



基于燃烧火焰图象特征的回转窑神经网络控制系统¹⁾

李树涛^{1,2} 王耀南¹ 张昌凡¹

¹(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

²(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

(E-mail: shutao_li@yahoo.com.cn)

摘 要 提出了一种基于燃烧火焰图象特征的回转窑神经网络控制系统. 系统主要由两部分组成, 一部分是回转窑煅烧带火焰燃烧状态识别系统, 包括火焰图象获取、预处理、分割、特征提取与识别; 另一部分是基于高斯基函数神经网络的控制系统. 实际运行结果表明该系统的有效性和实用性.

关键词 视觉检测, 图象处理, 神经网络, 模糊逻辑, 回转窑

中图分类号 TP273

NEURAL NETWORK CONTROL SYSTEM FOR ROTARY KILN BASED ON FEATURES OF COMBUSTION FLAME

LI Shu-Tao^{1,2} WANG Yao-Nan¹ ZHANG Chang-Fan¹

¹(College of Electrical and Information, Hunan University, Changsha 410082)

²(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, CAS, Beijing 100080)

(E-mail: shutao_li@yahoo.com.cn)

Abstract In this paper, a neural network control system for rotary kiln based on features of combustion flame is proposed. The system consists of two main parts. One is status recognition system of calcine band flame, which is composed of image capturing, preprocessing, segmentation, feature extraction and pattern recognition. The other is neural network control system using Gaussian potential function network (GPFN). The practical operating results illustrate effectiveness and practicability of the proposed system.

Key words Visual detection, image processing, neural network, fuzzy logic, rotary kiln

1) 国家“863”高技术计划(863-511-9845-002)资助

收稿日期 2000-03-28 收修改稿日期 2000-05-30

1 引言

目前广泛应用于冶金、建材等工业部门的回转窑的最大缺点是能耗高、热效率低,其中主要原因是检测和控制手段落后.很多回转窑至今还沿用人工看火方法,即通过操作工人观察窑内“火圈”情况,来判断窑内热工状态.因此,看火工人的精神状态、技术素质、责任心和操作经验等因素都会影响其判断与操作,随机性很大,成为制约回转窑节能的重要原因.另外,回转窑是典型的多变量、时变和分布参数的非线性系统,热工过程非常复杂,很难为其建立合适的数学模型.由于模糊逻辑长于逻辑推理,在回转窑的控制方面得到了广泛的应用^[1,2].基于人工神经网络的自适应控制是控制复杂非线性系统的新方法.神经网络应用于控制领域具有如下潜力:能够以期望的精度逼近任何连续映射;通过学习完成该逼近;易于实现并行处理;具有容错能力.

本文提出了一种基于燃烧火焰图象特征的回转窑神经网络控制系统.由视觉检测系统对回转窑煅烧带火焰燃烧状态进行识别,结合窑尾温度状态利用高斯基函数神经网络控制器对回转窑进行控制.视觉检测系统包括图象获取、预处理、分割、特征提取和状态识别.实际运行结果表明本文提出的系统能够降低能耗,同时提高熟料的生产质量.

2 系统构成

回转窑一般由冷却带、煅烧带、预热带和烘干带组成,其控制量有喷煤量、鼓风量、进料量和窑的转速,其中喷煤量与喷煤电机转速成正比,进料量与窑速、鼓风量与喷煤量在煅烧过程中均保持一定的比例.而最关键的是调节喷煤量使生料在煅烧带加热到合适的温度,因此回转窑煅烧带火焰状态是检测的关键,同时考虑的检测量还有窑尾的温度.本文提出的视觉检测与神经网络控制系统方案如图1所示.由于CCD(Charge-Coupled Device)摄像机具有寿命长、体积小、重量轻、工作电压低等突出优点,被用于火焰图象的检测,运行时附有冷却和自动退出装置.图象采集卡采用加拿大MATROX公司的METEOR2/4实时彩色图象采集卡,空间分辨率为 480×320 .

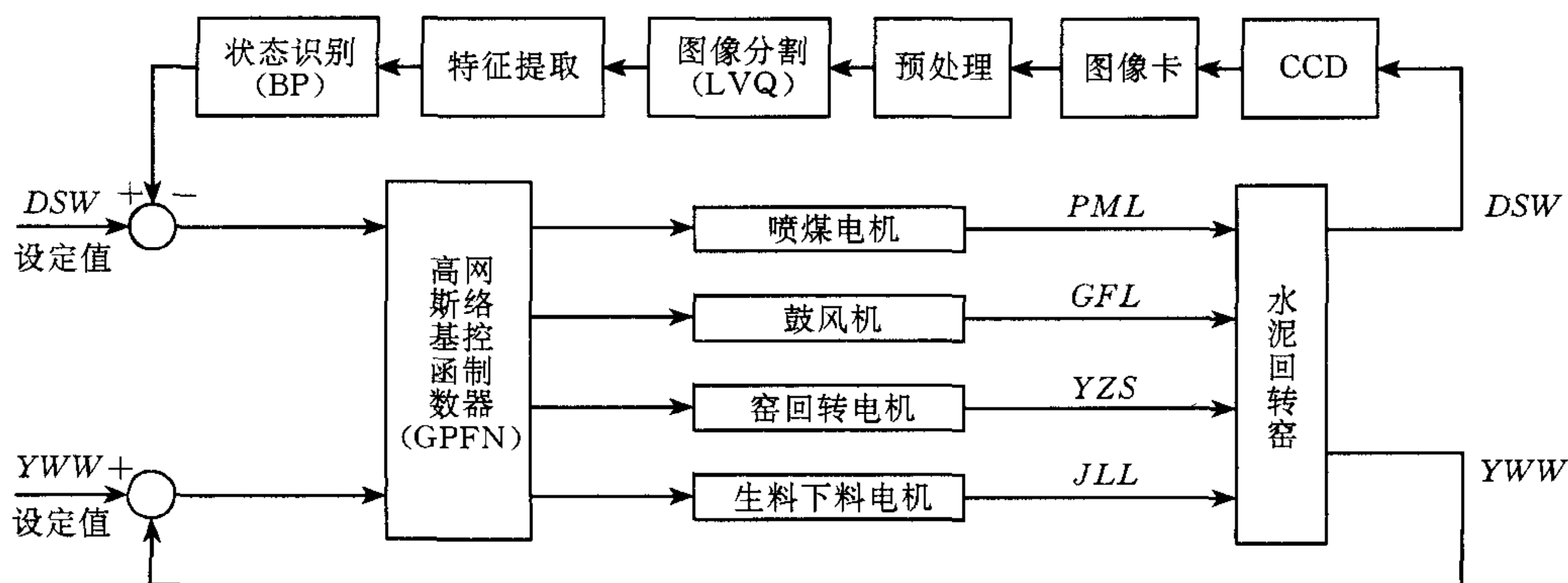


图1 回转窑视觉检测与神经网络控制方案框图

3 煅烧带火焰燃烧状态的模糊检测

3.1 煅烧带火焰图象的采集与预处理

为了消除火焰的闪烁和漂移对燃烧状态识别的影响,以火焰闪烁频率的 3 倍频率进行采样,并在一定时间间隔内对采样图象进行加权平均

$$\bar{I}_t(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n I_n(i, j) \quad (1)$$

其中 \bar{I}_t 是 t 时刻的平均图象, (i, j) 表示像素位置, I_n 是 t 时刻前第 n 个采样图象, w_n 是加权系数, N 为加权平均图象个数. 为了消除炉膛内粉尘、烟雾产生的噪声及摄像过程中产生的随机噪声,对稳定后的火焰图象进行 3×3 中值滤波.

3.2 基于 LVQ 火焰图象分割^[3]

本文采用了学习向量量化(LVQ, Learning Vector Quantization)网络进行火焰图象的分割. 火焰图象被分割成四个部分,即火圈区、亮区、黑把子和物料区. 神经网络的输入特征向量值选为像素点的归一化的彩色分量值,即红色、绿色、蓝色的归一化分量值. 对于像素 $P(i, j)$ 来说,其特征向量为 $R(i, j)/255, G(i, j)/255, B(i, j)/255$. 神经网络的训练信号通过手选给定,每一类选取 200 个训练样本. LVQ 网络采用 3-5-4 的结构,每一类只有一个对应的输出节点响应. 网络采用改进的 Kohonen 学习算法,训练步数为 20 000 步.

3.3 燃烧火焰特征提取

本文从分割后的火焰图象中提取 8 个特征,即火圈、亮区、黑把子、物料的面积和平均灰度. 除此之外,我们还选取了 12 个灰度带特征,即

$$G_i = \frac{\sum_{j=0}^{N_i-1} \text{gray}(j)}{N_i} \quad (2)$$

其中 $i=0, \dots, 11$ 表示 12 个灰度带, N_i 表示灰度属于第 i 个灰度带的像素数, $\text{gray}(j)$ 表示像素的灰度值. 12 个灰度带的灰度级分别为 255-236; 235-216; 215-196; 195-176; 175-156; 155-136; 135-116; 115-96; 95-76; 75-56; 55-36; 35-16. 如果对应某个灰度带的像素数为 0, 则将该灰度带特征设为 0. 这种方法较文献[4]更为简单有效.

3.4 BP 网络识别火焰燃烧状态

采用 3 层 BP 神经网络进行火焰图象的识别. 依据输入特征向量维数,输入层节点数选为 20. 根据现场运行情况将煅烧带火焰的温度状态分为太低、较低、稍低、正常、稍高、较高、太高七种,所以输出层的节点数为 7. 隐含层的节点数根据试验选为 10.

选择 350 组火焰图象样本做试验,其中每种燃烧状态有 50 组,随机从中选取 210 组训练 BP 网络. 训练时网络的初始权值取 $(-0.5, 0.5)$ 之间的随机数,对于每个样本训练到 $E \leq 0.01$ 时停止训练. 所有样本训练完毕,识别剩余的 140 组,得到的结果见表 1,可见网络具有很好的识别性能.

表 1 火焰燃烧状态识别结果(%)

类别	太低	较低	稍低	合适	稍高	较高	太高
识别率	99	94	95	93	94	94	98

4 高斯基函数网络控制器设计

根据回转窑的操作过程和工人的经验,被控制量与控制量的模糊子集、论域确定如下
煅烧带温度(DSW,Duan Shao Wen):{太低、较低、稍低、合适、稍高、较高、太高}={-3,-2,-1,0,1,2,3};
窑尾温度(YWW,Yao Wei Wen):{太低、较低、合适、较高、太高}={-2,-1,0,1,2};
喷煤量(PML,Pen Mei Liang):{多减、中减、稍减、保持、稍加、中加、多加}={-3,-2,-1,0,1,2,3};
鼓风量(GFL,Gu Feng Liang):{多减、中减、稍减、保持、稍加、中加、多加}={-3,-2,-1,0,1,2,3};
进料量(JLL,Jin Liao Liang):{多减、中减、稍减、保持、稍加、中加、多加}={-3,-2,-1,0,1,2,3};
窑转速(YZS,Yao Zhuan Su):{多减、中减、稍减、保持、稍加、中加、多加}={-3,-2,-1,0,1,2,3};

其中窑尾温度由热电偶测得,各变量的隶属函数的确定与实际经验密切联系不可分割.

高斯基函数网络(GPFN)是一类非常有效的前馈网络,它已广泛应用于模式识别、函数逼近、自适应滤波等领域.在理论上,GPFN同多层感知器网络一样,能够对任意连续非线性映射形成任意精度的逼近.两者不同之处在于GPFN中的基函数仅在一微小局部范围内是非零的,即只有当输入落入该微小局部范围内时,基函数才产生一有效的非零响应.GPFN可以看成是三层前馈神经网络.隐含层由一组计算基节点组成,每个节点包含一个称为变换中心矢量和控制径向基函数的形状参数.该节点计算中心与网络输入向量构成欧几里德距离,并通过非线性函数传递至输出层,输出层是一个线性组合器.网络的第*k*个节点的输出为

$$\hat{y}_k(t) = \sum_{j=0}^M w_{kj} \cdot h_j(t)$$

(3)

其中 w_{kj} 为隐层到输出层的连接权值,隐层单元的输出(即高斯势函数) $h_j(t)$ 表示为

$$h_j(t) = \Phi(\|X(t) - c_j\|) = \exp\left(-\sum_{j=1}^n \frac{(x_j(t) - c_j)^2}{2s_j^2}\right), \quad i \leq j \leq M, s_j > 0$$

(4)

其中 $X=(x_1,x_2,\cdots,x_n)^T$ 为输入向量, c_j 为隐层第 j 个单元的变换中心矢量, s_j 为控制势函数的形状参数, $\|\cdot\|$ 表示欧几里德距离, $\Phi(\cdot)$ 为高斯基函数. GPFN 的学习采用广义递归最小二乘学习算法^[5].

GPFN 的输入向量是煅烧带温度和窑尾温度的模糊变量,隐层节点为 8 个,输出层为 4 个节点,分别控制喷煤量、鼓风量、进风量和窑转速.网络的训练样本由多名有现场经验的

工人的经验得出. 网络训练收敛后, 即可用于回转窑的现场控制.

5 结论

本文提出的基于燃烧火焰图象特征的回转窑神经网络控制系统, 提高了熟料的产量和质量, 降低了能耗, 实现了回转窑生产的自动化, 取得了明显的经济效益和社会效益. 目前, 如何进一步提高窑尾温度测量的准确性、如何获取更加准确的工人操作经验有待研究.

参 考 文 献

- 1 Larsen P. Industrial application of fuzzy logic control. *International Journal Man-Machine Studies*, 1980, **12**(1):3~10
- 2 高玉琦, 李友善, 马家辰. 水泥回转窑的计算机控制. 自动化学报, 1991, **17**(2):166~173
- 3 李树涛, 王耀南. 基于神经网络的回转窑火焰图象分割. 仪器仪表学报, 2001, **22**(1):10~16
- 4 谭 皓, 李立源, 陈维南. 基于 BP 网络的锅炉炉膛火焰燃烧状态自动识别. 自动化学报, 1998, **24**(5):667~670
- 5 王耀南. 智能控制系统-模糊逻辑·专家系统·神经网络控制. 长沙: 湖南大学出版社, 1996

李树涛 湖南大学电气与信息工程学院博士研究生. 主要研究兴趣是数字图象处理、模式识别、智能控制.

王耀南 湖南大学电气与信息工程学院教授、博士生导师, 国家高效磨削工程中心副主任. 主要研究领域为数字图象处理、智能控制、CIMS 应用工程等.

张昌凡 湖南大学电气与信息工程学院博士研究生, 株洲工学院电气工程系教授. 主要研究领域为智能控制.