

基于BP神经网络的火焰识别系统

刘 浏

(四川外语学院成都学院 计算机教研室, 四川 成都 611731)

【摘 要】本文提出了一种基于BP神经网络的火焰识别系统,其对火焰的各种状态进行了识别,提高了早期发现火焰的能力。实验结果表明,该方法在火焰自动识别中是一种十分有效的方法。

【关键词】BP神经网络;输入信号;隐含节点数;火焰识别

【中图分类号】TP391.41 **【文献标识码】**A **【文章编号】**1673-1891(2009)04-0054-03

1 引言

火灾是最常见的严重自然灾害之一,是一种时空上失去控制的燃烧现象。尤其是在一些特殊场所,如计算机中心、电力调度指挥中心、大型体育场,一旦发生火灾,不仅会给目标本身造成巨大经济损失,更严重的是可能波及整个系统停止运行。

火灾火焰探测是一种特殊类型的信号检测,由摄像头采集的火焰参数是事先未知的或不能确定的信号,它随火焰特征而变化,同时其它的环境变化和电子噪声等都有可能引起它的变化,而且往往与火焰参数变化特征基本相似。对于火灾火焰探测这类问题,人的识别能力最强,而人的判断是由其大脑的神经网络来完成的,因此联想到采用类似人的神经网络的处理方法实现火灾火焰探测也就十分自然。人工神经网络可以处理非线性、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并给出满意的结果。火灾火焰的燃烧过程是一个强非线性动力学系统,其稳定性是直接通过燃烧火焰状态的变化来反映的。火灾火焰燃烧状态变化受到可燃物的数量、种类和燃烧区域的风速等诸多因素制约,具有很强的模糊性和随机特性,由此可见,火灾火焰信号是一类典型的非线性信号,用人工神经网络方法可以提高火灾火焰探测的可靠性。

本文旨在利用神经网络所具有的自学习和自适应等特点,组成智能火焰识别系统,提高火焰识别系统的识别率。

2 BP神经网络与火焰识别

2.1 BP神经网络模型

BP模型即误差反向传播模型是神经网络模型中使用最为广泛的一类。BP神经网络是一种多层前馈神经网络,整个网络分为三层:输入层、隐含层和输出层。

BP模型实现了多层网络学习的设想,当给定网络的一个输入模式时,它由输入层传到隐含层单元,经过隐含层单元逐个处理后传送到输出层单元,产生一个输出模式。这是一个逐层状态更新过程,称为前向传播。如果输出响应与期望输出模式有误差,不满足要求,就转入误差反向传播,将误差值沿着连接通路逐层传送,并修正各层连接权值。对于给定的一组训练模式,不断用一个个训练模式训练网络,重复前向传播和误差反向传播过程,当各个训练模式都满足要求时,BP网络完成学习过程。学习结束后神经网络开始工作,如果有一组样本输入,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。经过训练的BP网络,对于不是训练样本集中的输入数据也能给出合适的输出,这种性质称为泛化。

2.2 神经网络的输入信号

本文中神经网络的输入信息是根据火焰图像的变化特性来确定,主要采用火焰图像的质心的RGB值、一阶矩、面积增长率、相似度、曲率、火焰图像的分形维数、质心整体移动距离等特征作为输入信号。

2.3 神经网络的隐含节点数

本文中,采用如下的公式来计算隐层节点数:

$$\text{隐层节点数} = \frac{\text{分类数} \times \text{特征向量维数}}{\text{分类数} + \text{特征向量维数}} + 2 \frac{\text{分类数} \times (\text{特征向量维数}^2 + \text{特征向量维数})}{\text{分类数} + \text{特征向量维数}} - 1 \quad (1)$$

2.4 神经网络的输出信号和学习样本

将神经网络的输出做了归一化,把图像分为三类:火焰、干扰、风景,其对应的三维向量如下:火焰{1 0 0};干扰{0 1 0};风景{0 0 1}。

向量{x₁, x₂, x₃}中的值分别代表三项{火焰, 干扰, 风景}的隶属值, x_i ∈ (0, 1)。

学习样本和测试样本的选取方法为:火焰图像来自拍摄的火焰图像以及一部分网络上的图像;干扰源主要是人为设置的干扰源,包括灯光、手电筒光、蜡烛火、烟头等日常生活中常见,并且在各种场

合经常出现的物体和现象。风景图像主要选取日出、夕阳以及其他的红色物体的图像。

2.5 基于BP神经网络的火焰图像识别方法

BP神经网络的运行包括两个阶段:

(1) 训练或学习阶段(Training or Learning Phase)。向神经网络提供一系列输入、输出数据组,通过数值计算方法和参数优化技术,使节点连接的连接权值不断调整,直到从给定的输入能产生所期望的输出。

(2) 预测(应用)阶段(Generalization Phase)。用训练好的网络,对未知的样本进行预测。

网络输入层由十一个神经元组成:质心处的R, G, B三个分量、一阶矩两个分量、曲率、分形维数、面积增长率、相似度以及质心整体移动距离两个分量。输出层为三个神经元,用于训练的图像有人为的给出输出结果Y(k)。例如一幅图像如果有明火,则Y=(100);有蜡烛、灯光之类类似火苗的图像,则Y=(010);而像夕阳、日出、红色的物体, Y=(001);BP神经网络的具体训练过程如下:

①初始化:设输入层i个节点,分别对应i个输入分量,输入向量为 $x=x_1, \dots, x_i$;输出层k个节点,对应k个输出分量 $Y=(Y_1, \dots, Y_k)$;隐含层的神经元个数为j;输出层单元到隐含层单元有 $i \times j$ 条连线,连接权值为 W_{ij} ;隐含层到输出层的单元有 $j \times k$ 条连线,连接权值是 V_{jk} 。

②将连接权值 W_{ij} 和 V_{jk} 置为(-1, 1)之间的随机数,输入样本归一化为(0, 1)之间的数。

③信息正向传递过程的计算:将样本值X输入,通过连接权值 W_{ij} ,得到隐含层的输入 $S_j = \sum_i x_i W_{ij}$,通过隐含层的作用函数双曲正切函数 $y = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$,得到隐含层的输出函数 $M_j = \tan(S_j)$ 。

④同理,输出层的输入为 $Q_k = \sum_j M_j V_{jk}$,输出层的作用函数为Sigmoid函数, $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$,可得到输出层的输出为 $Y(k) = f(Q_k)$ 。

⑤BP网络的反向传播:输出层的实际输出为Y(k),期望输出为O(k)样本模型的均方误差为 $E_n = \frac{1}{2} \sum_k (O(k) - Y(k))^2$,误差为e,求输出层和隐含层的学习误差 d_k 和 d_j ,调整权值 W_{ij} 和 V_{jk} ,循环上述步骤(3)到(5),直至满足期望误差的取值。

⑥利用上面训练得到的权值对新的数据进行检验,属于火焰图像的则启动火焰报警。整个算法

如图1所示。

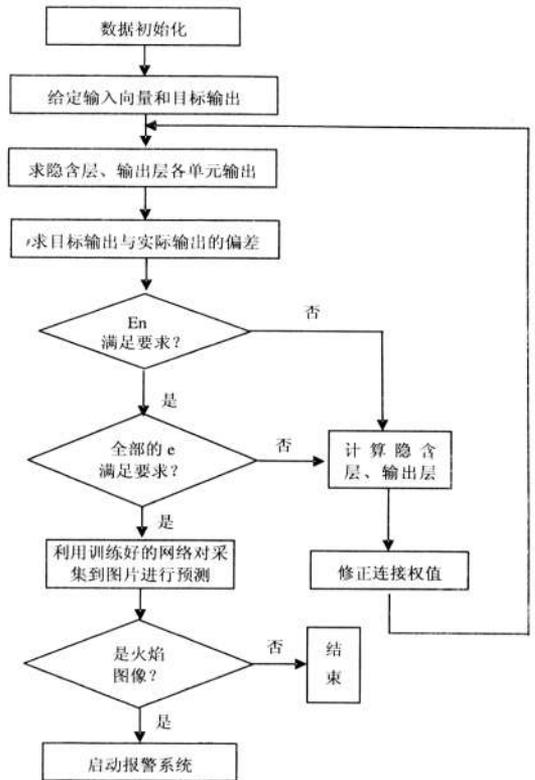


图1 BP神经网络算法框架

3 火焰识别实验结果及分析

对训练好的神经网络进行验证,抽取45个检验样本(20幅火焰图像,17幅风景图像,8幅烛火或灯光类的干扰图像)作为神经网络的输入,正确识别43幅,误判2幅(将1火焰图像判别为风景图像,将1风景图像判别为干扰图像),正确识别率为95.56%,测试时间为2.391s。

4 小结

基于BP神经网络的火焰图像识别方法是一种新型的火焰识别方法,它利用图像这一复合信号来进行火焰探测,并利用人工神经网络进行火焰识别,使火焰探测系统具有了自学习、自适应等功能,具有诸多优点:

(1)BP神经网络具有自学习、自组织的能力,人们只要将实验数据提供给它,它就可以自动建立输入和输出的关系,简单而高效。

(2)BP神经网络是在单一图像信号中提取出多种火焰相关信号,用作神经网络的输入,无论是同以往的神经网络火焰探测方法相比,还是和常规的图像探测方法相比,这种方法都能实现更高的可靠性、实用性,对火焰识别率的提高以及降低虚报率、漏报率都是有效的。

注释及参考文献:

- [1]戚德虎,康继昌.BP神经网络的设计[J].计算机工程与应用,1998(19):48-50.
- [2]吕普铁.基于普通CCD摄像机的火灾探测技术的研究[D],哈尔滨工程大学,2003.
- [3]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.
- [4]吴龙标,连加锐.基于遗传算法的前馈神经网络火灾探测[J].火灾科学,1998(7):21-26.
- [5]姚伟祥,吴龙标,卢结成,等.火灾探测的一种模糊神经网络方法[J].自然科学进展,1999(9):739-745.

The Flame Detection System Based on BP Neural Network

LIU Liu

(Chengdu Institute of Sichuan International Studies University, Chengdu, Sichuan 611731)

Abstract: In this paper, a kind of method for flame detection system based on BP Neural Network is proposed. It recognizes the every state of the flame and improves the ability to detect flame in every stage. The experimental result shows that it is a very efficient method in automatic flame detection.

Key words: BP neural network; Signal input; Hidden nodes; flame detection

(上接44页)

Research on the Influence Factors in Cold Bending Property of the Superior Atmospheric Corrosion Resisting Structural Steel Strips

SONG Hao-ran, TANG Xue-zhai, SHI Yun-fei

(The Technology Testing Center of Panzhihua Iron and Steel Group Co.
Xichang New Steel, Xichang, Sichuan 615012)

Abstract: Superior atmospheric corrosion resisting structural steel strips cold bending property is always below the standard or fall short of using request. The reason is found out by using chemical composition analysis, microstructure examination, mechanical property testing and productive process research. C species inclusion is the main influence factor in cold bending property of the Superior atmospheric corrosion resisting structural steel strips, in the next place, the cold bending property is deeply affected by Chemical composition, microstructure and mechanical property.

Key words: Cold bending property; The influence factor; Chemical composition analysis; Microstructure examination; Mechanical property testing; Productive process research