

文章编号: 1001-2092(2008)02-0172-05

## 基于案例推理的竖炉故障预报系统

严爱军<sup>1</sup>, 柴天佑<sup>2</sup>, 王 普<sup>1</sup>

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100022; 2. 东北大学 自动化研究中心, 沈阳 110004)

**摘要:** 为降低竖炉焙烧过程的故障发生率, 基于故障机理的分析, 将过程参量预报与案例推理技术相集成, 提出了竖炉焙烧过程的智能故障预报方法. 参量预报模型对不易在线连续测量但能反映故障征兆的关键工艺参数进行实时预报, 在此基础上, 采用案例推理技术对焙烧过程进行全面分析并给出一些典型故障发生的概率和操作指导. 将所建立的故障预报系统成功应用于竖炉焙烧过程的生产实际中, 故障发生率明显降低, 取得了显著应用成效.

**关键词:** 故障预报; 案例推理; 参量预报; 竖炉; 智能

**中图分类号:** TP277      **文献标识码:** A

## Fault prediction system using case-based reasoning for shaft furnace status

YAN AiJun<sup>1</sup>, CHAI Tianyou<sup>2</sup>, WANG Pu<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China; 2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: YAN AiJun, E-mail: yanaijun@bjut.edu.cn)

**Abstract:** For reducing the fault ratio of shaft roasting furnace, based on the analysis of the fault mechanism and combination of case-based reasoning (CBR) and variables prediction, an intelligent fault prediction approach is proposed for the shaft furnace roasting process. The prediction model of the process variables performs to predict key technical parameters as the fault symptoms that is hard to measure online. The probability of the typical fault and their operation guidance with the help of case-based reasoning technology are obtained. The proposed fault prediction system is successfully applied to the roasting process of a shaft furnace, the fault ratios during production process is decreased, and the proved benefit is achieved.

**Key words:** Fault prediction; Case-based reasoning; Variable prediction; Shaft furnace; Intelligent

### 1 引言

竖炉始建于 1926 年, 赤铁矿竖炉焙烧过程主要包括给矿系统、炉温燃烧系统、高温还原系统以及冷却搬出系统. 它的稳定控制和稳定运行对于保证选矿厂的经济效益有着重要的意义<sup>[1]</sup>. 由于竖炉焙烧动态过程复杂, 操作不稳定, 导致生产经常因故障而处于停滞状态, 对焙烧过程的故障预防是保证过程稳定控制和稳定运行的前提.

故障诊断技术是一门涉及到控制与建模等多方面的综合性技术<sup>[2]</sup>. 近年来, 人工智能技术渗透到了故障诊断领域<sup>[3,5]</sup>, 例如: 生产过程的故障检测与诊断、工艺和电子设备的故障诊断等. 智能技术的混合

使用在这一领域的研究也得到了关注<sup>[6]</sup>, 特别是将案例推理技术应用于故障诊断, 为故障诊断的研究提供了一条新途径<sup>[7]</sup>. 作者曾对竖炉焙烧过程发生故障以后的识别和处理问题进行了研究<sup>[8]</sup>, 但迄今为止, 对竖炉过程的故障趋势预报以避免故障的发生还未见有成效的方法.

本文针对竖炉焙烧过程中的故障频发问题, 提出了包括过程参量预报模型和基于案例推理技术的故障预报模型两个组成部分的竖炉生产过程智能故障预报方法, 讨论了其结构原理及算法实现. 将建立的智能故障预报系统应用于竖炉焙烧过程, 表明了所提出方法的有效性, 为竖炉焙烧过程多变量智能

收稿日期: 2006-11-23; 修回日期: 2007-01-29.

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目 (2002CB312201); 北京工业大学博士科研流动基金项目 (5200201720070).

作者简介: 严爱军 (1970), 男, 湖北当阳人, 讲师, 博士, 从事复杂工业过程、故障诊断等研究; 柴天佑 (1947), 男, 兰州人, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事多变量智能解耦控制、复杂工业过程等研究.

优化控制系统<sup>[9]</sup>的成功实施奠定了基础。

## 2 焙烧过程故障描述

图1示出了竖炉炉体的简易结构,原矿经过给矿系统、炉温燃烧系统、高温还原系统以及冷却搬出系统等几个步骤被处理为磁化焙烧矿,作为下一道工序的加工原料。

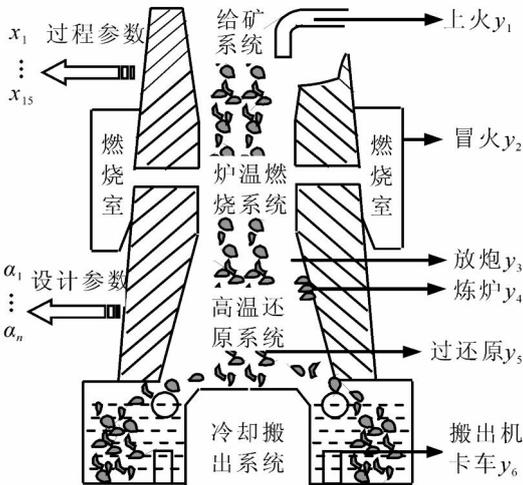


图1 竖炉焙烧过程

竖炉焙烧过程中,有6种最常见、对生产影响最大的故障(参见图1),分别是上火  $y_1$ 、冒火  $y_2$ 、放炮  $y_3$ 、炼炉  $y_4$ 、过还原  $y_5$  和搬出机卡车  $y_6$ 。通过焙烧的机理分析和主元分析法(PCA)<sup>[10]</sup>,这6种故障被引发的原因很多,主要表现在如下关系式中:

$$(y_1, y_2, \dots, y_6) = f(x_1, x_2, \dots, x_{15}; A_1, A_2, \dots, A_n) \quad (1)$$

其中:  $x_1 \sim x_{15}$  分别表示前道工序状况、后道工序状况、加热煤气流量、加热煤气热值、加热煤气压力、搬出机电流、矿石种类、焙烧难易程度、矿石粒度等级、炉膛负压、燃烧室温度、还原煤气流量、搬出时间、还原带温度和磁选管回收率等过程参量;  $A_1 \sim A_n$  表示竖炉的众多设计参数,这些参数均是时间的函数。式(1)是一个结构参数未知的非线性方程,具有综合复杂性,表现在:竖炉的设计参数  $A_1 \sim A_n$  由于年代久远,大都偏离设计值,难以得到机理模型;每种故障由参数变化不合理所致,而且每个参数的变化也有可能诱发多种故障不同程度地同时发生(故障与参数间的关系如表1所示),存在着强耦合关系;对潜在故障有着关键指示作用的过程参量如还原带温度、磁选管回收率不易在线连续测量。这些复杂因素的存在给故障预报带来了不利影响。

长期以来,竖炉操作者主要依据表1所示的经验知识对炉况进行判断与决策,避免工艺设备和生产过程发生故障。但由于该领域知识不完整,一旦操作不当将会导致故障的发生,严重影响生产过程和

表1 故障与参数间的关系

故障种类	参数变化特点
上火 $y_1$	$x_3$ 较大, $x_5$ 增加, $x_{10}$ 升高, $x_{11}$ 过高, $x_{14}$ 上升
冒火 $y_2$	$x_1$ 不正常, $x_3$ 较大, $x_5$ 增加
放炮 $y_3$	$x_9$ 较小, $x_{10}$ 降低, $x_{12}$ 过大
炼炉 $y_4$	$x_2$ 不正常, $x_4$ 升高, $x_{11}$ 升高, $x_{14}$ 上升, $x_{15}$ 降低
过还原 $y_5$	$x_7$ 晶体少, $x_8$ 容易, $x_{11}$ 升高, $x_{12}$ 过大, $x_{13}$ 减慢, $x_{14}$ 上升, $x_{15}$ 降低
搬出机卡车 $y_6$	$x_6$ 过大, $x_9$ 较小

操作者的人身安全,造成较大的经济损失。如果能利用长期积累的丰富经验,给竖炉焙烧过程制定一套完备的故障预报系统,对竖炉焙烧过程中的状况进行分析,及时给出故障预警,并对操作员进行操作指导,上述几种典型故障就可能得到一定程度的避免。

## 3 故障预报系统

基于上述分析,由于故障类型与其影响因素之间具有非线性、强耦合性,反映故障征兆的一些过程参量不易在线测量,过程机理复杂,使得基于精确数学模型的方法难以在此应用,而且操作者的领域知识不完整、不集中,基于知识的方法面临着知识获取困难的问题。由于案例推理技术可以解决这些问题,适用于领域知识不完全、经验丰富的决策环境与对象。本文提出基于案例推理的方法对焙烧过程中的潜在故障进行预报并提供操作指导,以避免故障的发生。

### 3.1 系统结构与功能

图2给出了将过程参量预报与案例推理相集成的智能故障预报模型的结构原理图(图中各符号的意义参见式(1)),由参量预报模型、案例检索、案例重用以及历史案例库组成。主要功能描述如下:

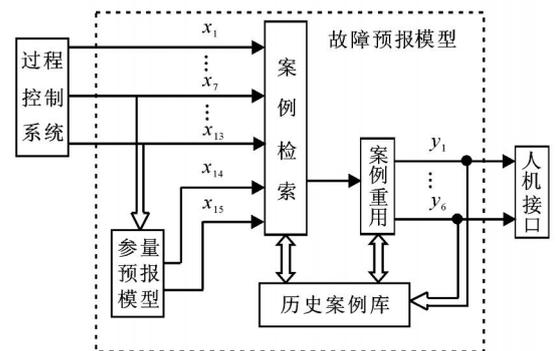


图2 智能故障预报系统的结构图

来自过程控制系统的参数  $x_7 \sim x_{13}$  作为参量预报模型的辅助变量,用于对还原带温度和磁选管回收率进行实时估计,得到  $x_{14}$  和  $x_{15}$ ;然后根据此预报值和从过程控制系统采集来的其他参量  $x_1 \sim x_{13}$  组成  $x_1 \sim x_{15}$ ,作为当前的工况描述,采用案例推理的

方法, 对存储在历史案例库中以往的故障案例进行检索与重用<sup>[11]</sup>. 案例的检索是以计算当前工况描述与案例库中以往工况描述的相似度为目标, 根据计算结果检索出相似度较大的案例; 然后对不一定完全相似的案例进行重用, 得到以概率形式表示的 6 种典型故障的趋势预报, 从而得到当前工况描述下炉况的诊断结果, 并利用友好的人机接口画面进行操作指导; 最后将当前工况描述及相应的解存储在历史案例库中, 供下一次推理使用.

### 3.2 算法实现

当竖炉焙烧过程出现故障时可能会对其产品质量产生较为恶劣的影响, 因此对产品质量的发展趋势进行实时监控可用来分析判断当前的生产是否会发生某些故障. 竖炉过程的产品质量是通过磁选管回收率这一关键工艺指标来衡量的. 磁选管回收率不能在线连续测量, 化验值一般通过定时离线取样分析的方法得到. 生产中每 8 h 采样一次, 且需要 1~ 2 h 后才能得到一组分析数据, 化验过程严重滞后, 不利于分析当前状况下的产品质量和提取故障征兆. 另一个关键工艺参数还原带温度的变化趋势不合理时, 也是一些潜在故障的外部征兆. 例如, 表示炼炉、过还原等现象可能发生, 这是由于还原带在竖炉中的位置特殊, 不易在线测量其温度, 也不利于故障征兆的提取. 可见, 还原带温度和磁选管回收率的实时预报是保证系统能准确对炉况进行分析、判断故障是否会发生的前提之一.

参量的预报模型采用智能混合方法进行预报, 并按统计过程控制 (SPC)<sup>[12]</sup> 机制对数据进行处理, 得到还原带温度和磁选管回收率的预报值, 即

$$X_m = g(x_7, x_8, \dots, x_{13}), \quad m = 14, 15. \quad (2)$$

更为详细的算法及说明参见文献[13, 14].

得到过程参量  $x_1 \sim x_{15}$  后, 当前的工况描述就由这些参量表示. 最后根据竖炉以往发生故障的经验案例, 采用案例推理的方法实现分析与处理过程. 故障案例以数据库的形式存储于计算机中, 数据库由若干条案例记录组成, 从而形成图 2 中的历史案例库, 如表 2 所示. 每条案例记录  $C_k (k = 1, 2, \dots, p)$  包括工况描述  $X_k$  和相应的解  $Y_k$ , 可表示为

$$C_k = (X_k; Y_k), \quad k = 1, 2, \dots, p, \quad (3)$$

其中  $p$  是案例总存储数. 工况描述  $X_k$  和相应的解  $Y_k$  可分别表示为

$$X_k = (x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{15,k}), \quad (4)$$

$$Y_k = (y_{1,k}, y_{2,k}, \dots, y_{6,k}), \quad (5)$$

其中故障的解  $y_{1,k} \sim y_{6,k}$  的取值范围均是  $[0, 1]$ , 表示 6 类故障各自发生的概率.

表 2 案例库  $C_k$  的产生

变量名称	符号	权值	变量名称	符号	权值
前道工序状况	$x_{1,k}$	$E_1$	还原气流量	$x_{12,k}$	$E_{12}$
后道工序状况	$x_{2,k}$	$E_2$	搬出时间	$x_{13,k}$	$E_{13}$
加热煤气流量	$x_{3,k}$	$E_3$	还原带温度	$x_{14,k}$	$E_{14}$
加热煤气热值	$x_{4,k}$	$E_4$	磁选管回收率	$x_{15,k}$	$E_{15}$
加热煤气压力	$x_{5,k}$	$E_5$	上火	$y_{1,k}$	
搬出机电流	$x_{6,k}$	$E_6$	冒火	$y_{2,k}$	
矿石种类	$x_{7,k}$	$E_7$	放炮	$y_{3,k}$	
焙烧难易度	$x_{8,k}$	$E_8$	炼炉	$y_{4,k}$	
粒度等级	$x_{9,k}$	$E_9$	过还原	$y_{5,k}$	
炉膛负压	$x_{10,k}$	$E_{10}$	搬出机卡车	$y_{6,k}$	
燃烧室温度	$x_{11,k}$	$E_{11}$			

设当前的工况描述是  $X = \{x_i\} (i = 1, \dots, 15)$ , 它与每一条案例记录  $C_k$  的相似度为

$$\text{Sim}(X, C_k) = \sum_{i=1}^{15} E_i \left( 1 - \frac{|x_i - x_{i,k}|}{\max(x_i, x_{i,k})} \right), \quad (6)$$

其中  $E_i$  是加权系数, 满足

$$\sum_{i=1}^{15} E_i = 1. \quad (7)$$

对应于表 2 中描述工况的各参量权值可根据这些参量对焙烧过程中故障种类的影响程度来进行初始选取, 在故障趋势预报过程中可对参数进行不断地调整, 直至预报结果准确为止. 例如,  $x_{10} \sim x_{15}$  所代表的变量在表 1 中出现的频率比较高, 可将相应的权系数  $E_{10} \sim E_{15}$  取得稍大些, 依此类推.

设相似度的阈值是  $\text{Sim}_v$ , 经过图 2 中的案例检索和案例重用, 当前炉况的解  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_6)$  可表示为

$$\begin{cases} H = \text{Sim}(X, C_k), \quad k = 1, 2, \dots, l, \\ y_i = \left( \sum_{k=1}^l H @ y_{i,k} \right) / \sum_{k=1}^l H, \\ \text{s. t. } \text{Sim}(X, C_k) \geq \text{Sim}_v. \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $l$  为检索出的匹配案例个数,  $y_{i,k}$  是相应于匹配案例的解,  $H$  是这些匹配案例的相似度.

案例检索的策略是将式(6)所计算出的相似度与阈值  $\text{Sim}_v$  相比较, 不小于相似度阈值的所有案例作为当前工况描述下故障趋势预报求解的匹配案例, 而这些案例不一定是完全相似的案例. 如  $\text{Sim}_v = 1$  时的情形, 这就需要对这些检索出的不完全相似案例进行重用, 即采用式(8)完成检索与重用的推理过程. 将此次推理的结果保存到案例库中, 用于下一次的推理. 按式(8)就可以得到前述 6 种典型故障发生的概率, 再利用人机接口编制相应的画面提供操作指导.

综上, 炉况诊断的实现方法是按式(2)确定的预报算法对还原带温度和磁选管回收率进行实时预报; 再综合过程控制系统提供的其他参量, 按式(3)

~ 式(8)所表示的推理算法得到炉况的诊断结果,并提供操作指导.

#### 4 工业应用

竖炉焙烧过程中,导致故障频发影响生产的最根本原因是没有实用可靠的故障预报系统,完全依赖于操作员的经验知识来判断炉况并采取相应的操作,不仅劳动强度很大,更不利于生产指标的提高.

采用本文提出的方法,结合某选矿厂竖炉焙烧过程的实际,研发了基于人机交互的故障预报系统并应用于生产中.在实际生产中,一个典型的诊断过程是:观察30 min内还原带温度 $x_{14}$ 和磁选管回收率 $x_{15}$ 预报的变化趋势(如图3所示),温度处于持续上升的趋势,磁选管回收率有下降的趋势.在相同采样时段内,图2所示的其他过程参量 $x_1 \sim x_{13}$ 的取值情况如表3所示.确定各参量所表示的工况描述在推理过程中由式(14)所定义的权值分别为: $E = 0.02, E = 0.02, E = 0.06, E = 0.06, E = 0.02, E = 0.10, E = 0.04, E = 0.04, E = 0.04, E_0 = 0.10, E_1 = 0.10, E_2 = 0.10, E_3 = 0.10, E_4 = 0.10, E_5 = 0.10$ ,通过算法实现中介绍的式(3)~式(8),得出炉况诊断结果如下(中间结果略):上火 $y_1 = 0.62$ ,冒火 $y_2 = 0.02$ ,放炮 $y_3 = 0.01$ ,炼炉 $y_4 = 0.93$ ,过还原 $y_5 = 0.86$ 和搬出机卡车 $y_6 = 0.01$ .最后,通过人机接口提示操作员:当前还原带温度过高,磁选管回收率正逐步下降,加热煤气流量偏大,搬出时间过短,其他参数处于正常工作范围.最有可能发生的故障依次是:炼炉,过还原和上火,其他故障出现的概率较小,建议减少加热煤气供应量,稍加快搬出时间

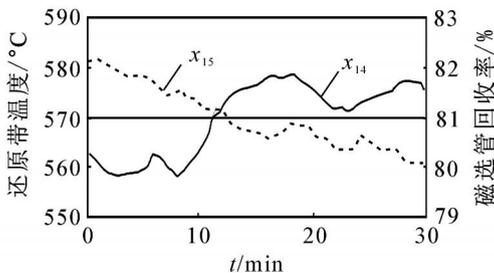


图3 参量变化趋势图

表3 当前工况描述

变量名称	符号	取值	变量名称	符号	取值
前道工序状况	$x_1$	2	焙烧难易度	$x_8$	1
后道工序状况	$x_2$	2	粒度等级	$x_9$	2
加热煤气流量	$x_3$	3 000 m <sup>3</sup> /h	炉膛负压	$x_{10}$	- 1.9 kPa
加热煤气热值	$x_4$	3 900 kJ/m <sup>3</sup>	燃烧室温度	$x_{11}$	1 109 e
加热煤气压力	$x_5$	3 kPa	还原气流量	$x_{12}$	2 700 m <sup>3</sup> /h
搬出机电流	$x_6$	4.6 A	搬出时间	$x_{13}$	6 min
矿石种类	$x_7$	1			

并加大还原煤气供应量.可以看出,推理得到的上述结果与表1所示的故障与各参数之间的关系吻合.

故障预报系统投入使用前后,焙烧过程的故障发生率(即发生故障的时间与生产运行时间之比)可从图4和图5看出.图4是2004年末投入预报系统时每月的故障发生率统计图,图5是2005年投用以后故障发生率的统计图.从对比图可以看出,虽然有漏报,但故障发生率已呈明显降低趋势,最大限度地保证了生产的安全和连续性.经过一年多的运行,故障预报系统预报准确率达到了95%.基于故障诊断系统<sup>[8]</sup>和本文故障预报系统的竖炉焙烧过程智能优化控制系统<sup>[9]</sup>的投运使得台时产率提高了2.9%,衡量焙烧矿质量好坏的指标磁选管回收率提高2%,操作人员减少了50%,工艺指标较以往得到了显著提高.

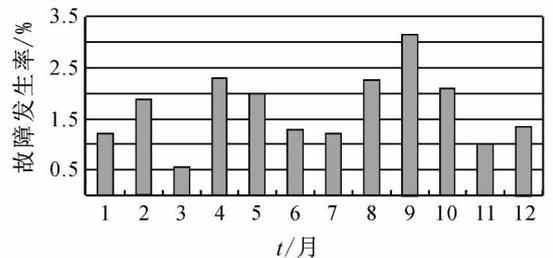


图4 2004年末投入诊断系统时的故障发生统计

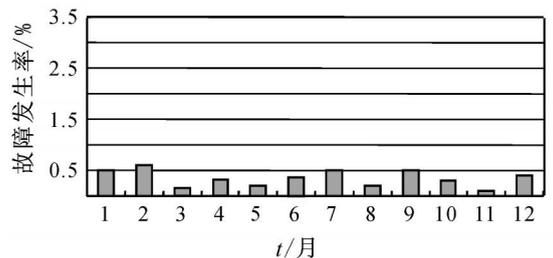


图5 2005年投入诊断系统后的故障发生率统计

## 5 结 语

本文提出将过程参量的预报与案例推理技术相结合,实现了竖炉焙烧过程的智能故障预报系统,案例推理技术的使用避免了建立机理模型难和获取知识困难的缺陷,对不易测量或测量滞后的关键工艺参数的实时预报为故障的推理提供了特征参数.该方法在诊断的适用性、准确性、智能性和鲁棒性方面比基于模型和基于知识的诊断模式更具有优越性.应用于竖炉焙烧的生产实践中,大幅降低了故障发生率,明显提高了生产指标,在整个过程优化控制系统的稳定控制和稳定运行中发挥了重要作用.本文提出的方法为探讨类似工业过程及大型工艺设备的故障预报及诊断模式具有重要意义.

## 参考文献(References)

- [1] 张晓东, 柴振新. 酒钢 100 m<sup>3</sup> 竖炉的发展与生产实践 [J]. 金属矿山, 2000, 3: 3233, 40.  
(Zhang Xiaodong, Chai Zhenxin. Development and production practice of 100 m<sup>3</sup> shaft furnaces in jiuquan steel co. [J]. Metal Mine, 2000, 3: 3233.)
- [2] Chang S Y, Chang C T. A fuzzy logic based fault diagnosis strategy for process control loops [J]. Chemical Engineering Science, 2003, 58(15): 3392-3411.
- [3] Awadallah M A, Morcos M M. Application of AI tools in fault diagnosis of electrical machines and drives ) An overview [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2003, 18(2): 242-251.
- [4] Wu M, She J H, Nakano M, et al. Expert control and fault diagnosis of the leaching process in zinc hydrometallurgy plant [J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(4): 432-442.
- [5] Yu D L, Gomm J B, Williams D. Sensor fault diagnosis in a chemical process via RBF neural networks [J]. Control Engineering Practice, 1999, 7(1): 49-55.
- [6] Chen K Y, Lim C P, Lai W K. Application of a neural fuzzy system with rule extraction to fault detection and diagnosis [J]. J of Intelligent Manufacturing, 2005, 16(6): 672-691.
- [7] Lee S G, Ng Y C. Hybrid case based reasoning for on line product fault diagnosis [J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 27(7/8): 832-840.
- [8] Yan A J, Wu F H, Chai T Y. Fault diagnosis expert system using neural networks for roasting process [C]. The 16th IFAC World Congress/ CD. Prague, 2005.
- [9] 严爱军, 柴天佑, 岳恒. 竖炉焙烧过程的多变量智能优化控制 [J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 632-640.  
(Yan Aijun, Chai Tianyou, Yue Heng. Multivariable intelligent optimizing control approach for shaft furnace roasting process [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 632-640.)
- [10] Lin D T. Facial expression classification using PCA and hierarchical radial basis function network [J]. J of Information Science and Engineering, 2006, 22(5): 1032-1046.
- [11] 谭明皓, 柴天佑. 基于案例推理的层流冷却过程建模方法研究 [J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 248-253.  
(Tan Minghao, Chai Tianyou. Modeling of the laminar cooling process with case based reasoning [J]. Control Theory and Application, 2005, 22(2): 248-253.)
- [12] Ye N, Parmar D, Borrer C M. A hybrid SPC method with the chi square distance monitoring procedure for large scale, complex process data [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2006, 22(4): 392-402.
- [13] 严爱军, 岳恒, 赵大勇, 等. 一类复杂工业过程的智能预报模型及其应用 [J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 792-797.  
(Yan Aijun, Yue Heng, Zhao Dayong, et al. Intelligent prediction model for a class of complex industrial process and its application [J]. Control and Decision, 2005, 20(7): 792-797.)
- [14] 严爱军, 柴天佑. 磁选管回收率智能混合预报方法 [J]. 信息与控制, 2005, 34(6): 752-764.  
(Yan Aijun, Chai Tianyou. Intelligent hybrid prediction method of magnetic tube recovery rate [J]. Information and Control, 2005, 34(6): 752-764.)

## 下 期 要 目

- 人工免疫粒子滤波算法研究..... 张 琪, 等
- 小子样统计理论及 IC 可靠性评估 ..... 邹心遥, 姚若河
- 基于 LSVM 的电梯群控系统交通需求迭代学习预测方法 ..... 杨祯山, 等
- 具有网络外部效应的三度价格歧视研究 ..... 滕 颖, 唐小我
- 模态跳变概率可控的 Markov 跳变线性系统的优化 ..... 徐琰恺, 陈 曦
- 一类分层非结构化 P2P 系统的随机切换模型 ..... 徐陈锋, 等
- 基于 K 模糊测度的变权关联多属性决策分析 ..... 章 玲, 周德群
- 基于神经网络干扰观测器的动态逆飞行控制..... 陈 谋, 等
- 铜闪速熔炼过程操作模式的智能优化..... 彭晓波, 等
- 一类不确定非线性时变时滞系统的鲁棒 H<sub>1</sub> 滤波器设计 ..... 郭亚锋, 李少远
- 随机时延离散系统的 l<sub>2</sub>/l<sub>1</sub> 滤波器型迭代学习控制 ..... 蔡逢煌, 等