

文章编号: 1001-0920(2008)04-0431-04

## 基于步进均值子时段 MPLS 的荒管质量预测模型研究

肖冬<sup>1</sup>, 潘孝礼<sup>1,2</sup>, 毛志忠<sup>1</sup>, 王福利<sup>1</sup>

(1. 东北大学 a. 信息科学与工程学院, b. 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004; 2. 上海宝钢股份有限公司 钢管分公司, 上海 201900)

**摘要:** 针对无缝钢管连轧生产中衡量荒管质量好坏的横向和纵向壁厚不均检验滞后和难以建立其机理模型的问题, 提出了基于步进均值子时段 MPLS 方法的荒管质量预报模型. 介绍了步进均值子时段 MPLS 方法中过程数据时段分解、均值求取、回归模型建立和模型在线预报等关键内容. 将建立的预报模型用于荒管质量预报中, 为提高连轧生产的无缝钢管质量奠定了良好的基础. 其实时性良好, 可靠性和精度高, 可用于荒管质量的在线预报和优化.

**关键词:** 无缝钢管; 连轧荒管; 质量预报; 步进均值子时段 MPLS

**中图分类号:** TS131.8

**文献标识码:** A

## Step mean value staged MPLS based predictive model for shell quality

XIAO Dong<sup>1</sup>, PAN Xiaoli<sup>1,2</sup>, MAO Zhi-zhong<sup>1</sup>, WANG Furli<sup>1</sup>

(1a. College of Information Science and Engineering, 1b. Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Steel Tube Filiale, BaoSteel Corporation, Shanghai 201900, China. Correspondent: XIAO Dong, E-mail: xiaodong@ise.neu.edu.cn)

**Abstract:** The shell is produced by the semi-floating mandrel mill, whose shell longitudinal and transversal wall thickness unevenness is often checked laggingly. The quality prediction of the shell model based on step mean value staged MPLS (multiway partial least square) method is proposed to overcome the disadvantage. The staged decomposition of the productive data, calculation of the mean value in the mean value MPLS method, modeling, and on-lined prediction are introduced. The model used in the shell quality prediction can improve seamless tubes quality of mandrel mill made effectively. Its obvious benefits are good real time function, high reliability precision, and can be used on-line for the prediction and optimization on the quality of the shell.

**Key words:** Seamless tubes; Mandrel mill-made shell; Quality prediction; Step mean value staged MPLS

### 1 引言

热轧无缝钢管生产的基本变形工序可以概括为 3 个阶段: 穿孔、延伸和精轧. 穿孔工序的主要目的是将实心圆坯穿孔成空心毛管. 毛管在规格、精度和表面质量上都不可能满足成品要求, 需要进一步对金属的变形加以改善. 延伸机的主要目的是进一步减小截面获得较大的轴向延伸, 使毛管在尺寸精度、表面质量和组织性能上获得改善. 经延伸机轧制的钢管统称荒管, 需要在精轧机上进一步成型以达到成品管的要求<sup>[1]</sup>. 连续轧管机是生产效率最高、产品质量较优的延伸机, 已被广泛应用于各大钢厂. 因为连轧生产中产生的质量缺陷在后续生产中很难弥

补, 所以对荒管质量的预报和控制具有重要的实际意义<sup>[2]</sup>.

连轧生产过程是具有典型的多时段、复杂非线性、动态多变量等特性的间歇生产过程, 这使得荒管质量与过程变量之间的关系比较复杂. 在实际生产中, 荒管质量的反馈有两种方法: 一是通过实验室工作人员定期抽查产品来完成, 二是利用在线测厚仪测量得到, 主要有射线测厚仪、同位素测厚仪等, 其控制主要由操作工人依靠经验调节工艺参数来实现. 文献[3]介绍了在线测厚仪在连轧荒管质量检测中的应用. 但在线测厚仪只能检测荒管的纵向壁厚和横向平均壁厚, 而对于影响荒管质量较大的横向

收稿日期: 2007-07-19; 修回日期: 2007-09-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60674063); 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室开放课题项目.

作者简介: 肖冬(1978—), 男, 湖南涟源人, 助教, 博士生, 从事复杂工业过程建模与控制的研究; 毛志忠(1961—), 男, 山东莱州人, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模与控制等研究.

壁厚偏差则无法检测. 虽然部分学者利用有限元、数值分析等理论建立了连轧荒管的机理模型<sup>[1,4]</sup>, 但很难将其工艺参数与质量参数建立一一对应的映射关系. 文献[5]采用数据建模方法, 利用神经网络建立了应用于板材的厚度预报模型, 取得了较好效果. 但神经网络方法只能实时预报单截面质量, 而荒管质量的衡量需要考虑一根管的整体偏差情况.

因为连轧荒管生产是间歇重复生产, 故应采用间歇生产过程的质量预报方法来分析. 在间歇生产过程的质量预报中, MPCA, MPLS 及其改进方法经常被采用<sup>[6-9]</sup>. 传统的 MPCA, MPLS 方法在线监视策略的实施依赖于对过程测量变量未来数据点的估计. 尽管 Nomikos 等<sup>[9]</sup>提出了 3 种预估未反应完数据的方法, 但由于预估时没有考虑采样数据之间的动态联系, 易造成质量预报误差较大. 文献[8,9]提出的建立多 MPCA 模型的方法虽然解决了对未来数据点的预估问题, 但更适合于应用在故障诊断中. 因为毛管质量的形成是一个连续过程, 与各个生产时段时刻密切相关, 很难用某个子时段的预报模型去表达.

针对连轧生产过程的复杂性, 可将其分为咬钢、稳定轧制和抛钢 3 个子时段. 本文提出了基于步进均值子时段 MPLS 方法, 并建立了荒管质量预测模型. 该方法依据连轧生产时段划分过程变量, 并在每个子时段步进选取相关过程变量的平均值作为输入变量. 该方法避免了传统 MPLS 方法模型结构复杂、冗余数据多、计算负荷大的缺点, 易于实现荒管质量的在线建模与预测. 仿真表明, 基于步进均值子时段 MPLS 方法模型比传统的 MPLS 模型具有更高的回归和预测精度, 为连轧荒管质量的提高提供了更有效的手段.

## 2 影响荒管质量的因素分析

为了更准确地建立荒管质量预测模型, 首先需要对影响荒管质量的因素进行分析, 以避免建模中信息不全和存在冗余, 降低模型的精度. 通过对工艺特性分析后可知, 不同时段中各自变量对荒管质量的影响不同. 一部分变量只在某个时段存在并可作为观测荒管质量因素; 而另一部分变量则贯穿整个生产过程, 对荒管质量有较大的影响. 根据实际生产情况, 可将连轧生产过程分成 3 个主要子时段: 咬钢子时段、稳定轧制子时段和抛钢子时段.

图 1 为连轧管时间与位移的关系. 由图 1 可以看出, 影响荒管质量的输入变量有 1 至 8 号连轧机实际转速, 1 至 8 号连轧机实际电流, 1 至 8 号连轧机实际输出力矩, 共 24 个变量. 咬钢阶段是从钢管头部进入 1 号轧机开始, 到钢管头部遇到 8 号轧机为

止. 钢管头部由 a 点运动到 b 点, 钢管尾部由 A 点运动到 B 点. 在咬钢阶段, 依据钢管的前进步进增加各轧机的影响变量. 稳定轧制阶段是从钢管头部遇到 8 号轧机开始, 到钢管尾部遇到 1 号轧机为止. 钢管头部由 b 点运动到 c 点, 钢管尾部由 B 点运动到 C 点. 在稳定轧制阶段, 各轧机变量对钢管都有影响. 抛钢阶段是从钢管尾部遇到 1 号轧机开始, 到钢管尾部遇到 8 号轧机为止. 钢管头部由 c 点运动到 d 点, 钢管尾部由 C 点运动到 D 点. 在抛钢阶段, 依据钢管的前进步进减少各轧机的影响变量. 具体变量分布如图 2 所示.

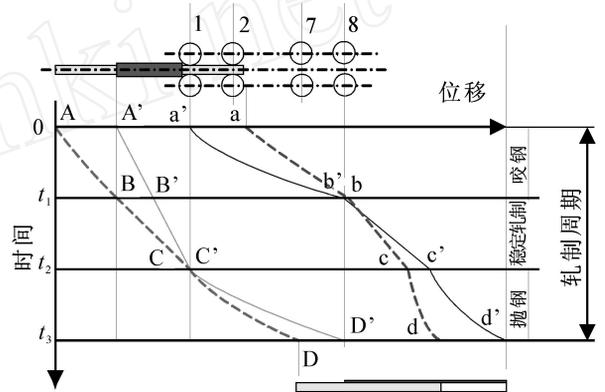


图 1 连轧管时间与位移关系

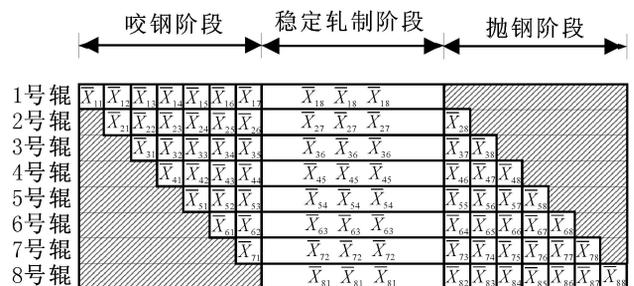


图 2 连轧管时间与变量关系

要对荒管质量进行评估, 需要给出衡量荒管质量的量化指标. 因为荒管质量集中反映在其管形与内部组织上, 而内部组织只能通过对最终产品进行轧卡、水压等测试实验测得, 所以本文只选择管形进行质量分析. 热轧无缝钢管的壁厚精度, 特别是横向壁厚不均是钢管的一个极为重要的质量指标<sup>[10]</sup>. 荒管横向壁厚不均是最大壁厚偏差与名义壁厚之比, 如下所示:

$$S \% = \frac{\max - \min}{HOM} \times 100 \% \quad (1)$$

其中:  $S \%$  为相对横向壁厚不均,  $\max$  为钢管的最大壁厚,  $\min$  为钢管的最小壁厚,  $HOM$  为钢管的名义壁厚. 荒管纵向壁厚不均的大小由毛管前端壁厚的平均值与后端壁厚的平均值之差确定, 如下所示:

$$S_{np} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{nep}}{n} - \frac{\sum_{i=1}^n \text{3an}}{n} \quad (2)$$

其中:  $\sum_{i=1}^n \text{nep}$  和  $\sum_{i=1}^n \text{3an}$  分别是在钢管前端和后端测得的壁厚之和,  $n$  是每端上测量的点数<sup>[2]</sup>.

### 3 荒管质量预测模型建模方法

#### 3.1 建模方法分析

经过以上分析可知,荒管质量受许多因素的影响,通过建立荒管质量与其他各相关因素的关系模型,可实时在线预测荒管质量,并用于荒管质量的实时控制.因现场有丰富的过程数据和快捷准确的检测方法,故很适宜用统计方法建模.

Nomikos 等提出的多向偏最小二乘模型是间歇过程统计分析、建模和质量预测的一个有效工具.但是,同基于 MPCA 模型的过程监测一样,基于 MPLS 模型的质量分析和在线预测方法并不适用于多工序或者多操作时段的间歇过程,因为它很难揭示间歇操作周期内的过程行为变化<sup>[11]</sup>.另外,现有的基于 MPLS 的质量分析和在线预测算法基本上都是将间歇操作周期内所有过程数据作为预测变量,同最终产品的质量变量进行回归建模.如图 2 所示,传统 MPLS 方法需在阴影处数据补齐后建模.这样的模型不但模型结构复杂、计算负荷大,而且不能保证达到最好的质量预测精度.为了克服传统建模方法的缺点,本文在对连轧生产过程各时段分析的基础上,选用步进均值子时段 MPLS 建模方法建立毛管质量预报模型.

#### 3.2 预报模型建立

在对连轧过程各时段分析的基础上,依据钢管接触轧机顺序细化各时段,将咬钢阶段细化成 7 个子时段,每个轧机对该时段的作用表示为一个数据块.同理将抛钢阶段也细化成 7 个子时段.确定建模所需的各时段过程变量,并对每个过程变量在该时段取平均值,处理后输入变量阵,如图 2 所示.

对过程变量数据平均化处理后,得到如下所示输入矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} \bar{X}_{11}, \bar{X}_{12}, \bar{X}_{21}, \bar{X}_{13}, \bar{X}_{22}, \bar{X}_{31}, \bar{X}_{14}, \bar{X}_{23}, \bar{X}_{32}, \bar{X}_{41}, \\ \bar{X}_{15}, \bar{X}_{24}, \bar{X}_{33}, \bar{X}_{42}, \bar{X}_{51}, \bar{X}_{16}, \bar{X}_{25}, \bar{X}_{34}, \bar{X}_{43}, \bar{X}_{52}, \\ \bar{X}_{61}, \bar{X}_{17}, \bar{X}_{26}, \bar{X}_{35}, \bar{X}_{44}, \bar{X}_{53}, \bar{X}_{62}, \bar{X}_{18}, \bar{X}_{27}, \\ \bar{X}_{36}, \bar{X}_{45}, \bar{X}_{54}, \bar{X}_{63}, \bar{X}_{72}, \bar{X}_{81}, \bar{X}_{28}, \bar{X}_{37}, \bar{X}_{46}, \bar{X}_{55}, \\ \bar{X}_{64}, \bar{X}_{73}, \bar{X}_{82}, \bar{X}_{38}, \bar{X}_{47}, \bar{X}_{56}, \bar{X}_{65}, \bar{X}_{74}, \bar{X}_{83}, \bar{X}_{48}, \\ \bar{X}_{57}, \bar{X}_{66}, \bar{X}_{75}, \bar{X}_{84}, \bar{X}_{58}, \bar{X}_{67}, \bar{X}_{76}, \bar{X}_{85}, \bar{X}_{68}, \bar{X}_{77}, \\ \bar{X}_{86}, \bar{X}_{78}, \bar{X}_{87}, \bar{X}_{88} \end{bmatrix} \quad (3)$$

应用 MPLS 方法对其建立质量预报模型.用

MPLS 算法得到  $X(I \times KJ)$  和质量矩阵  $Y(I \times M)$  之间的回归关系.

#### 1) 外部关系:

$$X = \sum_{a=1}^A t_a p_a^T + E = TP^T + E, \quad (4)$$

$$Y = \sum_{a=1}^A u_a q_a^T + F = UQ^T + F. \quad (5)$$

其中:  $A$  为保留的主成分个数;  $t_a(I \times 1)$ ,  $u_a(I \times 1)$  为得分向量;  $p_a(JK \times 1)$ ,  $q_a(M \times 1)$  为负载向量;  $T(I \times A)$ ,  $U(I \times A)$  为得分矩阵;  $P(JK \times A)$ ,  $Q(M \times A)$  为负载矩阵.

#### 2) 内部关系:

$$\hat{u}_a = b_a t_a. \quad (6)$$

其中  $b_a = t_a^T u_a / (t_a^T t_a)$  是  $X$  空间潜变量  $t$  和  $Y$  空间潜变量  $u$  的内部回归系数.

因为  $b$  为对角阵,且  $T = XP$ ,那么  $Y$  的模型可写为

$$Y = TbQ^T = TQ^T b = XPQ^T b = X, \quad (7)$$

则可表示为  $Y = PQ^T b$ ,即为所求的预报模型.

### 3.3 模型在线预报

与连续过程相比,步进均值子时段 MPLS 模型实施在线预测时,必须解决过程变量未来观测值的补充问题.由于预报模型实质是一个以批次为观测次序,综合了整个批次中过程变量互相关性以及过程变量与质量变量的相关结构模型,当模型在线应用时,需补充当前时刻到该批次结束时刻的过程变量观测值.本文基于历史时刻的测量变量来估计未来时刻的过程变量.模型用于在线预报时,按图 2 生产时段划分为 3 个大时段 15 个小阶段.按生产进行的顺序,各时段步进表示如图 3 所示.

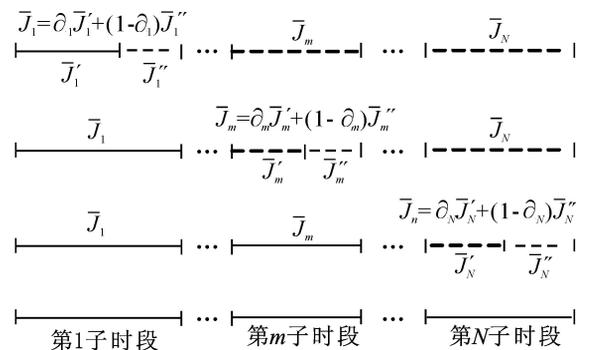


图 3 步进均值子时段 MPLS 预测模型

当生产进行到第  $m$  时段时,用  $\bar{J}_m = \partial_m \bar{J}_m + (1 - \partial_m) \bar{J}_m$  作为该时段变量观测值.其中  $\partial_m$  为第  $m$  时段生产完成百分比,  $\bar{J}_m$  为第  $m$  时段完成的各过程变量时段数据平均值,  $\bar{J}_m'$  为第  $m$  时段未进行时段历史时刻各过程变量时段数据平均值.用其他时段数据平均值  $\bar{J}_1, \bar{J}_2, \dots, \bar{J}_{m-1}, \bar{J}_{m+1}, \dots, \bar{J}_{15}$  作为该过程其

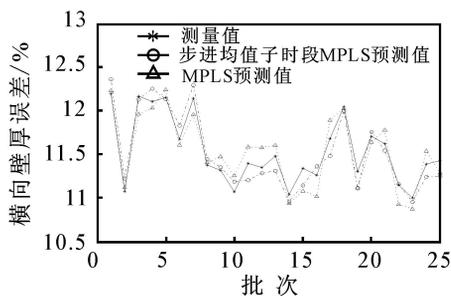
他时段变量观测值.

#### 4 仿真实验

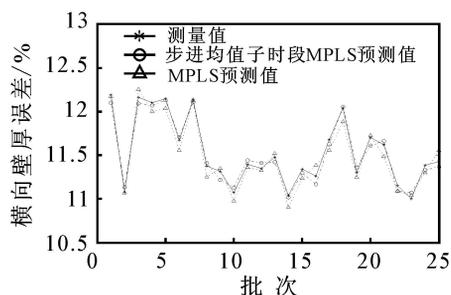
取宝钢 140 钢管连轧机组 2007 年 1 月的 70 根荒管生产数据,分成两组:前 45 根用来建立质量预报模型,后 25 根用来测试模型,检验其对荒管质量的预估精度.

将 45 根荒管的生产数据展开,得到二维数据阵  $X(45, 8880)$ . 其中,数据采集周期为 20 ms,咬钢阶段采集时间为 2 s,稳定轧制阶段采集时间为 3.4 s,抛钢阶段采集时间为 2 s. 针对上述数据作如图 2 所示的处理,得到数据阵  $X(45, 192)$ ,代入式(4)~式(8). 利用步进均值子时段 MPLS 方法建立质量预报模型,并利用同样方法采集 25 根荒管生产数据用于模型检验. 将整理的检验数据阵  $X_{\text{new}}(25, 64)$  代入式(7)中,进行质量预报检验.

为了与传统间歇过程质量预报模型比较,对先前建模的 45 根荒管生产数据,选取影响荒管质量 1 至 8 号连轧机实际转速、1 至 8 号连轧机实际电流和 1 至 8 号连轧机实际输出力矩共 24 个变量作为输入变量. 数据采集周期为 20 ms,采集时间 7.4 s. 在仿真建模中对数据阵  $X(45, 8880)$  用传统 MPLS 方法建立质量预报模型. 同样方法整理 25 根荒管生产数据形成检验数据阵  $X_n(25, 8880)$  进行质量预报检验. 在第 4 800 点(4 s)和 7 680 点(6.4 s)分别测量两个模型的质量预报精度. 图 4 和图 5 为两种预报模型的检验数据预报结果.

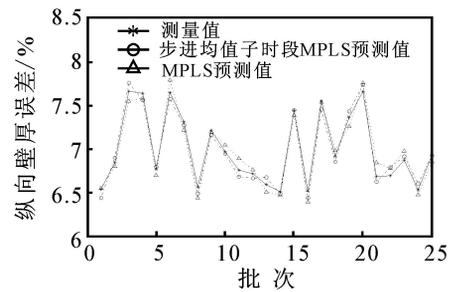


(a) 稳定轧制阶段内纵向壁厚误差预测结果

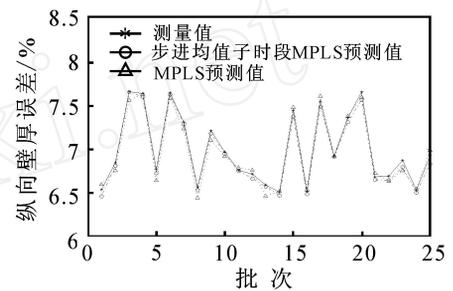


(b) 抛钢阶段内纵向壁厚误差预测结果

图 4 纵向壁厚误差预测结果



(a) 稳定轧制阶段内纵向壁厚误差预测结果



(b) 抛钢阶段内纵向壁厚误差预测结果

图 5 纵向壁厚误差预测结果

由图 4 和图 5 可见,在各段的横向和纵向壁厚误差预测结果中,基于步进均值子时段 MPLS 方法建立的质量预报模型误差明显小于传统 MPLS 方法模型. 其中在稳定轧制阶段内(第 4 800 采样点)的横向和纵向壁厚误差预测精度为 88.3% 和 86.5%, 而传统 MPLS 方法模型预测精度为 81.2% 和 74.5%. 在抛钢阶段内(第 7 680 采样点)的横向和纵向壁厚误差预测精度为 92.2% 和 94.5%, 传统 MPLS 方法模型预测精度为 86.3% 和 90.5%. 由此可见,步进均值子时段 MPLS 方法模型较 MPLS 方法模型具有更高的预报精度.

#### 5 结论

针对多时段的荒管连轧间歇生产过程,提出了一种步进均值子时段 MPLS 建模方法. 该方法根据连轧生产过程特性,将过程划分成具有不同变量影响的咬钢、稳定轧制和抛钢 3 个大时段,并根据轧辊触钢次序进一步将生产过程划分成 15 个小时段,利用各子时段变量均值建立二维的 MPLS 模型. 该方法克服了传统间歇过程质量预测方法模型结构复杂、计算负荷大的缺点,易于实现荒管质量的在线建模与预测. 仿真验证了基于步进均值子时段 MPLS 建模预测方法在连轧荒管质量预测中的可行性和有效性,并可以推广应用于其他多时段间歇工业过程的质量预报.

(下转第 438 页)

$$\text{sat}(x) = \begin{cases} x, & |x| < 1; \\ \text{sgn}(x), & |x| = 1. \end{cases}$$

取  $k = 5$ , 则在控制器 (21) 和  $v = -y$  的作用下得到仿真结果如图 1 所示.

## 5 结 论

本文利用逻辑切换, 给出了一类非线性系统的自适应无源控制规律, 进一步基于无源性分析得到了鲁棒自适应控制器. 分析表明, 当系统中存在干扰等不确定性时, 利用本文方法可以将不确定项作合并处理. 由此可以看出, 本文结论能直接推广到鲁棒无源化方面.

## 参考文献 (References)

- [1] Sepulchre R, Jankovic M, Kokotovic P. Constructive nonlinear control[M]. London: Springer, 1997.
- [2] Byrnes C, Isidori A. Asymptotic stabilization of minimum phase nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1991, 36(10): 1122-1137.
- [3] 关新平, 华长春, 唐英干. 一类非线性系统的鲁棒无源

化控制[J]. 控制与决策, 2001, 16(5): 599-601.

(Guan Xin-ping, Hua Chang-chun, Tang Ying-gan. Robust passive control for a class of nonlinear systems [J]. Control and Decision, 2001, 16(5): 599-601.)

- [4] Mei S W, Shen T L. Passivation control of nonlinear systems with disturbance [J]. Control Theory and Applications, 1999, 16(6): 797-801.
- [5] Kokotovic P V, Arcak M. Constructive nonlinear control: A historical perspective[J]. Automatica, 2001, 37(5): 637-666.
- [6] Seron M M, Hill D J, Fradkov A L. Nonlinear adaptive control of feedback passive systems [J]. Automatica, 1995, 31(7): 1053-1060.
- [7] Alessandro D D. On passivity and adaptive stabilization of nonlinear systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(7): 1083-1086.
- [8] Lin W, Shen T L. Robust passivity and feedback design for minimum-phase nonlinear systems with structural uncertainty[J]. Automatica, 1999, 35(1): 35-47.

(上接第 434 页)

## 参考文献 (References)

- [1] 王先进, 徐树成. 钢管连轧理论[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2005.  
(Wang Xian-jin, Xu Shu-cheng. Multimandrel mill theory of steel tube[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press of China, 2005.)
- [2] 王北明. 热轧钢管的质量[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1987.  
(Wang Bei-ming. Hot rolled steel tubes quality [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press of China, 1987.)
- [3] L'ésesque D, Kruger S E, Lamouche G, et al. Thickness and grain size monitoring in seamless tube-making process using laser ultrasonics[J]. NDT and E Int, 2006, 39(8): 622-626.
- [4] Reggio M, Mc Kenty F, Gravel L, et al. Computational analysis of the process for manufacturing seamless tubes [J]. Applied Thermal Engineering, 2002, 22(4): 459-470.
- [5] 刘东东, 王焱. 基于 RBF 神经网络的热连轧精轧厚度的预报[J]. 济南大学学报, 2006, 20(4): 312-314.  
(Liu Dong-dong, Wang Yan. Prediction of rolling thickness based on RBF neural network[J]. J of Ji 'nan University, 2006, 20(4): 312-314.)
- [6] Nomikos P, Mac Gregor J F. Multi-way partial least

square in monitoring batch processes[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1995, 30(1): 97-108.

- [7] Leo H Chiang, Riccardo Leardi, Randy J Pell. Industrial experiences with multivariate statistical analysis of batch process data [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2006, 81(2): 109-119.
- [8] Yale Zhang, Michael Dudzic. Industrial application of multivariate SPC to continuous caster start-up operations for breakout prevention [J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(11): 1357-1375.
- [9] Dae Sung Leea, Jong Moon Parka. Adaptive multiscale principal component analysis for on-line monitoring of a sequencing batch reactor[J]. J of Biotechnology, 2005, 116(2): 195-210.
- [10] 宋箭平, 周志杨, 吴跃泉. 连轧管横向壁厚精度初探 [J]. 宝钢技术, 1997, 21(6): 39-41.  
(Song Jian-ping, Zhou Zhi-yang, Wu Yue-quan. Tube transverse wall thickness of multiMandrel mill [J]. Baosteel Technology, 1997, 21(6): 39-41.)
- [11] Junhui Chen, Hsin-hung Chen. On-line batch process monitoring using MHMT-based MPCA [J]. Chemical Engineering Science, 2006, 61(10): 3223-3239.