

# Блочно-текстурный метод выделения дыма на видеоизображениях

Лукьяница А.А., Шишкин А.Г.

Московский Государственный Университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

{luk\_shishkin}@ic.msu.ru

## Аннотация

Детектирование дыма по видеоизображению имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами. В последнее время, когда камеры резко подешевели и получили широкое распространение, эта проблема стала особенно актуальной. В настоящей работе приведено описание алгоритма, позволяющего эффективно определять на видеоизображении области, в которых присутствует дым.

*Ключевые слова:* детектирование дыма, видеоизображение, распознавание.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время наиболее распространенными методами обнаружения задымления и огня являются пробы частиц воздуха, измерение внешней температуры и прозрачности среды [1-2]. Однако все они требуют размещения соответствующих датчиков и приборов в непосредственной близости от источника огня и дыма. Кроме того, указанные методы не являются в достаточной степени надежными (особенно это относится к объектам, расположенным на открытом воздухе), так как по большей части основаны на обнаружении дыма, который в ряде случаев может не представлять никакой опасности.

С ростом числа камер видеонаблюдения появилась возможность построить визуальное обнаружение дыма и огня в существующие видеосистемы. Детектирование огня по видеоизображению имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами. Во-первых, к ним следует отнести возможность обнаружения дыма и огня даже на открытых пространствах, где обычные методы химического анализа бесполезны. Во-вторых, реакция на возникновение опасной ситуации является практически мгновенной: обнаружение огня происходит в момент его возникновения. В-третьих, видео позволяет точно определить месторасположение очага возгорания.

Разработанный нами метод выделения и сопровождения дымовых объектов на видеоизображениях частично основывается на идеях, изложенных в работах [1-3], и состоит из следующих этапов:

1. Выделение на изображении движущихся блоков;
2. Пространственная кластеризация движущихся блоков;
3. Временная кластеризация движущихся блоков;
4. Определение формы объектов;
5. Классификация выделенных объектов с помощью текстур и принятие решения о наличии дыма на изображении.

Рассмотрим теперь эти этапы подробнее.

## 2. ВЫДЕЛЕНИЕ НА ИЗОБРАЖЕНИИ ДВИЖУЩИХСЯ БЛОКОВ

В системах видеонаблюдения размеры объектов в основном довольно малы, а изображения сильно зашумлены. Поэтому установить наличие движения объектов с высокой точностью (например, до одного пикселя) в режиме реального времени не представляется возможным. Кроме того, это потребовало бы неоправданно больших вычислительных ресурсов. Следовательно, мы не можем применять с этой целью методы вычисления полного оптического потока. Параметрические методы, такие как построение аффинных моделей, также не могут быть использованы, так как они позволяют отслеживать движение объектов с жесткой границей, а дым к ним не относится. Поэтому в дальнейшем будем использовать блочный метод определения движения на изображении.

Для этого разобьем все изображение на блоки  $B_i$  размером  $n \times n$  пикселей. Значение  $n$  зависит от размера объектов и разрешения изображения. Предположим, что центр блока  $B_i$  находится в точке  $(x, y)$  в момент времени  $t$  и в точке  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$  в момент времени  $t + 1$ . Тогда величины соответствия блоков и их смещения для двух последовательных моментов времени выражаются следующим образом:

$$D(B_i) = \frac{1}{n^2} \sum_{(i,j) \in B_i} |I_{t+1}(x, y) - I_t(x + \Delta x + i, y + \Delta y + j)|^2, \quad (1)$$

$$\Delta(B_i) = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2}. \quad (2)$$

Для устранения ошибок второго рода (ложные движущиеся блоки), возникающих вследствие шума, необходимо, чтобы величина  $D$  превышала пороговое значение  $\delta_\alpha$ , которое может быть определено с помощью теста значимости. Для пикселя  $(x, y)$ , где не происходит никакого движения, величина  $d(x, y) = I_t(x, y) - I_{t+1}(x, y)$  представляет собой шум камеры. Он, как известно, может быть описан гауссовским распределением с нулевым средним и дисперсией, равной удвоенной дисперсии шума камеры [4]. Уровень значимости можно рассматривать как вероятность обнаружения блока в качестве движущегося блока, хотя в действительности он является неподвижным (ошибка второго рода). Если выбрать размер блоков  $n = 16$  и положить  $\delta_\alpha = 1$ , то это будет соответствовать вероятности, равной 0.9.

### 3. ПРОСТРАНСТВЕННАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ДВИЖУЩИХСЯ БЛОКОВ

На данном этапе необходимо с помощью методов кластеризации объединить отдельные схожие движущиеся блоки, для которых величина  $D$  превышает пороговое значение  $\delta_\alpha$ , в движущиеся области. Будем считать два блока соседними, если у них есть общая сторона (или ее часть) или вершина, т.е. они связаны отношением 8-смежности. В качестве характерных признаков блоков будем использовать связность  $C(B_i, B_j)$ , нормированную разность соответствия блоков  $D(B_i, B_j)$  и нормированное смещение блоков  $\Delta(B_i, B_j)$ :

$$C(B_i, B_j) = \begin{cases} 1, & B_i, B_j - \text{соседние} \\ \infty, & \text{иначе} \end{cases}, \quad (3)$$

$$D(B_i, B_j) = \frac{|D(B_i) - D(B_j)|}{|D(B_i) + D(B_j)|}, \quad (4)$$

$$\Delta(B_i, B_j) = \frac{|\Delta(B_i) - \Delta(B_j)|}{|\Delta(B_i) + \Delta(B_j)|}. \quad (5)$$

Расстояние между движущимися блоками будем определять как

$$D_c(B_i, B_j) = C(B_i, B_j) \cdot [\theta \cdot D(B_i, B_j) + (1 - \theta) \cdot \Delta(B_i, B_j)]$$

где параметр  $\theta$  равен 0.3. Блоки  $B_i$  и  $B_j$  объединяются в одну область, если это значение меньше порога  $\delta_c$ , равного 0.5.

### 4. ВРЕМЕННАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ДВИЖУЩИХСЯ БЛОКОВ

Проблемой при сегментации газообразных объектов типа дыма является возможная их разрывность – в различные моменты времени изначально единый объект может состоять из нескольких отдельных областей. Однако разрабатываемый алгоритм должен идентифицировать их как один и тот же движущийся объект. Поэтому будем сопровождать движущиеся области от кадра к кадру. Тогда, хотя области, составляющие один объект, могут не касаться друг друга в каком-либо кадре, траектории таких объектов будут пересекаться. Таким образом, отдельные объекты могут быть объединены во временной области.

### 5. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ФОРМЫ ОБЪЕКТОВ

Полученные на предыдущем этапе кластеры состоят из нескольких блоков. Однако нам необходимо установить точную форму объектов. Для этого воспользуемся процедурой выделения краевых точек по методу Канны [5]. Полученные краевые точки для газообразных объектов (дыма) обычно бывают не связаны друг с другом. Для построения замкнутой границы из таких краев необходимо применить операции морфологии. Вначале мы удалим очень

короткие края, так как они в основном представляют собой влияние шума. Затем воспользуемся операцией дилатации, чтобы соединить лежащие рядом краевые точки. Наконец, сгладим полученные границы для придания им более естественного вида.

Пусть  $X$  - это бинарное изображение обнаруженных краевых точек. Значение пикселя, равное 1, означает, что этот пиксель является краевой точкой. Комбинация морфологических операций для построения границы объекта из разрозненных краевых точек выглядит следующим образом:

$$((X \ominus V_c) \oplus V_d) \otimes V_b, \quad (6)$$

где  $\oplus$  - операция дилатации,

$$(X \ominus V_c) \equiv \{x : |(X \setminus V_c) \cap V_c| > 3\},$$

$$X \otimes V_b \equiv \{x : |X \cap V_b| \geq 3\},$$

$$V_c = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad V_d = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad V_b = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Следующий шаг заключается в восстановлении внутренней области объекта по полученной границе. Если области слабой интенсивности являются очень длинными, то даже с помощью морфологических операций невозможно восстановить границу. Это означает, что обнаруженная граница будет незамкнутой и может не полностью включать в себя внутреннюю область объекта. Поэтому необходимо различать области, не охватываемые полученной границей, и самостоятельные отдельные области. Для этого будем искать пересечения с границей в горизонтальном и вертикальном направлениях. Только если горизонтальная и вертикальная линии, проходящие через данный пиксель, пересекают одну и ту же границу, будем считать такой пиксель принадлежащим внутренней области объекта.

### 6. КЛАССИФИКАЦИЯ ВЫДЕЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

Классификацию выделенных объектов будем проводить с помощью динамических текстур. Как известно, одним из основных методов классификации с помощью динамических текстур является использование оптического потока. Мы будем определять не полный оптический поток, а только его нормальную составляющую. Этого вполне достаточно для целей распознавания типа объекта и в то же самое время позволит избежать большого объема вычислений. Нормальный поток, т.е. поток в направлении градиента интенсивности  $\nabla I(x, y)$ , записывается следующим образом

$$\vec{v}_N(x, y) = -\frac{dI/dt}{\|\nabla I\|} \vec{n}, \quad (7)$$

где  $\vec{n}$  - единичный вектор в направлении  $\nabla I(x, y)$ . Нормальный поток содержит в себе как временную, так и пространственную информацию о динамических текстурах: временная информация связана с движением краевых точек, а пространственная – с их градиентами. Недостатком применения нормального потока является его относительно

высокая чувствительность к шуму. Однако она может быть уменьшена путем применения сглаживающих фильтров и последующим выравниванием гистограмм или с помощью пороговой обработки пространственных градиентов.

В качестве характерных признаков для классификации объектов помимо нормального потока будем использовать также максимальное значение направленной регулярности текстур  $R(i)$  [6], что позволит добиться аффинной инвариантности полученных результатов. Данный подход основывается на том факте, что регулярные (периодические) текстуры воспринимаются таковыми в широком диапазоне углов зрения. До некоторой степени это справедливо даже для объемных текстур и меняющейся освещенности сцены. Поэтому определенная адекватным образом степень регулярности рассматриваемых объектов может служить в качестве инвариантного, физически обоснованного характерного признака. Будем использовать полярные координаты на сетке  $\alpha_i = \Delta\alpha \cdot i$ ,  $d_j = \Delta d \cdot j$ .

Определим максимальное значение направленной регулярности  $R(i)$  как  $M_R = \max_{\alpha_i} R(\alpha_i)$ . Величина  $M_R$  лежит в пределах  $0 \leq M_R \leq 1$ , где  $M_R = 0$  соответствует текстурам случайного вида, а  $M_R = 1$  отвечает текстурам с хорошо выраженной регулярностью. Величина (47) вычисляется для набора перекрывающихся окон, полностью содержащих область объекта, полученную на предыдущем этапе, и выбирается максимальное значение  $P = \max_W M_R(W)$ .

Здесь через  $W$  обозначены окна, размер которых определяется таким образом, чтобы включать в себя как минимум два периода функции контрастности. Так как описанная процедура повторяется для нескольких последовательных кадров, то таким образом мы получаем временную зависимость  $P(t)$ .

В качестве характерных признаков текстур будем использовать следующие усредненные по всем кадрам видеопоследовательности величины:

- Средние значения  $div \bar{v}_N(x, y)$  и  $rot \bar{v}_N(x, y)$ .
- Отношение среднего значения нормального потока и его стандартного отклонения.
- Степень однородности ориентации нормального потока

$$\varphi = \frac{\left\| \sum_{(x,y) \in \Omega} \bar{v}_N(x, y) \right\|}{\sum_{(x,y) \in \Omega} \left\| \bar{v}_N(x, y) \right\|}, \quad (8)$$

где  $\Omega$  - множество пикселей, для которых значение нормального потока отлично от нуля.

- Среднее значение  $P(t)$ .
- Дисперсия  $P(t)$ .

Все указанные величины являются инвариантными к перемещению и вращению. Принадлежность рассматриваемого объекта к классу объектов, соответствующих дыму на изображении, может быть определена с помощью метода опорных векторов или нейросетей.

На Рис. 1 и Рис. 2 приведен пример практического применения предложенного алгоритма для обработки видеопоследовательности, содержащей изображение дыма. На Рис. 1 показан один из кадров видеоряда, а на Рис. 2 – соответствующий кадр, полученный в результате обработки. Граница области, в которой был детектирован дым, околонтурена белой линией.



Рис. 1. Кадр видеоряда, содержащий изображение дыма.



Рис. 2. Пример детектирования дыма с помощью предложенного алгоритма (граница области дыма околонтурена белой линией).

## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный алгоритм позволяет эффективно детектировать дым на видеоизображении. Он может найти практическое применение в современных системах видеонаблюдения. После небольшой доработки алгоритм может быть адаптирован также и для распознавания огня.

## 8. ЛИТЕРАТУРА

- [1] W.-H. Kim and C. Brislawn. Plume Detection and Tracking in Video Data. FY99 Progress Report LAUR-00-15, Los Alamos National Laboratory, 1999
- [2] D. Chetverikov and Z. Földvári. Affine-Invariant Texture Classification Using Regularity Features. In: Proc. 15th Intern. Conf. on Pattern Recognition, Barcelona, vol.3, p.901-904, 2000.
- [3] R. Petéri and D. Chetverikov. Dynamic Texture Recognition Using Normal Flow and Texture Regularity. In: Proc. Second Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Estoril, p.223-230, 2005.
- [4] T. Aach and A. Kaup. Statistical model-based change detection in moving video, Signal Process., v. 31, p. 165-180, 1993.
- [5] J.A. Canny. A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 8, p. 679-714, 1986.
- [6] D. Chetverikov. Pattern Regularity as a Visual Key. In: Proc. British Machine Vision Conf., p.23-32, 1998

### Об авторах

Лукьяница А.А. – кандидат физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник факультета вычислительной математики и кибернетики Московского Государственного Университета им. М.В. Ломоносова. E-mail: [luk@ic.msu.su](mailto:luk@ic.msu.su)

Шишкин А.Г. – кандидат физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник факультета вычислительной математики и кибернетики Московского Государственного Университета им. М.В. Ломоносова. E-mail: [shishkin@ic.msu.su](mailto:shishkin@ic.msu.su)

Адрес: Москва, 119899, Воробьевы горы, МГУ, 2-й учебный корпус, факультет ВМиК, кафедра автоматизации научных исследований.

### About the authors

Andrey Lukyanitsa is a senior researcher at Moscow State University, Department of Computational Mathematics and Cybernetics. His contact email is [luk@ic.msu.su](mailto:luk@ic.msu.su).

Alexei Shishkin is a senior researcher at Moscow State University, Department of Computational Mathematics and Cybernetics. His contact email is [shishkin@ic.msu.su](mailto:shishkin@ic.msu.su).

## Video Based Block and Texture Matching Method of Smoke Detection and Segmentation

### Abstract

Visual smoke detection has the potential to be useful when the conventional methods cannot be used. In recent years the wide spread of low-cost video cameras allows to use them for surveillance of smoke and fire. In this paper the effective method for smoke detection and segmentation in video data is presented.

**Keywords:** *smoke detection, segmentation, texture, classification.*