基于 T-S 模型的透气性鲁棒预测

丁 雷1,2,吴 敏1,曹卫华1

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 吉首大学 物理科学与信息工程学院, 湖南 吉首 416000)

摘 要:通过对铅锌烧结过程的机理分析,确定了透气性预测具有模型不确定性以及输入变量的不确定性等特点。将基于满意聚类的 Takagi-Sugeno 建模方法和机理分析方法结合起来解决这些问题,并采用带有梯度加速的混合粒子群算法进行辨识,来解决运算量大和可能出现不可辨识的情况。仿真结果表明,所提出的方法能较好地克服预测过程中出现的不确定性因素,能较准确地预测透气性,具有一定的鲁棒性。

关键词: 透气性; T-S 模糊预测; 混合粒子群算法

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1673-9833(2007)06-0056-04

Robust Prediction of Permeability Based on T-S Model

Ding Lei^{1,2}, Wu Min¹, Cao Weihua¹

- (1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
- 2. School of Physics Science and Information Engineering, Jishou University, Jishou Hunan 416000, China)

Abstract: According to the analysis of mechanism of sintering process, the prediction of permeability is verified to having the character with uncertainty in the prediction model and the input parameters. The Takagi-Sugeno method combined with mechanism analysis is employed to resolving the uncertainty. In order to avoid a great deal of computation and non-identifiable problem possibly presented in the traditional identification method, the hybrid particle swarm algorithm with gradient acceleration is applied to identify the parameters of Takagi-Sugeno. The simulation results show that the proposed method can overcome the uncertainty successfully, predict the permeability accurately, and have the robust character to a certain degree.

Key words: permeability; T-S fuzzy prediction; hybrid particle swarm algorithm

1 背景知识

铅锌烧结过程中,烧结矿的质量、产量是人们追求的目标,料层透气性决定烧结过程顺利进行的程度,影响着烧结矿的生产目标。操作人员往往根据料层阻力来判断透气性状况,根据烟气温度来判断热状态的优劣,从而调节混合料水分、台车速度、返粉量、点火温度等参数稳定和优化烧结工况。可以说烧结生产状况的波动主要是由透气性的波动引起的,如果透气性不好,则烧结料燃烧不够充分,容易产生生料层,

使烧结块的含硫质量百分比高(>1%),最终会导致鼓风炉熔炼结瘤;反之,透气性太好,使烧结料燃烧非常充分,脱硫过于干净,使烧结块缺少必要的熔融或凝固的成分(如PbSO₄等),这不仅使烧结料层不易结块,而且使结成的烧结块很脆,使结块率降低,也就降低了产量。

目前,有关烧结透气性方面的理论,已经取得了一定的成就,如经典的卡曼公式、Voice公式等[1]。它们与智能方法和机理分析结合起来[2,3],在解决透气性预测方面起到了一定的作用。但是决定透气性的因素

收稿日期: 2007-07-28

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(60425310)

作者简介: 丁 雷(1972-), 男, 湖南临湘人, 吉首大学教师, 中南大学博士生, 主要研究方向为过程控制, 智能控制和软件工程,

很多,根据目前有限的检测条件,依照以上方法所建立的模型本身就具有一定程度的不确定性,而且模型的输入变量也存在一定程度的不确定性。因此,需要寻找一种新的建模方法来克服这些不确定性,以达到较准确地预测透气性的目的。

Takagi和 Sugeno 提出的 T-S 模糊模型^[4]以其易于表达复杂系统的动态特性和良好的非线性逼近特性,可以任意精度逼近非线性系统,它能用较少的子模型来反映整个系统的动态特征,且模型与模型之间的切换平滑,对工况变化具有较强的适应性,但是当其变量达到一定程度时,需要进行参数辨识的计算量非常大,容易出现不可辨识问题,即目标出现多极值问题,当目标函数出现多个极小值时,就会陷入其最邻近的最小值,从而影响到其辨识精度^[5]。

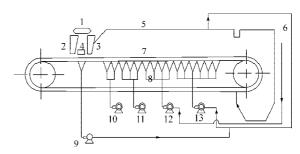
演化算法是一类基于群智能的随机优化算法,由于它从多个点开始搜索,使得它能以较大概率找到最优解,因此广泛应用于函数优化、神经网络训练等应用领域^[6,7]。粒子群优化算法(PSO)是一种进化计算技术(evolutionary computation),源于对鸟群捕食的行为研究^[8,9]。它的优势在于简单、容易实现且没有太多参数的调节,但PSO容易陷入局部最优值,因此利用带有梯度加速的PSO算法^[10]对T-S预测模型的参数进行辨识将在一定程度上提高辨识效果。

本文主要研究建立基于机理分析和 T-S 模糊预测控制相结合的透气性预测控制模型,针对 T-S 模糊预测辨识过程的计算量大,且可能出现不可辨识问题,研究采用混合粒子群算法进行参数辨识,最后设计出仿真试验来验证所提出的方法的有效性。

2 机理分析

物料首先经过每8h一次的堆式配料,初步获得具 有合适化学成分的精矿,其中一配主要考虑含铅量、 含锌量和含二氧化硅量等的配比。在每3 min 进行一次 的烧结开始时,通过皮带秤二次配料,调整精矿流量 和返粉流量的比例来获得合适含硫量的混合料,并下 发其它的控制量,如水分、石灰石、台车速度、点火 温度、风机流量,接着粉状混合料经过混料圆筒和制 粒圆筒成为具有合适混料水分的混合料料球。鼓风烧 结过程通常在 DL(Dwight-Livod)型移动带式烧结机 中进行,如图1所示。混合料料球被送入点火仓和主 料仓,点火仓的混合料球布到烧结机的台车上形成约 3 cm 厚的薄层矿料, 称为点火层。通过调节煤气流量 控制合适的点火温度,对点火层混合料进行点火。点 火后的混合料跟随台车一起移动, 在烧结机机头后部 主料仓再布上混合料,形成约30~40 cm 厚的总料层。 混合料随台车一起移动,经过干燥、加热、反应、烧 结4个过程,混合料料球烧结成为具有一定结构的烧

结块料,并在烧结机尾产出。不合格的烧结矿经过两级破碎后重新进入,以返粉形式进入烧结机。



1- 梭式布料机; 2- 点火加料斗; 3- 主料层加料斗; 4- 点火炉; 5- 烟罩; 6- 尾部烟罩; 7- 烧结车; 8- 风箱; 9- 点火吸风机; 10-1#新鲜风机; 11-2#新鲜风机; 12-2#返烟风机; 13-1#返烟风机

图 1 DL 型移动带式鼓风烧结机

Fig. 1 Dwight-Liyod sintering machine

炉料的透气性,是指在烧结机鼓风风箱上,每平方米炉篦面积每秒钟通过的气体体积(m³)或气体速度(m/s),或者说以单位炉篦面积上一定厚度的料层,在单位时间内通过一定量空气体积时料层的阻力来衡量。目前单个风箱的计算公式采用 Voice 公式(沃伊斯公式)¹¹,如式(1)所示。

$$Pe_{i} = \frac{Q_{i}}{F_{i}} \cdot \left(\frac{h^{n}}{\Delta P_{i}^{m}}\right), \tag{1}$$

式(1)中: Pe_i 为透气性指数; Q_i 为通过料层的气体量 (m³/min); F.为抽风面积(m²); h为料层厚度(mm); ΔP . 为冷态下料层阻力损失 (Pa); n, m 为气体特性常 数。在10#风箱以前,基本上完成烧结过程的干燥、加 热、反应、烧结4个阶段,其中反应、烧结阶段的透 气性是整个烧结过程控制的关键环节,根据1#~9#风 箱的透气性指数,基本上可以反映出烧结过程的整体 透气性。1#、2#风箱对应着1#新鲜风机,主要进行物 料的干燥和加热,对整体的透气性影响较小; 3#~5# 风箱对应着 2# 新鲜风机,主要进行物料的氧化脱硫反 应,是烧结过程最关键的环节,对整体透气性影响最 大; 6#~9#风箱对应着2#返烟风机,主要进行物料的 氧化脱硫和烧结,对整体透气性也有较大的影响。 10#~15#风箱对应着1#返烟风机,它们的主要作用是 冷却烧结矿, 因此可以不予考虑。综合工艺机理分析 和专家经验确定加权系数,通过公式(2)来进行计算 铅锌烧结过程综合透气性指数:

$$Pe = 0.075Pe_1 + 0.075Pe_2 + \sum_{i=3}^{5} 0.15Pe_i + \sum_{i=6}^{9} 0.1Pe_{i\circ}$$
 (2)

3 混合粒子群算法

粒子群优化算法的基本思想,是通过群体中个体

之间的协作和信息共享来寻找最优解,即初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代找到最优解。PSO算法在每一次的迭代中,粒子通过跟踪两个"极值" $(p_{\text{best}}, g_{\text{best}})$ 来更新自己,其中 p_{best} 表示个体最优值, g_{best} 表示全局最优值。在找到这两个最优值后,粒子通过式(3)来更新自己的速度和位置[9]。

$$\begin{cases} v_i = w \cdot v_i + c_1 \cdot rand() \cdot (p_{\text{best}i} - x_i) + c_2 \cdot rand() \cdot (g_{\text{best}} - x_i), \\ x_i = x_i + v_i \circ \end{cases}$$
(3)

式(3)中: v_i 是粒子的速度,rand()是介于(0, 1)之间的随机数, x_i 是粒子的当前位置, c_1 和 c_2 是学习因子,w是惯性权重。w值越大,其全局搜索能力越强,反之其局部搜索能力越强。混合粒子群算法如下:

Step 1: 初始化惯性权重 $_W$ 、学习因子 $_{c_1}$ 、 $_{c_2}$ 和粒子的位置、速度,以及粒子的个体最优、全局最优值。

Sten 2: 计算全局最佳粒子、个体历史最佳粒子。

Step 3: 如果收敛停滞,则对每个粒子的速度和位置,以概率p按式(3)更新,并以概率(1-p)按梯度信息更新,在负梯度方向进行一次直线搜索来确定移动步长;否则按式(3)更新每个粒子的速度和位置。

Step 4: 若未达到终止条件,则转 Step 2。

4 基于满意聚类的 T-S 建模方法

对于一个多输入单输出(MISO)系统,其样本集由系统的输入输出数据组成,假设其样本表示为(φ_{j} , v_{j}), $j=1,\cdots,N_{o}$ 其中 φ_{j} 表示输出影响系统输出的递推向量, y_{j} 是系统输出。定义 $z_{j}=[\varphi_{j},v_{j}]^{T}$,则样本集可以表示为 $Z=[z_{1},\cdots,z_{N}]$,其中 $z_{j}\in R^{d+1}$ 。假定样本集被分成c个聚类 $\{Z_{1},\cdots,Z_{c}\}$,则系统可由c个子模型 $\{M_{1},\cdots,M_{c}\}$ 表征,全局系统模型可利用局部模型间的模糊加权组合求出,图 2给出了基于 GK 模糊满意聚类的 T-S 建模方法的结构示意图。

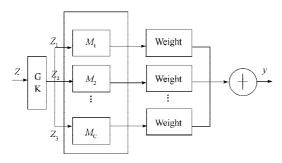


图 2 基于满意聚类的 T-S 建模方法框图

Fig. 2 The modeling diagram based on T-S

其主要算法思想如下:

Step 1: 设置初始的聚类个数c。由初始隶属度矩阵 U_0 和 GK 算法将样本分类,得到一个新的隶属度矩阵 U,将样本分为c个子集。对每个子集采用混合粒

子群算法辨识出各个子模型的参数,则得到c个规则。

Step 2: 根据计算出的新的隶属度矩阵,可以作为输入样本隶属于第 $_i$ 条子规则的程度,则利用图 2 所示的方法得出对应输入样本的系统输出。

Step 3: 计算的结果满足系统性能指标 RMSE

$$(RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (\hat{y}_i - y_i)^2}, \text{ 取为 } 0.1), 则停止计算。否则,在样本集中找一个与各个子集均不相似的样本,作为样本中心,计算新的 U_0 , $c=c+1$,转 Step 1。$$

5 透气性鲁棒预测模型

影响透气性的主要因素有:每8h进行一次的一配混合料中铅、锌、硫及二氧化硅的质量分数,每3 min改变一次的返粉量、含水量、石灰石、台车速度、点火温度、1#新鲜风机风量、2#新鲜风机风量、2#返烟风机风量。混合料在烧结过程中,除了硫含量会发生很大的改变外,其它的含量基本上不会发生变化,因此,返粉量主要是改变混合料的含硫质量分数。另外,混合料粒度在目前的条件下不能进行检测,因此模型本身具有不确定性。烧结矿成分是每2h检测一次,从而每3 min下发一次的返粉中含硫成分具有不确定性,因此含硫输入量具有不确定性。将烧结过程看成一个连续的过程,将这个连续过程离散化,即每隔3 min取样一次,即可以建立如式(4)的预测模型。

$$y(k) = p_{0} + p_{1}y(k-1) + \dots + p_{n_{v}}y(k-n_{v}) +$$

$$p_{n_{v}+1}u_{pb}(k-1) + p_{n_{v}+2}u_{Za}(k-1) +$$

$$p_{n_{v}+3}u_{Si}(k-1) + p_{n_{v}+4}u_{1}(k-1) + \dots +$$

$$p_{n_{v}+3+n_{i}}u_{i}(k-n_{i}) + p_{n_{v}+4+n_{i}}u_{v}(k-1) + \dots +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+3}u_{v}(k-n_{v}) + p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+4}u_{w}(k-1) +$$

$$\dots + p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+3}u_{w}(k-n_{w}) +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+4}u_{Ca}(k-1) + \dots +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{Ca}+3}u_{Ca}(k-n_{c_{a}}) +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{Ca}+4}u_{1}(k-1) + \dots +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{c_{a}+n_{i}+3}}u_{1}(k-n_{1}) +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{c_{a}+n_{i}+4}}u_{2}(k-1) + \dots +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{c_{a}+n_{i}+2}+3}u_{2}(k-n_{2}) +$$

$$p_{n_{v}+n_{i}+n_{v}+n_{w}+n_{c_{a}+n_{i}+n_{2}+3}}u_{3}(k-n_{3}) \circ$$

$$(4.1)$$

式(4)中,y为透气性指数, u_{Pb} 、 u_{Zn} 、 u_{Si} 、 u_i 、 u_w 、 u_{Ca} 、 u_v 、 u_1 、 u_2 、 u_3 分别为输入含铅量、含锌量、二氧化硅含量、点火温度、水分含量、石灰石含量、台车速度、1# 新鲜风机风量、2# 新鲜风机、2# 返烟风机风量。 n_y 取 2, n_v , n_i , n_w , n_{Ca} , n_1 , n_2 , n_3 均取 3。其

中y(k)表示将要预测的下一个 $3 \min$ 的透气性,输入u表示下一个 $3 \min$ 开始时给出的输入量。

6 实验与仿真

从历史数据库中选取 2 000 个数据进行分析,采用限幅滤波滤除异常数据,输入变量的变化范围如表 1 所示。

表 1 输入变量变化范围表

Table 1 The bounds on the input variables

物质	<i>w</i> _{Pb} /%	$w_{\mathrm{SiO}_{2}}/\%$	$w_{\rm CaO}/\%$	$w_{\rm H_2O}/\%$	$w_{\rm Zn}/\%$	$w_{\rm S}/\%$
变化范围	17~22	3.5~5	3 ~7	3.5~5.5	30~40	5.5~7
物质	Pe	$Q_{\rm M_3}/({\rm km}^3$ ·	h ⁻¹) Q _{M2} /(ki	$m^3 \cdot h^{-1}) Q_{M_1'}$	/(km ³ · h ⁻¹)	T_0 /°C
变化范围	1.2~5.0	25~35	20	~22	10~20	900~1110

经过限幅滤波后得到 1310 组数据,其中 1210 组数据用于训练,100 组数据用于预测。样本聚类中心有 11 个,即有 11 个规则如式(5)所示,仿真结果如图 3 所示。 R_1 : if $(\varphi_i, y_i) \in z_1$

then $y^1 = 0.133\,1 - 0.176\,2\varphi_j(1) + 0.419\,8\varphi_j(2) + 0.005\,7\varphi_j(3) + 0.006\,5\varphi_j(4) - 0.080\,5\varphi_j(5) + 0.000\,3\varphi_j(6) - 0.000\,1\varphi_j(7) + 0.000\,4\varphi_j(8) + 0.342\,0\varphi_j(9) - 0.604\,6\varphi_j(10) + 0.426\,5\varphi_j(11) + 0.067\,4\varphi_j(12) + 0.024\,2\varphi_j(13) + 0.003\,4\varphi_j(14) + 0.045\,6\varphi_j(15) + 0.078\,6\varphi_j(16) - 0.053\,2\varphi_j(17) + 0.003\,5\varphi_j(18) + 0.001\,2\varphi_j(19) + 0.005\,4\varphi_j(20) - 0.013\,9\varphi_j(21) - 0.053\,0\varphi_j(22) + 0.078\,5\varphi_j(23) + 0.002\,3\varphi_j(24) - 0.008\,6\varphi_j(25) + 0.009\,2\varphi_j(26) + \vdots$

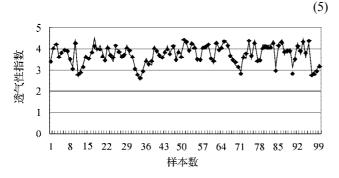


图 3 透气性预测仿真结果

Fig. 3 The simulation result of permeability prediction

7 结语

本文针对透气性预测中存在的模型不确定性和输入参数不确定性,提出了一种基于 T-S 的透气性预测模型,并利用混合粒子群算法进行参数辨识。仿真实验证明了所提出的预测方法的有效性。

参考文献:

- [1] 周取定, 孔令坛, 铁矿石造块理论及工艺[M], 北京: 冶金工业出版社, 1989: 76-79.
- [2] WU Min, XU Chen-hua, DU Yu-xiao. Intelligent optimal control for lead-zinc sintering process state[J]. Transsaction of Nonferrous Metals Society of China, 2006, 16(4): 975-981.
- [3] 杜玉晓,吴 敏,桂卫华,铅锌烧结过程智能集成优化控制技术[J].控制与决策,2004,19(10):1091-1096.
- [4] 李少远,李 拧.复杂系统的模糊预测控制及其应用[M]. 北京:科学出版社,2003.
- [5] 傅志方. 振动模态分析与参数辨识[M]. 北京: 机械工业出版社,1990.
- [6] Karterakis S M, Karatzas G P, Nikolos I K, Papadopoulou M P. Application of linear programming and differential evolutionary optimization methodologies for the solution of coastal subsurface water management problems subject to environmental criteria[J]. Journal of Hydrology, 2007, 342 (3-4): 270-282.
- [7] Tshilidzi Marwala. Bayesian training of neural networks using genetic programming[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(12): 1452–1458.
- [8] Kennedy J. Eberhart R C. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942–1948.
- [9] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory[C]//Proceedings 6th International Symposium on Micro machine and Human Science. Japan: IEEE Service Center, 1995: 39–43.
- [10] 王俊伟, 汪定伟. 一种带有梯度加速的粒子群算法[J]. 控制与决策, 2004, 19 (11): 1298-1300.