

文章编号:1004-4213(2011)08-1220-5

# 基于颜色模型和稀疏表示的图像型火焰探测

马宗方<sup>1,2</sup>,程咏梅<sup>1</sup>,潘泉<sup>1</sup>,王慧琴<sup>2</sup>

(1 西北工业大学 自动化学院,西安 710072)

(2 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院,西安 710055)

**摘 要:**常用的图像型火焰探测算法是提取火焰在图像上表现出的单个特征信息或其有效组合作为识别的依据,需要大量的训练样本进行学习及参量优化,且识别率对特征选择的要求也很高.本文从火焰的整体特征考虑,提出了基于颜色模型和稀疏表示模型相结合的图像型火灾探测方法.首先在 HIS 空间建立颜色模型对火灾图像进行预处理提取出疑似区域,建立稀疏表示模型,并利用主成分分析方法构造火焰和疑似火焰物体的特征字典,最后利用  $l_1$ -minimization 计算测试样本与训练样本的最小逼近残差实现火焰和干扰物体的分类识别.实验结果表明,该方法提高了火灾图像的分类准确度和识别速度,同时具有较高的准确率.

**关键词:**火灾探测;稀疏表示;颜色建模

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**doi:**10.3788/gzxb20114008.1220

## 0 引言

随着人们对火灾认识的不断深入,针对火灾的不同特征提出了多种探测方法.近年来,光电成像技术以及图像处理技术得到不断发展,视频火灾探测为快速、准确探测火灾提供了一种新的手段,不但能够实现早期火灾探测,而且可以有效避免探测距离、环境干扰等因素的影响,具有重要的应用价值和广阔的市场前景.

视频火灾探测技术依据所探测对象的不同,可分为火焰检测和烟雾检测技术.从特征角度看,火焰相对于烟雾更加显著和稳定,更易建模形成判据<sup>[1]</sup>.在利用火灾火焰的图像特性的探测系统中,往往根据火焰图像的一些物理特征作为模式识别的判据.对火焰图像的疑似区域的判断,重点在于有效特征提取与识别算法:火焰的视觉特征复杂多样,主要可分为静态特征和动态特征两类,其中颜色特征<sup>[2-4]</sup>、频闪特性<sup>[5]</sup>和结构变化特性<sup>[6]</sup>等是火焰识别中较为常见的特征,而识别时以神经网络、阈值法等模式识别方法为主.由于火灾现象具有复杂性和多变性,火灾图像中的许多单个特征难以提取并用精确的数学公式描述,因此造成算法相对复杂、误判率高等缺点.

图像型火焰探测的核心问题就是火焰和疑似火

焰物体的分类识别.2009 年 J. Wright 提出将训练集作为一个整体,寻找测试样本在训练集上的稀疏表示,并利用稀疏重构误差进行分类识别,并在人脸识别等领域得到成功应用<sup>[7]</sup>.为此,本文尝试将稀疏表示应用于图像型火灾探测的研究,提取火焰的整体特征,克服现有探测算法中提取火灾图像单个特征或其组合作为识别依据的可行性以及识别的有效性差的缺陷,提高火灾图像的分类准确度和识别速度.

## 1 稀疏表示模型

稀疏表示使信号能量只集中于较少的原子(原子的集合称之为字典),具有非零系数的原子揭示了信号的主要特征与内在结构.其核心思想是将某个信号描述为字典中原子的稀疏线性组合,其最终问题是寻找信号  $y$  的稀疏解<sup>[8-10]</sup>,如式(1)

$$\min_{\alpha} (\|\alpha\|_0) s. t. A\alpha = y \quad (1)$$

式中, $A$  为字典, $\alpha$  为系数, $\|\cdot\|_0$  表示  $l_0$  范数.

但是最小化  $l_0$  范数问题是一个 NP-hard 问题,需要穷举  $\alpha$  中非零值的所有  $C_N^K$  种排列可能,因而无法求解.压缩感知理论认为:在系数足够稀疏下, $l_0$  范数最小化问题可以转化为  $l_1$  范数最小化问题.因此研究提出一系列寻找次最优解的方法,如贪婪

基金项目:国家自然科学基金(No. 61074155)和航空基金(No. 20100853010)资助

第一作者:马宗方(1980-),男,讲师,博士,主要研究方向为模式识别、图像处理. Email: zongfangma@yahoo.com.cn

收稿日期:2011-03-02;修回日期:2011-03-18

追踪算法、凸松弛法等.贪婪追踪通过每次迭代时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号,典型算法匹配追踪(Matching Pursuit,MP),正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)等;凸松弛法将非凸问题转化为凸问题求解找到信号的逼近,典型算法包括基追踪(Basis Pursuit,BP),梯度投影法(Gradient Projection for Sparse Reconstruction,GPSR)等.

稀疏表示研究的初衷是用于信号的压缩和表示,每个原子并没有任何的语义,但最稀疏的表示具有很好的判别性,因为它选择最能紧致表示信号的原子.模式识别的基本问题就是利用标记过类别信息的训练样本将新的测试样本正确归类到所属类别中.将稀疏表示用于识别任务,就是把测试样本在训练样本组成的字典中进行线性表示,线性展开中大部分训练样本的系数为零,只有少数训练样本对应较大的非零系数<sup>[8]</sup>.即具有非零系数的训练样本揭示了测试样本的主要特征和内在结构,只有测试样本类别与训练样本类别一致时,表示才最为稀疏,可以依据稀疏度量标准寻求测试样本的最稀疏表示,并确定其类别.

## 2 基于稀疏表示的火灾探测

算法以采集到的火焰图像为火灾发生的预警依据,核心是解决火焰与疑似火焰物体的判断识别问题,其工作原理如图 1.

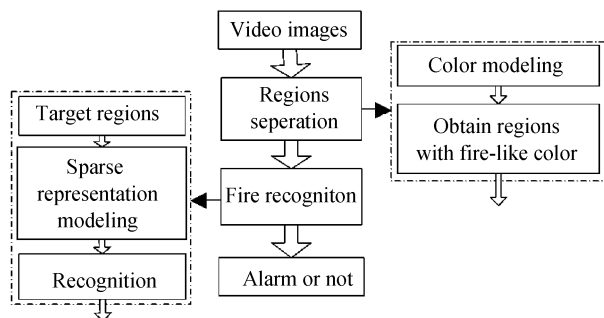


图 1 火灾探测算法的流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

首先,通过高准确度的 CCD 图像传感器采集火焰图像,使用视频采集卡转换为数字图像传送到检测系统,利用 HIS 空间的颜色模型检测火焰疑似区域,并进行分割;再利用基于稀疏表示模型的识别方法对火焰图像进行识别分类,具体可分为构造特征字典和识别两大步骤.

### 2.1 火焰疑似区域检测

目前,用于描述图像颜色的色彩空间有很多种.其中 HSI 空间是从人的视觉系统出发,此空间的图像看起来更加自然和直观.而通过摄像头一般

获取的是 RGB 空间的图像,所以应该先将 RGB 空间的图像转换到 HSI 空间.根据资料显示,98% 以上的火灾早期产生的火焰的颜色都分布在红到黄的范围内,并且火焰区域图像饱和度较高.在 HSI 空间中,红色和黄色色调在  $0 \sim 60$ .根据已有经验值和多次实验,本文以  $0 \leq H \leq 60, 0.2 \leq S \leq 1, 100 \leq I \leq 255$  为火焰分割阈值提取火焰疑似区域.对火焰图像  $f(x, y)$  进行色彩分割,所得图像为  $s(x, y)$ ,则

$$s(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \in C \\ f(x, y), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $C$  为火焰的  $H, S, I$  所构成的空间.假设分割所得的相邻两帧图像  $s_1(x, y)$  和  $s_2(x, y)$ , 分别取其亮度分量  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$ , 然后作差分,得到火焰图像中的运动区域  $d(x, y)$ , 当  $d(x, y)$  中亮点数目大于阈值  $T$  时,判断视频中存在运动的疑似火焰.

### 2.2 构造特征字典

字典是特征向量的集合.稀疏表示从字典中选择符合被逼近信号结构的原子,以线性组合的方式达到对原始信号的重构.因此字典的学习应尽可能地描述原始信号的结构特征.

从正交基到冗余字典,有很多信号分解的方法,如 Wavelet 变换、K 奇异值分解(Kernel-Singular Value Decomposition, K-SVD)等. K-SVD 等迭代更新的方法,理论支撑不够严密,尚在研究中,因此正交变换仍被信号分解的主流.主成份分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种最优的正交变换,提取原始数据的主要特征,减少数据冗余,使得数据在一个低维的特征空间被处理,同时保持原始数据的绝大部分的信息.本文利用 PCA 提取火焰的整体特征作为字典中的原子. PCA 以 K-L 变换为基础,它能够通过提取训练样本的整体特征,来构造特征空间,其核心思想是通过计算数据空间的较大特征值,得到与之对应的表示数据主要特征的特征向量.  $N$  幅火焰图像的平均向量可表示为式(3)

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j \quad (3)$$

平均值  $\mu$  代表了火焰图像所共有的特征成分,为表示不同部分,采用总体散布矩阵(如式(4))作为 K-L 变换的协方差矩阵.

$$\text{Matrix} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x - \mu)(x - \mu)^T \quad (4)$$

K-L 变换的核心过程就是计算协方差矩阵的特征值及特征向量,但是大数情况下产生的矩阵的维数很大,直接计算是很困难的,因此应用 SVD 定理间接计算图像的特征值与特征向量.构造矩阵

$$R = X^T X \in R^{N \times N} \quad (5)$$

式中  $X = [x_0 - \mu, x_1 - \mu, \dots, x_{N-1} - \mu]$ .

求出  $R$  的特征值及相应得正交归一化的特征向量  $v_i (i = 0, 1, \dots, N-1)$ . 因此根据 SVD 定理, Matrix 的正交归一化的特征向量  $\mu_i$  为

$$\mu_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} X v_i \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6)$$

因此  $\mu_i$  构成了火焰的特征字典 Disc\_set1.

$$\text{Disc\_set1} = \{\mu_i \text{ for } i = 0, 1, \dots, N-1\} \quad (7)$$

同理, 利用该方法求出火焰疑似物体的特征字典 Disc\_set2. 训练过程为

Step1: 将火焰图像与疑似火焰物体的干扰图像分别表示为列向量的集合:  $A_f = [a_{f_1}, a_{f_2} \dots a_{f_n}]$  为火焰的训练样本,  $A_d = [a_{d_1}, a_{d_2} \dots a_{d_n}]$  为疑似火焰物体的训练样本. 其中  $a_i$  表示一个  $m \times n$  维列向量的样本, 并进行正则归一化<sup>[11]</sup>.

Step2: 利用 PCA 分别对火焰图像和干扰图像进行分解, 如图 3, 分别构造火焰和干扰的特征字典 Disc\_set1、Disc\_set2, 因此分类特征字典  $A$  由上述两类字典构成:  $A = [\text{Disc\_set1}, \text{Disc\_set2}]$ .

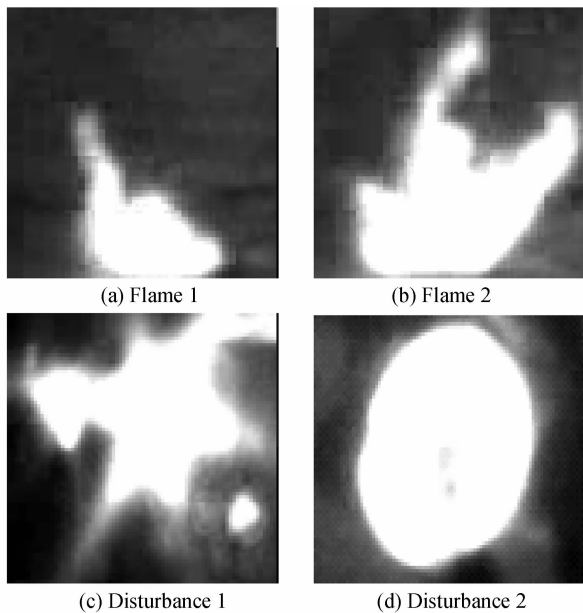


图 2 部分训练图像

Fig. 2 Part of training images

### 2.3 基于稀疏表示的火焰识别

应用稀疏表示模型在火焰识别中, 出发点就是利用火焰的整体特征, 将任意时刻火焰形态表示为其他时刻火焰形态的线性组合.

假设  $(a_i, c_i)$  为训练样本,  $a_i$  为训练样本的特征向量,  $c_i$  为训练样本的类别, 训练样本集  $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ , 则测试样本  $y$  则可以利用训练样本进行线性表示, 如式(8).

$$y = \alpha_1 a_1 + \alpha_2 a_2 + \dots + \alpha_n a_n \quad (8)$$

即  $y = A\alpha$ , 系数向量  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ . 稀疏向量中非零系数所对应的样本类别即为训练样本  $y$  的类别, 其核心思想可通过图 3 进行简要说明.

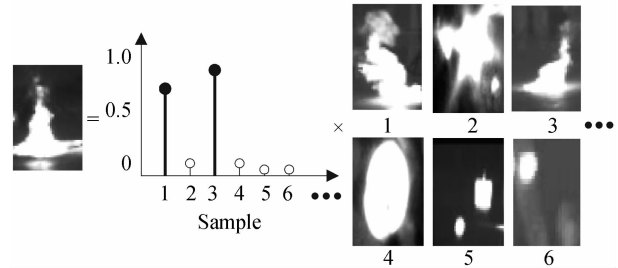


图 3 火焰识别示意图

Fig. 3 The diagram of fire flame recognition (only the analysis part)

图中, “=”左边为待识别图像, 将其表示为训练样本的稀疏线性组合, 实心点标志出的系数对应与待识别图像属于同类的训练样本, 由图 3 可以看出, 最大两个系数对应的训练样本都属于“火焰”类别, 所以判断待识别区域属于“火焰”类别.

由于火焰识别既要求识别的准确性, 又要求其实时性, 因此无法用以迭代更新为主的贪婪追踪算法, 考虑用凸松弛方法. 对于式(1)的求解可归结为带约束的二次规划问题<sup>[9]</sup>, 如式(9)

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{A, \alpha} \{ \|y_0 - A\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (9)$$

这里需要解决两个问题: 1) 字典  $A$  中的原子更新; 2) 系数  $\alpha$  更新. 字典  $A$  通过 PCA 求解, 而系数  $\alpha$  的求解采用凸松弛算法求解. 具体处理流程为

#### Algorithm — Fire Flame Recognizing

Step1: 将测试样本图像表示为列向量的集合. 并变换到特征向量空间, 进行正则归一化;

Step2: 针对测试集中每个测试样本, 即每个列向量, 利用文献[10]所提出的  $l_1$ -minimization, 即最小  $l_1$ -范数方法求解: 直接利用 2.2 所构造的特征字典  $A$ , 简化目标函数(1), 即仅进行测试样本系数  $\alpha$  的更新.

Step3: 计算测试样本在特征空间上进行重构后与训练样本的误差  $r_i(y)$

$$r_i(y) = |y_0 - A\alpha| \quad (10)$$

Step4: 将测试样本  $y$  归入具有最小逼近残差的训练样本所属的类型, 即

$$y = \arg \min_i (r_i(y)), i \in \{\text{flame}; \text{nonflame}\} \quad (11)$$

即判决  $y \in A_i$ .

## 3 仿真实验和分析

由于火灾科学研究尚处于初始阶段, 目前没有

较为完整和权威的公开测试集. 本文实验所用火焰视频来自自行录制的火焰视频(图 4), 分别在不同的场景及条件下进行实验, 其中火源的材料为酒精、柴油、汽油和木头等, 设置干扰源为警灯、日光灯等, 对实验视频的描述如表 1.

表 1 视频描述

Table 1 Descriptions of video

Num.	Scenes		Materials	Disturbances
	Day	Night		
1	Beside Tennis court		Alcohol	Car light
2	Beside Building		Diesel	Alarm lamp Fluorescent lamp Candle
3	Storehouse			

首先对视频进行分帧处理, 从有火视频和干扰视频中分别取出 20 帧图像作为训练图像. 测试结果如表 2. 由于在晚上, 三种实验场地均没有自然光的干扰, 故取得的结果相同. 而在白天, 封闭环境相对开阔场景的检测效果明显要好, 这是由于类似网球场的开阔环境的背景较为复杂, 在预处理时便会有误差, 影响了后面的识别结果.

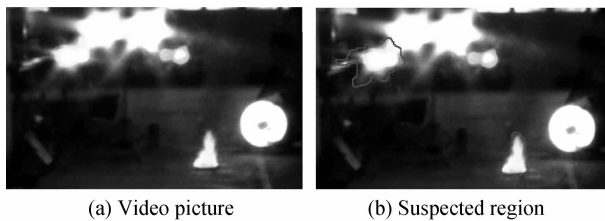


图 4 视频图像示例

Fig. 4 An example of video images

表 2 测试结果

Table 2 Testing results

Experiment	scene description	Times	Alarms	False	Missed	
				alarms	alarms	
Day	Beside Tennis court	Fire and disturbance	20	19	1	1
	Beside Building	Fire and disturbance	20	19	0	1
	Storehouse	Fire and disturbance	20	20	0	0
Night	Three scenes	Fire and disturbance	20	20	0	0

干扰图像尽管在颜色或亮度特性上与火焰相似, 但其整体形态特征却与火焰有着很大的区别, 基于稀疏表示的分类算法由于考虑了目标的整体特性, 将识别问题转化为目标重构误差判断问题. 对于误判的情况, 经分析可知: 1) 对于火焰的误判, 如树叶的燃烧以烟雾为主, 其火焰的形成与其干燥程度相关; 2) 在室外作业时, 自然光的影响不可不可避

免; 3) 与训练样本的选取有关, 因为稀疏表示分类的准确性和可靠性在很大程度上取决于字典中特征的完备性, 所以样本的选取应尽量具有代表性, 应尽可能多地涵盖不同场景不同材料的火灾图片, 并且有火训练样本和无火训练样本的数目要尽量平衡.

在进行实验的过程中, 参考了很多常见的火焰识别方法, 由于所用测试的视频不同且无法确定其所用方法的参量设置, 故无法进行量化比较, 通过对典型的火焰识别方法进行分析, 如表 3, 发现本文算法的特征提取简单, 在识别过程避免了神经网络等常规方法必须进行的参量优化等步骤, 且具有较高的识别率和较低的算法复杂度.

表 3 典型火焰识别算法对比

Table 3 Comparison of using different recognition algorithms

Reference	Features	Method of recognition	Accuracy	Complexity
[2]	Color	Look-up Table	high	high
[6]	Sharp angle; Circularity	ANNs	Low	high
[5]	Color flicker	LMS	Higher	higher
Proposed	Global feature	SC	Higher	low

## 4 结论

利用稀疏表示模型提取目标的整体特征是目前模式识别领域的一个研究热点. 本文研究了稀疏表示理论在火焰识别中的应用, 并通过颜色模型与稀疏表示模型相结合对火灾进行识别. 从基于火焰图像整体特征着手, 提出了一种完整的火灾探测方案: 首先建立颜色模型, 利用火焰的颜色特性, 提取出火焰的疑似区域; 再建立稀疏表示模型, 进行模式分类把训练火焰图像看作为一组基, 通过求解最小化  $l_1$  范数的方法得到测试图像的最稀疏表示系数, 最后用测试图像与稀疏表示后的残差来进行分类识别, 与火焰识别常用的提取单个特征或进行特征组合作为识别依据的方法相比, 提高了火灾图像的分类准确度和识别速度, 同时具有较高的准确率.

### 参考文献

- [1] YANG Jun, WANG Run-sheng. A survey on computer vision based video fire detection [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, **13**(7): 1222-1234.  
杨俊, 王润生. 基于计算机视觉的视频火焰检测技术[J]. *中国图象图形学报*, 2008, **13**(7): 1222-1234.
- [2] PHILLIPS W, SHAH M, Da VITORIA LOBO N. Flame recognition in video[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(1-3): 319~327.
- [3] CELIK T, DEMIREL H, OZKARAMANLI H, et al. Fire

- detection using statistical color model in video sequences[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2007, **18**(1): 176-185.
- [4] HORNG W B, PENG J W, CHEN C Y. A new image-based real-time flame detection method using color analysis[C]. *Networking, Sensing and Control*, 2005. Proceedings, 2005IEEE: 100-105.
- [5] TOREYIN B U, DEDEOGLU Y, GUDUKBAY U, *et al.* Computer vision based method for real-time and flame detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(1): 49-58.
- [6] CHEN Ying, WU Ai-guo. Software design of fire detection system based on image processing [J]. *Low Voltage Apparatus*, 2006, **27**(1): 32-35.  
陈莹, 吴爱国. 基于图像处理的火灾监测系统软件设计[J]. *低压电器*, 2006, **27**(1): 32-35.
- [7] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, *et al.* Robust face recognition via sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(2): 210-227.
- [8] HU Zheng-ping, JIA Qian-wen, XU Cheng-qian. Pattern recognition with reject option based on sparse representation combined with manifold distance hyperspherical covering model [J]. *Signal Processing*, 2010, **26**(4): 533-538.  
胡正平, 贾千文, 许成谦. 基于稀疏表示结合流行距离的超球覆盖可拒绝模式识别算法研究[J]. *信号处理*, 2010, **26**(4): 533-538.
- [9] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *Journal of Selected Topics in Signal Processing: Special Issue on Convex Optimization Methods for Signal Processing*, 2007, **1**(4): 586-598.
- [10] KIM S J, KOH K, LUSTIG M, *et al.* A method for large-scale  $l_1$ -regularized least squares [J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 2007, **1**(4): 606-617.
- [11] YANG M, ZHANG L, YANG J, *et al.* Metaface learning for sparse representation based face recognition[C]. Hong Kong, ICIP, 2010: 1601-1604.

## Image Fire Detection Based on Color Model and Sparse Representation

MA Zong-fang<sup>1,2</sup>, CHENG Yong-mei<sup>1</sup>, PAN Quan<sup>1</sup>, WANG Hui-qin<sup>2</sup>

(1 College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2 School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** Some single feature information or their effective combinations which fire flame behaves are extracted as the basis of image fire flame recognition in common algorithms. And large number of training samples are needed for learning procedure and parameters optimization. Moreover the recognition rate depends on the selection of features. Considering the global feature of fire flame, an algorithm was proposed based on color model and sparse representation for fire detection. Firstly, the regions with fire-like colors were roughly separated by color modeling in the space of HIS. Secondly, sparse representation model was built, and then the codebook of flames and suspected objects were constructed using PCA. Finally, the classification of fire flames and disturbances was implemented by calculating the minimum approximation residual error between testing samples and training samples using  $l_1$ -minimization. The experiment results show that the algorithm can effectively improve the classification precision and recognition speed, and also it achieves higher accuracy.

**Key words:** Fire detection; Sparse representation; Color modeling