



基于 BP 网络的锅炉炉膛火焰 燃烧状态自动识别

谭 皓 李立源 陈维南

(东南大学自动化研究所 南京 210018)

摘 要 提出了一种基于神经网络的锅炉炉膛火焰燃烧状态的识别和灭火预警、报警系统。燃烧火焰图像由 CCD 摄像机、传像光纤和图像卡采入计算机,经预处理后由神经网络识别其燃烧状态,并根据识别结果进行灭火的预警和报警。神经网络由 BP 算法进行训练。实验结果表明:新系统对火焰燃烧状态有很高的识别准确性,可以有效地实现灭火报警。

关键词 锅炉火焰监控,灭火报警,数字图像处理,BP 算法。

1 引言

电站锅炉炉膛爆炸是一种时常发生的恶性事故,直接影响电站的经济运行和安全性。为防止此类事故的发生,大容量锅炉均应配备炉膛安全保护装置。而炉膛安全保护装置运行成功与否,在很大程度上取决于它的核心部件——火焰检测器对火焰燃烧状况的检测是否精确可靠。因此对于锅炉炉膛燃烧火焰的检测、识别研究有十分重要的现实意义。

目前国内对燃烧火焰的检测主要有两种类型:红外线火焰检测和可见光火焰检测。二者均采用双信号检测判别法,分别利用煤粉着火区(初始燃烧区)火焰的红外线和可见光的亮度以及闪烁频率来判别火焰的有无。用上述方法准确检测火焰的前提条件是必须将检测头对准燃烧器着火区。但在实际运行中,由于各种因素的影响,检测器探头很难随时对准着火区^[1,2]。因此当前无论是引进的,还是国产的炉膛安全保护装置,都没有从根本上解决火焰检测问题。

采用传像光纤和数字图像处理技术检测锅炉燃烧火焰,是八十年代末期的一项火焰检测新技术^[3,4]。火焰图象检测的不是一个单点,而是由几万个点组成的平面图象,因此获得的信息量提高了 10^4-10^5 数量级^[4]。但是,目前的火焰图象检测方法还很简单,只是利用灰度的统计平均和亮度倾角来判别火焰的有无。由于煤种、送风的变化,加上炉膛中烟雾、粉尘和背景亮度噪声的影响,图象中的不确定因素很多。用现有简单方法很难做到火焰燃烧状态的准确识别。而神经网络有自学习和非线性可分的优异性能,可用于特征不确定,环境恶劣情况下的图象识别。基于以上理由,本研究旨在把神经网络技术应用于火

焰燃烧的自动识别中,以大大提高火焰识别的准确性,为实现火焰燃烧的自动控制提供依据.

2 自动识别原理

2.1 火焰识别问题的神经网络表达

大量观察表明,在一定的燃烧状态下,火焰应在一定的位置燃烧,且具有一定大小和形状.但是由于煤种、送风等因素的影响和火焰的跳动特征等,火焰的位置会有一些的漂移和闪烁.采用高于火焰闪烁频率2—3倍的频率采集火焰图像,然后对一定的时间间隔内的图像进行加权平均,可得到稳定的火焰燃烧图像.即

$$\bar{I}_t = \frac{1}{N} \sum_{j=t-s/2}^{t+s/2} w_j I_j, \tag{1}$$

其中 I_j 是 j 时刻的瞬时采集图像, \bar{I}_t 是 t 时刻平均图像, w_j 为权系数,一般取中间大两头小,可按高斯分布确定.在这样一幅图像上,燃烧火焰的位置(根部、中部、前部)、火焰大小、形状和亮度分布将直接反映燃烧火焰的状况.

由于火焰燃烧是一种剧烈的化学过程,加上煤种、送风和背景噪音等的影响,用确切的数学模型来描述火焰燃烧图像还很困难.但是锅炉操作人员可以根据火焰燃烧的特征判别燃烧情况,这说明火焰燃烧特征和火焰燃烧状况之间存在着一定的对应关系,这种对应关系是由人的经验确定的.根据人的经验,火焰燃烧状态可划分为四种标准模式:设为“不充分燃烧”、“充分燃烧”、“熄火预警”、“灭火报警”,分别对应于火焰位置位于前部、中部、根部和无火焰的情况.这样火焰的燃烧状态的识别,就转化为将实时采集的火焰燃烧图像映射为四种标准模式之一的模式分类问题.由于燃烧状况的复杂多变性,这种映射是高度非线性和不确定的.适合于用神经网络对火焰图像进行识别.

为了利用神经网络识别火焰燃烧状态,首先将图像 \bar{I}_t 中火焰可能出现的区域(包括根部和前部)划为有效区域.然后,把有效区域划分为 $m \times m$ 个小块.对于火焰图像 \bar{I}_t ,统计各小方块的平均灰度,作为神经网络的输入,这样火焰燃烧状态的神经网络识别就是:输入一个 $m \times m$ 的灰度矩阵,输出为四个燃烧状态之一.

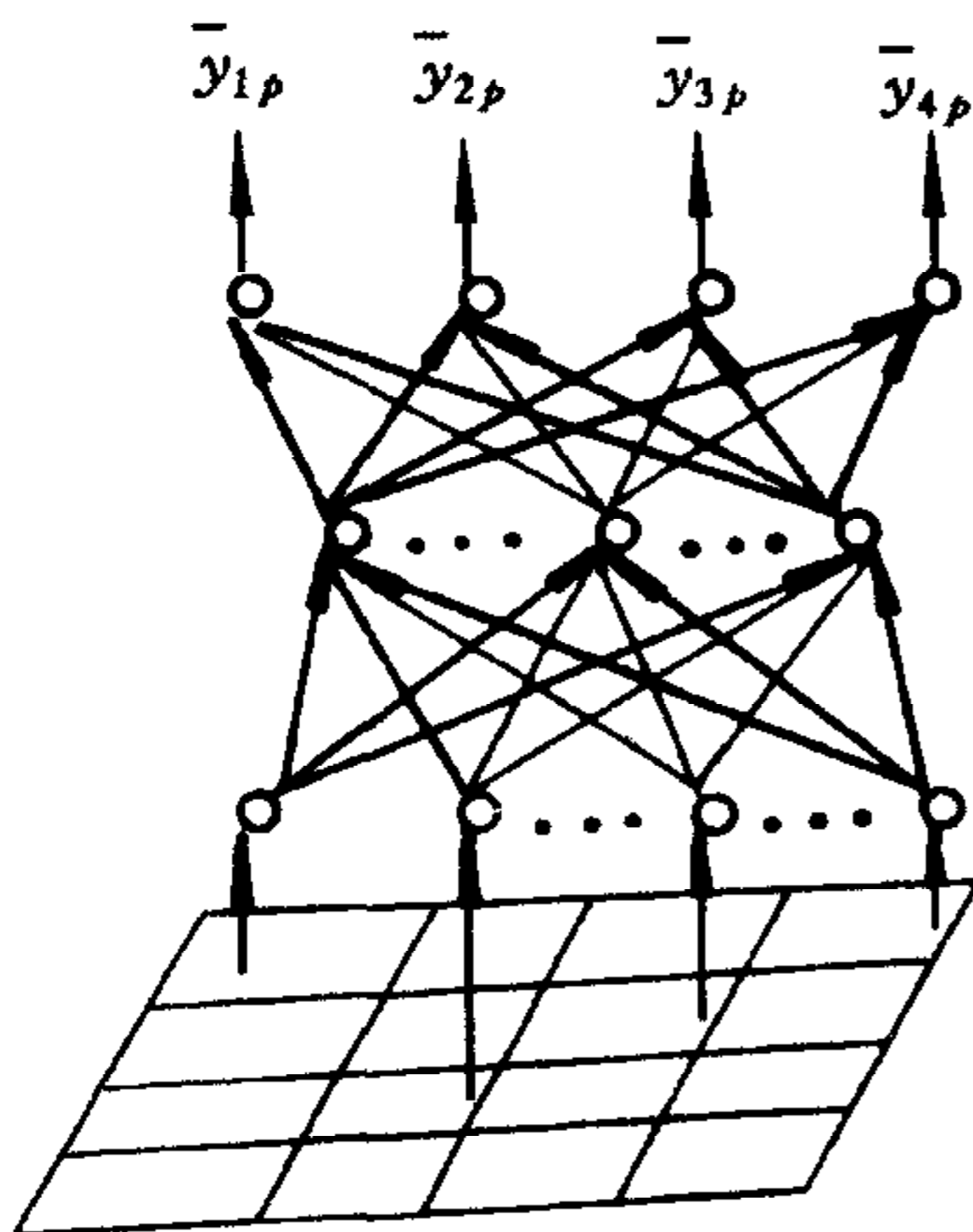


图1 三层前馈感知器

2.2 神经网络的构造与训练

对于上节所述的识别问题,神经网络可采用标准的三层前馈型感知器构造,如图1所示.层与层的节点之间形成全互连接,各层内的节点之间没有连接.各节点的输出函数采用 Sigmoid 函数^[5]

$$f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1}. \tag{2}$$

网络的训练,采用标准的反向传播(BP)学习算法,通过修改各层神经元的权值,使均方误差

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E_p, \quad E_p = \frac{1}{2} \sum_j (y_{jp} - \tilde{y}_{jp})^2 \tag{3}$$

达最小.其中 P 指有 P 个样本, y_{jp} , \tilde{y}_{jp} 分别为第 p 个样本的第 j 个输出节点的希望输出和实际输出.

3 在燃烧火焰状态识别中的应用

3.1 系统框图

3.2 BP 网络参数的选择

输入层节点选为 8×8 灰度阵列;输出层节点个数,根据划分火焰燃烧标准状态的需要确定为4个;隐层节点个数的选取没有理论上的指导,在实际应用时,使平方误差 $E < 0.01$,取不同的隐节点个数对神经网络进行训练,所需训练时间如图3所示,图4是不同隐节点个数时识别精度误差。(注:本文计算均使用486/33计算机)

一般来说,隐节点个数越多,识别精度越高,但网络构造复杂性急剧增加,权值学习困难,识别时的运算量也将按指数增长,导致训练和识别时间增加.所以,考虑到识别精度和神经网络构造复杂性两方面的因素,由图四选8个隐节点时,识别精度为 $E < 0.0235$,可得到较好的结果.

权系数初值取 $[-0.05, 0.05]$ 之间的随机数.学习步长取为0.6.

在样本的训练学习过程中,由于提取的64个灰度均值特征均在 $[0, 255]$ 内,为了避免BP网络的隐节点输出一直为0或1,导致训练失败的现象.把隐节点的 sigmoid 函数取为

$$f(x) = [1 + \exp(-a \cdot \text{net}_{jp})]^{-1}, a = 0.004, \tag{4}$$

其中 net_{jp} 是第 p 个样本第 j 个节点的输入.

识别结果的确定,采用 winner-take-all 策略,即哪个节点的输出结果最大,就把火焰图像划为那个状态.

3.3 实验结果及讨论

共选择200组图像样本,每种燃烧状态样本为50组.随机抽取80组样本作为训练样本.对网络进行训练和学习后,将前面的200组样本作为测试样本,输入系统中进行识别.识别的结果如表1所示.

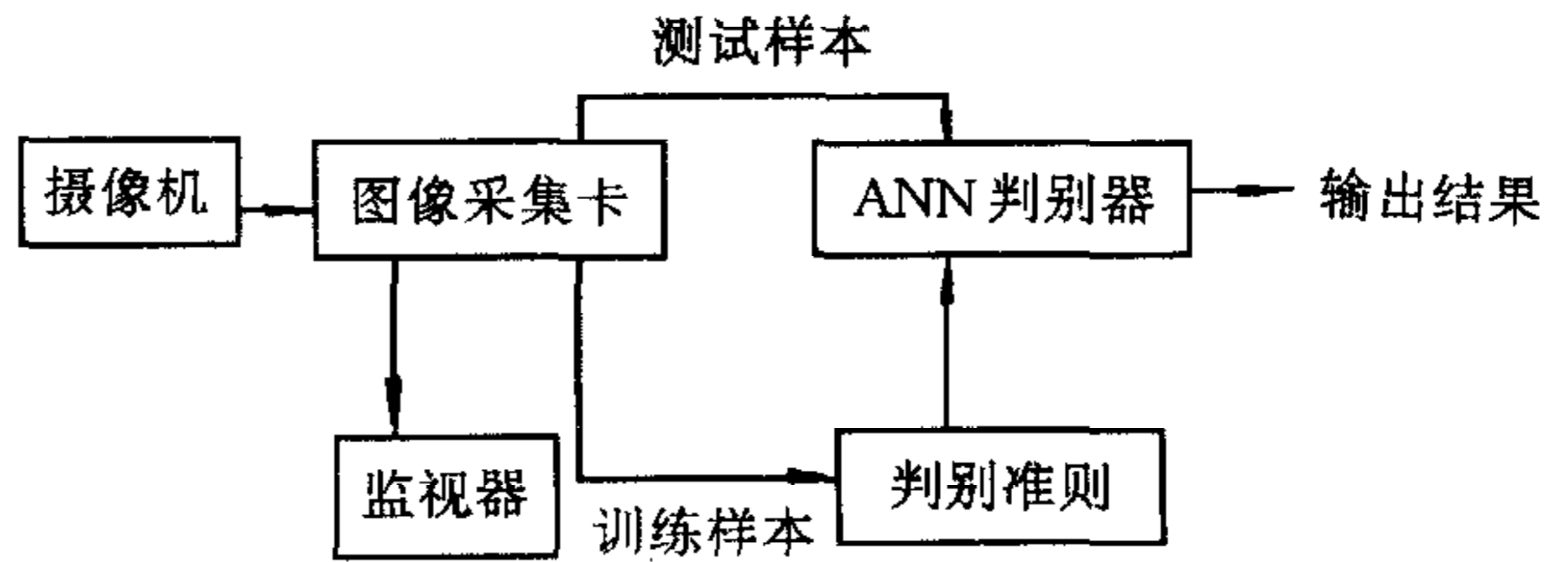


图2 系统框图

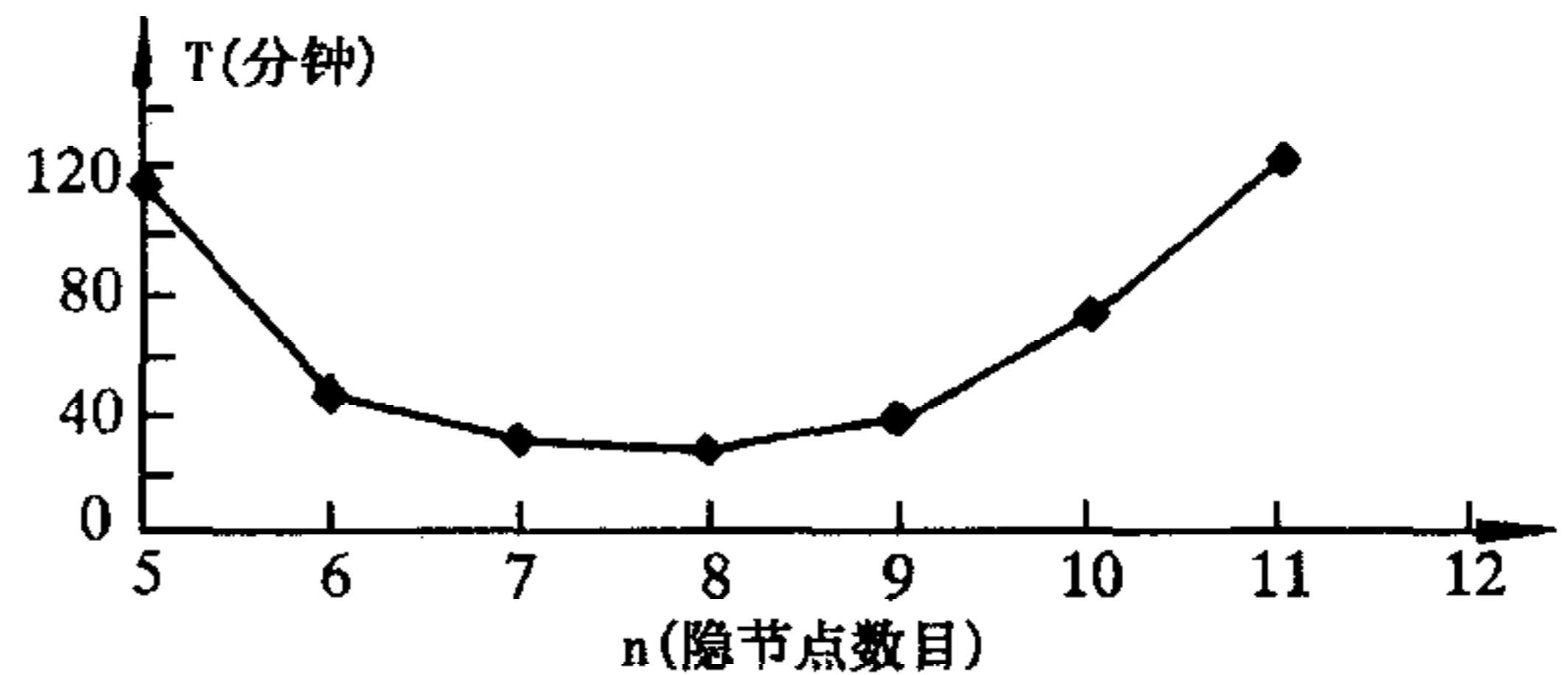


图3 不同隐节点个数时所需的训练时间

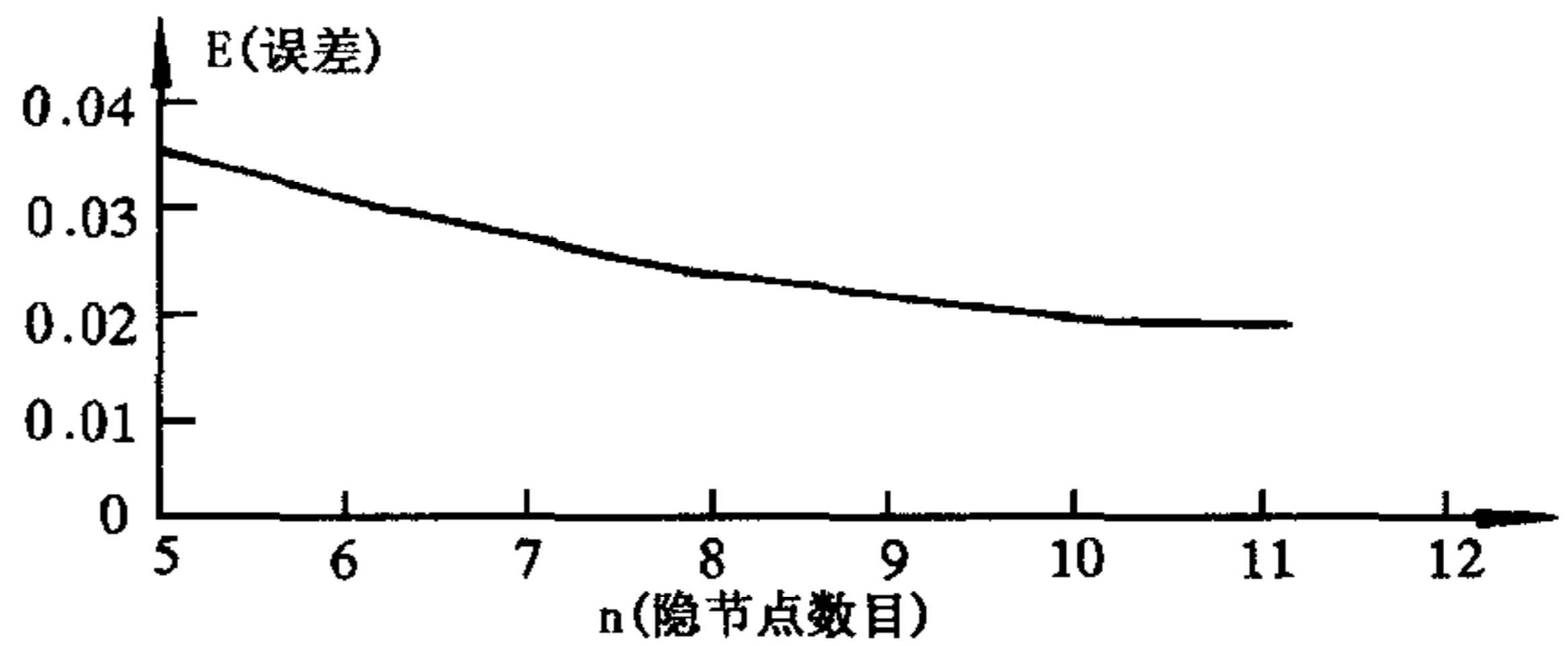


图4 不同隐节点个数时的识别精度误差

表1 识别结果

样本	误差个数	识别率
不充分燃烧	5	90%
充分燃烧	6	88%
熄火预警	3	96%
灭火报警	0	100%

由表1可知,对燃烧火焰状态的识别准确率较高.且对不充分燃烧和充分燃烧的误判仍然发生在它们之间,对熄火预警和灭火报警的识别没有影响.

4 结束语

本文用神经网络分类技术对大型锅炉炉膛火焰进行自动识别,不仅可实现灭火报警,还可实现熄火预警.实验结果表明新方法具有很高的准确性.将此项新技术应用于炉膛安全监控系统之中,有望从根本上解决锅炉炉膛火焰的灭火检测,杜绝炉膛恶性爆炸事故的发生.这对我国电站锅炉的安全运行具有重大意义.

参 考 文 献

- 1 徐伟勇等. 数字图象处理在火焰检测上的应用. 中国电力, 1994, (10): 41—44
- 2 王满家. 锅炉炉膛安全保护装置应用状况分析. 中国电力, 1993, (3): 34—38
- 3 舒子恺. 三菱新型火焰监视装置(OPTIS)简介. 热工自动化信息, 1993, 1: 9—11
- 4 刘维, 郑坚. 工业锅炉炉膛火焰图象处理系统. 热电技术, 1995, 2: 43—45
- 5 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990, 34—36

BURNER FLAME RECOGNITION BASED ON BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

TAN HAO LI LIYUAN CHEN WEINAN

(*Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing 210018*)

Abstract In this paper, a system based on ANN for flame recognition and extinguishing alarm for a boiler is presented. We use CCD camera, fibre and image card to grab the flame image, then identify its burning state using ANN after preprocessing. According to the result of identification the system decides to alarm for extinguishing or not. The ANN is trained with the backpropagation learning algorithm. The experiment result shows that the system has high correctness of flame recognition. It is effective to alarm for flame extinguishing.

Key words Boiler flame inspection, extinguishing alarm, digital image process, BP algorithm.