

基于神经网络的火灾图像特征融合算法^①

高娜 李良 (河南理工大学 电气工程与自动化学院 河南 焦作 454002)

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,着重分析了室内火灾图像与常见干扰光源图像的特点,提出用火焰区域面积变化、质心位置、尖角数、圆形度等信息作为火灾判据,并用模糊神经网络对以上特征参数进行数据融合,作出火灾判断。实验结果表明,基于模糊神经网络的信息融合算法能够有效识别出火灾火焰,提高了识别的准确率。

关键词: 火灾探测 图像处理 神经网络

Fire Image Date Fusion Based on Neural Network

GAO Na, LI Liang

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454002, China)

Abstract: Considering the unstability and high erroneous recognition with traditional methods for fire detection, this paper analyzes the characteristics of fire image and the familiar interference light source. Four criteria have been mentioned: the area increases gradually, the centroid changes random, the taper angles and the circularity. Fuzzy neural network(NN) is used in information fusion to distinguish the fire. Experiments show that Fuzzy neural network fire detection algorithm can distinguish the fire flame effectively and improve accuracy.

Keywords: fire detecting; digital image processing; neural network

1 引言

火灾是一种复杂的物理化学过程,而传统的气敏型、感温、感烟型探测器容易受到环境影响,抗干扰能力较差。图像型火灾探测系统主要利用火焰的红外图像进行识别,而火焰的红外辐射较之一般物体和日光的红外辐射有很大区别,且不易受环境磁场、声波、烟雾等因素的影响,因此具有较强的抗干扰能力,发展前景广阔。现有的运用数字图像处理技术进行火灾识别的系统往往算法复杂,为了提高火灾探测报警系统的实时性、稳定性和可靠性,对火灾图像的识别算法进行深入研究仍具有突出的现实意义。

火灾本身具有随机性和确定性的双重规律,本文针对火灾图像的不稳定特性,利用模糊神经网络的自组织和自学习能力,对火焰的几何特征参数和体态特征参数进行数据融合,大大减少传统图像识别方法所需的约束条件,提高了系统的稳定性和鲁棒性。

2 火灾图像特征提取

图像的特征提取是对图像进行模式识别的必要前提。火灾图像的判据主要有颜色特征、纹理特征、几何特征等^[1],本文试验所采集的主要是灰度图像,因此主要用以下四种特征作为火灾识别的判据:火焰图像面积、尖角数、质心、圆形度。

2.1 火焰面积变化参数的提取

早期的火灾火焰是一种不稳定且不断发展的火焰,其特征信息主要集中于火焰图像的动态变化上,其中很重要的一点就是火焰面积的不断增大。

本文目的是判别连续几帧图像中火焰区域的大小关系,所以通过计算二值图像中亮点个数的方法就可以实现。

2.2 火焰尖角数的提取

“边缘抖动”是早期火灾火焰的重要特征,基于这个特征,可以用尖角数作为火灾判据^[2]。不稳定

① 基金项目:河南省教育厅自然科学研究计划(2009B510008);河南理工大学教育教学改革研究项目(2008JG053)

收稿时间:2009-04-13

焰的尖角数明显较多,且呈不规则跳动状态,而稳定光源的尖角数目则跳动不大,基本固定在一定范围内。

火焰尖角的特征点首先是顶点,如图1中方框标出部分所示。尖角的顶点可能是多个点,都取为特征点,之后根据尖角宽度和高度判断这些点是否确为尖角点。

对尖角的宽度和高度也有限制。尖角的高度应该有一个下限。CCD在监测时往往因为环境干扰因素使图像发生微小的变动,随机地产生一些小突起,高度一般在三个像素点以下,图1中圆形框标出部分为燃烧物(复印纸)的边缘,可以看到其光滑边缘也有一些突起,这些干扰都应排除。

2.3 火焰质心变化参数的提取

质心的原本意思是物体的质量中心。在二值图像中,采用质心的概念对连通域的几何中心进行描述。火灾区域形状一般非常不规则,其几何特征表现为质心位置无规律变化。为了借用质心的概念,假设二值图像的每个像素的“质量”是完全相同的。在此前提下,质心的计算公式定义如下:

$$x_m = \frac{1}{N_s} \sum_{(x,y) \in S} x, \quad y_m = \frac{1}{N_s} \sum_{(x,y) \in S} y$$

其中 S 表示连通域, N_s 表示连通域中像素的个数, (x_m, y_m) 为质心坐标^[3]。

逐行扫描二值化后的火焰区域,对每个亮点像素的坐标值按上式进行计算即可求出质心位置。通过对一序列动态图像相邻帧的计算,可以得到几帧时间上相邻图像的亮点区域质心位置,由于火焰区域质心移动反映的是后一帧相对前一帧的摆动,而火焰外焰的摆动具有随机、无方向性^[3],所以链接相邻图像的质心将得到左右、上下来回对折的不规则折线。动态稳定光源的质心移动通常有一定方向性,而静态稳定光源的质心移动范围很小。

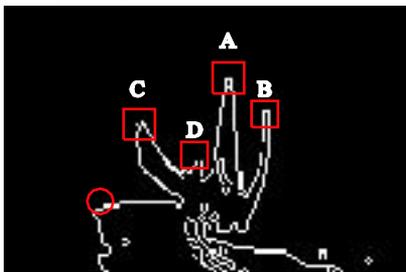


图1 燃烧纸张的火焰尖角

2.4 圆形成度参数的提取

一般稳定光源的形状稳定,而火灾图像的形状则非常不规则且不稳定,因此圆形成度也可以作为火灾判据之一。

圆形成度是与圆形相似程度的量。用于描述目标连通区域与标准形状的近似度量。根据圆周长与圆面积的计算公式,定义圆形成度的计算公式如下^[4]:

$$\rho_c = \frac{4\pi A_s}{L_s^2}$$

其中 A_s 为连通域 S 的面积; L_s 为连通域 S 的周长。周长 L_s 可从链码获得,垂直的和水平的步幅为单位长度,对角步幅长度为 $\sqrt{2}$,两个直角步幅也为 $\sqrt{2}$ 。按照上述规则遍历边界链码,即可算出边界长度。面积通过计算亮点像素数获得。圆形成度对圆形物体取最大值1,物体越复杂其值越小。

3 基于模糊神经网络的信息融合算法

火焰的面积变化、尖角个数、颜色、质心位置等各种变化特征参数本身都存在不确定性,且各信息元之间存在着冗余,而人工神经网络提供的数据融合算法恰恰适合处理这种不完善的和模糊的信息。本文在火灾图像识别系统中采用串联模糊神经网络,对前文得到的图像特征参数进行预处理,将其幅值进行归一化。将这四个归一化值作为神经网络的输入。神经网络结构为前馈BP网络,输出量为火焰稳定概率。将它与火灾持续时间送入模糊逻辑判决器,得到相应的隶属度,最后设置一定的判决门限去模糊,从而得到火灾发生的概率,并可通过查询模糊规则表得到确定的判决结果。

3.1 BP神经网络的基本原理及结构

BP神经网络的基本思想是:把网络学习时输出层出现的与“事实”(即教师信号)不符的误差归结为连接层中各节点间连接权和阈值的“过错”,通过把输出层节点的误差逐层向输入层逆向传播,以“分摊”给各连接节点,从而可算出各连接节点的参考误差,并据此对各连接权进行相应的调整,使网络适应要求的映射^[5]。通过多个样本反复训练后,神经网络可以根据自己学到的“知识”对输入样本做出正确的判断。

如前所述，BP神经网络的输入有四个特征信号：IN1_面积变化参数、IN2_尖角数参数、IN3_质心变化参数、IN4_圆形度参数。所以BP神经网络的输入层为4个节点，输出层1个节点，即火焰稳定性概率Y。

隐层节点数与网络输出逼近期望值所要求的精度和学习系统的复杂程度有密切关系，本文所构建的网络隐层节点数可按下述方法计算：

$$N_s = \frac{N_m N_i + 0.5 N_m (N_m^2 + N_i) - 1}{N_m + N_i}$$

式中 N_s 表示隐含层节点数， N_m 表示输出节点数， N_i 表示输入节点数。经计算，求得隐含层节点数为2，网络结构如图2所示。



图2 BP神经网络结构图

3.2 模糊系统的网络结构

模糊逻辑把客观逻辑世界看成是具有连续灰度等级变化的，它允许一个命题亦此亦彼，存在着部分肯定和部分否定，只不过隶属程度不同而已。

模糊集合完全由它的隶属函数来刻画。隶属函数是一条曲线，它表示事件本身多大程度属于某个分类的度量，定义了输入空间上的每一点映射到一个0到1之间的隶属度。

隶属度函数通常用 μ 表示： A 表示模糊集合， $\mu_A(u)$ 表示隶属度函数， $\mu_A(u)$ 的值域为 $[0,1]$ 。 $\mu_A(u)$ 的值越接近1，表示 u 从属于 A 的程度越大；反之， $\mu_A(u)$ 的值越接近0，则表示 u 从属于 A 的程度越小。

神经网络的输出是“火灾”、“疑似火灾”和“正常”三个事件发生的概率，只能表明发生火灾的可能性有多大。当神经网络的输出中“火灾”的概率很大(大于0.8)时，可以肯定是发生了火灾；当“火灾”的概率很小(小于0.2)，且“正常”的概率很大时，可以认为是“正常”。考虑到“疑似”状态比较难判断，因此隶属度函数应对输入值在0.5附近适当展宽，采用高

斯函数作为模糊化隶属度函数，其函数式为^[6]：

$$\mu = \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right]$$

其中 x 为“可疑”状态的概率， μ 表示其相应的隶属度的模糊量， c_{ij} 和 σ_{ij} 分别为隶属度函数中心和宽度，用于调整隶属函数的形状，($c_{ij} = 0, 0.5, 1$ ，分别对应小、中、大隶属度函数； $\sigma_{ij} = 0.4$)；节点输出在0~1之间。

“火灾”状态的隶属函数为S型函数：

$$\mu = [1 + \exp(-\sigma_{ij}(x - c_{ij}))]^{-1}$$

“正常”状态的隶属函数S型函数：

$$\mu = [1 + \exp(\sigma_{ij}(x - c_{ij}))]^{-1}$$

BP神经网络的输出为“火焰稳定”的概率Y。 $Y \in [0,1]$ ，其取值要与火焰稳定概率持续时间 $d(n)$ 一起输入模糊推理系统，进行推理和判断。

考虑到火灾信号通常会使得BP神经网络输出的火灾概率长时间出现较大值，而干扰信号即使引起较大输出，一般也只是短时间的，为了增加系统的抗干扰能力，本文引入火焰稳定概率持续时间函数 $d(n)$ 的概念^[7]：

$$d(n) = [d(n-1) + 1] \times u(T_d - Y)$$

其中 $u(\bullet)$ 为单位阶跃函数， T_d 为判断门限，这里取0.5。当“火焰稳定”概率Y小于 T_d 时， $d(n)$ 做累加，否则 $d(n) = 0$ ， n 为离散时间变量。模糊推理系统根据火灾模糊量和火焰稳定概率持续时间进行推理，根据实际情况，推理规则可定为：

如果[Y为大]且[d(n)为小]，则[输出为“正常”]；
 如果[Y为小]且[d(n)为大]，则[输出为“火灾”]；
 如果[Y为中]且[d(n)为中]，则[输出为“疑似”]；
 等等。

此模糊推理系统输入为火焰稳定概率和持续时间，输出为火灾发生概率，其结构如图3。各层功能描述如下：

第1层为输入层，起传输信号作用，输入为 $y_i^{(1)} = x_i^{(1)}$ ， $i = 1, 2$ ，分别对应火焰稳定概率和持续时间；

第2层为模糊化层，节点输出为各变量的隶属函数。对每一个输入变量取3个模糊分割，分别为大(L)、中(M)、小(S)。对于“大(L)”，采用S型函数；对于“中

(M)”，采用高斯型函数；对于“小(S)”，采用 S 型函数。

第 3 层为规则层，用于执行模糊逻辑规则前提条件的匹配。这一层的每一节点代表一条模糊规则，因为各输入变量的每一模糊语言变量均要与其他输入变量的模糊语言变量合成，因此有 $m = M^N$ 个规则，本文中 $N=2, M=3$ ，所以该层有 9 条模糊规则。如表 1 所示。

表 1 模糊推理规则表

火焰稳定概率 Y	火焰持续时间 d	火灾可能性 P
S	S	M
S	M	L
S	L	L
M	S	S
M	M	M
M	L	L
L	S	S
L	M	S
L	L	M

第 4 层为归一化层，对第三层的输出进行归一化操作。输出为：

$$y_j^{(4)} = y_j^{(3)} / \sum_{i=1}^9 y_i^{(3)}, \quad j=1,2,\dots,9$$

第 5 层为输出层，完成反模糊化操作，得到系统输出。设第四层与该层连接权值为 w ，则该层输出为：

$$P = y_j^{(5)} = \sum_{i=1}^9 w_j y_i^{(4)}$$

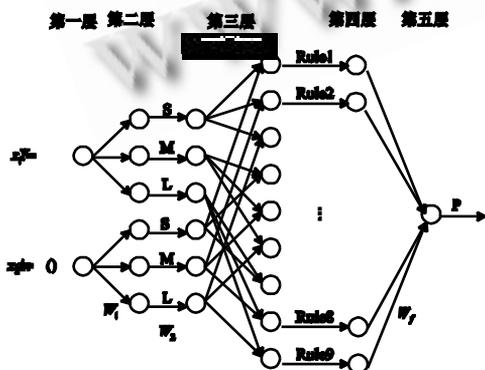


图 3 模糊系统的网络结构

4 仿真结果及分析

本文根据国家标准火数据选取 20 组对象，经预处理后作为训练样本，在 matlab7.6 环境下仿真，对 BP 神经网络经 2000 次训练后得到误差收敛曲线如图 4 所示，其中横轴代表迭代次数，纵轴表示误差，实线为误差曲线，虚线为期望值曲线。通过训练，系统误差 $\varepsilon < 0.03$ ，网络收敛平滑，符合标准试验火误差要求，即网络权值学习完毕，可以使用。

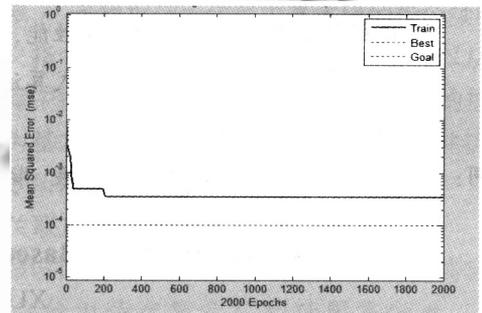


图 4 BP 神经网络误差曲线

同样对模糊神经网络进行训练，根据模糊推理规则，得到模糊神经网络的两个输入与火灾概率的输出曲面如图 5。从图中可以看出，火焰持续时间越长，火灾的可能性越大，而火焰稳定性越强，则火灾可能性越小，可见该网络能够较好地对火灾图像作出判断。

表 2 火灾火焰及干扰信号的神经网络判断

试验材料	状态	距离(米)	识别结果
复印纸 2 张	静止	10	疑似
报纸 5 张(叠放)	静止	5	火灾
报纸 5 张(揉团)	静止	10	火灾
手电筒	静止	5	正常
手电筒	向镜头移动	—	正常
蜡烛	静止	3	正常
蜡烛	向镜头移动	5	正常
20 根成捆棉布条	静止	5	火灾
20 根成捆棉布条	悬挂后掉落	5	火灾
烟头	左右晃动并靠近镜头	—	正常

表 2 给出了一组串联网路的试验结果，用 BP 神经网络对火灾图像参数进行数据融合，经过模糊神经网络的逻辑推理，能够有效地识别出室内火灾和常见的干扰信号。

(下转第 179 页)

5 结论

本文提取了火灾灰度图像的四个特征参数,用 BP 神经网络对参数进行数据融合和模糊神经网络的逻辑推理,在 MATLAB 环境下进行了仿真试验,从试验结果来看,火灾图像处理和信息融合算法能够有效地识别出室内火灾和常见的干扰信号,具有较好的抗干扰能力。

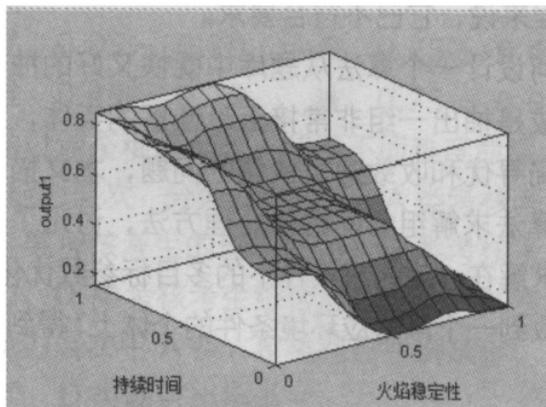


图 5 模糊神经网络输入输出相应曲面

参考文献

- 1 史海山.基于遗传神经网络的火灾图像识别及应用.计算机科学,2006,33(11):233-236.
- 2 甄丽平,马丽.模糊逻辑在图形火灾报警系统中的应用.郑州轻工业学院学报(自然科学版),2004,19(1):46-47.
- 3 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.测控技术,2007,26(5):7-9.
- 4 王沁.火焰图像特征在火灾数字图像识别中的应用.现代机械,2008,5:60-64.
- 5 姜长生,王从庆,等.智能控制与应用.北京:科学出版社,2007.
- 6 王娜,徐凤荣,刘海龙.火灾探测的模糊神经网络数据融合算法.控制工程,2007,14:44-49.
- 7 易继锴,张蔚蔚.模糊神经网络技术及其在火灾探测过程中的应用.北京工业大学学报,2000,27(3):337-341.