

基于支持向量机的火灾探测技术*

张正荣^{1,2}, 李国刚^{1,2}

(1. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 泉州 362021;
2. 华侨大学 嵌入式重点实验室, 福建 厦门 361008)

摘要: 针对目前火灾探测方面的不足, 提出了基于支持向量机的火灾探测技术。基于 HSI 颜色模型提取出火灾火焰疑似区域, 在图像处理技术基础上获得早期火灾火焰的五个主要特征, 采用支持向量机技术进行火灾识别。Matlab 仿真实验证明, 基于支持向量机的火灾探测技术识别率高, 克服了神经网络过学习、容易陷入局部极小点等不足。该技术的研究在火灾探测领域具有重要的理论意义和实用价值。

关键词: 图像分割; 支持向量机; 特征提取; 火灾识别

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)24-0070-03

Fire detection technology based on support vector machine

ZHANG Zheng Rong^{1,2}, LI Guo Gang^{1,2}

(1. Department of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;
2. Embedded Laboratory of Xiamen, Huaqiao University, Xiamen 361008, China)

Abstract: Concerning the current deficiencies of fire detection, a fire detection technology based on support vector machine was proposed. Firstly, the suspected area of fire flame was extracted based on HSI color model, then five main characteristics of early fire flame were obtained based on image processing technology, and use support vector machine technology for fire detection finally. Matlab simulation results showed that fire detection technology based on support vector machine had high recognition rate, it overcame the disadvantages of neural network such as over learning, being easily trapped in local minimum, etc. The technology has important theoretical and practical value in the field of fire detection.

Key words: image segmentation; support vector machine; feature extraction; fire detection

火灾带给人类的损失是巨大的, 若能在火灾发生初期就进行识别报警, 则可以极大地降低损失。传统的感温感烟式火灾探测技术容易受环境因素(如空间高度和广度、空气流速、粉尘、湿度等)的影响, 误报率高。而图像型火灾探测具有非接触式探测的特点, 成为近年来火灾探测技术新的研究领域。现有的图像型火灾探测技术^[1]大多基于模糊神经网络、BP神经网络等算法。由于神经网络算法存在过学习、收敛速度慢且易陷入局部极小点等缺陷, 降低了火灾探测的灵敏度与稳定性。而支持向量机 SVM^[2](Support Vector Machine)采用结构风险最小化原理兼顾训练误差和泛化能力, 能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题, 成为机

器学习领域的一个研究热点, 并在字符识别、图像分类、遥感图像分析等领域得到了成功的应用。

本文在数字图像处理基础上, 将 SVM 应用于火灾探测中, 通过仿真实验可以看出, 该技术克服了以往火灾探测技术的缺陷, 具有较高的识别率。

1 基于 HSI 颜色模型的彩色图像分割

彩色图像的色彩信息非常丰富, 可以作为图像分析处理的重要依据和条件。本文研究的是具有鲜明颜色特征的火灾火焰图像, 基于彩色图像的分析处理更是正确识别火灾的关键所在。因此, 在图像灰度化之前, 应该对彩色图像进行分割, 以便更好地划分火焰区域与背景区域。本文采用基于 HSI 颜色模型提取火

* 基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(A0640005)

技术与方法 Technique and Method

灾火焰疑似区域。

HSI 颜色模型^[3,4]是图像处理中比较常用的颜色模型,其中 H 、 S 、 I 分别表示色调、饱和度、亮度或强度。HSI 颜色模型在接近人眼对景物的认知方面优于 RGB 模型,因而它更符合人描述和解释颜色的方式。其中色调 H 反应了该颜色最接近的光谱波长。定义 0° 为红色、 120° 为绿色、 240° 为蓝色, $240^\circ \sim 300^\circ$ 范围内是人类可见的非光谱色(紫色)。大量实验研究表明,火灾火焰颜色大都分布在红色和黄色范围内,且饱和度 S 较高。在 HSI 颜色模型里,红色和黄色色调在 $0^\circ \sim 60^\circ$ 之间。通过多次反复实验,本文选取 $0^\circ < H < 60^\circ$, $S > 0.6$ 为参考值提取火灾火焰疑似区域,得到了较好的效果。

本文通过视频采集卡得到的是 RGB 图像,故先要进行 RGB 到 HSI 空间转换,转换公式如下:

H 分量:

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 360^\circ - \theta, & B > G \end{cases}, \theta = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{\frac{1}{4}[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]}} \right\} \quad (1)$$

S 分量:

$$S = 1 - \frac{3}{(R+B+G)} [\min(R, G, B)] \quad (2)$$

I 分量:

$$I = \frac{1}{3}(R+G+B) \quad (3)$$

本文采用的基于 HSI 火灾火焰彩色图像分割的算法步骤为:

- (1) 利用公式,计算每个像素点的 H 、 S 、 I 值;
- (2) 根据每个像素点的 RGB 值确定 H 的最终值;
- (3) 将 H 、 S 值在设定阈值范围内的像素点保留,其他像素点置为 0。

疑似火焰区域提取出来后,对疑似区域进行灰度化、二值化、膨胀操作以及作边缘检测、中值滤波等处理,为后续提取火灾火焰特征打下坚实的基础。

2 火灾火焰特征提取

通过分析对比大量火灾火焰与常见干扰的视频图像资料,本文选取火灾火焰以下几个特征^[5,6]:

(1) 火焰尖角数目:边缘抖动是火灾火焰的一个重要特征。相比于常见的干扰物体(如蜡烛、照明灯、电筒),不稳定火焰边缘抖动的一个明显表现就是火焰尖角数多而且呈现出不规则变化。本文采用边界链码计算火焰尖角个数。

(2) 火焰图像形状的相似度:火灾火焰相对于干扰物体具有形状变化的无规律性,但这种无规律性从空间分布来说具有一定程度的相似性。通过前后两幅图像区域的面积变化情况可计算出相邻帧图像的相似度。连续帧变化图像的相似度用下式表示:

$$\sigma_i = \frac{\sum_{(x,y) \in \Omega} R_i(x,y) \cap R_{i+1}(x,y)}{\sum_{(x,y) \in \Omega} R_i(x,y) \cup R_{i+1}(x,y)} \quad (4)$$

其中 $R_i(x,y)$ 为二值化图像序列, Ω 为火焰区域。

(3) 火焰闪烁频率:可燃物燃烧时产生的火焰通常是闪烁的,这种闪烁具有一定的规律性。许多学者对不同尺寸、不同形状的房间进行了多种材料的火灾试验,得出火焰闪烁频率分布在 $3 \sim 25$ Hz 之间,主要频率在 $8 \sim 13$ Hz 范围内。研究发现,相对于干扰物体,火焰闪烁频率与距接收器件的距离无关,环境变化对其影响也不大,因此可以把火焰闪烁频率作为判断火灾发生的判据。火焰的闪烁特性在图像中表现为图像的灰度级直方图随时间的变化规律,本文通过计算灰度直方图的变化率来表征火焰的闪烁频率。表 1 所示为火灾火焰图像序列与照明灯图像序列的闪烁频率的统计。

表 1 火灾火焰图像序列与照明灯图像序列的闪烁频率的统计

实验场景					
与摄像头之间的距离/m	火灾火焰图像序列 (材料:木材燃烧)		照明灯图像序列		
	主频范围/Hz	频率范围/Hz	实际频率/Hz	测量频率/Hz	
3	8~13	3~25	20	18~21	
6	8~13	4~23	5	3~5	

(4) 圆形度:圆形度表征了物体形状的复杂程度。根据火灾火焰形状不规整,而大部分干扰源(如手电筒、白炽灯等)的形状规整程度较高的特点,本文使用圆形度概念作为火灾判据之一,而且火焰圆形度的测量受探测器安装位置的影响不大。圆形度计算公式为:

$$c_i = \frac{L_i^2}{A_i}, i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中 c_i 为第 i 个图元的圆形度, A_i 为第 i 个图元的面积, L_i 为第 i 个图元的周长, n 为图元编号。本文将圆形度除以 4π , 使圆形度最小值为 1, 以便于观测。

(5) 火焰颜色特征:火灾火焰的颜色与温度相关。随着火焰焰心到外焰温度的不断升高,其颜色从白色到黄色再到红色移动,而灯光、太阳光这类干扰源的颜色变化不明显,在图像中则表现为像素值的变化不明显,故可作为火灾判据。实验中用图像像素方差值来反应这种变化。算法实现步骤如下:

- ① 读取图像中疑似火焰的部分的像素值;
- ② 求出这组像素值的数学期望;
- ③ 求出像素方差值。

3 基于支持向量机的火灾识别

支持向量机^[2,7](SVM)是由 Vapnik 首先提出的,其主要思想是:通过某种事先定义的非线性映射,将输入向量映射到一个高维特征空间,在这个空间中构成一个

技术与方法 Technique and Method

超平面作为决策曲面,使得被识别的样本中正例和反例之间的隔离边缘最大化。它克服了神经网络学习过程中易过学习、欠学习的缺点,对于小样本、高维数、非线性的分类问题效果显著。

SVM 是基于核函数的学习算法,其学习性能由核函数决定。核函数的类型主要包括:

(1)线性核函数: $K(x, x_i)=x^T x_i$,其中 x_i 为支持向量, x 为输入空间抽取的向量。

(2)多项式核函数: $K(x, x_i)=(x^T x_i+1)^p$, p 为阶数。

(3)径向基核函数: $K(x, x_i)=\exp(-\gamma\|x-x_i\|^2)$, $\gamma>0$, γ 为可调节参数。

(4)Sigmoid 核函数: $K(x, x_i)=\tanh(\gamma x^T x_i+r)$, γ 和 r 为可调节参数。

采用不同的函数作为支持向量机的核函数,可以构造实现输入空间不同类型的非线性决策面的支持向量机。针对特定的实际问题,需要通过反复实验来确定选择核函数使 SVM 的学习性能最优。

基于 SVM 的火灾识别,包括以下几个步骤:

(1)对火灾图像进行疑似火焰区域检测,提取疑似区域中的火灾信息特征分量;

(2)通过提取的特征分量选定训练样本和测试样本;

(3)选取合适的核函数和惩罚因子,利用训练样本建立 SVM 分类模型;

(4)将测试样本输入分类模型,得到的分类准确率即为火灾识别率。

本文在 Matlab 平台上安装了 libsvm-2.89 工具箱,利用工具箱和 Matlab 仿真函数进行仿真实验。选用不同场景下采集到的火灾火焰图像 150 幅,干扰图像(包括照明灯、蜡烛和电筒)150 幅,构成 300 个样本数据库。将火灾图像编号为 1.1~1.150,干扰图像编号为 2.1~2.150。首先利用图像在 HSI 彩色空间的彩色信息分割得到火灾火焰疑似区域。图 1 为实验中火灾火焰图像的分割结果图。

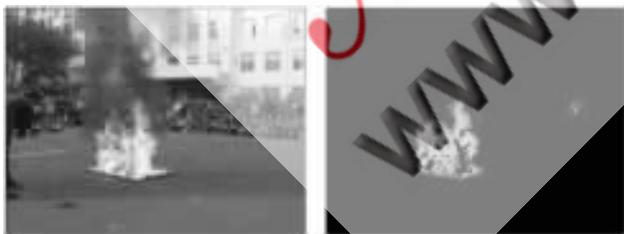


图 1 火灾火焰图像分割结果

然后对疑似区域进行特征提取,得到 300 组特征分量。部分样本数据如表 2 所示。实验中,选取火灾火焰图像和干扰图像各自前 120 幅作为训练样本,剩余 60 幅作为测试样本,自定义火灾图像类别标签为 1,干扰图像类别标签为 0。

为了比较不同核函数的性能,分别采用线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数训练 SVM,建立 SVM 模型。最后将测试样本输入模型,得出

表 2 部分样本数据

图片编号	特征分量					
	尖角个数	相似度	闪烁频率(Hz)/距离:6(m)	圆形度	颜色方差	类别标签
1.6	5	0.802 3	10.3	8.369 3	0.007 362	1
2.6	1	0.983 7	3.2	0.918 5	0.001 362	0
1.7	8	0.765 8	9.8	9.145 6	0.005 668	1
2.7	0	0.984 7	4.6	0.907 6	0.001 526	0
1.8	10	0.711 3	10.9	9.630 8	0.004 565	1
2.8	0	0.983 3	4.2	0.917 7	0.001 339	0
1.9	7	0.484 2	10.8	8.669 4	0.005 026	1
2.9	2	0.986 5	3.7	0.878 6	0.001 321	0
1.10	9	0.613 2	9.9	8.966 2	0.006 965	1
2.10	1	0.985 6	3.5	0.893 1	0.001 558	0

识别率。识别结果如表 3 所示。

表 3 SVM 识别结果

核函数类别	测试样本个数	误判个数	识别率
线性核函数	120	15	0.875
多项式核函数	120	13	0.891
径向基核函数	120	7	0.941
Sigmoid 核函数	120	22	0.816

由表 3 可得出,利用径向基核函数训练的 SVM 分类器识别率最高,达到了 94.1%。图 2 所示为利用径向基核函数训练的 SVM 实验结果图,实验中运用交叉验证方法选择最佳参数 c 与 g (c 为惩罚因子, g 为核函数参数)。

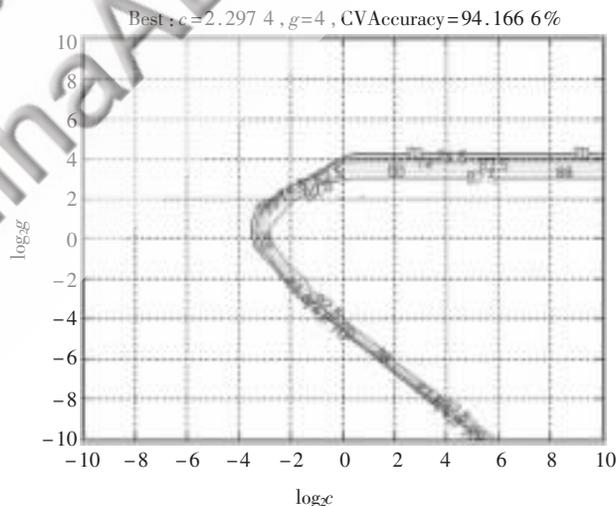


图 2 径向基核函数 SVM 实验结果图

本文还比较了 BP 神经网络、RBF 神经网络与 SVM 识别火灾的算法,如表 4 所示。

由表 4 比较得出,SVM 识别火灾效果最好,这也证

表 4 算法比较

算法	样本个数	误判个数	识别率
BP 神经网络	120	21	0.825
RBF 神经网络	120	19	0.841
SVM(径向基核函数)	120	7	0.941

技术与方法 Technique and Method

明了 SVM 对于小样本、非线性的问题效果显著,克服了神经网络过学习、陷入局部最小点等缺点。

基于 SVM 的火灾探测技术克服了传统火灾探测算法的缺陷,提高了火灾识别率,可靠性高,该技术在火灾探测领域具有重要的理论意义和实用价值。

参考文献

- [1] 姚畅,钱盛友.基于神经网络的多传感器火灾报警系统[J].计算机工程与应用,2006,42(3):219-221.
- [2] 唐发明.基于统计学习的支持向量机算法研究[D].武汉:华中科技大学,2005:16-27.
- [3] 杨旭强,冯勇,刘洪臣.一种基于 HSI 颜色模型的目标提取方法[J].光学技术,2006,32(2):290-292.

- [4] 刘亮亮.基于视频监控的火灾图像识别研究[D].保定:华北电力大学,2007:21-30.
- [5] 李杰.基于数字图像处理的森林火灾识别方法研究[D].北京:北京林业大学,2009:24-25.
- [6] 周军盈,杜啸晓.图像识别技术在火灾探测中的应用[J].消防科学与技术,2007,25(4):417-420.
- [7] 肖靓.基于支持向量机的图像分类研究[D].上海:同济大学,2006:49-54.

(收稿日期:2010-07-22)

作者简介:

张正荣,男,1985年生,硕士,主要研究方向:图像处理、人工智能。

李国刚,男,1973年生,副教授,硕士生导师,主要研究方向:集成电路设计、模式识别。

电子技术应用
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE
www.chinaAET.com