

转炉炼钢终点磷的智能预报

谢书明¹, 陶 钧², 柴天佑³

(1. 沈阳工业大学 电气工程学院, 辽宁 沈阳 110023; 2. 上海宝信软件股份公司, 上海 201900;
3. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110006)

摘要: 提出了一种用于预报转炉炼钢终点磷含量的智能方法, 在该方法中, 采用模糊推理和遗传算法, 其中模糊推理用于估算转炉熔池的磷含量, 而模糊推理模型中的各个系数则由遗传算法辨识与优化. 为了提高熔池磷的估算精度, 同时还设计了一种神经网络以补偿来自模糊推理过程的误差. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 转炉炼钢; 模糊建模; 遗传算法; 神经网络
中图分类号: TF721 **文献标识码:** A

Intelligent method for BOF endpoint phosphorus estimation

XIE Shu-ming¹, TAO Jun², CHAI Tian-you³

(1. Electrical Engineering Institute, Shenyang University of Technology, Liaoning Shenyang 110023, China;
2. Stock Company of Baoxin Software of Shanghai, Shanghai 201900, China;
3. Research Center of Automation, Northeastern University, Liaoning Shenyang 110006, China)

Abstract: An intelligent model was introduced to estimate the bath endpoint phosphorus content for basic oxygen furnace (BOF) steelmaking. In the model, the fuzzy inference and genetic algorithms (GA) were used. The BOF endpoint [P] content was estimated by fuzzy inference model, and the parameters for the fuzzy model were optimized by genetic algorithms. For improving the precision of the endpoint estimation, an artificial neural network (ANN) was designed to compensate for the fuzzy inference error. And the simulation results show the validity of this method.

Key words: BOF steelmaking; fuzzy inference model; genetic algorithms; neural network

1 引言(Introduction)

转炉炼钢是一复杂的物理化学过程, 其控制过程的主要任务是控制熔池的脱碳和升温过程, 与此同时, 熔池其他杂质元素(如磷)以及冶炼过程的平稳性等因素的控制也在其控制范围之内. 由于转炉过程特定的条件, 不能连续测定熔池的温度与成分, 副枪也仅能提供熔池在主吹期末和补吹期末两时刻的熔池碳和温度, 至于溶池磷含量, 副枪及大多数转炉模型都不能直接测定与估算. 实际应用过程中则是通过取样分析来确定熔池磷, 其结果常常导致现场操作人员必须等待取样分析的结果, 以确定溶池磷是否达标而出钢.

由于转炉炼钢过程的脱磷度与其过程条件之间的关系复杂, 不适合使用传统的机理模型, 因而本文采用了模糊推理模型, 基于相应的规则, 通过模糊推理计算各影响因素对脱磷度的影响, 并加以叠加从而求出最终的脱磷度. 在模糊推理过程中, 隶属函

数参数的合理选择关系重大, 本文采用遗传算法辨识与优化这些参数. 另外本文还应用一神经网络来确定对模糊模型输出的补偿量, 以进一步提高模型精度. 图 1 给出了本文的模型的计算过程. 采用本模型, 现场操作人员可及时根据冶炼过程信息和副枪信息来估算转炉冶炼终点磷含量, 而不必等待取样分析的结果. 因而本模型的提出有利于提高冶炼现场的生产效率.

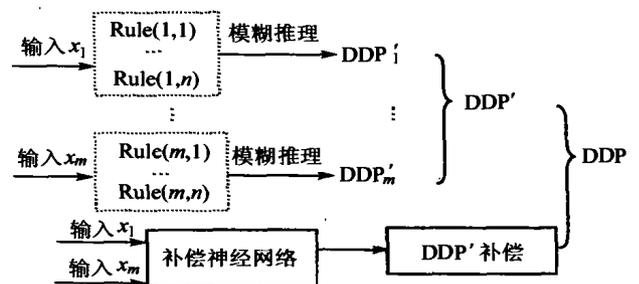


图 1 转炉冶炼终点含磷量的智能估算
Fig. 1 The intelligent estimation of the endpoint phosphorus control of the BOF steelmaking

收稿日期: 2001 - 01 - 10; 收修改稿日期: 2002 - 07 - 12.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 973(2002cb312201); 国家自然科学基金(60074019)资助项目.

2 智能预报模型(Intelligent estimation model)

2.1 模糊推理模型(Fuzzy inferential model)

对于复杂的过程,模糊推理^[1]的建模方法比传统的机理建模方法要简便、快捷.确立其推理系统的关键是模糊规则库的建立和隶属函数的合理选择.

转炉炼钢过程的脱磷主要受铁水含硅量、铁水温度、炉渣碱度和吹炼终点碳含量的影响^[2,3],模型将这些因素作为输入变量,而将脱磷度作为输出变量,其具体定义式为:

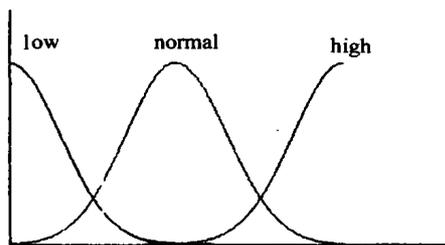
$$DDP = \frac{[P_0] - [P_{ep}]}{[P_0]} * 100\%. \quad (1)$$

其中: P_0 为铁水的磷含量, P_{ep} 为转炉炼钢终点取样分析的磷含量.本文中所有的输入输出变量都取高斯型隶属函数,如图 2(a)和(b)所示,并且每一个高斯型函数都可以用一个方程表示.模型中各输入变量的隶属函数都可表示为

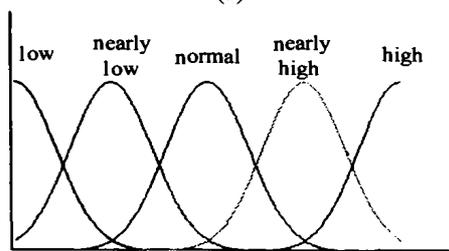
$$G_{low}(x, c_1, w_1) = \exp\left(-\frac{(x - c_1)^2}{2 \cdot w_1^2}\right), \quad (2)$$

$$G_{normal}(x, c_n, w_n) = \exp\left(-\frac{(x - c_n)^2}{2 \cdot w_n^2}\right), \quad (3)$$

$$G_{high}(x, c_h, w_h) = \exp\left(-\frac{(x - c_h)^2}{2 \cdot w_h^2}\right). \quad (4)$$



(a)



(b)

图 2 输入变量与输出变量的隶属函数

Fig. 2 The membership function of the input variables and the output variables

同时也可以发现每一个高斯函数都可用一字符串 $L(c_1, w_1)$, $N(c_n, w_n)$ 或 $H(c_h, w_h)$ 表示,而这些字符串的组合 $(c_1, c_n, c_h, w_1, w_n, w_h)$ 则能够代表各输入变量的隶属函数分布.由于 c_1 和 c_h 分别代表变量的上下界,所以这两个参数可以从以上的字符串

中删除.因而 (c_n, w_1, w_n, w_h) 可代表各输入变量的隶属函数的分布.同理,字符串 $(c_{nl}, c_n, c_{nh}, w_1, w_{nl}, w_n, w_{nh}, w_h)$ 也可用于表示模型输出变量(脱磷度)的隶属函数选择.所有的这些参数都是凭经验选择,并最终由遗传算法进行优化.

由于模型有多个输入变量,很难建立如下形式的推理规则:

If X_1 is A_{i1} , X_2 is A_{i2} , ..., then Y is B_i .

为了避免上述的复杂推理规则,本文提出了一种形式简便的推理过程,其中给出了每一个输入变量与输出变量之间的相互关系,形式如下

If X_i is A_{ij} ,

then the degree of dephosphorization is $B_k(w_{ij})$.

以输入变量 X_i 为例,其推理过程如下:首先将 X_i 模糊化从而得到相应的输入模糊集合,通过形式如图 3 所示模糊推理过程可以得到相应的模糊输出集合,最终通过解模糊操作过程得到 X_i 变量所引起的脱磷度 DDP_i .

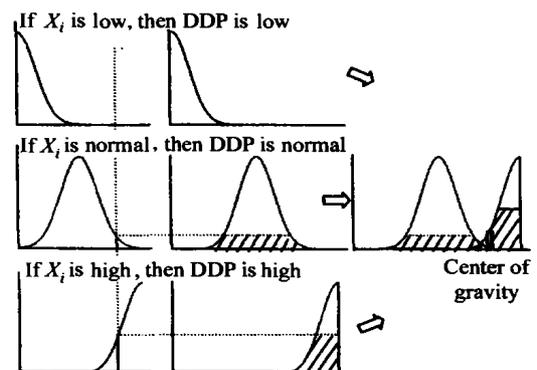


图 3 模糊模型的推理过程

Fig. 3 The inferential process of the fuzzy model

不同的影响因素对脱磷度的具体影响程度不同,本文中对各输入变量的不同规则附以相应的权值,而实际炼钢过程的脱磷度则可以通过计算各输入变量所引起的脱磷度的加权平均值而得到.该方法其过程相对简单、有效.

2.2 遗传算法(Genetic algorithm)

因为模糊推理模型中的隶属函数是凭借经验而设定的,因而可能将影响模型的应用效果.另外由于模糊化与解模糊过程的复杂性,这里很难应用常规的优化方法(如梯度下降方法)来调整隶属函数参数,为此本文采用了遗传算法.遗传算法(genetic algorithms, GAs)^[4~6]是在分子遗传学和自然选择理论指导下编制的一种随机搜索方法,其在个体基因表示基础上,通过遗传算子模拟遗传过程中所出现的

复制、交叉、变异等现象,并根据适者生存的自然法则,对种群个体(即候选解)逐代择优,从而最终获得较优的个体.

本文 GAs 的主要步骤如下:

Proceeding: Genetic algorithms

Begin:

产生初始随机群体并对 P_c, P_m 赋初值

Do while(条件满足)

 编码

 以概率 P_c 对群体进行杂交运算,并将结果加入子代种群

 以概率 P_m 对群体进行变异运算,并将结果加入子代种群

 种群解码

 计算各个体的适应度

 依据适应度的变化调整下一代 P_m

 进行群体选择与繁殖

Loop

End

由于可以分别采用字符串 (C_n, W_1, W_n, W_h) 和 ($C_{nl}, C_n, C_{nh}, W_1, W_{nl}, W_n, W_{nh}, W_h$) 表示模糊模型的输入和输出变量的隶属函数分布,所以隶属函数的调整也就是以上这些参数的优化过程.将所有的这些参数依次排列起来即构成种群个体.在随机生成初始种群 $G(0)$ 之后,遗传算法将基于种群 $G(t)$,通过遗传、交叉和变异等操作产生新种群 $G(t+1)$,如此循环直至过程收敛或得到合适的解.

适应度函数在遗传算法过程中起着重要作用,本文中其取值为:

$$\text{Fitness} = \frac{a}{\sum_{i=1}^n [y(i) - y'(i)]^2} \quad (5)$$

其中: $y(i)$ 为样本 i 的期望脱磷度, $y'(i)$ 为模型采用某一套参数而推定的样本 i 的脱磷度.

本文的模糊推理模型为 4 输入单输出系统,且每个输入变量需要辨识 4 个参数,而输出变量则需要辨识 8 个参数,因而每一个体共包括 $24(4 \times 4 + 8)$ 个基因.每个基因的长度为 20 位,各代种群中的个体数为 30.另外,本文中分别取交叉率和变异率为 0.7 和 0.01.

2.3 补偿神经网络(Compensatory neural network)

虽然模糊模型是一种很有效的预测方法,但是由于规则数目等因素的限制,其效果仍然距本文所

期待的存在一定的差距.因而特设计了一神经网络来补偿模糊推理模型的输出偏差.

对于数据样本 i ,设模糊模型的输入为 $x_1(i), x_2(i), x_3(i)$ 和 $x_4(i)$,输出(脱磷度)为 $y'(i)$,而对应的样本实际脱磷度(即模糊模型的目标输出)为 $y(i)$,则模糊推理模型的输出误差为 $y(i) - y'(i)$,该误差也正是神经网络所要逼近的目标输出.对于训练样本 i ,以 $x_1(i), x_2(i), x_3(i)$ 和 $x_4(i)$ 作为神经网络输入,以 $\Delta y(i) = y(i) - y'(i)$ 作为网络的目标输出,通过有限次的样本学习,神经网络可以不断逼近模糊模型的估算误差.设 $\Delta y'(i)$ 为神经网络对 $\Delta y(i)$ 逼近的输出,则可以得到整个智能模型的最终输出 $DDP(i) = y'(i) + \Delta y'(i)$.

整个过程可以概括如下:

数据样本: $[x_1(i), x_2(i), x_3(i), x_4(i): DDP(i)]$,

模糊模型输出: $[x_1(i), x_2(i), x_3(i), x_4(i): DDP'(i)]$,

↓

模糊模型误差: $[x_1(i), x_2(i), x_3(i), x_4(i): \Delta DDP(i)]$,

神经网络输出: $[x_1(i), x_2(i), x_3(i), x_4(i): \Delta DDP'(i)]$,

↓

组合模型输出: $DDP_{IM} = DDP'(i) + \Delta DDP'$,
Where $\Delta DDP(i) = DDP(i) - DDP'(i)$.

本文中的补偿神经网络采用径向基函数 RBF 网络^[7].这是一种三层前馈网络,其在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络.RBF 神经网络的学习过程分为两个阶段:自组织学习选取 RBF 中心;输出层权值的学习.

① RBF 中心的自组织学习.

本文 RBF 中心的选择采用了模糊 C-均值(fuzzy C-means)方法^[8],这是一种无监督学习方法,其分类的目标函数为使样本至聚类中心的加权距离平方和

$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2$ 极小化,其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为标准化输入样本集 $U = [u_{ik}]_{c \times n}$ 为隶属度阵, $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$ 为聚类中心, d_{ik} 为 x_k 到 v_i 的距离, n 为数据样本数, c 为类别数, m 为加权指数 ($1 \leq m \leq \infty$), ϵ 为预置的允许误差.

② 输出层权值的有监督学习.

在 RBF 方法中,逼近函数 $F(X) =$

$\sum_{i=1}^c w_i G(\|X - v_i\|)$, v_i 为中心; $\|\cdot\|$ 为欧氏范数;
 $G(x)$ 为格林函数(本文取高斯函数).

函数 F 的求解过程为寻找权集 $\{w_i \mid i = 1, 2, \dots, c\}$, 使评价泛函

$$\xi(F^*) = \sum_{k=1}^n [d_k - F(x_k)]^2 + \lambda \|PF^*\|^2 = \sum_{k=1}^n [d_k - \sum_{i=1}^c w_i G(\|x_k - v_i\|)]^2 + \lambda \|PF^*\|^2 \quad (6)$$

达到极小值, 其中第一项为标准的误差项, 第二项为正规化项(P 为线性微分算子), 表明性能泛函中隐含含有对解平滑性和连续性的要求. 整理上式, 得

$$\xi(F^*) = \sum_{k=1}^n [d_k - GW]^2 + \lambda (PF^*, PF^*)_H = \|d - GW\|^2 + \lambda W^T G_0 W, \quad (7)$$

其中

$$G = \begin{bmatrix} G(x_1; v_1) & G(x_1; v_2) & \dots & G(x_1; v_c) \\ G(x_2; v_1) & G(x_2; v_2) & \dots & G(x_2; v_c) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ G(x_n; v_1) & G(x_n; v_2) & \dots & G(x_n; v_c) \end{bmatrix},$$

$$d = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T,$$

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T.$$

对权矢量 W 极小化 $\xi(F^*)$, 得

$$(G^T G + \lambda G_0) W = G^T d, \quad (8)$$

则正规化问题的迭代解为

$$W_{i+1} = W_i - \eta \frac{\partial \xi(F)}{\partial W_i} =$$

$$W_i - \eta \cdot [(G^T G + \lambda G_0) W_i - G^T d]. \quad (9)$$

本文中取 RBF 神经网络的正规项系数 λ 为 0.001, 网络权值 W 的学习速度 η 为 0.001, RBF 隐层中心数为 15.

3 仿真实验(Simulating test)

为了验证所建立的模型的有效性, 本文进行了仿真试验. 在仿真过程中, 首先将样本数据划分为两组, 分别包括 184 炉和 85 炉样本数据. 第一组数据用于确立模糊推理模型和训练 RBF 补偿网络, 第二组数据主要是用于验证模型的预报效果. 表 1 给出了遗传算法对模糊推理模型各输入输出变量隶属函数的参数优化结果.

表 1 模糊模型隶属函数参数 GAs 优化结果

Table 1 The GAs optimum results of the characters in the membership function of the fuzzy model

输入变量	C_n	W_l	W_n	W_h				
铁水含硅量	67.5	19.37	11.88	19.38				
炉渣碱度	4.336	1.75	0.875	1.55				
铁水温度	1400	37.19	39.5	38.42				
熔池碳含量	14.5	5.849	3.656	3.6				
输出变量	C_{nl}	C_n	C_{ch}	W_l	W_{nl}	W_n	W_{nh}	W_h
DDP	0.79	0.84	0.925	0.044	0.035	0.044	0.041	0.053

在模糊推理模型及 RBF 补偿神经网络建立之后, 整个预报模型即可投入转炉炼钢熔池终点磷含量的预报工作. 图 4 显示了模型对训练样本集终点磷的估算结果, 图 5 显示了模型对转炉终点磷含量的预报情况, 图中“*”表示实际的熔池磷含量, “+”表示模型计算出的熔池磷含量. 实验结果表明该智能模型能够较为有效地预测熔池终点磷含量.

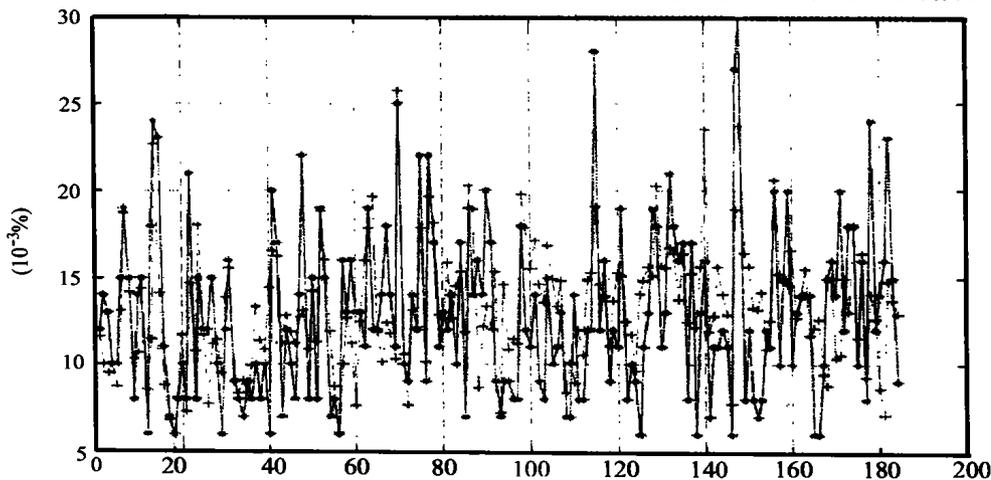


图 4 转炉炼钢终点磷含量(训练集)

Fig. 4 The endpoint phosphors control of BOF steelmaking (training set)

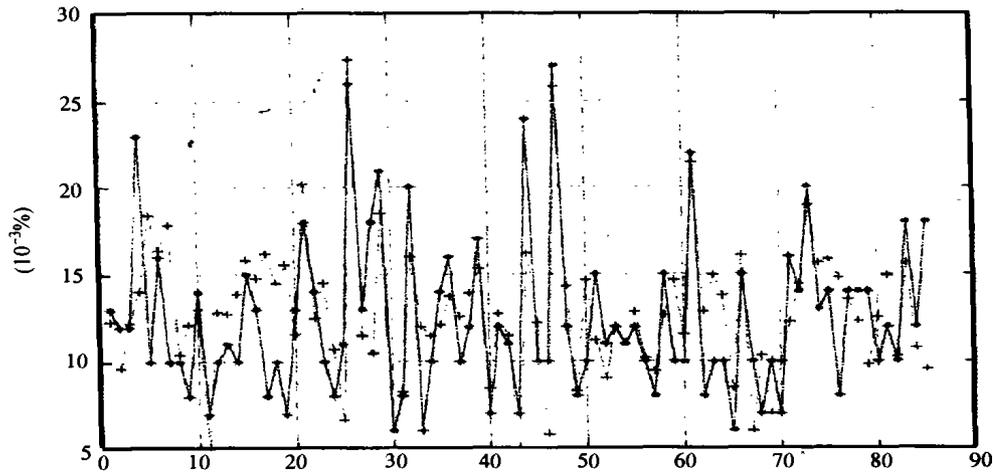


图5 转炉炼钢终点磷含量(测试集)

Fig. 5 The endpoint phosphors control of BOF steelmaking (testing set)

4 结论(Conclusion)

本文建立了一种用于预报转炉炼钢终点磷含量的智能模型,在该模型中采用了模糊推理方法来推定熔池磷含量,且通过遗传算法来优化模糊模型的隶属函数.同时为了进一步提高模型的计算精度,我们还另外设计了一个RBF补偿神经网络以补偿模糊推理模型的计算误差.该模型的提出,使得转炉现场操作人员可借助冶炼过程信息和副枪检测结果及时估算熔池的磷含量,从而提高生产过程的效率.

参考文献(References):

- [1] 张曾科.模糊数学在自动化技术中的应用[M].北京:清华大学出版社,1997.
(ZHANG ZENGKE. *Application of Fuzzy Mathematics in Automatic Technology* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997.)
- [2] YAMANE H, KANEMOTO M, YOSHIDA T, et al. Development of expert system and an online sensor for BOF process [A]. *Steel-making Conference Proceedings* [C]. Pittsburgh, PA: The Association of Iron and Steel Engineers, 1991: 453 - 458.
- [3] TAKAWA T, KATAYAMA K, HOTEIYA M, et al. The development of a mathematical model of endpoint control system for top and bottom blowing process in BOF [J]. *TETSU-TO-HAGANE*, 1987, 73 (7): 836 ~ 843 (in Japanese).
- [4] 刘健勤.人工生命论及其应用[M].北京:冶金工业出版社, 1997.
(LIU JIANQIN. *Theory and Application of Artificial Life* [M]. Bei-

jing: Metallurgy Industry Press, 1997.)

- [5] HUANG Yo-ping, WANG Sheng-fang. The identification of fuzzy grey prediction system by genetic algorithms [J]. *International Journal of Systems Science*, 1998, 28(1): 15 - 24.
- [6] SONG Y H, WANG G S, WANG P Y, et al. Environmental/economic dispatch using fuzzy logic controlled GA [J]. *IEEE Proceedings Generations Transmission and Distribution*, 1997, 144(4): 377 - 382.
- [7] 王永骥,涂健.神经元网络控制[M].北京:机械工业出版社, 1998.
(WANG Yongji, TU Jian. *Neural Network Control* [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 1998.)
- [8] 郭桂蓉,谢维信,庄钊文等.模糊模式识别[M].长沙:国防科技大学出版社,1993.
(GUO Guirong, XIE Weixin, ZHUANG Zhaowen, et al. *Fuzzy Mode Identification* [M]. Changsha: National University of Defence Technology Press, 1993.)

作者简介:

谢书明 (1962—),男,副教授,2000年于东北大学获工学博士学位,现在韩国浦项科技大学从事博士后研究工作,主要研究方向为复杂工业过程的建模与控制,智能控制等. E-mail: xiesm@btmail.net.cn;

陶 钧 (1972—),男,2001年于东北大学获工学博士学位,现工作于上海宝信软件股份公司,主要从事复杂工业过程的建模与控制、智能技术研究与应用. E-mail: neutao@etang.com;

柴天佑 (1947—),男,教授,博士生导师,国务院学科评议组成员,国家冶金自动化工程技术研究中心主任,主要研究方向为自适应控制,多变量智能解耦控制,工业过程综合自动化理论、技术与应用.