

一种基于 LVQ 神经网络与图像处理的火焰识别算法*

包 晗 康泉胜 讲师 周 明
(浙江工业大学 安全工程研究所, 杭州 310014)

学科分类与代码: 6203010(火灾科学与消防工程) 中图分类号: X932; TP751.1 文献标志码: A

【摘 要】 针对传统火灾探测技术存在的不稳定、误判率高等缺点, 通过分析室内火灾图像与常见干扰光源图像的特点, 提出一种基于人工神经网络的火焰图像检测技术。对火焰图像的基本特性进行分析, 利用火焰图像序列的面积重叠率和中心相对移动率以及颜色等信息, 结合实现学习向量量化(LVQ)神经网络融合技术, 对视频序列图像中火焰的自动检测。仿真试验结果表明, 基于 LVQ 神经网络的信息融合算法的网络收敛速度较快, 有较高的火灾火焰识别准确率。

【关键词】 学习向量量化(LVQ)神经网络; 图像处理; 火焰识别; 目标检测; 火灾火焰

A Flame Recognition Algorithm Based on LVQ Neural Network and Image Processing

BAO Han KANG Quan-sheng ZHOU Ming
(Institute of Safety Engineering Technology, Zhejiang University of Technology,
Hangzhou Zhejiang 310014, China)

Abstract: Considering the instability and high rate of erroneous recognition with traditional methods for fire detection, through analyzing the characteristics of fire image and the familiar interference light source, a flame recognition algorithm is proposed based on LVQ neural network. The basic characteristics of the flame image are analyzed. Some information of the flame image sequences, such as the center area of overlap, center relative mobility and color is applied, and the LVQ network convergence technology is combined to achieve automatic detection of the flame in the video image sequences. The simulation experiments show that LVQ neural network fire detection algorithm has a relatively high convergence rate and correct recognition rate.

Key words: learning vector quantization(LVQ) neural network; image processing; fire recognizing; object detection; fire flame

0 引 言

火灾一直以来都是威胁人类生命安全的重大灾害。为了预防控制火灾, 对初期火灾的检测必不可少。目前存在一些比较成熟的传统火灾探测的方法, 如感烟、感温、感光探测器, 它们分别利用火灾火焰的烟雾、温度、光的特性来对火灾进行探测。但这些方法对周围环境要求较高, 其火灾探测设备容易受到周围环境和电子噪声等因素的干扰, 从而给火

灾探测带来了一定的难度^[1]。

随着计算机模拟人类视觉系统的发展, 在图像识别与分析中采用人工神经网络技术已经取得较好效果。利用人工神经网络的自组织和自学习能力, 对火焰的特征参数进行多数据融合^[2], 大大减少传统图像识别方法所需的约束条件, 提高了系统识别的稳定性与准确性。以往研究多采用的是 BP 神经网络^[3], 它有较强的抗噪能力且精度较高, 但也有很多局限性。例如: 学习收敛速率慢, 因为 BP 算法

* 文章编号: 1003-3033(2011)06-0060-05; 收稿日期: 2011-02-28; 修稿日期: 2011-04-30

本质上为梯度下降法,而它所优化的目标函数又非常复杂,因此,必然会出现“锯齿形现象^[4]”,这使得 BP 算法低效;又因为由于 BP 网络采用误差反传算法,其实质是一个无约束的非线性最优化计算过程,在网络结构较大时,易陷入局部极小。目前虽有一些优化的 BP 算法,但在应用中,这些参数的调整往往因问题不同而异,较难求得全局极小点。

笔者采用线性分类功能更强的学习向量量化(LVQ, Learning Vector Quantization)神经网络,其能更精准地对图像信息进行分类,从而建立一个对火焰的形态、颜色、变化趋势进行综合判别的火灾识别系统。

1 LVQ 神经网络简介

LVQ 神经网络是在监督状态下对竞争层训练的一种方法^[5-7]。通常由输入层、隐含层和线性输出层 3 部分组成。LVQ 网络学习结构如图 1 所示。

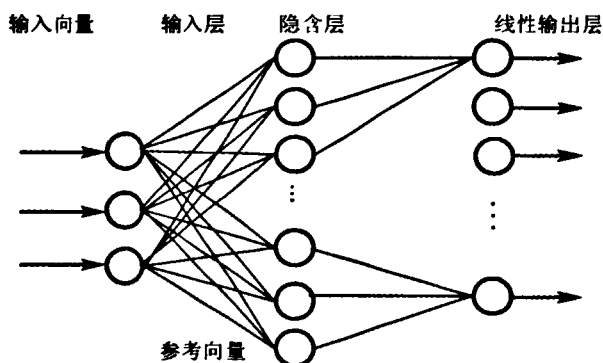


图1 LVQ 网络结构

Fig.1 LVQ neural network

在学习开始前,把输入层中的各个神经元分配给线性层中的神经元以产生矩阵 w^2 。在 w^2 矩阵中,如果竞争层中的神经元 i 指定给了类 k ,就设 $w_{ki}^2 = 1$,其余所有元素都设为 0。网络的学习规则是,设输出:

$$\alpha^i = F(|p - w^i|) \quad (1)$$

式中: p 为输入向量; w^i 为任一神经元的权向量; F 为当 p 与 w^i 间距离为最小时,此神经元输出 1,否则输出 0。训练开始时, p 与 w^i 之间的距离达到最小时,该神经元被激活,输出 1,其余神经元则被抑制,输出 0。权向量调整按下式:

$$\Delta w^i = \eta \cdot \alpha^i \cdot (p - w^i) \quad (2)$$

式中: η 为学习步长。当每次竞争学习进行后,在竞争层中竞争获胜的神经元所联接的输入权值将会调整一次,将相似的输入矢量归类,并由输出来指示所

代表的类别。

2 火焰识别方法实现

2.1 火焰的边缘检测

由于受火焰背景辐射的影响,使用传统的基于阈值的直接分割方法分割出的火焰核心区域面积往往大于实际面积,所以难以准确分离出火焰核心区域。这项试验的火焰图像边缘检测采用拉普拉斯算子(Laplace Operator)和高斯低通滤波消除噪声相结合的方法。

高斯-拉普拉斯操作数是高斯平滑滤波器 and 拉普拉斯锐化滤波器相结合起来的边缘检测算法,它先平滑掉噪声,实现二次滤波,消除图像中残存噪声的影响,再进行边缘检测,这样一方面减小了检测边缘位置与实际边缘之间的误差,另一方面也可以增强图像边缘^[8-9]。

拉普拉斯算子定义公式:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (3)$$

对于数字化图像,以差分运算来代替微分运算:

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (4)$$

高斯滤波表达式为

$$g(x, y) = G(x, y)f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)f(x, y) \quad (5)$$

式中: σ 为高斯函数的标准差。

拉普拉斯算子和高斯函数相结合为高斯-拉普拉斯算子,数学公式为

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{-1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (6)$$

式中: ∇^2 为:

$$\nabla^2 = \begin{bmatrix} -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -4 & 8 & 24 & 8 & -4 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

经过高斯-拉普拉斯算子滤波处理后的图像进行二值化可以得到闭合、连通的轮廓且消除所有的内部点,得到边缘曲线。

由检测结果可见,用高斯-拉普拉斯检测的火焰图像具有清晰连续的轮廓,且能较准确反映火焰

细节,其多余背景轮廓可用连续帧差法消除。而且相比其他边缘检测算子,如 Roberts 算法,具有更高的准确性,且能反映图像细节。火焰的边缘检测试验结果如图 2 所示。

2.2 火焰的面积检测

火焰在燃烧过程中,一个显著特征就是燃烧面积也在不断的变化。对经过高斯-拉普拉斯算子滤波处理后的图像序列计算封闭曲线的面积。火灾在发生的初期,火焰蔓延,表现在面积上就是面积的扩大,所以利用火灾的面积特征进行识别将会大大地提高判断的准确率。

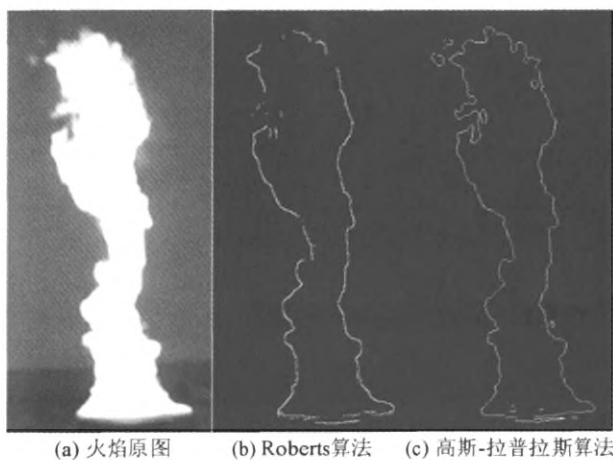


图 2 火焰边缘检测结果

Fig. 2 Edge detection results of flame

若用 S_a, S_b ($\text{cm}^2/\text{帧}$) 分别表示所得到的相邻帧区域面积,满足火焰生长特性所需,则 $S_b > S_a$ 。若用 $a(x, y), b(x, y)$ 分别表示相邻帧图像中为 1 的点,引入重叠率 ξ ,指 a 图像与 b 图像中的重叠部分占 b 图像中的比率。过高的重叠率可用于区别固定的光源,同时低重叠率能用于区分如烟头等行迹飘忽的光源。其计算方式如下:

$$\xi = \frac{\sum_{(x,y) \in I_1} a(x,y) \cap b(x,y)}{\sum_{(x,y) \in I_2} b(x,y)} \quad (8)$$

$$H = \left\{ \begin{array}{l} \arccos \left\{ \frac{(R-G) + (R-B)}{2[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} R \neq G \text{ 或 } R \neq B \\ 2\pi - \arccos^{-1} \left\{ \frac{(R-G) + (R-B)}{2[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} R > G \\ S = 1 - \frac{3}{R+G+B} \min(R, G, B) \\ I = \frac{R+G+B}{3} \end{array} \right. \quad (12)$$

2.3 火焰的中心检测及变化

得到火焰的边缘检测图像后,可计算火焰质心,根据格林定理对闭合曲线进行积分计算形心:

$$x_0 \approx \frac{\sum_{k=0}^n [y_k(x_k^2 - x_{k-1}^2) - x_k^2(y_k - y_{k-1})]}{2 \sum_{k=0}^n [y_k(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k - y_{k-1})]} \quad (9)$$

$$y_0 \approx \frac{\sum_{k=0}^n [y_k^2(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k^2 - y_{k-1}^2)]}{2 \sum_{k=0}^n [y_k(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k - y_{k-1})]} \quad (10)$$

通过对动态图像连续帧的计算,可以得到几帧时间上相邻图像的可疑区域质心位置,火焰区域质心移动反映的是后一帧相对前一帧的摆动。一方面,火焰外焰的摆动具有随机、无方向性,所以链接相邻图像的质心将得到左右、上下来回对折的无规则折线,而静态稳定光源的质心移动范围很小。另一方面,较之动态移动的光源如烟头、手电来说,火灾的火焰区域质心移动范围较小,心相对稳定。

针对这一特点可引入中心相对移动速率 V ,若用 $I_1(x, y), I_2(x, y)$ 分别表示相邻的 2 帧火焰图像,图像大小为 $M \times N$, (x_{01}, y_{01}) 与 (x_{02}, y_{02}) 分别表示它们的火焰中心; V_x 与 V_y 分别表示火焰中心在水平方向和垂直方向的相对移动速率,则:

$$V = \sqrt{V_x^2 + V_y^2}, V_x = \left| \frac{x_{02} - x_{01}}{N} \right|, V_y = \left| \frac{y_{02} - y_{01}}{M} \right| \quad (11)$$

2.4 火焰颜色的检测

目前采用的彩色模型 RGB, YIQ 和 HIS 模型。由于 HIS 模型在计算机视觉中与人眼感觉颜色的原理相似且可缩小光照强度的变化所带来影响,所以采用 HIS 彩色模型表示法,对火焰颜色进行分析。将 RGB 彩色空间转换到 HSI 彩色空间,转换公式如下:

对于火焰图像,其色彩特征主要体现在火焰的色度上,所以提取色度 H 分量,进行系统样本训练及检测。

用上述火焰序列图像的面积重叠率、中心相对移动率和颜色色度作为火焰图像识别的 3 个参量,建立 LVQ 网络。

3 仿真结果及分析

3.1 仿真结果

笔者采集 7 组训练样本,场景分别为煤油火、织物火、纸张火、庚烷火、日光灯、白炽灯、夕阳。每个场景选取若干连续图像序列作为检测样本。利用计算机对图像分割及特征的提取所得结果,采取人工输入方式将图像序列的可疑区域的面积重叠率、中心相对移动速率、色度信息输入,对 LVQ 神经网络进行训练,利用训练好的 LVQ 网络对 7 组场景图像进行 29 次检测。仿真试验结果见表 1。

表 1 仿真结果比较

Table 1 Comparison of the tests result

序列编号	图像序列场景	测试次数	正确识别数	误识别数
01~05	纸张火	5	4	1
06~10	煤油火	5	5	0
11~15	织物火	5	5	0
16~20	庚烷火	5	5	0
21~23	日光灯	3	2	1
24~26	白炽灯	3	3	0
27~29	夕阳	3	2	1
正确识别率		89.7%		

3.2 分析

1) 在神经网络模型中,选择合适的十分关键。如果初始值选取不当,会导致网络难以收敛。试验发现选择 w^1 在样本参量附近的值能加速网络收敛,从而避免了“死”神经元出现。

2) 足够数目的神经元是确保网络正确分类的前提,但如果神经元数目过多,则产生多余的无用神经元。试验中根据是否为火焰图像分为 2 类,因此神经元的数目不应该少于 2 个。又因为试验的学习样本为 7 个,其神经元数目也不宜多于 7 个。

3) 此外,学习步长 η 的选取会影响降低网络的收敛速度,对此通常采用弯步长的方案^[10]。

4 结论

1) 学习矢量量化网络显示出分类识别精度高和鲁棒性强的特点,在有噪声干扰的情况下,其分类识别较为准确。

2) 该方法的快速分类性能也为系统实现目标实时分类及未知环境探测提供有力依据,通过试验建立的火焰目标多级识别 LVQ 网络结构,提高了火焰分类性能。而且 LVQ 神经网络具有很好的自学习和自适应能力,在实现火焰检测任务时具有快速性和高效性。

3) 这项试验中由于训练样本较少,对识别率影响较大,如增加训练样本数,对权值进一步修正,应能提高检出率。

参考文献

- [1] 王亚军,徐大芳,陈向成,等.基于火焰图像动态特征的火灾识别算法[J].测控技术,2007,26(5):7-9.
WANG Ya-jun, XU Da-fan, CHEN Xiang-cheng. Fire detection method based on flame dynamic features[J]. Measurement & Control Technology, 2007, 26(5): 7-9.
- [2] 王俊明,杨永跃,付贵权.多判据图像型火灾探测系统的研究[J].工业控制计算机,2008,21(2):50-51.
WANG Jun-ming, YANG Yong-yue, FU Gui-quan. Research of multi-recognition fire image detecting System[J]. Industrial Control Computer, 2008, 21(2): 50-51.
- [3] 刘浏.基于 BP 神经网络的火焰识别系统[J].西昌学院学报:自然科学版,2009,23(4):54-56.
LIU Liu. The flame detection system based on BP neural network[J]. Journal of Xichang College: Natural Science Edition, 2009, 23(4): 54-56.
- [4] 王崇骏,于汶祿,陈兆乾,等.一种基于遗传算法的 BP 神经网络算法及其应用[J].南京大学学报:自然科学版,2003,39(5):459-466.

- WANG Chong-jun, YU Wen-di, CHEN Zhao-qian, et al. A BP neural network algorithm based on genetic algorithms and its application[J]. Journal of Nanjing University: Natural Science Edition, 2003, 39(5): 459 - 466.
- [5] 陈祥光, 裴旭东. 人工神经网络技术及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.
- CHEN Xiang-guang, PEI Xu-dong. Artificial neural networks and its applications [M]. Beijing: China Electricity Press, 2003.
- [6] 程鑫, 王大川, 尹东良. 图像型火灾火焰探测原理[J]. 火灾科学, 2005, 14(4): 239 - 245.
- CHENG Xin, WANG Da-chuan, YIN Dong-liang. Image type fire flame detecting principle[J]. Fire Safety Science, 2005, 14(4): 239 - 245.
- [7] 史海山, 吕厚余, 仲元红. 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.
- SHI Hai-shan, LÜ Hou-yu, ZHONG Yuan-hong. Identification and application of fire images based on neural network and genetic algorithm[J]. Computer Science, 2006, 33(11): 233 - 236.
- [8] 岳文辉, 肖兴明, 唐果宁. 图像识别技术及其在机械零件无损检测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2007, 17(3): 156 - 161.
- YUE Wen-hui, XIAO Xing-ming, TANG Guo-ning. Image recognition technology and its application in nondestructive detection in mechanical parts[J]. China Safety Science Journal, 2007, 17(3): 156 - 161.
- [9] 张海云, 王阿川. 基于 BP 神经网络在森林防火专家系统不确定推理中的应用研究[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(7): 38 - 42.
- ZHANG Hai-yun, WANG A-chuan. Study on the application BP neural network in the uncertainty reasoning of forest fire prevention expert system[J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(7): 38 - 42.
- [10] 杨源杰, 黄道. 人工神经网络算法研究及应用[J]. 华东理工大学学报, 2002, 28(5): 551 - 554.
- YANG Yuan-jie, HUANG Dao. Research and applications of artificial neural networks[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2002, 28(5): 551 - 554.



作者简介: 康泉胜 (1983 -), 男, 安徽广德人, 讲师, 博士。2004 年毕业于中国科学技术大学安全科学与工程系, 获学士学位, 2010 年于该校火灾科学国家重点实验室获得博士学位。毕业至今在浙江工业大学安全工程研究所任教, 主要研究方向为船舶火灾安全工程、气云火灾动力学、危险化学品事故控制关键技术等。E-mail: qskang@zjut.edu.cn.