

基于KPLS和TD的热连轧精轧末架微调AGC

张 飞, 童朝南, 李江昀

(北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 热连轧传统的厚度控制方式主要依靠精轧机组下游机架的监控AGC(automatic gauge control)来消除厚度差, 易造成末架调节量过大, 对板形产生非常不利的影响. 为此提出一种基于KPLS(kernel partial least squares)和TD(tracking differentiator)的热连轧精轧末架微调AGC, 通过对前一卷带钢轧制信息进行非线性特征抽取, 找出F5、F6机架间过程变量的关系, 从而可以在F6机架保持辊缝和压力基本不变的前提下, 仅通过调节F5机架的辊缝而使厚度精度达到控制要求. 现场实验证明了这一观点.

关键词: 核方法; 核偏最小二乘; 跟踪微分器; 热连轧; 自动厚度控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Micro adjustment AGC of last stand in hot finishing mill based on KPLS and TD

ZHANG Fei, TONG Chao-nan, LI Jiang-yun

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: Conventional thickness control of hot rolling mainly depends on the monitoring automatic gauge control (AGC) of downstream stands to reduce thickness deviation. This method brings excessive adjustment on the last stand, and has passive effects on profile. In order to alleviate this influence, micro adjustment AGC of last stand in hot finishing mill based on kernel partial least squares (KPLS) and tracking differentiator (TD) is proposed in this paper. It established relations between F5 and F6 stands' process variables through nonlinear feature extraction from rolling information of previous strip. Accordingly, the thickness precision can be reached by regulating the gap of F5 while keeping the F6 gap and force basically constant. Field experiment also proves this idea.

Key words: kernel method; kernel partial least squares (KPLS); tracking differentiator (TD); hot rolling; automatic gauge control (AGC)

1 引言(Introduction)

热连轧AGC系统的任务是在轧件和设备扰动的条件下消除或减少带钢纵向厚度公差, 以得到厚度均匀的产品. 如果综合考虑厚度和凸度, 最好的控制方法是精轧末架恒辊缝恒压力, 恒辊缝恒压力与变辊缝恒压力方式不同, 通过变辊缝来保持恒压力对消除偏心扰动有利但会使温度扰动增大, 恒辊缝恒压力能保证不论是温度还是其他扰动都不影响成品厚度及凸度. 为此, 本文提出一种基于KPLS和TD的精轧末架微调AGC控制策略, 基本思想是利用同规格前一卷带钢的信息对后一卷带钢进行预测, 在F6机架辊缝基本不变的前提下, 通过KPLS从F5机架的轧制力和辊缝预测出F6机架的轧制力和出口厚度, 根据预测结果对F5机架进行调节. 由于前后两卷

带钢受缓慢变化因素(机械磨损、热膨胀等)影响基本相同, 原本复杂的补偿量计算公式实际上简化为对常量的回归.

偏最小二乘(PLS)是近年产生和发展起来的一种具有广泛适用性的多元统计分析方法^[1], 由Wold和Alban在1984年提出, 通过对系统中的数据信息进行分解和筛选, 提取对因变量解释性最强的综合变量, 辨识系统中的信息与噪声, 从而更好地克服变量多重相关性在系统建模中的不良作用.

由于支持向量机(SVM, support vector machines)在机器学习领域的巨大成功^[2], 掀起了用SVM中重要技术之一的核函数技术改造传统线性数据处理方法的热潮^[3], 从而形成了多种基于核函数技术的核方法. Rosipal和Trejo通过将原始数据映

$$K \leftarrow (I - tt^T)K(I - tt^T) = K - tt^TK - Ktt^T + tt^TKtt^T. \quad (1)$$

式中 I 是 n 维单位矩阵.

如果分别从矩阵 KYY^T 和 YY^T 提取 t, u 成分, 可以得到一个简化的KPLS算法^[4]. 当处理多变量KPLS模型时, 这种方法非常有效.

KPLS回归模型用矩阵形式可表示为

$$\hat{Y} = \Phi B = KU(T^TKU)^{-1}T^TY = TT^TY. \quad (2)$$

其中:

$$B = \Phi^TU(T^TKU)^{-1}T^TY, \quad (3)$$

$$T = \Phi R, \quad (4)$$

$$R = \Phi^TU(T^TKU)^{-1}. \quad (5)$$

2.2 跟踪微分滤波器(TD)

TD的离散化公式为:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_1(k) + h * x_2(k), \\ x_2(k+1) = x_2(k) + h * \text{fst}(x_1(k) - v(k), x_2(k), r, h_1). \end{cases} \quad (6)$$

式中: v 为输入信号, x_1 为 v 的跟踪信号, x_2 为 x_1 的导数, 可视为输入信号 v 的导数.

$$\text{fst}(x_1(k) - v(k), x_2(k), r, h_1) = -r * \text{sat}(g(k), \delta), \quad (7)$$

$$\delta = h_1 r, \delta_1 = h_1 \delta, e(k) = x_1(k) - v(k), \quad (8)$$

$$y(k) = e(k) + h_1 * x_2(k), \quad (9)$$

$$g(k) = \begin{cases} x_2(k) + \text{sgn}(y(k)) \frac{\sqrt{8r|y(k)| + \delta^2} - \delta}{2}, & |y(k)| \geq \delta, \\ x_2(k) + y(k)/h, & |y(k)| < \delta, \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{sat}(x, \delta) = \begin{cases} \text{sgn } x, & |x| \geq \delta, \\ x/\delta, & |x| < \delta. \end{cases} \quad (11)$$

式中: h 是积分步长, r 是决定跟踪快慢的参数. r 越大, x_1 更快地跟踪信号 v , 但当 v 被噪声污染时, 会使信号 x_1 被更大的噪声所污染. 为了滤掉 x_1 所含的噪声, 选取适当的 h_1 , 能获得很好的滤波效果. 然而, h_1 越大, 就会使 x_1 跟踪信号 v 的相位损失也越大.

3 预测模型的设计(Design of prediction model)

如图2所示, 每一卷带钢从咬钢时刻 A 开始记录数据, 直至抛钢, 但由是 B 点而非 A 点才是带钢真正进入机架的时刻, 因此, 数据长度从F1机架

到F6机架再到测厚仪是逐渐减小的, 因此数据长度以测厚仪测得为准, 各机架应截掉咬钢时头部多余的数据(可由前一卷带钢计算得出), 后文所述咬入时间均从 B 点开始计算. 由于用厚度模型进行线性回归时, 一般含有 $\sqrt{P}, P, P^2, 1/P$ 项^[9,10], 为此, 考虑到影响厚度的主要因素, 过程变量如下选择:

$$X = [\sqrt{P_5}, P_5, P_5^2, 1/P_5, S_5, S_6, t_6], \quad (12)$$

$$Y = [P_6, dh_6], \quad (13)$$

$$dh_6 = h_6 - S_6 - \frac{P_6 - P_{60}}{C_6}. \quad (14)$$

式中: P_5, S_5 为F5机架的轧制压力和辊缝, $P_6, P_{60}, S_6, h_6, t_6, C_6$ 分别为F6机架的轧制压力、预压靠力、辊缝、出口厚度、咬入时间、刚度系数.

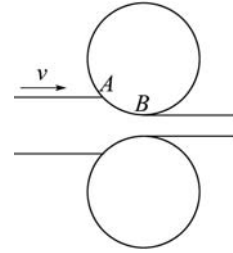


图2 带钢变形过程

Fig. 2 Strip transmutation process

因此, X, Y 分别为 $n \times 7, n \times 2$ 的数据矩阵, n 表示若以一定的采样周期 T 采样, 则带钢经过测厚仪时一共可采到 n 个点, 下面以现场PDA记录的实际数据作为样本, 对多种回归方法效果进行对比. PDA采样周期为40 ms, n 为1800左右.

随机抽取相邻的两卷带钢, 将数据从PDA导出. 利用前一卷带钢的数据作为训练样本集, 后一卷带钢的数据作为预报样本集. KPLS进行数据分析, 成分数取5.

核函数有径向基(RBF, radius basis function)核、多项式(Polynomial)核和双曲正切(Tanh)核, 本文主要关注RBF核, RBF核也称为高斯(Gaussian)核. RBF核函数表达式如下, 训练时取 $\sigma = 0.05$:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (15)$$

利用前一卷带钢数据, 运行KPLS算法, 可以得出回归系数矩阵 B , 进而得出预报值 $\hat{Y}$. 这样, 就可以得出 i 时刻F6机架的轧制力 $\hat{P}_{6i}$:

$$\hat{P}_{6i} = \hat{y}_i * [1 \ 0]^T. \quad (16)$$

由式(14)得到F6机架的出口厚度:

$$\hat{h}_{6i} = S_{6i} + \frac{\hat{P}_{6i} - P_{60}}{c_6} + \hat{y}_i * [1 \ 0]^T. \quad (17)$$

4 实验结果(Experiment results)

某厂目前条件下AGC参与F6机架的辊缝调节,并且对质量控制起关键作用.为了说明KPLS的预测能力,取现有带钢数据运用KPLS进行预测,预测结果用TD滤波,可得图3所示曲线,图中实线为实测值,虚线为预测值,可见预测效果十分准确.如果将预测值用于F5机架AGC调节,就可在F6机架保持辊缝和压力基本不变的情况下,使F6机架出口厚度达到目标值.运用上述算法在某热连轧带钢厂进行实验,得到图4所示F6机架辊缝调节量、轧制压力和出口厚度曲线,左图未投入末架微调AGC,右图投入末架微调AGC,从图中可以看出,F6机架轧制力基本保持不变,且出口厚度十分平稳,这正符合末架微调AGC研究的初衷.

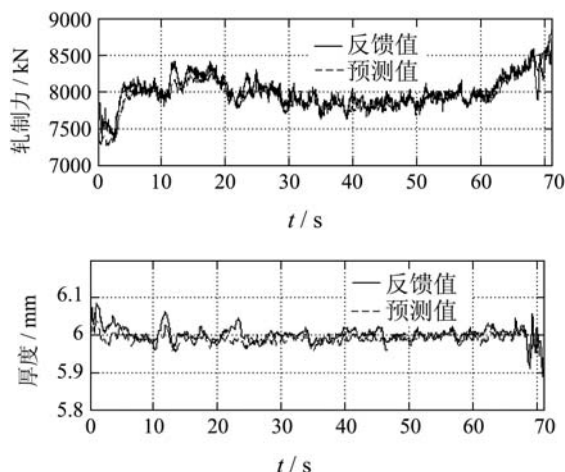


图3 KPLS预测曲线

Fig. 3 Prediction curves of KPLS

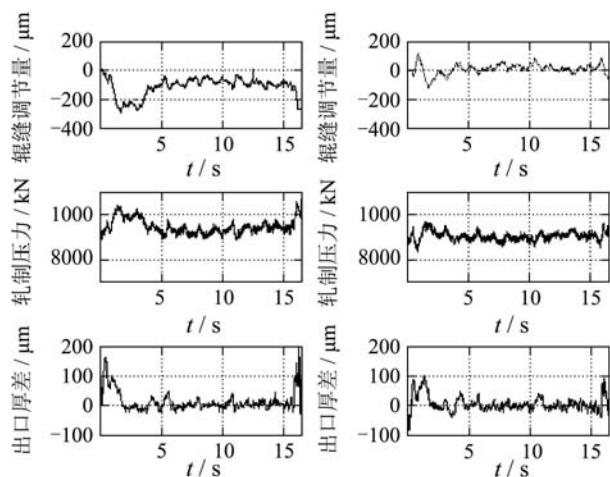


图4 实验结果对比

Fig. 4 Comparison of experiment results

5 结论(Conclusion)

针对热连轧过程厚度测量的特点,通过采用KPLS对F6机架轧制压力和出口厚度进行预测,

经TD滤波后用于F5机架AGC调节,实验结果表明本文方法是有效的,这为热连轧AGC提供了一个新的选择方案.在进一步的研究中,如果能做到上游机架也采用该控制方式,则可大大减轻下游机架的调节量,同时避免某一机架调节量过大而造成该机架出口板形恶化,并遗传至后续机架.但由于上游机架离测厚仪较远,应用难度会有所增加.同时,KPLS计算量大,对控制器性能要求高,如何简化KPLS算法使其更适合实时控制也是需要继续研究的课题.

参考文献(References):

- [1] WEGELIN J A. A Survey of Partial Least Squares (PLS) Methods with Emphasis on the Two-block Case[M]. Seattle: Department of Statistics, University of Washington, 2000.
- [2] VAPNIK V N. The nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1998.
- [3] MULLER K R, MIKA S, RATSCH G, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2001, 12(2): 181–202.
- [4] ROSIPAL R, TREJO L J. Kernel partial least squares regression in reproducing kernel Hilbert space[J]. *J of Machine Learning Research*, 2001, 2(6): 97–123.
- [5] 韩京清, 王伟. 非线性跟踪-微分器[J]. *系统科学与数学*, 1994, 14(2): 177–183.
(HAN Jingqing, WANG Wei. Nonlinear tracking-differentiator[J]. *J of System Science and Mathematical Sciences*, 1994, 14(2): 177–183.)
- [6] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. *控制与决策*, 1998, 13(1): 19–23.
(HAN Jingqing. Auto-disturbances-rejection controller and its applications[J]. *Control and Decision*, 1998, 13(1): 19–23.)
- [7] 韩京清, 袁露林. 跟踪-微分器的离散形式[J]. *系统科学与数学*, 1999, 19(3): 268–273.
(HAN Jingqing, YUAN Lulin. The discrete form of tracking-differentiator[J]. *J of System Science and Mathematical Sciences*, 1999, 19(3): 268–273.)
- [8] 宋金来, 甘作新, 韩京清. 自抗扰控制技术滤波特性的研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(1): 110–112.
(SONG Jinlai, GAN Zuoxin, HAN Jingqing. Study of active disturbance rejection controller on filtering[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(1): 110–112.)
- [9] 王彤, 刘相华, 王国栋, 等. 动态修正轧机弹跳值提高热轧带钢头尾厚度精度[J]. *钢铁研究学报*, 1999, 11(2): 24–28.
(WANG Tong, LIU Xianghua, WANG Guodong, et al. Improvement of thickness accuracy of hot strip at the ends by dynamical modification of mill stretch[J]. *J of Iron and Steel Research*, 1999, 11(2): 24–28.)
- [10] 陈建华, 李冰, 吴光蜀, 等. 轧机弹跳量宽度修正[J]. *钢铁*, 2003, 28(1): 31–33.
(CHEN Jianhua, LI Bing, WU Guangshu, et al. Width compensation for rolling mill spring[J]. *Iron and Steel*, 2003, 28(1): 31–33.)

作者简介:

张 飞 (1979—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为生产过程智能控制, E-mail: zhangfei@dores.com;

童朝南 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为生产过程智能控制、轧钢自动化等, E-mail: tcn@ies.ustb.edu.cn;

李江昀 (1977—), 男, 博士, 主要研究方向为智能控制在轧钢过程中的应用, E-mail: jiangyunlee@gmail.com.