

# 基于边界矩和支持向量机的火焰识别算法\*

韩斌<sup>1,2</sup>, 黄刚<sup>2</sup>, 王士同<sup>1</sup>

(1. 江南大学信息工程学院, 江苏无锡 214122; 2. 江苏科技大学计算机科学与工程学院, 江苏镇江 212003)

**摘要:** 根据火焰的燃烧特性, 结合火焰的空间形状特征和动态变化特征, 设计了一种基于动态边界矩和支持向量机的火焰识别算法。利用相邻帧边界矩不变量的差值来描述火焰的动态特征, 基于支持向量机对火焰和疑似火焰目标样本进行分类检测。实验表明, 该算法具有较好的火焰目标识别性能、较低的虚警率和较强的抗干扰性能。

**关键词:** 火焰识别; 边界矩不变量; 支持向量机; 序列最小最优化算法

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2009)07-2765-02

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.07.106

## Flame recognition algorithm based on boundary moment and support vector machine

HAN Bin<sup>1,2</sup>, HUANG Gang<sup>2</sup>, WANG Shi-tong<sup>1</sup>

(1. College of Information, Southern Yangtze University, Wuxi Jiangsu 214122, China; 2. College of Computer Science & Engineering, Jiangsu University of Science & Technology, Zhenjiang Jiangsu 212003, China)

**Abstract:** This paper analyzed the burning characteristics of flame, designed the flame recognition algorithm with the shape of space and dynamic flame features. It described the dynamic characteristics of flame by the difference of boundary moment invariants between adjacent frames, classified and detected flame and suspected flame targets by support vector machine. The experiments show that the algorithm has better ability to recognize flame targets, lower false alarm rate and stronger anti-jamming ability.

**Key words:** flame detection; boundary moment invariants; support vector machine(SVM); SMO(sequential minimal optimization) algorithm

火焰燃烧过程中, 由于气流的不稳定导致不同时刻其色彩和形状都会发生变化。基于此特点, 许多学者研究开发了多种火焰识别算法。这些算法大体上分为两类: 一类是基于火焰颜色的动态变化, 如 Horng 等人<sup>[1]</sup>利用颜色分解提取火焰颜色区域, 以帧间火焰颜色区域的掩模差来定义火焰的非序运动; 另一类则是根据火焰形状的动态变化来区分火焰目标与疑似目标的, 如 Liu 等人<sup>[2]</sup>用傅里叶系数描述火焰区域的边缘轮廓, 再以傅里叶系数和 AR 模型参数为特征对火焰区域进行分类。张进华等人<sup>[3]</sup>发现火焰闪烁时火焰高度的变化规律, 将火焰高度的变化作为火焰识别的动态特征量。

在火焰的识别算法中, Toreyin 等人<sup>[4]</sup>通过建立描述火焰和火焰色的普通运动目标的隐马尔可夫模型区分火焰闪烁过程与火焰色运动目标的运动过程, 从而达到识别火焰的目的。史海山等人<sup>[5]</sup>提取了火焰图像的六种特征信息通过人工神经网络的方法对火焰进行识别。张进华等人<sup>[3]</sup>则通过基于可信度模型和视频序列的火焰特征的概率模型对火焰目标进行识别。

目前基于计算机视觉的火焰检测研究重点在于如何更加准确高效地对火焰特征进行描述, 以及如何对火焰特征进行识别。本文提出了相邻帧火焰目标动态边界矩描述模型, 并采用支持向量机进行火焰的识别, 具有较好的火焰目标识别性能和

较强的抗干扰性能。

### 1 火焰的动态特征描述

火焰燃烧的动态变化是火焰目标有别于其他静态目标和运动目标的重要特征。如图 1 所示的火焰图像序列, 设  $Z_{i-1}$ 、 $Z_i$  为第  $i-1$  和第  $i$  帧火焰目标的形状描述子, 则定义第  $i$  帧火焰目标形状的动态特征描述

$$D_i = Z_i - Z_{i-1} \quad (1)$$

相邻三帧火焰的目标边缘图像如图 2 所示。



图1 相邻三帧火焰目标图像 图2 相邻三帧火焰目标边缘图像

目标形状特征的描述一般可采用基于区域的描述子和基于边界的描述子两种。基于区域的描述子包括多层次特征向量形状描述子、矩描述子等; 基于边界的描述子包括边缘矩、链码、傅里叶描述子、曲率尺度空间、边界矩等<sup>[6]</sup>。由于区域描述子需要对目标区域的所有像素进行运算, 表达效率上要低于基于边界的描述方法。近年来, 由 Chen 等人<sup>[7]</sup>提出的边界矩描述子得到了广泛的关注和应用。本文采用边界矩不变量来

收稿日期: 2008-10-04; 修回日期: 2008-11-12 基金项目: 国家“863”计划资助项目(2007AA1Z158)

作者简介: 韩斌(1968-), 男, 江苏海安人, 副教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、嵌入式视觉; 黄刚(1982-), 男, 河南浚县人, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉(huanggang982@163.com); 王士同(1964-), 男, 江苏扬州人, 院长, 教授, 博导, 主要研究方向为模式识别与人工智能、生物信息学。

描述单帧火焰目标的形状 $Z_i$ 。

定义目标边界 $C$ 的 $(p+q)$ 阶矩为

$$m_{pq} = \int_C x^p y^q ds; p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

其中:  $ds$  为边界 $C$ 的弧微分。

定义 $p+q$ 阶中心矩为

$$\mu_{pq} = \int_C (\bar{x} - \bar{x})^p (\bar{y} - \bar{y})^q ds; p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中:  $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$ ,  $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$  是边界 $C$ 的质心。中心边界矩具有平移不变性。

为了构造缩放不变中心边界矩,构造尺度规范化矩为

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^{p+q+1}; p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

与 Hu 矩的七个矩不变量组构造方法类似,可以进一步构造具有旋转、平移、缩放不变性边界矩组如下:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}, \varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2, \varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + \\ & (3\eta_{21} - \eta_{03})^2, \varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2, \\ \varphi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \\ \varphi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), \\ \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (5)$$

利用上述边界矩组 $\varphi_1: \varphi_7$ 可以比较全面地表达火焰目标的形状特征,  $Z_i = \{\varphi_1, \dots, \varphi_7\}$ 。

## 2 火焰目标识别

近年来支持向量机在模式识别与机器学习领域中得到了广泛应用。它能够很好地解决小样本学习问题,在样本的维数很高并且样本数目较少的情况下也能有较好的表现。支持向量机的实现是通过某种事先选择的非线性映射(核函数)将输入向量映射到一个高维特征空间,在这个空间中构造最优分类超平面<sup>[8]</sup>。其实现算法有选块、分解算法和序列最小最优化(SMO)算法。其中 SMO 算法使用最为广泛,其优点是针对两个乘子的二次规划问题可以有解析解的形式,从而避免了每次迭代中调用标准的优化算法<sup>[9]</sup>。由于本文对火焰目标形状的动态特征描述 $D_i$ 是一个 7 维向量,选用支持向量机对火焰目标进行识别,实现算法采用 SMO 算法。

设训练集  $T = \{(D_1, y_1), \dots, (D_l, y_l)\} \in (D \times Y)^l$ 。其中:  $D_i \in D = R^7$ ,  $y_i \in Y = \{1, -1\}$ ,  $i = 1, \dots, l$ 。将得到的第 $i$ 帧火焰的动态特征描述 $D_i$ 作为支持向量机训练点的输入, SVM 实现的决策函数为  $f(D) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(D_i \cdot D) + b^*)$ 。其中:  $\alpha_i^*$  是每个样本对应的拉格朗日乘子;  $b^*$  是阈值;  $K(\cdot)$  为满足 Mercer 条件的核函数。

RBF 核函数是目前支持向量机中被应用得最广的一种核函数,而且是一个普适的核函数,通过参数的选择,它可以适用于任意分布的样本<sup>[10]</sup>。本算法选用了 RBF 核函数并根据火焰检测经验选取其参数  $C = 15$ ,  $\sigma = 5.2$ 。

## 3 实验分析

实验选取白炽灯的局部遮挡、远近移动、平行移动的运动变化作为疑似火焰干扰目标,如图 3 所示。

定义检测率和虚警率如下:

$$\text{检测率} = n/N \times 100\%, \text{虚警率} = m/(n+m) \times 100\%$$

其中:  $N$  为测试集中火焰的总数;  $n$  为正确检测到的火焰个数;  $m$  为检测为火焰的非火焰目标个数。

本文选取了连续 35 帧火焰图像序列和 38 帧三种干扰状态下的白炽灯干扰图像序列(图 3)及 8 帧移动车灯图像序列作为实验图像,共得到 68 组样本值,前 33 组作为训练样本。其中第 8~28 组为非火焰样本。

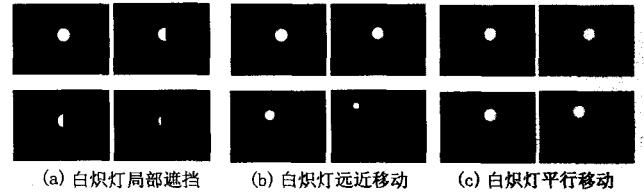


图3 白炽灯三种干扰状态

学习结果为: a) 得到阈值  $b^* = 0.070\ 127\ 6$ ; b) 共有 25 个支持向量,其对应的拉格朗日乘子  $\alpha_i^*$  如表 1 所示。

检测结果如表 2 所示。

表 2 中,检测值大于零则判定为火焰,检测值小于零判定为非火焰。

表 1 支持向量对应的拉格朗日乘子值

支持向量序号	对应拉格朗日乘子值	支持向量序号	对应拉格朗日乘子值	支持向量序号	对应拉格朗日乘子值
$\alpha_1$	1.665 06	$\alpha_{11}$	0.566 09	$\alpha_{21}$	0.682 596
$\alpha_2$	3.157 24	$\alpha_{12}$	0.154 888	$\alpha_{22}$	3.228 1
$\alpha_3$	0.672 175	$\alpha_{13}$	0.934 377	$\alpha_{23}$	0.775 897
$\alpha_4$	1.044 22	$\alpha_{14}$	0.419 176	$\alpha_{24}$	0.653 994
$\alpha_5$	4.801 38	$\alpha_{15}$	0.512 618	$\alpha_{25}$	0.929 578
$\alpha_6$	0.890 357	$\alpha_{16}$	0.905 778	$\alpha_{26}$	6.231 82
$\alpha_7$	0.105 36	$\alpha_{17}$	0.905 715	$\alpha_{27}$	9.07 399
$\alpha_8$	15	$\alpha_{18}$	0.512 321		
$\alpha_{18}$	1.041 31	$\alpha_{19}$	0.419 155		

表 2 支持向量机分类结果

样本序号	检测值	样本序号	检测值	样本序号	检测值	样本序号	检测值	样本序号	检测值	样本序号	检测值
1	0.999 342	11	-1	21	-0.999 47	31	0.999 78	41	-0.819 73	51	1.515 01
2	1.000 58	12	-0.999 28	22	-1.000 23	32	2.901 77	42	-0.361 25	52	0.705 599
3	0.999 411	13	-1.629 52	23	-1.000 54	33	2.830 22	43	-0.355 76	53	1.733 09
4	0.999 726	14	-1.532 99	24	-1.000 54	34	2.235 75	44	-0.061 14	54	0.790 739
5	1.000 69	15	-1.000 75	25	-1.000 54	35	0.983 315	45	0.609 531	55	2.915 41
6	1.000 42	16	-0.999 77	26	-0.999 16	36	-1.100 18	46	-0.021 91	56	2.218 56
7	1	17	-0.999 78	27	-1.000 17	37	1.646 17	47	0.801 99	57	-1.753 18
8	-1.077 18	18	-0.999 47	28	-1.000 17	38	-0.819 44	48	0.292 749	58	-1.923 09
9	-0.718 14	19	-0.999 4	29	1.786 1	39	-0.070 13	49	0.197 966	59	-1.163 73
10	-0.999 45	20	-0.999 47	30	1.000 28	40	-0.07013	50	0.743 249	60	-0.774 89

文献[11]提出了利用不变矩的最小距离分类器进行分类的方法。为了比较对火焰目标的识别效果,利用本文提出的方法与该方法以及欧氏距离判别法分别对火焰目标进行识别。比较结果如表 3 所示。

表 3 利用欧氏判别法和支持向量机进行分类识别比较

比较值	SVM 算法识别率	不变矩的最小距离	欧氏距离判别法识别率
检测率/%	83	50	77.7
虚警率/%	6	40	22.30

针对实验图像序列数据,本文算法对检测样本的检测率高于不变矩的最小距离分类法和欧氏距离判别法,虚警率低于不变矩的最小距离分类法和欧氏距离判别法。由于火焰燃烧过程的不确定性,当火焰平稳燃烧时,火焰目标图像基本稳定不变,仅仅依靠相邻两帧图像难以准确识别火焰目标。根据拟定的“图像型火灾探测器”国家标准(送审稿)6.2.3.2 中“从发生火灾到发出报警的响应时间应不大于 20 s”的响应时间要求,利用文献[3]中提出的概率模型,对 10 s 内的 (下转第 2770 页)

90%;在灰度级为64时,速度提高了约80%;在灰度级为16时,速度提高了约30%。可见,灰度级越高,和差统计法的优势越明显。

其次,分别选取每类图像中的10、5、3、1张作为训练样本,根据计算出来的五个典型特征值,在基于RBF内核的SVM分类机上进行训练,由得到的分类模型对另外30张图像(每类10张)进行分类测试。测试结果如表2所示。

表2 分类测试结果

样本数	C 值	$g$ 值	精确度
10	2.0	0.5	三类均为 100%
5	8.0	0.5	三类均为 100%
3	0.031 25	0.5	年画精确度为 70%,木纹精确度为 75%,剪纸精确度为 100%
1	0.031 25	0.007 812 5	年画精确度为 92%,木纹精确度为 20%,剪纸精确度为 89%

由表2可知,对五个典型特征值进行基于RBF内核的SVM分类效果较好,且样本数越多,测试精度越高。但样本的典型性和异类图像的相似性也会影响分类结果。

## 5 结束语

改进的GLCM算法能够明显缩短纹理特征值的计算时间,尤其在灰度级越大时,效果越明显。将UNI、ENT、DIS、CON、COR五个典型特征值作为入口参数,在基于RBF内核的SVM分类机中能得到很好的分类效果。

### 参考文献:

- [1] HARALICK R M, SHANMUGAN K, DINSTEN I. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [2] CLAUSI D A. Texture segmentation of SAR sea ice imagery[D]. Wa-

terloo; University of Waterloo, 1996.

- [3] CLAUSI D A, JERNIGAN M E. A fast method to determine co-occurrence texture features[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(1): 298-300.
- [4] CLAUSI D A, ZHAO Yong-ping. Rapid co-occurrence texture feature extraction using a hybrid data structure[J]. Computers & Geosciences, 2002, 28(6): 763-774.
- [5] CLAUSI D A, ZHAO Yong-ping. Grey level co-occurrence integrated algorithm (GLCIA): a superior computational method to determine co-occurrence probability texture features[J]. Computers & Geosciences, 2003, 29(7): 837-850.
- [6] UNSER M. Sum and difference histograms for texture classification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(1): 118-125.
- [7] BARALDI A, PAMIGIANI F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2): 293-304.
- [8] WU Cheng-yu, TAI Xiao-ying. Image retrieval based on color and texture[C]//Proc of the 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. 2007: 379-384.
- [9] SCENG L, CLASTELLI V. Deriving texture feature set for content-based retrieval of satellite image database[C]//Proc of International Conference on Image Processing. Washington DC: IEEE Press, 1997: 576-579.
- [10] NEOFYTOU M S, TANOS V, PATTICHIS M S, et al. Texture-based classification of hysteroscopy images of the endometrium[C]//Proc of EMBS Annual International Conference. [S. l.]: IEEE Press, 2006: 3005-3008.
- [11] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EB/OL]. (2008). <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.

(上接第2766页)连续检测结果建立了概率模型,综合进行火焰目标评判,以提高算法火焰判别的准确性。

## 4 结束语

火焰的动态特征是火焰识别的一个重要依据。本文选取了相邻帧火焰目标的边界矩不变量的动态变化作为火焰动态特征的描述,然后利用支持向量机对火焰目标进行识别。边界矩不变量对平移、旋转和比例缩放几何变化不敏感,且比区域矩计算简单,同时支持向量机对火焰分类又能做到经验风险的最小化,因此本算法具有较好的实时性和抗干扰能力。实验结果表明该方法能较好地场景识别出火焰目标。增加火焰训练样本,精确选取核函数参数,同时采用概率模型对一段时间区域内的检测结果进行综合评判,可以进一步提高火焰识别的性能。

### 参考文献:

- [1] HORNG W B, PENG Jian-wen, CHEN C Y. A new image-based real-time flame detection method using color analysis[C]//Proc of IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Tucson, Arizona: IEEE Press, 2005: 100-105.
- [2] LIU Che-bin, AHUJA N. Vision based fire detection[C]//Proc of

the 17th IEEE International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2004: 673-676.

- [3] 张进华, 庄健, 杜海峰, 等. 一种基于视频多特征融合的火焰识别算法[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(7): 811-814.
- [4] TOREYIN B U, DEDEOGLU Y, CETIN A E. Flame detection in video using hidden Markov models[C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2005: 1230-1233.
- [5] 史海山, 吕厚余, 仲元红, 等. 基于遗传神经网络的火灾图像识别及应用[J]. 计算机科学, 2006, 33(11): 233-236.
- [6] 段立娟. 形状特征的编码描述研究综述[J]. 计算机科学, 2007, 34(8): 215-218, 247.
- [7] CHEN C C, TSAI T I. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(5): 683-686.
- [8] 孙见青, 汪荣贵, 胡琼, 等. 基于特征和基于图像相结合的快速人脸检测[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(1): 294-296.
- [9] 艾青, 刘洋, 秦玉平. 支持向量训练算法研究[J]. 渤海大学学报: 自然科学技术学版, 2006, 27(3): 266-268.
- [10] 吴涛. 核函数的性质、方法及其在障碍检测中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2003.
- [11] 王枚, 王国宏, 房培玉, 等. 基于PCA与不变矩的车标定位与识别[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2008, 33(1): 36-40.