection System / Yu-Chun Wen // Information Technology Journal, 9(4), 2010. – P. 758 – 765.
23. Çelik, T. Fire Pixel Classification using Fuzzy Logic and Statistical Color Model / T. Çelik, H. Özkaramanli, H. Demirel // In Proc. ICASSP (1), 2007. – P. 1205 – 1208.
24. Celik, T. Automatic fire detection in video sequences / T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli // 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2006), Florence, Italy, September 4 – 8, 2006. – P. 5.
25. Celik, T. Fire Detection in Video Sequences using a Generic Color ModelЭ / C. Turgay, D. Hasan // Fire Safety Journal. – 2009. – Feb. – Vol. 44, Issue 2. – P. 147 – 158.
26. Habiboglu, Y.H. Flame detection method in video using covariance descriptors / Y.H. Habiboglu, O. Gunay, A.E. Çetin // in ICASSP May 22 – 27, Prague, Czech Republic, 2011. – P. 1817 – 1820.
27. Celik, T. Fast and Efficient Method for Fire Detection Using Image Processing / T. Celik // ETRI Journal. – 2010. – Dec. – Vol. 32, № 6. – P. 881 – 890.

Поступила 26.09.2011

THE ANALYSIS OF VISION-BASED METHODS FOR EARLY FIRE DETECTION

N. BROVKO, R. BOGUSH

Reliable and early fire detection on open spaces, in buildings, in territories of the industrial enterprises is important making any system of fire safety. A perspective direction of performance increase for such systems is use of video fire detectors. In the given work the general algorithms for automatic flame and smoke detection on video sequences are considered. The comparative analysis of applied approaches for color segmentation, detection of moving areas, the analysis of spatial changes in lightness and flicker at the edges of flame and smoke is presented; their advantages and lacks are noted. Directions of algorithm development for video fire detection are specified.