

基于遗传神经网络的火灾图像识别及应用

史海山¹ 吕厚余¹ 仲元红² 刘晓明²

(重庆大学电气工程学院 重庆 400030)¹ (重庆大学通信工程学院 重庆 400030)²

摘要 传统的火灾检测方法一般采用感烟、感温、感光探测器以及红外对射探测。本文提出了一种基于图像视觉特征的火灾检测方法,根据火灾火焰处于近红外波段的特征,采集近红外图像,并利用火灾初期火焰变化的各种特征信息,用图像处理方法提取这些特征值,并把其作为输入,利用遗传神经网络对其进行进一步识别,从而进行火灾判别,并进一步设计了基于以上思想的火灾识别系统。实验结果表明,该系统比传统系统更进一步减少了误报率且具有响应快、监控范围广等优点。

关键词 火灾识别,火灾特征,神经网络,监控系统

Identification and Application of Fire Images Based on Neural Network and Genetic Algorithm

SHI Hai-Shan¹ LV Hou-Yu¹ ZHONG Yuan-Hong² LIU Xiao-Ming²

(Electrical Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400030)¹

(Communication Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400030)²

Abstract Traditional methods for fire detection are smoke detection, temperature detection, light detection & infrared detection. A fire detection method based on the visual characters of images is proposed. According to the characters of fire images near to near infrared, near infrared images are collected. And making use of the changing information of the fire at the earlier period, the characteristic value is picked up by the image process as the input signal and identified by the genetic neural network to distinguish the fire. This is the idea of the fire identification system. The result is indicated that the system can decrease the error rate further, respond more quickly and monitor more widely than traditional system.

Keywords Fire recognition, Fire characteristics, Neural network, Monitoring system

火灾对人类危害巨大,若能在火灾发生初期就进行识别报警,则可以减少各种损失。目前许多火灾探测系统都是采用传统感温、感烟、光电等传感器^[1],这种系统有很多缺点,误报率非常高,而且这种系统不能掌握火灾现场的情况,不能依靠其来进行实时调度等工作,虽然其单个传感器价格较低,但是由于每个监控范围小,必须安装多个各种传感器才能有稍微较好的性能。目前也有基于图像处理的火灾监控方法^[2,3],但是由于采用专用红外 CCD 传感器,价格也较昂贵,或者采用普通 CCD 传感器,但是由于涉及到个人隐私问题,因此某些场合也不实用。基于以上情况,我们构建了基于红外视频图像的智能火灾识别系统,由于采用了人工神经网络的方法,并且识别在终端进行,不传回火灾现场图像,仅对现场信息,如着火位置坐标,燃烧情况等信息进行描述,因此不涉及隐私问题,而且在监控室还可以获得火灾现场信息。采用这种方式,具有成本低,监控范围广、响应时间快、误报率低,并且可以使用传统的二总线网络,不需更换网络等多种优点。

1 火焰特征及获取算法

火焰的序列图像具有如下几个特征^[4]:相邻帧图像的边缘不稳定;相邻帧图像具有稳定的相似性;图像的相似度在一定的时间内变化,不同时刻火焰的形状、面积、辐射强度等等

都在变化。图像中火焰焰芯部位的灰度大于火焰其它部位的灰度。而在经过红外滤光片的视频信号中,干扰信号表现的模式主要为快速移动的固定亮点和大面积的红外光照变化。图 1 为模拟火灾时采集到的相邻两帧图像与固定光源打火机的图像(经过红外滤光片),从中可以看出火焰序列的这些特征。

因此,在火焰的识别中,可以对每帧图像做以下操作:首先寻找本帧图像的上述特征信息。然后寻找当前图像中的光斑,并根据一定算法来判断它们与前一帧图像中各光斑的匹配关系,从而得到光斑的连续变化规律。最后以人工神经网络方法综合处理上述信息,最终得到火灾发生概率。以下具体阐述本方法中用到的火焰图像特征信息:

(1)面积变化:早期火灾是着火后火灾不断发展的过程。在这个阶段,火灾的面积呈现连续的、扩展性的增加趋势。当其它高温物体向着摄像头移动或者从视野外移入时,探测到的目标面积也会逐渐增大,容易造成干扰。因此,面积判断需要配合其它图像特性使用。

(2)边缘变化:早期火灾火焰的边缘变化有一定的规律,同其它的高温物体及稳定火焰的边缘变化不同。如边缘的形状、曲率等特征量在早期火灾阶段的变化规律可用于火灾判别。

(3)形体变化:早期火灾火焰的形体变化反映了火焰在空

史海山 硕士研究生,主要从事语音与图像处理,模式识别,信息管理系统的研究。吕厚余 教授,主要从事电工理论,自动控制系统的研究。刘晓明 博士,教授,主要从事软件无线电传输及图像处理的研究。仲元红 硕士研究生,主要从事图像压缩与图像识别方面的研究。

间分布的变化。在早期火灾阶段,火焰的形状变化、空间取向

变化、火焰的抖动等,都具有自己独特的变化规律。

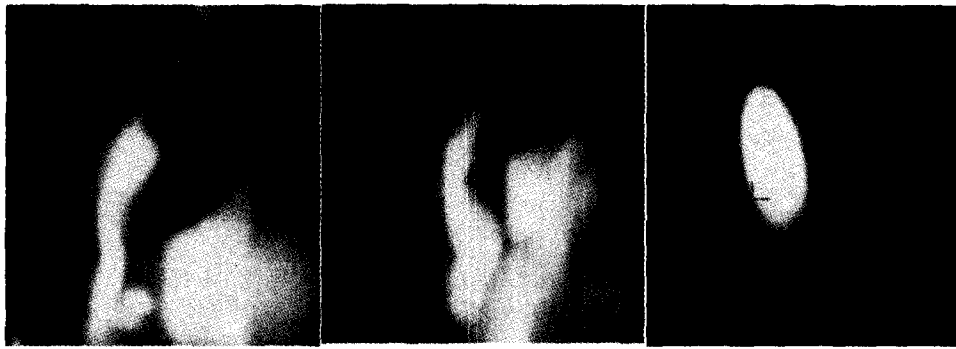


图1 相邻两帧火灾图像与蜡烛燃烧图像

(4)闪动规律:火焰的闪动规律,即亮度在空间的分布随时间变化的规律,火焰在燃烧过程中会按某种频率闪烁。

(5)分层变化:火焰内部的温度是不均匀的,并且表现出一定的规律。火灾中的燃烧属于扩散燃烧,扩散燃烧火焰都有明显的分层特性,如蜡烛火焰可分为焰心、内焰、外焰三层;木材等固体燃烧时由于表面辐射很强,可以分为固体表面与火焰部分两大层,而火焰部分还可以再分层。

(6)整体移动:早期火灾火焰是不断发展的火焰,随着旧的燃烧物燃尽和新的燃烧物被点燃,火焰不断移动着位置,所以火焰的整体移动是连续的、非跳跃性的。

为了获取图像的各种特征信息,要对图像做以下处理:设数字化图像序列为: $\{f_n(x,y)\}$,其中 n 为图像序列帧数, (x,y) 为图像像素坐标点。首先对单帧图像进行二值化。由于在二值化时需要考虑火灾发生场所的变化,以及白天与黑夜的光强等区别,因此阈值不能固定。采用式(1)统计图像 $f(x,y)$ 的直方图,其中 $P(r_k)$ 代表 r_k 灰度级出现的概率。 n 为图像像素总数, n_k 为图像中出现 r_k 灰度的像素数。由直方图可分析得到火焰闪动规律的特征信息。

$$P(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad 0 \leq r_k \leq 255 \quad (1)$$

再以一小窗口对直方图进行平滑,平滑后从高往低扫描,当扫描到第一个波谷点的时候即可作为此帧二值化时的阈值,阈值化时大于阈值取1,其余为0。设二值化后的图像为: $I(x,y)$,对此图像按照式(2)、式(3)进行先膨胀后腐蚀的形态学处理方法。

$$D(x,y) = \bigvee_{i,j=0}^m [I(x+i,y+j) \& T(i,j)] \quad (2)$$

$$E(x,y) = \bigwedge_{i,j=0}^m [I(x+i,y+j) \& T(i,j)] \quad (3)$$

其中 $T(i,j)$ 为二值模板,采用 3×3 的矩形模板,这样可以消除图像中噪声点与孤立点。之后采用简化的拉普拉斯算子(式4)对图像做边缘检测,找出各个光斑轮廓。

$$G(x,y) = 4F(x,y) - F(x+1,y) - F(x-1,y) - F(x,y+1) - F(x,y-1) \quad (4)$$

对边缘检测之后的二值图像进行边界跟踪,可得到一个八方向的边界链码的封闭图形。在原始图像中回溯此图形并分析可容易得到面积变化、形体变化、分层变化、整体移动等特征信息:面积是通过取阈值后统计图像的亮点(灰度值大于阈值)数实现;形体变化特性可通过计算火焰的空间分布特性,即像素点之间的位置关系来实现;分层变化统计不同灰度级的像素点在空间的分布规律;整体移动可通过寻找此图像中心点位置与上帧图形的位置变化实现。

由于八方向链码本身就有方向性,如图2可以利用此信

息寻找图像的边缘变化特征信息,两相邻链码的差定义为CR,则其差值可以表示图形的走向,图中仅以一个方向为例,正向转时值为正,逆向转为负值。利用多边形逼近,把邻近的相同方向的边界像素点连成短直线,这些短直线段就形成了多边形。在实际应用时希望在一定误差范围内,用更长的一些直线来描述边界,利用链码提供的方向与数量,先把方向相同的链码合并为短矢量串,再把短矢量串在给定的一定误差范围合并为长矢量串,进而搜索出对图形信息贡献大的顶点位置,得到边缘变化的信息。

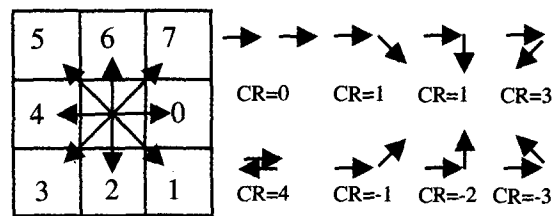


图2 八方向链码及链码差

2 遗传算法与神经网络应用于火灾图像识别

人工神经网络是受生物神经系统启发而用计算机来模拟其功能的计算工具,可有效处理非线性、不完整的数据。它不仅可以在正常情况下给出问题的次最优解,而且在数据、资料残缺不全的情况下仍可以正常运转,给出满意的结果。火灾探测信号正是一类典型的非线性信号,用人工神经网络方法可望解决火灾探测中的可靠性问题。一般来说神经网络可分为前馈网络和回馈网络两类。在前馈网络中,神经元按层排列:与环境相互作用的输入和输出层,一层或多层与环境无作用的隐含层,如图3所示。

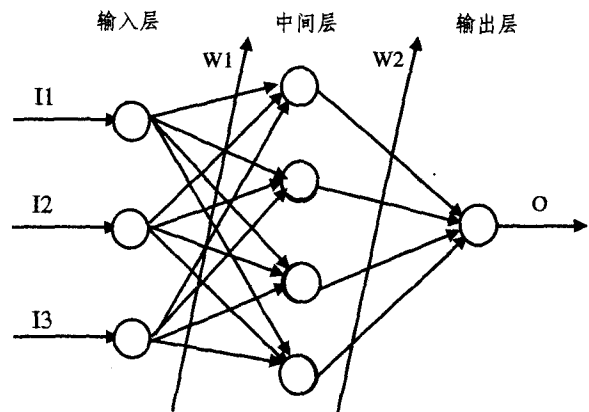


图3 神经网络结构

传统神经网络如 BP 网络是一种梯度下降搜索算法。这种方法有训练时间过长和容易陷入局部优化的问题,采用遗传算法优化 BP 神经网络可以克服这个缺点。遗传算法是另一类基于生物学的全局优化技术,其主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,搜索不依赖于梯度信息。通过对包含特定问题的解的群体中的个体进行选择、重组、变异等遗传操作来模拟生物进化过程。对每一代的群体反复进行遗传操作,产生具有更好表现的群体来搜索解空间。最后,这个过程会收敛到一个最优解,全局搜索能力很好。因此,本文设计了结合两者的算法,以神经网络为主,遗传算法作为一种通用的训练方法,用来优化神经网络的参数和结构。

神经网络采用 6-9-1 的前向神经网络。网络中的神经元单元的输入输出关系采用 S 函数。

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (5)$$

对应于图像火灾探测方法中所用的六种图像特征信息。神经网络的输入输出都做了归一化,即输入都是相对变化值,并介于 0~1 之间,归一化输入之后再对其离散化,离散域为 0~20。神经网络的输出端只有一路,用“O”表示,其离散域为 1~3,O=1 对应“火灾状态”;O=2 对应“危险状态”;O=3 对应“正常状态”。

学习样本的选取方法为:通过人为设置各种干扰源、固定火焰和火灾现场模拟,设置神经网络的学习样本。干扰源包括可见光、日光灯、白炽灯、手电筒、电炉、烟头、打火机等日常生活中常见的,并且在各种场合经常出现的物体、现象。固定

火焰包括日常生活中常见的蜡烛火、液化气火、酒精灯火等。

用遗传算法对此网络进行训练,本文所用的遗传算法不采用二进制编码,而是直接用实数编码,这样既可以避免进制转换引起的误差,又可以直观地表示参数。即对神经网络中的参数按带有 4 位小数的实数形式进行编码组成个体,取群体数为 40,并选取网络教师信号与网络实际输出的差的平方和作为目标函数。

在每代选择操作上,舍去平均值以下的个体,以随机取值方式补齐群体来进行复制,其交换的位数随着代数的增加从三位逐渐减到一位。变异操作是将个体中的某一个自然数随机变为另一个自然数,且突变的比例系数在整个搜索过程中由 0.05 变化到 0.1。经过离线训练后,得到神经网络参数。

3 监控系统结构

针对以上识别算法,我们设计了 DSP+FPGA 的火灾识别报警系统终端与相应的监控网络。本系统采用终端对火灾现场进行识别的方法,而非传统图像检测火灾那样把所有图像集传输到监控台进行处理,这样可以解决传输线路上传输图像数据量极大以及监控台处理负载过大,实时性得不到保证的问题,并且在 CMOS 前端加入了仅让红外光通过的滤光片,这样可以滤掉大部分可见光干扰,而一般火灾信息处于近红外区,普通 CMOS 传感器在近红外区也有一定响应,所以加入滤光片后可以采集到近红外图像。同时考虑到现有楼宇火灾监控网络一般采用二总线结构,即采用传统感温、感烟的传感器系统,所以为了适应现有网络,我们设计了如下结构。

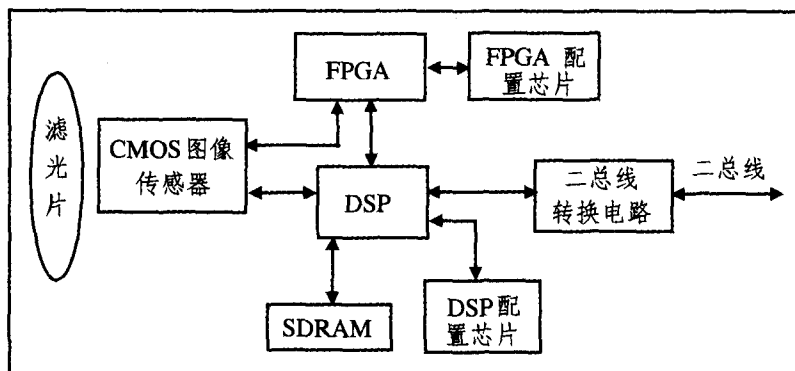


图 4 监控终端系统结构

系统中 DSP 采用了 TI 的 TMS320VC5502,实时处理能力可以达到 600MIPS,保证了图像的实时处理。FPGA 采用 ALTERA 的 EP1K3Q144,由于内部自带存储单元,可在内部设计双口 RAM,并其完成图像的采集,SDRAM 完成图像帧存储。监控台采用轮询方式询问各个终端,各个终端都挂在二总线。当终端被询问时,发送此终端的监控信息。监控信息包括火灾可能性,光斑描述信息等,信息量很少。此信息送到二总线传输到监控台,监控台完成各终端实时显示与调度、处理报警信号等。

4 实验结果及结论

我们在下述条件下做了模拟火灾现场实验:在 4m×30m×40m(高度×长度×宽度)的空间中安装本系统,检测终端安装在 4m 高的顶部,向下俯瞰探测区域。测试材料为:柴油、汽油、木板、蜡烛、烟头、白炽灯等,其中柴油与汽油在一个直径为 0.5m 的圆盘点火,火焰大小不定,燃烧时距摄像头

15m;蜡烛、烟头、白炽灯距离摄像头 10m,测试时分为晃动、固定、向前移动等测试状态;由于篇幅有限,未能将实验材料放置状态一一详细列出。测试结果如表 1。

表 1 点火测试结果

| 实验材料 | 实验材料放置状态 | 实验次数 | 报警次数 | 累计误报 | 累计漏报 | 平均报警时间 |
|------|------------|------|------|------|------|--------|
| 柴油 | 固定距离 15m | 20 次 | 20 次 | 0 次 | 0 次 | 1.5 秒 |
| 汽油 | 固定距离 15m | 20 次 | 20 次 | 1 次 | 0 次 | 1.1 秒 |
| 木板 | 固定距离 15m | 20 次 | 20 次 | 2 次 | 0 次 | 2.1 秒 |
| 蜡烛 | 固定/晃动/向前移动 | 20 次 | 1 次 | 1 次 | 0 次 | 0.8 秒 |
| 烟头 | 固定/晃动/向前移动 | 10 次 | 0 次 | 0 次 | 0 次 | 0 秒 |
| 白炽灯 | 固定/晃动/向前移动 | 10 次 | 0 次 | 0 次 | 0 次 | 0 秒 |

由本系统测试的结果可见,由遗传算法训练的神经网络对火灾进行自动识别具有较高的灵敏度和极低的误报警率,并且具有很好的自学习和自适应能力,能正确识别非火灾的

复杂情况,抗干扰能力很强,并且此系统还具有成本低、监控范围广、响应时间快、可以使用传统的二总线网络,不需更换网络等多种优点。但是系统还是有一定误报,可以在此系统中加入传统感温、感烟等传感器,有望进一步减少误报率,提高稳定性。

参考文献

1 易继锴,张蔚蔚. 模糊神经网络技术及其在火灾探测中的应用. 北

京工业大学学报,2001,27(3):337

2 卢瑞祥,牟轩沁,等. 一种基于红外图像识别的自动消防监控系统. 电子技术应用,1998,2:8
3 季萍,卢结成. 一种总线制火灾图像探测系统的设计与实现. 计算机工程与应用,2004,26:212
4 宋卫国,范维澄,吴龙标. 基于人工神经网络的火灾图像探测方法. 火灾科学,1999,8(3):49

(上接第 211 页)

用一种方言语音训练,符号化器数目采取从吴方言到粤方言、普通话、闽方言逐一增加的方式。实验中 GMM 符号化器阶数均取为 128,分类器采用 ANN 分类器。表 1 表明,本系统 4 路并行时系统稳定性和辨识率最好,而 1 路单符号化器时性能最差。这表明增加符号化器数目能够更好地刻画语音中的音素和类音素搭配规律。

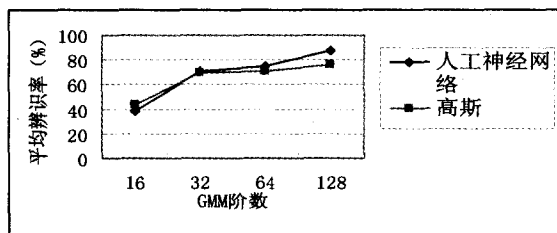


图 2 不同 GMM 阶数及两类分类器的比较

表 1 不同路数 GMM 并行时系统性能的比较

| 性能波动 | 不同路数 GMM 并行辨识率 (%) | | | |
|------|--------------------|------|------|------|
| | 单路 | 2 路 | 3 路 | 4 路 |
| 最低 | 15.2 | 35.5 | 57.0 | 70.2 |
| 平均 | 32.5 | 60.2 | 67.5 | 87.3 |
| 最高 | 55.0 | 82.1 | 88.3 | 95.2 |

4.3 基于置信判别的开集实验

这部分开集条件下的实验用来测试和比较上文提到的三类 3 种置信判别方法。实验中系统采用 128 阶 GMM 4 路并行方式,置信判别的模型和阈值用开发集的数据训练。由于 CBG 的加入,使用 CBG 的高斯分类器和神经网络分类器用 20 维的打分向量训练,而不用 CBG 的两类分类器都用 16 维的打分向量训练。实验结果如表 2 所示。表 2 表明,系统使用 CBG 置信判别时的性能明显优于使用一般置信判别的系统,这说明背景模型在有置信判别的使用 PPRLM 方法的系统中是非常重要的模块。在分类器方面,本实验再次验证了该系统中 ANN 分类器效果要优于高斯分类器。

表 2 两类分类器下不同置信方法的比较

| 置信方法分类 | | 高斯分类器 辨识率 (%) | | ANN 分类器 辨识率 (%) | |
|--------|-----|---------------|------|-----------------|------|
| | | 总体 | 置信 | 总体 | 置信 |
| 不用 | GMM | 47.7 | 58.6 | 62.0 | 69.4 |
| | LM | 61.7 | 72.5 | 69.8 | 76.7 |
| CBG | | 71.5 | 82.5 | 75.4 | 86.2 |

结束语 本文通过引入 GMM 符号化研究了语种辨识的 PPRLM 思想方法在汉语方言自动辨识中的应用,并在此基础上研究比较了开集条件下的置信判别。实验结果表明基于 GMM 符号化的类 PPRLM 汉语方言自动辨识方法辨识率高、运算效率突出而且对训练语音库没有标注要求,是一种具有很强扩展性和移植性的综合性能优越的方法。置信判别的比较实验表明,基于 CBG 的置信判别是类 PPRLM 方法在开集应用中的重要组成部分,它增强了系统的稳定性和可靠性,使其能够应用到开集辨识领域。

参考文献

1 Tsai Wuei-He, Chang Wen-Whe. Discrimination Training of Gaussian Mixture Bigram Models with Application to Chinese Dialect Identification [J]. Speech Communication 2002, 36: 317~326
2 Lim Boon Pang, Li Haizhou, Ma Bin. Using Local & Global Phonotactic Features in Chinese Dialect Identification [C]. In: Proc. of ICASSP'05, 2005, 1: 577~580
3 Muthusamy Y K, Barnard E, Cole R A. Reviewing automatic language identification [C]. IEEE Signal Processing Mag, 1994, 11(4): 33~3
4 Zissman M A. Comparison of Four Approaches to Automatic Language Identification of Telephone Speech [C]. IEEE Trans. Speech and Audio Pro, 1996, 4(1): 31~34
5 Torres-Carrasquillo P A, Reynolds D A, Deller J R Jr. Language identification using Gaussian mixture model tokenization [C]. In: Proc. of ICASSP 2002, 12002: 757~760
6 Laird N M, Lange N, Stram D. Maximum Likelihood Computations with Repeated Measures: Applications of the EM algorithm [J]. Journal of the American Statistical Association, 1987, 82: 97~105
7 Jelinek F. Statistical Methods for Speech Recognition [M]. Cambridge, Massachusetts, MIT Press, 1999
8 Biederman D C, Ososanya E. Capacity of several neural networks with respect to digital adder and multiplier System Theory [C]. In: Proc. of the Twenty-Seventh Southeastern Symposium on Neural Network, 1995. 305~308
9 赵力. 语音信号处理 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2001
10 Gleason T P, Zissman M A. Composite background models and score standardization for language identification system [C]. ICASSP, 2001(1): 529~532
11 侯精一主编. 现代汉语方言音库 [M]. 上海教育出版社, 1994~1999
12 Muthusamy Y K. A segmental approach to automatic language identification, [Doctor thesis]. Hyderabad, Indian; Jawaharlal Nehru Technological University, 1993
13 黄伯荣, 廖序东主编. 现代汉语 [M]. 增订二版. 北京: 高等教育出版社, 1997