

基于智能集成策略的烧结块残硫软测量模型

陈晓方, 桂卫华, 王雅琳, 吴敏, 阳春华

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对铅锌冶炼烧结过程烧结块残硫估计问题, 提出了一个基于智能集成策略的软测量模型, 主要包括数学模型、专家规则模型和智能协调器几部分. 其中数学模型通过物料平衡方程计算烧结块残硫, 方程中的部分不可解参数由神经网络估计给出. 专家规则模型对残硫与主要影响因素之间的关系进行了描述. 基于模糊逻辑的智能协调器根据生产条件的情况综合各模型的输出作为估计结果. 工业实际数据验证表明, 智能集成模型的残硫估计误差平均值仅为 7.5%, 而且真实反映了烧结块残硫的变化趋势, 可以为生产操作提供有益的指导.

关键词: 软测量模型; 神经网络; 物料平衡; 智能协调; 专家规则

中图分类号: TP216 **文献标识码:** A

Soft-sensing model of sulfur content in agglomerate based on intelligent integrated strategy

CHEN Xiao-fang, GUI Wei-hua, WANG Ya-lin, WU Min, YANG Chun-hua

(School of Information Science & Engineering, Central South University, Hunan Changsha 410083, China)

Abstract: The parameter estimation in sintering process of plumbum and zinc smelting is a concerned challenge for the complexity in chemical reactions. The idea of intelligent integrated modeling strategy was to combine multiple modeling techniques to acquire all kinds of information from the plant. The study of estimation of sulfur content in agglomerate was vital for operation optimization. An estimation model for sulfur estimation based on intelligent integrated strategy was put forward, in which the mathematical model calculates the sulfur content in agglomerate following material balance equation with some unsolvable parameters estimated by neural network method, while the expert rule model describe the relationship between sulfur quantity and key factors. An intelligent coordinator based on fuzzy logic is proposed to synthesize the output of the models. The estimation model was tested by industrial practical data, its average error is 7.5%. So this model could be used as a guide in practical operation in sintering process.

Key words: soft-sensing model; neural networks; material balance; intelligent coordination; expert rules

1 引言 (Introduction)

目前的工业过程稳态优化策略仍主要是建立在由生产工艺和机理辨识得到的稳态模型基础之上的. 由于工业过程的复杂性, 稳态优化控制在实现中面临的难点在于如何合理建立复杂工业过程的模型^[1], 并采用先进的优化方法实现复杂工业过程的稳态优化控制. 传统建模方法严重依赖于精确的对象信息和数学模型, 在实际工业应用中受到限制. 人工智能的引入, 在一定程度上克服了这个问题. 但对于存在非线性、不确定性、大时滞、参数分布性和时变性等复杂内在机理的工业过程, 某一种智能建模方法都难以完全满足综合化、复杂化的工业过程控制要求. 智能集成建模思想在处理复杂过程信息方面独具特色. 生产数据可用于系统辨识和神经网络^[2,3]建模, 经验知识可作为专家经验建模和模糊

逻辑建模的基础, 而工业界对过程的机理认知则是机理建模的前提, 这些多方面的信息为各种建模方法的集成创造了条件.

包括专家系统、模糊逻辑和神经网络在内的智能控制技术在处理多变量、非线性、定性和半定性的信息方面已经表现出诸多优越性. 这些智能技术与传统建模技术结合用于复杂工业过程的建模也在实际中取得了相当的成功. 例如, 万维汉等人由基于生产历史数据的模糊神经网络和反映生产专家经验知识的模糊模型共同建立了镍闪速熔炼过程模型^[4]; 徐国林等人对连铸过程二次冷却控制中的神经网络预测模型进行了研究^[5]; J Kodkinen 等人建立了由基于语义方程 (linguistic equations) 的模糊模型和模糊神经网络串联组成的旋转干燥窑模型^[6]等, M Wu 等根据配煤过程机理和生产经验建立了配煤过程专

家控制模型,取得了相当好的效果^[7].

铅锌烧结过程是密闭鼓风炉还原熔炼的原料准备过程,经过烧结脱硫和结块为ISP(imperial smelting process)生产过程提供烧结块原料.烧结块残硫是铅锌火法冶炼烧结生产中的一个非常重要的指标.如果烧结块含硫过高,会引起后续熔炼过程的炉况恶化和结瘤,为此块残硫必须小于1%.作为决定烧结块生产质量的一个主要参数,目前块残硫的检测结果显示比烧结过程完成滞后60 min以上,对指导生产操作没有帮助.因此,通过软测量技术实现烧结块残硫的在线检测对稳定烧结生产的产品质量具有重大的意义.

铅锌冶炼烧结过程是一个反应机理复杂、非线性、强耦合、不确定的物理化学反应过程,难以用传统的数学模型或简单的数据辨识方法描述.本文针对这一问题,以烧结过程物料平衡计算为基础,结合神经网络和专家规则方法建立了烧结块残硫软测量模型,并从工业生产实际数据中得到了验证.

2 烧结块残硫软测量集成模型的设计(Design of integrated soft-sensing model for sulfur estimation)

铅锌烧结过程的产物包括烧结块和返粉.烧结产物含硫不仅与入炉混合料的数量与成分有关,而且与点火情况、鼓风量、台车速度等操作条件有关.由于含硫量与这些变量间的关系复杂,再加上现场采集来的数据误差较大,若采用神经网络模型进行简单的拟合,容易陷入局部极小或过拟合;基于机理分析和物料平衡计算能定量分析各变量对产物残硫量的影响,但难以在全局范围内得到精确的解析模型,而且物料平衡方程中的参数也难以完全确定;规则模型基于反应机理,能抓住本质因素,对各种情况作出定性判断,但是不够精确.

综合以上分析,本文采用智能集成建模方法建立了烧结块残硫软测量模型(集成模型结构如图1所示).由图1可知,残硫软测量集成模型由基于物料平衡和神经网络的数学模型、基于专家经验的规则模型和一个用于协调输出的智能协调器组成.其中数学模型以物料平衡分析得到的机理模型为主,包括物料平衡方程、估计方程中不可解参数的神经网络模型和模型参数库.专家规则模型包括知识获取、规则库和推理机三个部分.根据从现场生产数据和实际操作经验提炼出来的专家规则可以对烧结块含硫量进行估计和判断.智能协调器按照当前输入数据的条件变化通过模糊运算将两个模型的输出结

合起来作为最终的估计结果.通过智能协调器的控制,在正常生产条件下,模型输入参数在一定范围内波动时,最终的估计值主要依赖于物料平衡模型的计算结果;在生产异常干扰严重的情况下,残硫估计更多考虑专家规则模型的估计结果.当集成模型在线运行的时候,模型的边界和参数根据估计值与实际值的误差进行调整.

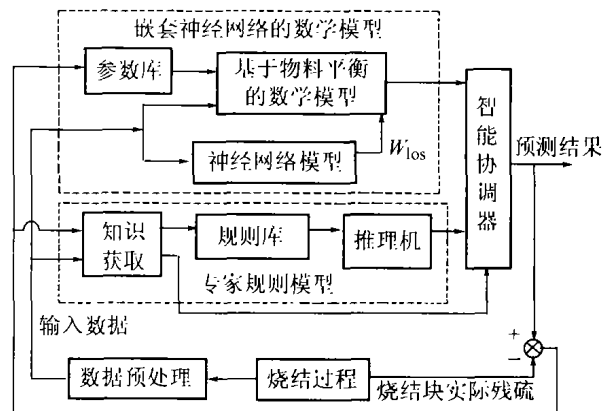


图1 烧结块残硫软测量模型的结构
Fig. 1 Structure of soft-sensing model

3 嵌套神经网络的物料平衡数学模型(Mathematic model of material balance combined with NN model)

由于烧结块含硫总量少,且硫的损失量难于准确测量,直接建立其物料平衡模型较困难.因此采用间接的办法,首先建立关于烧结过程中硫的物料平衡方程,利用神经网络模型估计烧结过程的硫损失量,然后求出方程中返粉的含硫,再根据烧结块与返粉的线性回归关系计算烧结块的含硫量.通过在物料平衡数学模型中嵌套一个神经网络模型,解决了原有模型在线不可解的问题.

3.1 物料平衡计算(Computation of material balance)

从烧结机理来看,入炉混合料总硫的去向包括以下4部分:1)以 SO_2 的形式进入制酸系统;2)以 SO_2 与单质S的形式进入大气;3)以硫酸盐和硫化物形式进入烧结块和返粉;4)以S的形式进入电尘和烟灰.

其中:第1)项可测,第2)和第4)项与反应剧烈程度有关,不可直接测量,第3)项为烧结固体产物中包含的硫.该关系的数学表达式为

$$W_M[S]_M = k_1 D_{\text{SO}_2} Q_{\text{gas}} + W_S[S]_S + W_R[S]_R + W_{\text{los}}. \quad (1)$$

式中: W_M 为每小时入炉混合料/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$; $[S]_S$, $[S]_M$ 和 $[S]_R$ 分别表示烧结块、混合料和返粉中的含硫百

分比; k_1 为 SO_2 的换算系数, 且 $k_1 = 32 / (22.4 \times 100) = 0.0143$; D_{SO_2} 为烟气中 SO_2 含量(%); Q_{gas} 为每小时烟气流量/ $\text{Knm}^3 \cdot \text{h}^{-1}$; W_S 为烧结块质量/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$; W_R 为返粉质量/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$; W_{los} 表示硫的损失量, 为电尘、烟灰以及散发到空气中的硫总和. 烧结产物平均含硫率为

$$[S]_{\text{ave}} = (W_S[S]_S + W_R[S]_R) / (W_S + W_R). \quad (2)$$

由于烧结产物中返粉远多于烧结块, 而且脱硫不完全会影响结块过程, 所以返粉的含硫远大于烧结块的含硫. 所以烧结产物的含硫主要依赖于返粉含硫量, 可以认为近似成正比, 即 $[S]_{\text{ave}} = \alpha_r [S]_R$. 根据经验和数据近似认为

$$W_S = (25\% \sim 30\%) W_R, \quad \text{取 } 30\%;$$

$$[S]_S = (40\% \sim 60\%) [S]_R, \quad \text{取 } 50\%.$$

代入式(2)则得到 $\alpha_r = 0.88$. 烧结固体产物的质量比投入混合料质量减少, $\eta_{\text{烧损}}$ 表示烧损率, 即烧损前后的固体质量之比.

$$W_S + W_R = \eta_{\text{烧损}} W_M.$$

在现有工艺下, 烧损率基本稳定在 90%, 令 $k_2 = \eta_{\text{烧损}} \alpha_r$, 则式(2)可改写为

$$[S]_R = (W_M[S]_M - k_1 D_{\text{SO}_2} Q_{\text{gas}} - W_{\text{los}}) / (k_2 W_M). \quad (3)$$

要求出 $[S]_R$, 一定要先预估出 W_{los} , 这可以通过以下的神经网络模型完成.

3.2 预估硫损失量的神经网络模型(NN model for sulfur loss estimation)

硫的损失量 W_{los} 与 D_{SO_2} 、输入总硫量、烟罩温度等有关. 考虑到这种关系为非线性, 而现场有大量生产的数据可供分析, 所以采用 BP 神经网络来拟合这种关系. 神经网络学习算法采用 Levenberg-Marquardt 算法^[8,9], 该算法具有收敛快和不易陷于局部极小的特点.

按时间对应关系选取了 126 组混合料、 SO_2 浓度、烟气流量、罩尾温度 T_b 以及 W_{los} 数据, 其中 W_{los} 目标值由混合料、返粉、烧结块含硫和烟气含硫按式(1)计算得到, 数据中 79 组用于建模, 47 组用于模型检验. 以 D_{SO_2} , $W_M[S]_M$, T_b 为输入变量, W_{los} 为输出变量, 用神经网络拟合, 得到的估计曲线见图 2. 图 2 中, 空心圆点代表实际硫损失量, 星号代表用多元线性回归得到的硫损失量估计值, 上三角形代表用神经网络拟合得到的硫损失量估计值. 由比较可知, 神经网络的估计效果比多元线性回归的好, 为此计算硫损失量时选用这一神经网络模型. 其数学形式描述为

$$W_{\text{los}} = f_{\text{NN}}(D_{\text{SO}_2}, W_M[S]_M, T_b). \quad (4)$$

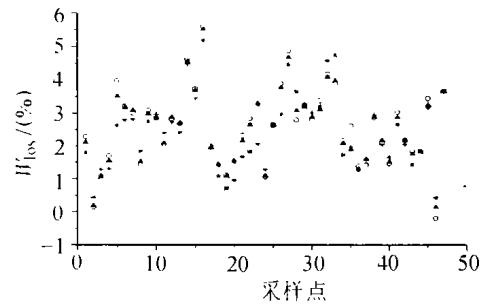


图 2 W_{los} 的神经网络和线性回归预测结果

Fig. 2 W_{los} prediction of NN model and linear regression

3.3 数学模型的估计结果 (Estimation of mathematic model)

由历史数据和冶金机理可知, 烧结块含硫与返粉的含硫近似呈线性关系, 如图 3 所示.

针对历史数据用最小二乘法对烧结块含硫与返粉进行回归分析, 得到如下关系

$$[S]_S = \alpha [S]_R + \beta. \quad (5)$$

按照测试数据回归的结果, $\alpha = 0.592$, $\beta = -0.218$. 应当指出, 这一统计模型不能够直接用于烧结块含硫 $[S]_S$ 的在线估计, 因为工业生产中返粉含硫 $[S]_R$ 的采样检测结果同样是大滞后的, 不能够由此得到实时的估计结果.

将式(4)和式(5)代入式(1), 消去 $[S]_R$, 即可得到烧结块残硫的数学估计模型, 其函数表达式可写成

$$[S]_S = f_{\text{MN}}(W_M, [S]_M, D_{\text{SO}_2}, Q_{\text{gas}}, T_b), \quad (6)$$

或

$$[S]_S = \frac{\alpha \cdot (W_M[S]_M - k_1 D_{\text{SO}_2} Q_{\text{gas}} - W_{\text{los}})}{k_2 W_M} + \beta. \quad (7)$$

其中: W_M 和 $[S]_M$ 是在配料车间预先检测好的, Q_{gas} 和 D_{SO_2} 是可以在线检测的变量, k_1 是固定常数, k_2 , α 和 β 是通过线性回归方法进行在线校正的确定系数, W_{los} 是嵌套的神经网络模型预估结果, 可见模型是能够在线求解的.

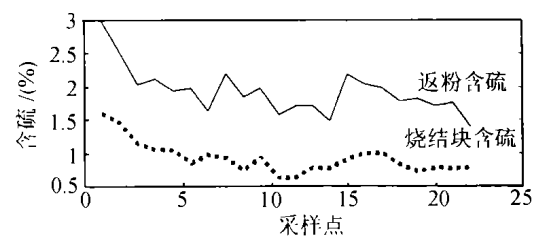


图 3 烧结块与返粉含硫量的比较

Fig. 3 Comparison of sulfur in agglomerate and returned powder

4 基于专家经验的规则模型 (Rule model based on expert experience)

基于专家经验的规则模型作为数学模型的补充,主要用于处理各种非正常情况.规则模型的输入变量为罩尾温度、总输入硫以及 SO_2 浓度,输出变量为烧结块含硫.规则的一般形式为

$$\begin{aligned} \text{Rule}^i: & \text{IF } x_l \in A_{il} \\ & \text{ANDIF } x_m \in A_{im} \\ & \text{THEN } y \in W_i. \end{aligned}$$

x_l 和 x_m 表示条件 l 和条件 m , y 表示输出结果, A_{il} 和 A_{im} 表示条件 l 和条件 m 的第 i 个取值区间, W_i 表示输出变量的第 i 个取值区间.

输入变量和输出变量的模糊化表见表 1.

一般专家模型总是以语义规则的形式进行描述的,根据烧结过程的不同状态条件由知识获取模块确定若干产生式规则,前件中各参数分布区域的边界由经验和生产数据获得.部分规则列举如下:

$$\begin{aligned} & \text{Rule}^{1-5}: \\ \text{IF } & T_b \in \text{NB} \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{NB} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{THEN } [S]_s \in \text{PB}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{NS} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{PB}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{ZO} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{PB}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{PS} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{PS}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{PB} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{PS}; \\ & \dots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{Rule}^{27-29}: \\ \text{IF } & W_M[S]_M \in \text{PB}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{NS} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{PS}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{ZO} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{ZO}; \\ & \text{ANDIF } D_{SO_2} \in \text{PS} \\ & \text{THEN } [S]_s \in \text{ZO}. \end{aligned}$$

规则模型的解析表达形式如下

$$[S]_s = f_{ER}(W_M[S]_M, D_{SO_2}, T_b). \quad (8)$$

表 1 输入变量和输出变量的模糊区间

Table 1 Fuzzy subsets of input and output variables

	NB	NS	ZO	PS	PB
罩尾温度 T_b	< 150	150 ~ 250	250 ~ 400	400 ~ 500	> 500
总输入硫量 $W_M[S]_M$	< 11	11 ~ 12	12 ~ 13	13 ~ 14	> 14
SO_2 浓度 D_{SO_2}	< 3%	3% ~ 4%	4% ~ 5.5%	5.5% ~ 6%	> 6%
烧结块含硫 $[S]_s$	< 0.6%	0.6% ~ 0.8%	0.8% ~ 1.0%	1.0% ~ 1.5%	> 1.5%

5 基于模糊推理的智能协调器 (Intelligent coordinator based on fuzzy inference)

为了充分发挥数学模型和专家模型的优势,弥补彼此的缺陷,设计了一个模糊协调器将两个模型的输出进行集成.模糊协调器的作用就是通过对输入变量区域的模糊划分与综合,计算每个模型的加权系数.

首先,依据输入变量的样本集在输入变量取值区间的分布情况确定每个输入变量的隶属函数.

定义 U 为输入变量 x 的取值区间, D 为 x 的样本集,其中 $D \subset U$. 设样本集中样本数为 N , 将 U 细分为 L 个区间 $\{U_1, U_2, \dots, U_L\}$, 则每个区间 U_i 的样本数为 N_i . 根据每个区间所含样本数占总样本数的多少,将它们归为 3 类(如图 4 所示):若 $N_i/N \geq \epsilon_{\max}$, 则属 I 类;若 $\epsilon_{\min} < N_i/N < \epsilon_{\max}$, 则属 II 类;若

$N_i/N \leq \epsilon_{\min}$, 则属 III 类, ϵ_{\min} 和 ϵ_{\max} 是由经验确定的样本比例参数. 每类的最小值和最大值分别为 $a_{1\min}, a_{1\max}; a_{2\min}, a_{2\max}; a_{3\min}, a_{3\max}$.

定义 x 的模糊论域为 $\{A_x, A'_x\}$, 其中 A_x 的逻辑意义表示“适用神经网络模型处理的范围”, A'_x 为 A_x 的补集, 表示“适用嵌套神经网络的数学模型处理的范围”. A_x 的隶属函数为梯形函数, 其函数形式为

$$\mu_{A_x}(x) = \begin{cases} \frac{x - a_{2\min}}{a_{1\min} - a_{2\min}}, & \text{若 } a_{2\min} < x < a_{1\min}, \\ 1, & \text{若 } a_{1\min} < x < a_{1\max}, \\ \frac{a_{2\max} - x}{a_{1\max} - a_{2\max}}, & a_{1\max} < x < a_{2\max}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (9)$$

根据生产历史记录,得到烧结块残硫估计模型输入变量隶属函数参数的初始值:

$$\{a_{2min}, a_{1min}, a_{1max}, a_{2max} \mid D_{SO_2}\} = \{3, 4, 5, 5, 6\},$$

$$\{a_{2min}, a_{1min}, a_{1max}, a_{2max} \mid W_M[S]_M\} =$$

$$\{11, 11.7, 13.2, 14\},$$

$$\{a_{2min}, a_{1min}, a_{1max}, a_{2max} \mid T_b\} = \{150, 250, 450, 500\}.$$

其次,采用加权平均法计算最终的隶属度函数.

$$\mu_A(x) = \frac{\sum_{i=1}^3 \mu_i \beta_i}{\sum_{i=1}^3 \beta_i}. \quad (10)$$

其中: $\mu_i (i = 1, 2, 3)$ 分别是 D_{SO_2} , $W_M[S]_M$ 和 T_b 根据式(9)计算的隶属度; $\beta_i (i = 1, 2, 3)$ 是各变量的隶属度权系数,可以由经验确定.

令 f_{MN} 和 f_{ER} 分别表示嵌套 NN 模型的数学模型和基于经验知识的规则模型输出结果,则智能协调模型的输出结果为

$$y = f_{MN} \times \mu_A + f_{ER} \times (1 - \mu_A(x)). \quad (11)$$

通过这一基于模糊运算和推理的智能协调器的集成,当生产条件正常参数变化平稳时,嵌套神经网络的数学模型占有较大的权重,对保证估计精度起主要作用;当工艺状况不稳定物料平衡受到干扰时,专家模型能够起到补偿作用,提高模型的可靠性.

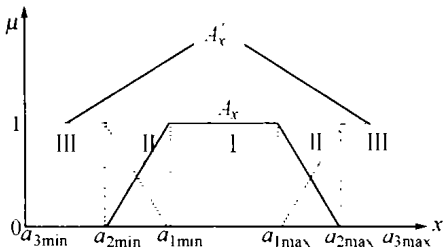


图 4 输入变量的模糊隶属度函数

Fig. 4 Fuzzy membership functions of input variables

6 工业数据验证结果与结论 (Testing result of process data and conclusion)

按图 1 所示的结构和式(11)的计算公式,将嵌套神经网络的物料平衡数学模型与基于专家经验的规则模型通过模糊协调器集成可得烧结块残硫的软测量智能集成模型,该模型的工业生产数据验证结果见图 5.

图中:实线表示估计结果,虚线表示实际值.该模型的相对误差平均值为 7.5%,标准差为 10%.与之相比较, f_{MN} 的相对误差平均值为 12.7%,且个别点的误差达到 30% 以上;而 f_{ER} 的变化较平缓,相对误差平均值为 17.4%.由此可见,提出的烧结块残硫软测量模型通过集成 f_{MN} 和 f_{ER} 的结果能够发挥两者各自的优势,扬长避短,反映了烧结块含硫的变化趋势,可以为生产过程提供有益的参考.考虑到对象的复杂性、数据采样的误差和实际生产的需要,虽

然这一模型仍不能保证 100% 的预报准确,相对于过去必须等待 60 min 以上的化验,其结果令人满意,模型算法已经应用在韶关冶炼厂的综合自动化项目中.

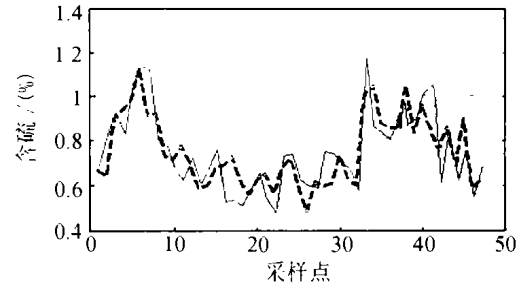


图 5 残硫预测模型的工业数据验证结果

Fig. 5 Testing results of prediction model by process data

现代工业过程中存在的非线性、强耦合、不确定性等因素给过程模型化带来了巨大的困难,自动化集成控制在应用上存在相当的难度.烧结块残硫成分的估计是一个典型的复杂过程建模难题,本文采用智能集成策略解决估计烧结块残硫的建模问题,综合了烧结过程中的多种知识信息和数据信息,取得了不错的效果,为解决这一类复杂过程建模问题提供了新的思路.

参考文献 (References):

- [1] 王雅琳. 智能集成建模理论及其在有色冶炼过程优化控制中的应用研究[D]. 长沙:中南大学,2001.
(WANG Yalin. *Research on theory of intelligent integrated modeling and its applications to optimization and control of nonferrous metallurgical process* [D]. Changsha: Central South University, 2001.)
- [2] GOMM J B, YU D L. Selecting radial basis function network centers with recursive orthogonal least squares training [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2000, 11(2): 306 - 314.
- [3] RUANO A E, FERREIRA P M, CABRITA C, et al. Training neural networks and neural-fuzzy systems: a unified view [C]// *Proc of the 15th IFAC*. Barcelona: Elsevier Science, 2002.
- [4] 万维汉,史维祥,袁永发,等. 镍闪速熔炼过程的模糊建模[J]. *冶金自动化*, 2000,24(2):9 - 12.
(WAN Weihang, SHI Weixiang, YUAN Yongfa, et al. Fuzzy modeling of nickel flash smelting process [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2000,24(2):9 - 12.)
- [5] 徐国林,李世平. 连铸二冷控制中神经网络预测模型的研究[J]. *基础自动化*, 1999,6(1):5 - 7.
(XU Guolin, LI Shiping. Study on neural network forecast model of the secondary cooling of continuous casting [J]. *Basic Automation*, 1996,6(1):5 - 7.)
- [6] KODKINEN J, YLINIEMI L, LEIVISKÄ K. Fuzzy modeling of a rotary dryer [C]// *Preprints of the IFAC Workshop*. Finland: Else-

vier Science, 2000;166 - 171.

- [7] WU M, NAKANO M, SHE J H. A model-based expert control strategy using neural networks for the coal blending process in an iron and steel plant [J]. *Expert Systems with Applications*, 1999, 6 (16): 271 - 281.
- [8] HAGAN M T, DEMOUTH H B, BEALE M H. *Neural Network Design* [M]. Boston: PWS Publishing Company, 1996.
- [9] HAGAN M T, MENHAJ M. Training feed forward network with the Marquardt algorithm [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5 (6): 989 - 993.

作者简介:

陈晓方 (1975 —),男,在读博士,于2000年中南工业大学获硕士学位,研究领域为智能优化算法,复杂生产过程建模与优化控制等.E-mail: cxf97@163.com;

桂卫华 (1950 —),男,1981年研究生毕业于中南大学自动控制工程系,并获得工学硕士学位,1986年至1988年在联邦德国留学,现为中南大学信息工程学院教授,博士生导师,目前主要研究方向是工业大系统递阶和分散控制理论及应用,关联系统分散鲁棒控制的 H_∞ 方法,生产过程控制,复杂系统建模与优化控制;

王雅琳 (1974 —),女,工学博士,2001年毕业于中南大学,研究领域为复杂系统建模与优化控制,生产过程控制;

吴敏 (1963 —),男,1986年毕业于中南工业大学自动化专业,获工学硕士学位,并留校从事教学和科研工作,1989年至1990年作为访问学者在日本东京工业大学电气工程系进修,1994年起任中南工业大学自动控制工程系教授,1996年至1999年作为客座研究员在日本东京工业大学控制工程系进行国际合作研究,获东京工业大学工学博士学位,现为中南大学控制理论与控制工程博士点博士生导师,主要研究兴趣是:鲁棒控制,非线性控制和过程控制;

阳春华 (1965 —),女,教授,工学博士,研究领域为生产过程控制,智能控制理论与应用,复杂系统建模与优化控制。

(上接第74页)

5 结论(Conclusions)

文中设计了由参数自调节的油门模糊控制器和混合型模糊-PID的无级变速器速比和制动控制器构成的自适应模糊控制系统,仿真结果表明,自适应模糊控制策略与普通的模糊控制策略策略相比,无论在稳态还是在瞬态情况下都使控制系统获得了满意的控制效果。

理论分析和仿真结果表明,自适应模糊控制策略可以根据车辆瞬时状况来动态调节油门控制器的参数以满足系统控制性能的要求,其变化与车辆参数无关,这使控制系统的对外界负荷扰动和不确定系统参数的自适应能力和鲁棒性得到了显著的提高。

无级变速汽车的控制性能取决于控制系统综合控制的效果,仿真结果表明,在速比控制系统和制动控制系统中采用混合型模糊PID控制策略后对提高整个系统的稳定性具有极大的作用。

参考文献(References):

- [1] PAUL M. CVTs driving the future of transmission technology [C]// VELDPAUS E F, de JAPER A G. *Proc of Int Congress on Continuously Variable Transmissions*. Bindhoven, Netherlands: Bindhoven University of Technology Press, 1999:1 - 3.
- [2] LIEBRAND N. Future potential for CVT technology [C]// TANAKA H. *Proc of Int Conf of Continuously Variable Power Transmission*. Yokohama, Japan: Society of Automotive Engineers of Japan, 1996:33 - 36.
- [3] WANG Hongyan, ZHOU Yunshan, ZHANG Boyng, et al. Research on integrated control strategy of continuously variable transmission for passenger car [C]// LI Liguang. *Proc of IEEE Int Vehicle Electron-*

ics Conference. Changchun, China: Jilin Science and Technology Press, 1999:401 - 405.

- [4] HONG Chewun. A fuzzy throttle controller for dynamic driving simulation [J]. *Int J of Vehicle Design*, 1995,16(2/3):203 - 218.
- [5] ZHANG Boying, WANG Hongyan. Study on cruise fuzzy control for CVT vehicle [C]// *Proc of AVEC'2000 5th Int Symposium on Advanced Vehicle Control*. Ann Arbor, Michigan, USA: [s. n.], 2000:22 - 24.
- [6] WANG Hongyan, QIN Datong. Design for fuzzy controller of driving simulator of automobile with CVT system [C]// QIN Datong. *Proc of Int Conf on Mechanical Transmission*. Chongqin, China: China Machine Press, 2001:516 - 520.
- [7] WANG Hongyan, QIN Datong. Study on the fuzzy control strategy for the autopilot system of CVT vehicle [C]// KUBO A. *Proc of JSME Int Conf on Motion and Power Transmission*. Fukuoka, Japan: Japan Society of Mechanical Engineers, 2001:718 - 723.
- [8] RAJANI M K, NIKHIL P R. A self-tuning fuzzy PI controller [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000,115(3):327 - 338.
- [9] MAEDA M, SHUTA M. A self-tuning fuzzy controller [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 51(2):29 - 40.
- [10] 诸静. 模糊控制原理与应用[M]. 北京:机械工业出版社, 1995.
(ZHU Jing. *Theory and Application of Fuzzy Control* [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 1995.)

作者简介:

王红岩 (1965 —),男,1998年于吉林工业大学获工学博士学位,现任北京装甲兵工程学院机械工程系车辆室副教授,主要研究方向为车辆动力传动系统的控制与匹配等.E-mail: why_cvt@263.net;

王立公 (1967 —),男,1997年于吉林工业大学获工学博士学位,现任北京工业大学环境与能源工程学院副教授,主要研究方向为车辆动力学和车辆动力系统的控制等;

孙冬野 (1967 —),男,1997年于吉林工业大学获工学博士学位,现任重庆大学机械传动国家重点实验室副教授,主要研究方向为车辆传动系统以及混合动力传动系统的匹配和控制等。