

УДК 004.932

ОБНАРУЖЕНИЕ ПЛАМЕНИ НА ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА И ТЕКСТУРНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ

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

Рассматривается алгоритм детектирования открытого пламени на видеопоследовательностях, включающий три основных этапа: обучение и тестирование классификатора; выделение областей-кандидатов на основе цветовой фильтрации, вейвлет-анализа временных изменений границ области и пространственных изменений яркости; классификация областей с использованием статистических текстурных и цветовых признаков. На этапах обучения и классификации используется метод k ближайших соседей. Для выявления областей-кандидатов на видеоизображениях выполняется цветовая фильтрация в пространстве RGB и пространственно-временной анализ с применением вейвлет-преобразования. Классификация областей-кандидатов осуществляется с использованием текстурных признаков, полученных на основе нормированной матрицы вхождений, и цветовых признаков, вычисленных по нормализованным гистограммам составляющих H и S из HSV цветового пространства. Представлены результаты практических исследований алгоритма.

Введение. Современные интеллектуальные системы видеонаблюдения позволяют решать достаточно широкий спектр прикладных задач: обнаружение и сопровождение движущихся объектов, распознавание лица человека, распознавание номера автомобиля, поиск в архиве и т.д. [1; 2]. Несмотря на это области применения таких систем непрерывно расширяются. В последнее время наблюдается значительный интерес к широкому использованию систем видеонаблюдения для повышения противопожарной безопасности на открытых пространствах [3 – 5].

Известно, что пламя является одним из основных факторов пожара, который можно зафиксировать камерой видеонаблюдения. В этом случае основу видеодетектора обнаружения пламени составляет алгоритм сегментации пламени на видеопоследовательностях. Известно, что на динамической сцене могут также присутствовать объекты, цветовые и яркостные характеристики которых близки к характеристикам пламени, например, солнце, источники искусственного освещения, блики. Поэтому при разработке эффективных алгоритмов детектирования пламени на видеопоследовательностях, обладающих высокой вероятностью правильного обнаружения и имеющих низкий уровень ложных тревог, необходимо учитывать как статические, так и динамические свойства открытого пламени, а также использовать современные приемы и методы цифровой обработки изображений и распознавания образов.

В связи с актуальностью и высокой сложностью решения задачи автоматического обнаружения пламени на динамических изображениях предложен широкий спектр методов и алгоритмов, обладающих различными качественными характеристиками [6 – 9]. Однако, несмотря на важность поставленной задачи, в настоящее время существует необходимость в разработке новых алгоритмов детектирования открытого пламени на видеопоследовательностях для интеллектуальных систем видеонаблюдения.

1. Алгоритм детектирования открытого пламени на динамических изображениях

В рассматриваемом алгоритме можно выделить три основных этапа: обучение и тестирование классификатора, выделение областей-кандидатов на основе цветовой фильтрации и пространственно-временного анализа, классификация областей с использованием статистических текстурных и цветовых признаков.

1.1. Текстульная сегментация. Текстура, наряду с цветом, является важным признаком, применяемым для сегментации изображений на области интереса, и описывает пространственное распределение цветов или значений интенсивности на изображении [10]. Изображение области пламени является стохастическим, следовательно, для его текстурного описания может быть использован статистический подход, при котором текстура является количественной характеристикой распределения значений интенсивности в области изображения.

Вычисление текстурных признаков осуществляется на основе матрицы вхождений P_d^0 , в которой индексы строк и столбцов образуют множество G допустимых на полутоновом изображении $\{I(x, y); 0 \leq x \leq N_x - 1, 0 \leq y \leq N_y - 1\}$ значений интенсивности пикселей:

$$P_d^0(i, j) = \{((r, s), (t, v)) : I(r, s) = i, I(t, v) = j\},$$

где $(r, s), (t, v) \in N_x \times N_y$; $(t, v) = (r + d, s + d)$; d – выбранное расстояние между двумя соседними пикселями в направлении θ .

Построение нормированной матрицы вхождений N_d^0 осуществляется делением каждого ее элемента на величину $R = (N_x - 1) \cdot N_y$.

Известно, что отношение соседства пикселей может быть рассмотрено для 8 направлений. Однако из-за симметрии получаемых матриц вхождений при вычислении текстурных характеристик достаточно рассматривать только 4 направления: 0, 45°, 90°, 135° (рис. 1).

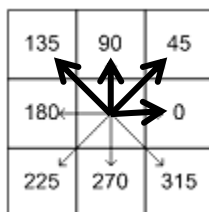


Рис. 1. Отношение соседства пикселей

В качестве характерных признаков пламени использовались следующие текстурные признаки:

- энергия: $En = \sum_i \sum_j (N_d^0(i, j))^2$;

- энтропия: $E = -\sum_i \sum_j N_d^0(i, j) \log_2 N_d^0(i, j)$;

- контраст: $C = \sum_i \sum_j (i - j)^2 N_d^0(i, j)$;

- однородность: $H = \sum_i \sum_j \frac{N_d^0(i, j)}{1 + |i - j|}$;

- корреляция: $Cor = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) N_d^0(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$,

где $\mu_i = \sum_i \sum_j i \cdot N_d^0(i, j)$, $\mu_j = \sum_i \sum_j j \cdot N_d^0(i, j)$ и $\sigma_i = \sum_i \sum_j N_d^0(i, j)(i - \mu_i)$, $\sigma_j = \sum_i \sum_j N_d^0(i, j)(j - \mu_j)$.

В отличие от [8], вычисление текстурных признаков производилось для полутонового изображения после применения локального двоичного разбиения (local binary partition, LBP) [11]. Достоинствами текстурных признаков, формируемых на основе LBP оператора, является их инвариантность к повороту и изменениям освещенности [10]. LBP методика предполагает сравнение значений интенсивности каждого пикселя и восьми его соседей, принимая значение центрального пикселя в качестве пороговой величины. Пиксели, интенсивность которых имеет значение, большее, чем интенсивность центрального пикселя, или равное ему, принимают значения «1», те, интенсивность которых меньше центрального, принимают значения «0». В результате формируется восьмиразрядный бинарный код, который описывает окрестность пикселя. На рисунке 2 представлен пример применения оператора LBP к полутоновому изображению пламени.

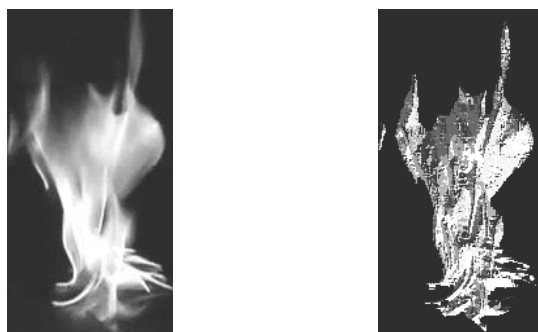


Рис. 2. Результат применения LBP оператора к полутоновому изображению пламени

1.2. Обучение и тестирование классификатора. Всего для этапа обучения использованы 100 изображений. Примеры изображений из обучающей выборки представлены на рисунке 3. В качестве характерных признаков пламени использовались энергия, энтропия, контраст, однородность и корреляция, вычисленные по матрице вхождений в 4 направлениях, и 20 цветовых признаков, вычисленных по нормализованным гистограммам составляющих H и S из HSV цветового пространства с использованием выражения [8]:

$$h(r_k) = \frac{n_k}{N},$$

где n_k – число точек изображения, имеющих значение из интервала r_k ; k – индекс интервала; N – число точек изображения.

На следующей итерации алгоритма оценивается качество обучения на основе тестовой выборки изображений. Для этого использовалось 50 позитивных и 50 негативных примеров изображения пламени. Тестовая и обучающая выборка не перекрываются. В алгоритме стадии обучения и тестирования выполняются один раз с целью настройки классификатора.

На этапе классификации применяется метод k ближайших соседей, суть которого заключается в отнесении неизвестного вектора признаков к тому классу, к отдельным эталонным образцам которых этот вектор наиболее близок.

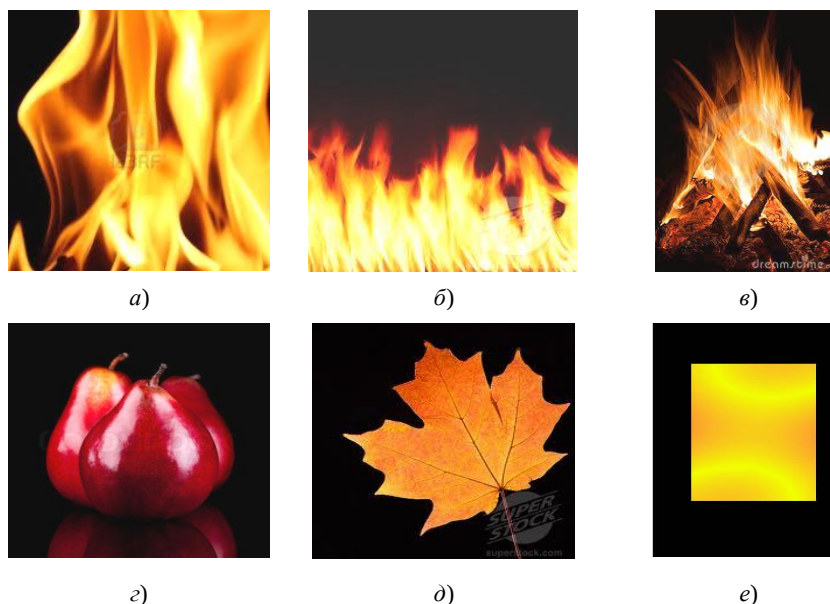


Рис. 3. Примеры изображений из обучающей выборки:
а, б, в – позитивные примеры; з, д, е – негативные примеры

1.3. Цветовая сегментация области пламени на видеоряде. Существующие методы сегментации пламени можно разделить на априорные, параметрические и непараметрические.

В *априорных методах* в качестве цветовой модели пламени используют явно заданный набор правил в выбранном цветовом пространстве. Для генерации такого набора на тестовой выборке изображений выполняется интерактивная сегментация области, принадлежащей пламени, и формируются статистические распределения для пикселей изображения в выбранном цветовом пространстве. На основе полученных данных вводятся условия, по которым определяется принадлежность пикселя изображения к области пламени. Преимуществами априорных методов сегментации пламени являются простота реализации и высокая скорость работы, к недостаткам относится высокая вероятность пропуска.

Параметрические методы цветовой сегментации пламени на изображении предполагают моделирование распределения цвета пламени с помощью смеси нормальных распределений. К преимуществам параметрических методов относят компактность модели и способность обобщать и интерполировать недостающие данные. Основными недостатками являются следующие: качество сегментации сильно зависит от выбора количества элементов смеси; скорость сходимости алгоритма на этапе оценки параметров смеси зависит от выбора начальных условий.

В *непараметрических методах* на основе тренировочной выборки изображений с интерактивно размеченными областями пламени формируется вероятностная карта (вероятностная модель распределения цветов пламени), которая отображает принадлежность цвета обрабатываемого пикселя цвету области пламени. Основное преимущество непараметрических методов – полученная цветовая модель не зависит от формы распределения цвета пламени. Однако реализация этих методов требует больших обучающих наборов, а хранение таблицы частот требует значительного объема памяти.

В связи с тем, что цветовая фильтрация используется при выделении областей-кандидатов и является итерацией одного из этапов комплексного алгоритма детектирования пламени, исходя из представленного выше анализа очевидно, что наиболее приемлемыми являются априорные методы сегментации пламени в цветовом пространстве RGB, так как при этом обеспечивается высокая скорость работы.

1.4. Вейвлет-анализ во временной и пространственной областях. Вейвлет-анализ базируется на алгоритме, представленном в [7]. При этом на первой итерации анализируются временные изменения полученных на предыдущем этапе областей. Для этого R компонента пикселя области поступает на вход двухступенчатой системы фильтров, и далее оценивается количество переходов через ноль высокочастотной составляющей каждого этапа вейвлет-преобразования. Используется высокочастотный фильтр с коэффициентами $\{-0,25; 0,5; -0,25\}$ и низкочастотный фильтр с коэффициентами $\{0,25; 0,5; 0,25\}$. Если количество переходов для одного из сигналов больше порогового значения, принимается решение о принадлежности пикселя области пламени.

Анализ пространственной яркости области пламени показывает, что центр пламени ярко-белого цвета, а при приближении к границе области начинают преобладать желтый, оранжевый и красный цвета, т.е. области изображения, соответствующие пламени, обладают пространственной изменчивостью яркости, что не характерно для объектов, чей цвет принадлежит красно-желтому диапазону. Поэтому для оценки такой характеристики могут быть применены частотные методы анализа сигналов. Среди широкого спектра существующих преобразований (Фурье, Уолша – Адамара, Хаара и др.) для данной задачи наиболее широко используется метод на основе вейвлет-преобразования видеоизображения [7; 12].

Пространственный вейвлет-анализ выполняется на основе следующего выражения [7]:

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

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

Если параметр w превышает пороговое значение, обрабатываемый фрагмент изображения может быть отнесен к фрагменту пламени. Далее применяются операции морфологического открытия и закрытия, чтобы удалить шум и восстановить форму областей, затем осуществляется фильтрация областей по размеру. Области, периметр которых равен или больше $1/8$ периметра кадра, относят к областям-кандидатам.

1.5. Классификация областей-кандидатов. Классификация найденных областей-кандидатов осуществляется также на основе 20 текстурных признаков: энергия, энтропия, контраст, однородность и корреляция, вычисленных в 4 направлениях, и 20 цветовых признаков, вычисленных по нормализованным гистограммам составляющих H и S из HSV цветового пространства с использованием метода k ближайших соседей. На рисунке 4 представлен кадр видеопоследовательности, на котором показаны области-кандидаты (номера областей 1...8) и результат классификации (номер области 7).

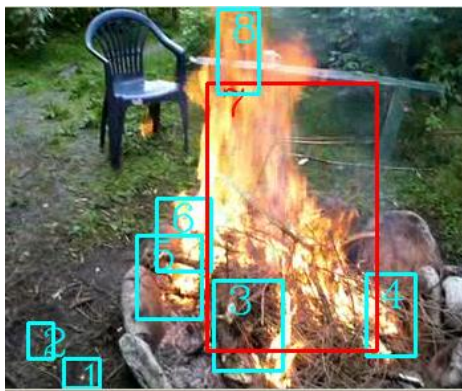


Рис. 4. Пример работы классификатора

2. Результаты исследований. Предлагаемый алгоритм реализован программно с использованием Visual C++ и библиотеки алгоритмов компьютерного зрения и обработки изображений OpenCV. Тестирование осуществлялось на ЭВМ с основными характеристиками: AMD Athlon (tm) II X2 245, 2,91 ГГц, ОЗУ 2,00 ГБ.

Для экспериментов применялись видеопоследовательности, полученные в реальных условиях, которые размещены на сайтах <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/SampleClips.html>, <http://www.openvisor.org>, <http://cvpr.kmu.ac.kr>.

Как видно из рисунка 5, ряд видеопоследовательностей содержат пламя на сложном динамическом фоне (рис. 5, а – в), а также использовались видеопоследовательности, включающие объекты, цвет и яркостные характеристики которых достаточно близки к характеристикам пламени. На рисунке 5, д приведен кадр видеоряда, на котором отображается светящийся в ночное время неоновый рекламный щит желто-красными объектами, а на рис. 5, е представлен кадр используемого видеоряда, который содержит движущиеся машины с включенными фарами в ночное время. Результаты экспериментов показаны в таблице 1.

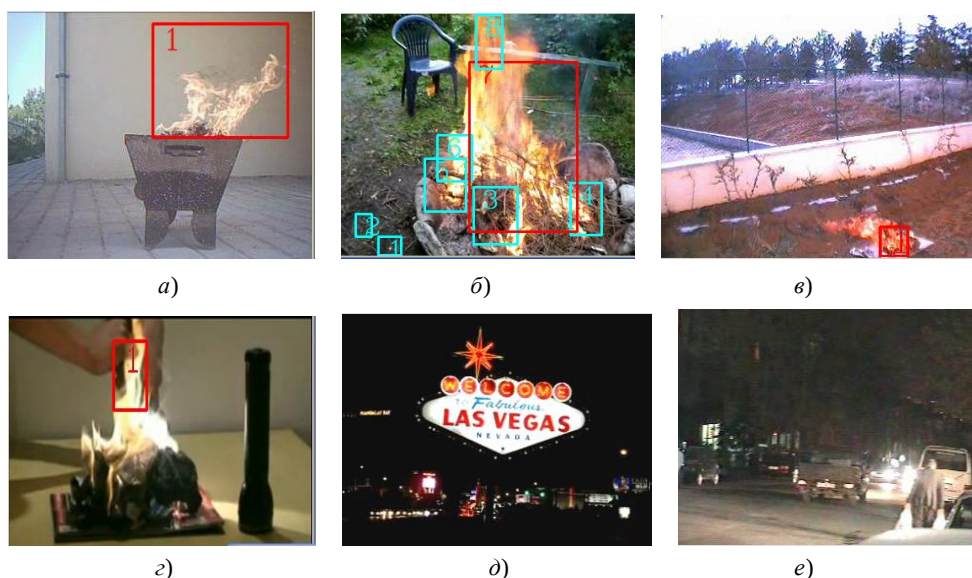


Рис. 5. Кадры исследуемых видеопоследовательностей с разрешением 320×240

Результаты исследований характеристик алгоритма детектирования пламени

Видеоряд (см. рис. 5)	Время обработки (мс)	Пламя присутствовало/найдено (номер кадра)	Число кадров с ложным обнаружением/общее число кадров
а)	63	1/125	0/439
б)	71	1/21	0/100
в)	56	1/223	0/1201
г)	45	1/123	0/411
д)	48	-/-	0/530
е)	42	-/-	0/160

Анализ таблицы показывает, что рассмотренный алгоритм обладает удовлетворительными качественными характеристиками и может использоваться в видеосистемах противопожарной безопасности, которые используются, в том числе, и на открытых пространствах.

Закключение

На основе пространственно-временного анализа и текстурной сегментации предложен алгоритм обнаружения пламени на динамических изображениях. Алгоритм предполагает выявление областей-кандидатов, относящихся к пламени на видеоизображении, с использованием цветовой фильтрации в пространстве RGB и пространственно-временного анализа с применением двух этапов вейвлет-преобразования.

Классификация областей-кандидатов осуществляется с использованием текстурных и цветовых признаков. В качестве текстурных признаков пламени использовались энергия, энтропия, контраст, однородность и корреляция, вычисленные по матрице вхождений в 4 направлениях для полутонного изображения после применения локального двоичного разбиения.

Цветовые признаки получены по нормализованным гистограммам составляющих H и S из HSV цветового пространства.

Проведенные эксперименты подтвердили возможность использования алгоритма в интеллектуальных системах видеонаблюдения для решения задачи раннего обнаружения пожаров на открытых пространствах.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ngan, K. Video Segmentation and Its Applications / K. Ngan, H. Li // Springer. – 2011. – 164 p.
2. Птицин, Н. Интеллект в IP-камере: горизонты возможностей / Н. Птицин [Электронный ресурс]. – 2011. – Режим доступа: <http://synesis.ru/ru/surveillance/articles/embedded-ai>. – Дата доступа: 20.06.2011.
3. 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.
4. 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.
5. Разработка аппаратно-программного видеотеплового комплекса дистанционного обнаружения пожаров / Л.В. Катковский [и др.] // Технологии безопасности. – 2012. – № 1(22). – С. 43 – 45.
6. Phillips III, W. Flame Recognition in Video / W. Phillips III, M. Shan, N. da V. Lobo // Pattern Recognition Letter. – 2002. – Vol. 23(1 – 3). – P. 319 – 327.
7. Computer vision based method for real-time fire and flame detection / B.U. Töreyn [et al.] // Pattern Recognition Letters. – 2006. – Vol. 27. – P. 49 – 58.
8. Chenebert, A. A Non-temporal Texture Driven Approach to Real-time Fire Detection / A. Chenebert, T. Breckon, A. Gaszczak // Proc. of the 18th IEEE Int. Conf. on Image Processing, Brussels, 11 – 14 September 2011. – P. 1741 – 1744.
9. Early fire and smoke detection based on colour features and motion analysis / P. Morerio [et al.] // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2012), September 30th 2012, Orlando, FL, USA. – P. 459 – 471.
10. Шапиро, Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; пер. с англ. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006.
11. Ojala, T. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions / T. Ojala, M. Pietikäinen, D. Harwood // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29. – P. 51 – 59.
12. Wavelet-based multi-modal fire detection / S. Verstockt [et al.] // Proceedings of the 19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011), Barcelona, Spain, August 29 – September 2, 2011. – P. 903 – 907.

Поступила 12.09.2012

FLAME DETECTION IN VIDEO BASED ON WAVELET ANALYSIS AND TEXTURE SEGMENTATION

R. BOGUSH, N. BROVKO

Flame detection algorithm in video sequences is considered. Our algorithm composed of three basic steps: training and testing a classifier; select based on color filtering and wavelet analysis in temporal and spatial domains; candidate areas classification using statistical texture and color characteristics. For objects classification k-nearest neighbor algorithm is used. Real video surveillance sequences were used for flame detection with utilization our algorithm. A set of experimental results are presented in the paper.