

文章编号: 1000-8152(2007)06-0995-04

# 基于图像反馈的回转窑烧结温度智能预测控制

张小刚<sup>1</sup>, 陈华<sup>2</sup>, 章兢<sup>1</sup>, 刘小燕<sup>1</sup>

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湖南大学 计算机与通信学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 利用火焰图像作为回转窑烧结温度的反馈信号参与闭环预测控制, 融合现场热工信号, 设计了烧结温度的RBF网络预测模型, 并利用遗传算法进行滚动优化, 现场运行结果表明该方法可在正常工况下对烧结温度进行稳定控制。

**关键词:** 预测控制; 回转窑; 过程控制; 图像处理; 遗传算法; 神经网络  
**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A

## Intelligent predictive control strategy applied to sintering temperature in rotary kiln based on image feedback

ZHANG Xiao-gang<sup>1</sup>, CHEN Hua<sup>2</sup>, ZHANG Jing<sup>1</sup>, LIU Xiao-yan<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China;  
2. College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

**Abstract:** The sintering temperature in rotary kiln is measured through image processing algorithm as feedback of its predictive control. The predictive model based on RBF network is designed by the image and other process data optimized by genetic algorithm. The final results of application at an alumina sintering kiln show that this intelligent predictive control strategy can achieve higher stability in normal condition.

**Key words:** predictive control; rotary kiln; process control; image processing; genetic algorithm; neural network

### 1 引言(Introduction)

在我国, 约有2000套回转窑应用于各基础行业。其工艺如图1所示。

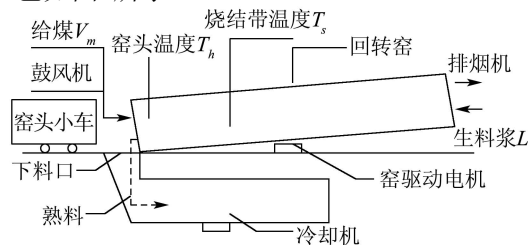


图 1 工业回转窑工艺流程

Fig. 1 Process of industrial rotary

窑体倾斜且缓慢旋转, 生料浆从窑尾流向窑头, 经烘干、预热、烧结和冷却后落入冷却机。煤粉从窑头吹入, 在烧结带与物料相遇燃烧, 此称为烧结过程。该过程具有典型的时滞、慢时变、强干扰等特点。操作工通过观察窑内火焰来调节喂煤量和风量, 控制烧结温度, 其操作技术性很强。近年来与软计算方

法结合的智能预测控制算法得到广泛关注<sup>[1,2]</sup>, 但这些研究结论大都基于仿真验证, 而本文以氧化铝回转窑为具体对象, 研究一种基于图像反馈的烧结温度智能预测控制方法。

### 2 烧结带温度的图像检测(Measurement of sintering temperature by image process)

回转窑内烧结带火焰温度 $T_s$ 的检测是对其进行自动控制首要解决的问题。因窑体结构特殊, 现场环境恶劣, 热电偶和比色测温仪均不能长期投用<sup>[3]</sup>。利用图像测温是当前燃煤温度测量的研究热点<sup>[4~7]</sup>。文献[4,5]最早研究了基于火焰图像的燃烧控制。文献[6]根据彩色火焰图像的三基色比值作为神经网络的输入来软测量火焰的温度, 文献[7]在辐射图像处理 and 辐射传热逆问题求解基础上建立二维炉膛温度场, 上述研究大都仅限于现场监视。为进行智能预测控制, 本文采用下述方法: 根据黑体辐射原理, 煤粉燃烧温度越高其传播到CCD靶场面的辐射越强,

收稿日期: 2005-04-25; 收修改稿日期: 2006-11-10。

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(04JJ3011); 湖南省重点科研项目(05GK2003); 国家自然科学基金重点资助项目(60634020); 国家自然科学基金资助项目(50704016)。

对应像素点亮度越高. 该亮度测温方法虽不精确, 但在窑内清晰时, 可正确检测窑内温度变化. 因此系统先利用工业电视摄像机摄取窑内烧结带火焰图像, 再通过图像采集卡获取火焰彩色图像数据, 图像如图2所示. 煤粉喷入后形成“黑把子”, 煤燃烧后所照亮的区域称为“亮区”, 煤燃烧形成的亮圈称为“火圈”, 物料流动的区域为“物料区”, 其余区域称为“背景区”. 首先按上述几个区域进行图像分割, 然后分别提取6个特征: 黑把子长度与面积、火圈面积与颜色、物料被带起的高度与颜色, 最后估计火焰温度. 整个图像处理流程为: 图像冻结→灰度直方图统计→图像分割→火焰分割→图像灰度均值→烟雾滤波→数字序列滤波→温度值计算→图像激活.

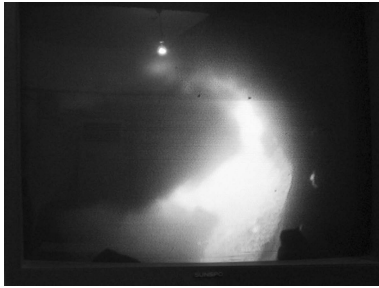


图2 烧结带火焰监控图

Fig. 2 Image of sintering fire

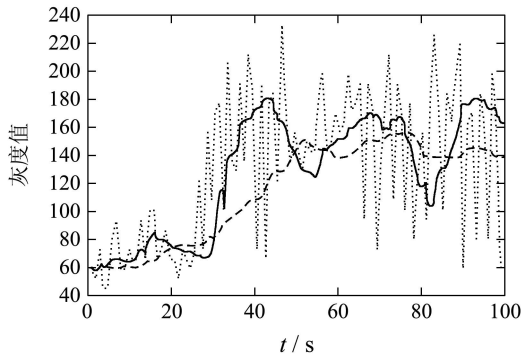


图3 均值和FIR滤波结果

Fig. 3 Average and FIR filtering results

平均亮度按下式计算, 标定后代表火焰温度值:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M (\alpha G_r(i) + \beta G_g(i) + \gamma G_b(i)). \quad (1)$$

其中:  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ,  $M$ 为像素数目,  $G_r(i)$ ,  $G_g(i)$ ,  $G_b(i)$ 为第*i*个像素的红、绿、蓝灰度值.

上述流程中“数字序列滤波”是图像测温的重要步骤. 须采用有效的滤波方法来克服由于窑内火焰闪动造成的烧结温度波动假相, 常采用的均值滤波滞后性较大, 为提取图像灰度序列中的低频趋势, 采用如下单边低通FIR滤波算法:

$$F_l = \sum_{n=0}^M h_n G_n. \quad (2)$$

其中:  $h_0 = 2\pi f_0$ ,  $h_k = \frac{\sin(2\pi f_0 k)}{k}$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ .  $f_0$ 为滤波器可通过的最高频率,  $G_n$ 为图像序列的亮度值. 图3是分别采用均值滤波(点划线)和单边低通FIR滤波(实线)算法获得的图像灰度序列(虚线)的滤波曲线, 可看出后者的实时性更强. 图中: 横坐标为采样时间*t*, 单位为s; 纵坐标为灰度值.

### 3 基于GA的神经网络预测控制器(NN predictive controller base on GA)

#### 3.1 回转窑RBF网络建模(RBF model of rotarty)

由于回转窑工艺的特殊性, 难以用实验手段获取满足系统建模的阶跃响应或脉冲响应数据, 同时回转窑对象不是一个具有自稳定特性的最小相位系统, 对于这类不能在工作点线性化的强非线性被控对象, 存在无法满足建模条件等缺陷. 因此本文采用RBF神经网络在正常工况下建立回转窑系统的非线性预测模型. 它为两层处理结构, 其总体输入输出响应函数为

$$\hat{f}_j(x) = \sum_{k=1}^l \eta_{kj} \varphi(\|x - C_k\|), 1 \leq j \leq h. \quad (3)$$

式中:  $h$ 为输出节点数,  $\eta_{kj}$ 为权值,  $C_k$ 为隐节点中心向量,  $x$ 为输入向量,  $l$ 为隐节点数,  $\|\cdot\|$ 为欧式范数,  $\varphi(\cdot)$ 为非线性核函数, 本文采用高斯核函数.

RBF网络的训练是该系统设计的重点和难点, 需要人工经验和反复实验. 根据生产工艺要求, 稳定烧结带温度和保证煤粉充分燃烧是回转窑控制的关键. 在现场经验和综合评价的基础上, 选择烧结带温度 $T_s$ 作为输出被控变量. 为降低控制器设计的复杂程度, 这里只选择双管螺旋的给煤转速 $V_m$ 作为调节变量. 理论上, 在煤粉燃烧过程中, 风煤比的控制是非常重要的. 但在回转窑现场, 小波动条件下的鼓风流量一般是固定且富裕的. 考虑到系统目标是在工况正常条件下的稳定控制, 因此风量没有考虑到模型中去. 事实证明这样做完全可以满足正常条件下的控制要求.

由于现场回转窑烧结带温度的纯滞后时间常数 $\tau$ 是时变的(正常情况下为2~4 min左右), 将料浆流量 $L$ 和窑头温度 $T_h$ 作为前馈信号引入神经网络模型, 对窑内温度变化作出预估, 克服温度滞后带来的影响. 这样基于RBF网络建立的烧结带温度预测模型如下:

$$\begin{aligned} \hat{T}_s(k+1) = & NN[T_s(k), \dots, T_s(k-n+1), V_m(k), \dots, \\ & V_m(k-m+1), L(k), \dots, L(k-p+1), \\ & T_h(k), \dots, T_h(k-q+1)], \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\hat{T}_s(k+1)$ 为网络输出, 是下一时刻烧结带温

度的估计.  $T_s(\cdot), V_m(\cdot), L(\cdot), T_h(\cdot)$ 为网络输入, 分别是当前时刻或前几个时刻的烧结带温度、给煤转速、料浆流量和窑头温度计算机采样值,  $n, m, p, q$ 为相应输入信号的阶次.

离线训练数据是在回转窑正常工况下获取的. 网络训练前需进行滤波去噪和归一化处理. 在训练过程中, 首先利用K-means算法决定隐层各节点的高斯核函数中心和标准化常数, 确定好隐层参数后, 根据样本利用最小二乘原则求出输出层的权值.

### 3.2 系统目标函数推导(Introduction of optimizing function)

利用上述RBF网络建立烧结带温度的预测模型. 虽然解决了非线性建模问题, 但是增加了目标函数优化的难度. 在式(4)基础上, 系统在当前时刻的预测误差计算如下:

$$d(k) = T_s(k) - \hat{T}_s(k) = T_s(k) - NN[T_s(k-1), \dots, T_s(k-n), V_m(k-1), \dots, V_m(k-m), L(k), \dots, L(k-p), T_h(k), \dots, T_h(k-q)]. \quad (5)$$

假设预测步长为 $P$ , 在误差校正后, 闭环预测输出

$$\hat{T}_{sp}(k+i) = \hat{T}_s(k+i) + d(k), \quad 1 \leq i \leq p, \quad (6)$$

且系统输出 $T_s(k)$ 需沿期望轨迹过渡到设定值, 设系统给定 $c$ , 柔化因子为 $\alpha$ , 则预测控制的参考轨迹为

$$T_{sr}(k+i) = \alpha^i T_s(k) + (1 - \alpha^i)c, \quad 1 \leq i \leq p, \quad 0 < \alpha < 1. \quad (7)$$

设控制步长为 $M$ , 则滚动优化的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^p [\hat{T}_{sr}(k+i) - \hat{T}_{sp}(k+i)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^M V_m^2(k+i-1), \quad (8)$$

即设控制向量 $V = [V_m(k), V_m(k+1), \dots, V_m(k+M-1)]$ , 滚动优化的目标是搜索向量 $V$ 使 $J(V)$ 达到最小值. 分析式(8)可知在RBF网络的参与下,  $J$ 与 $V$ 向量是高维非线性关系. 例如设 $M = P = 2, \alpha = 0.3, \lambda = 0, V \in (0 \sim 1), F(V) = 1/(0.001 + J(V))$ , 在某时刻 $k$ , 根据现场数据建立的寻优函数 $F(V)$ 的分布如图4.

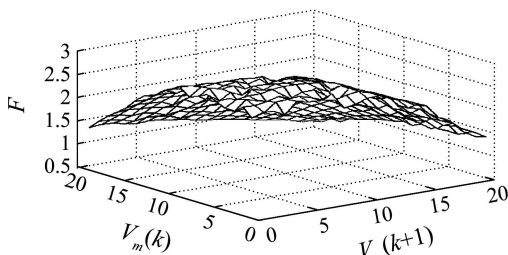


图4 一个目标函数曲面图

Fig. 4 Simulation of an optimizing function

从图4可知, 寻优曲面并不平滑,  $F(V)$ 存在多个局部极大点, 求偏导很难得到一个全局最优解.

### 3.3 遗传算法优化目标函数(Optimization based on GA)

考虑滚动优化目标函数(8), 取控制步长 $M = 2$ , 预测步长 $P = 2$ , 控制向量 $V = [V_m(k), V_m(k+1)]$ . 遗传算法的适应度函数为

$$F(V) = 1/(0.001 + J(V)). \quad (9)$$

遗传优化的目的是寻找一个合适的 $V$ 向量, 使得 $F(V)$ 的值最大.

采用十进制编码方式, “轮盘赌”复制操作, 两点交换. 交叉概率 $P_c$ 为0.5~0.8. 种群个体数目为15, 遗传代数20. 变异概率 $P_m$ 取值为0.2~0.05之间. 遗传算法的具体步骤这里不再详述, 下面重点讨论为提高遗传算法的实时性而采取的方法.

首先, 在上一时刻控制输入 $V_m(k-1)$ 的基础上产生初始种群 $V_m(\cdot)$ :

$$V_m(k) = V_m(k-1) + 2\mu(M_H - M_L)(r - 0.5), \quad V = [V_m(k), \dots, V_m(k+M-1)], \quad (10)$$

其中:  $M_H, M_L$ 为控制输入的上、下限.  $r$ 为0~1之间的随机数,  $\mu$ 为初始化波动幅度( $0 < \mu < 1$ ).  $\mu$ 值越大,  $V_m(\cdot)$ 分布越广.

其次, 对系统控制输入 $V_m$ 进行分段. 将转速波动划分成20段, 既减小了寻优空间, 又防止在大滞后情况下超调过大.

### 3.4 控制器框图及算法步骤(Controller structure and realization)

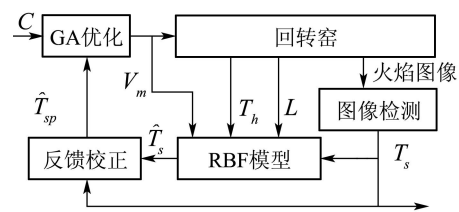


图5 基于图像反馈的预测控制结构图

Fig. 5 Structure of predictive controller by image feedback

基于图像反馈的智能预测控制器的总体结构如图5所示. 控制步骤如下:

**Step 1**  $k$ 时刻利用式(1)和(2)计算火焰温度值 $T_s(k)$ .

**Step 2** 利用式(4)计算烧结温度的输出预测值 $\hat{T}_s(k+1), \dots, \hat{T}_s(k+P)$ .

**Step 3** 利用式(5)计算预测误差 $d(k)$ , 利用式(6)修正输出预测值, 得到校正后的预测输出 $\hat{T}_{sp}(k+1), \dots, \hat{T}_{sp}(k+P)$ .

**Step 4** 利用GA寻式(9)极值, 求控制向量 $V$ , 取 $V_m(k)$ 作用于系统.

#### 4 系统实现及运行结果(Application results)

控制系统设置了一台计算服务器,负责运行智能预测控制算法程序.操作员站PC为看火工提供操作监控界面,与计算服务器采用C/S连接方式.控制软件包括控制模块、监视模块和管理模块.如图像处理、GA滚动优化、RBF网络预测等耗时模块,均利用动态连接库(DLL)形式,供主程序调用,缩短程序一个循环周期所用时间.

图6、图7分别是某氧化铝厂回转窑监控系统人工和自动控制历史曲线考屏.图中:横坐标为时间,单位为min,一屏约为24小时;纵坐标为现场温度信号,单位为 $^{\circ}\text{C}$ .从下至上分别为料浆流量、窑头温度、火焰温度和双管喂煤转速曲线.由图可知自控条件下窑内温度曲线平稳.表1为各热工数据波动的平均离差.可见自动控制下热工数据的平均离差远小于手动控制.

表1 热工数据的平均离差

Table 1 Arithmetic mean difference of data

	火焰温度	窑头温度	双管转速	喂料流量
手动	102.69	90.91	20.54	7.18
自动	55.81	37.51	17.37	0.48

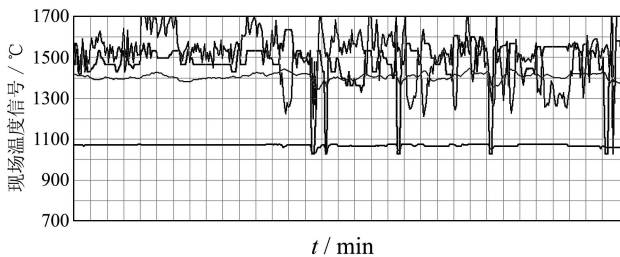


图6 手动控制历史曲线

Fig. 6 Historic curve of manual control

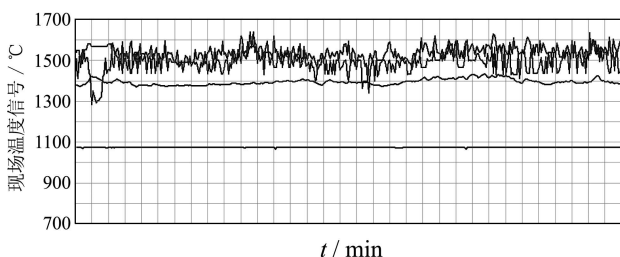


图7 自动控制历史曲线

Fig. 7 Historic curve of automation

该系统自动化投运率为82.1%.投运前后,台式产能提高2.02 t/h;氧化铝净溶出率提高0.5%;烧结带火砖周期增长34天,取得了良好的经济和社会效益.但长期运行也反映出受到RBF网络建模局限性,系统仅能在正常工况下投运.

#### 5 结论(Conclusion)

由于复杂的现场工艺条件,回转窑烧结过程能耗高,操作技术性强,自动化改造困难.论文结合一个

氧化铝回转窑烧结温度控制实例,提出利用火焰图像作为烧结温度的反馈信号参与闭环控制,融合现场热工信号,设计了烧结温度的RBF网络预测模型,并利用遗传算法进行滚动优化,现场运行结果表明该基于图像的智能预测控制方法,可在正常工况下对回转窑进行稳定控制.论文的研究为运用智能控制策略来改造传统产业提供了范例和参考.但在窑况出现较大波动条件下,烧结带温度的大滞后性影响了RBF网络的预测精度,在温度的滞后时间常数出现较大时变条件下,研究烧结带温度的准确预测和稳定控制,是作者需进一步研究的课题.

#### 参考文献 (References):

- [1] 杜晓宁, 席裕庚, 李少远. 分布式预测控制优化算法[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(5): 793 - 796.  
(DU Xiaoning, XI Yugeng, LI Shaoyuan. Distributed optimization algorithm for predictive control[J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(5): 793 - 796.)
- [2] 胡国龙, 孙优贤. 预测控制进展及其应用研究[J]. 电力系统及其自动化, 2003, 15(1): 109 - 114.  
(HU Guolong, SUN Youxian. Advances and application research on predictive control[J]. *Proceedings of The Csu-epsa*, 2003, 15(1): 109 - 114.)
- [3] 张小刚, 陈华, 章兢. 基于多传感器融合的窑温检测和控制方法[J]. 控制与决策, 2002, 17(6): 865 - 870.  
(ZHANG Xiaogang, CHEN Hua, ZHANG Jing. Rotary Kiln sintering temperature measurement and control based on fuzzy multisensor data fusion[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(6): 865 - 870.)
- [4] COLLINS S. Advanced flame monitors take on combustion control[J]. *Power*, 1993, (10): 75 - 78.
- [5] SHINODA M, SUGANO A, WATANABE Y, et al. Prediction method of unburnt carbon for coal fired utility boiler using image processing technology of combustion flame[J]. *IEEE Trans on Energy Conversion*, 1990, 5(4): 640 - 645.
- [6] 李汉舟, 潘泉, 张洪才, 等. 基于数字图像处理的温度检测算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 195 - 200.  
(LI Hanzhou, PAN Quan, ZHANG Hongcai, et al. A study of algorithms of temperature measurement based on digital image processing[J]. *Proceedings of the Csee*, 2003, 23(6): 195 - 200.)
- [7] 盛锋, 周怀春, 韩曙东, 等. 基于图像处理及辐射传热逆问题求解的二维炉膛温度场重建[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(10): 1 - 7.  
(SHENG Feng, ZHOU Huaichun, HAN Shudong, et al. Reconstruction of temperature profiles in two dimensional furnaces from radiation image by solving inverse radiative heat transfer problem [J]. *Proceedings of the Csee*, 1999, 19(10): 1 - 7.)

#### 作者简介:

张小刚 (1972—), 男, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院副教授, 长期从事复杂过程的智能控制和智能数据分析研究, E-mail: zhangxiaogang@126.com;

陈华 (1973—), 女, 湖南大学计算机与通信学院讲师, 从事智能算法的研究设计, E-mail: anneychen@126.com.

章兢 (1957—), 教授, 博士生导师, 现任湖南大学副校长, 从事复杂过程最优控制研究;

刘小燕 (1973—), 女, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院副教授, 研究方向为回转窑热工系统仿真与建模.