

[文章编号] 1004-0609(2001)06-1013-04

基于自适应滤波的铸轧板形检测信号分析^①

王文明^{1, 2}, 钟 掘², 谭建平²

(1. 湘潭工学院 机械系, 湘潭 411201; 2. 中南大学 机电工程学院, 长沙 410083)

[摘 要] 超薄快速铸轧同常规铸轧相比, 板形奇异机理复杂, 板形现象突出。根据铸轧板形缺陷的表征特点, 建立了铸轧板形的数学描述。将板形检测信号视为动态时间序列, 运用自适应滤波理论, 建立了一种通用的板形检测信号除噪方法。仿真结果表明该法除噪效果明显, 能满足实时控制要求。

[关键词] 铸轧; 板形检测; 自适应滤波; 板形控制

[中图分类号] TG 249.9; TG 335.13

[文献标识码] A

自 50 年代初开发出的铝双辊铸轧技术用于工业生产以来, 因其具有带坯生产流程短(将铸造和热轧工艺融为一体)、投资少(仅为热轧法的 1/3)、节能(能耗仅为传统热轧法的 40%)等突出特点^[1, 2], 一直受到世界各国的重视, 并已取得很大进展。在我国, 生产铝及铝合金带坯和箔坯已普遍采用双辊式连续铸轧机。

典型的双辊板带连续铸轧工艺流程如图 1 所示。液体金属由静止炉通过流槽进入前箱, 然后进入铸嘴, 并使金属均匀分布成所要求的宽度, 液体金属由铸嘴流出后, 即与铸轧辊的冷却辊面接触, 开始结晶, 同时经过轧制, 得到板带, 再经过矫直

后卷取成卷。

随着科学技术的发展以及加工业对铸轧带材需求量的日益增加, 铸轧工艺不断朝超薄、快速方向发展^[3]。超薄快速铸轧同常规铸轧相比, 生产效率明显提高, 但其板形问题突出^[4]。探求其特殊的板形现象与产生机制, 并进行有效控制, 已成为现代铸轧机一个亟待解决的关键技术问题。板形检测是实现板形自动控制的必要条件, 也是决定控制效果的首要因素。对于铸轧, 板形检测环境恶劣, 干扰因素多, 尤其是非接触式检测信号受被测对象振动的影响非常复杂。因此, 在不改变硬件设备情况下, 通过软件数字信号处理, 从实际检测信号中抑制或消除随机噪声的干扰, 快速准确地提取实际板形分布, 将是一项非常有意义的研究课题。

本文作者将铸轧板形检测信号视为动态时间序列, 顾及时序先验信息少以及实时控制的需要, 采用递推辨识(RPEM)跟卡尔曼滤波(KF)相结合的自适应滤波方法对检测信号进行分析研究, 以期获得实际板形的最佳逼近, 为控制器提供较为精确的输入数据, 从而达到理想的板形控制效果。通过研究, 成功地将动态数据处理理论应用于板形检测领域, 并建立了一种通用的且能满足实时控制要求的板形检测信号处理方法。

1 铸轧板形的数学描述

板形是指带材的翘曲程度, 板形缺陷一般同时具备几何特征和力学特征^[5], 即: 几何上沿板宽方

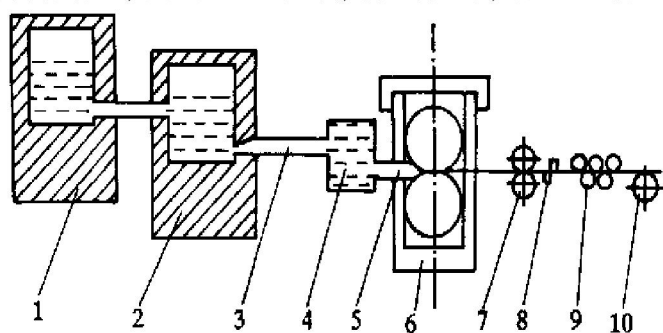


图 1 双辊铸轧工艺流程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of twin-roll casting process

1—Smelting furnace; 2—Static furnace; 3—Fluid trough; 4—Front box; 5—Casting nozzle; 6—Caster; 7—Guiding machine; 8—Shearing machine; 9—Straightener; 10—Coiler

① [基金项目] 国家重点基础研究发展规划资助项目(G1999064906); 国家计委重大资助项目(计高技[1998]1985)

[收稿日期] 2001-06-20; [修订日期] 2001-07-17

[作者简介] 王文明(1970-), 男, 讲师, 博士研究生。

向的不均匀延伸和力学上沿板宽方向的内应力的不均匀分布。对于大张力轧制的冷轧带材,其板形缺陷的几何特征将通过改变横向张力分布而最终转化为板带内应力分布不均。因此,其板形检测常用测张式板形仪,以检测其隐含板形。对于热轧、铸轧带材,由于轧制张力小,板形缺陷主要表征为板面的波浪度,故常用测距式板形仪,以检测其宏观板形。此外,铸轧板形控制的实质是控制出口带材的横截面形状,使其满足板带平直度条件(等比凸度轧制条件)^[6],即在板形控制系统中常以出口带材的广义凸度^[7, 8]作为闭环反馈控制的输入量,并由实测广义凸度值跟目标凸度值之间的偏差来决定板控执行机构调节量的大小。基于以上分析,采用本课题组同郑州奥原电子有限公司共同研制的高精度扫描式 JGC-H2 型激光测厚仪来检测铸轧板带的横向板厚分布,并以此描述铸轧板形。

为了描述板带横向厚度跟激光测厚仪测点位置之间的函数关系,我们将坐标系的原点取在带材的中心处,并假设所测带材的宽度为 B ,各测点沿板宽的坐标位置为 $x_i (i=1, 2, \dots, n, n$ 为测点数量),相对应的实测板厚值为 y_{mi} ,目标板厚设定值为 y_{ti} ,则

$$y_i = y_{mi} - y_{ti} \quad (1)$$

式中 y_i 为实测板形与目标板形的偏差。

为适应板形控制的需要,常将板形偏差及板宽作如下均一化处理:

$$\begin{aligned} B' &= \frac{1}{B/2} \\ y_{\max} &= \max_{i=1}^n \{y_i\} \\ y'_i &= \frac{y_i}{y_{\max}} \end{aligned} \quad (2)$$

2 基于自适应滤波的信号除噪原理及算法

在铸轧环境下,板形检测信号受外界干扰和随机噪声污染严重^[9]。如仅仅提高量仪制造和装调精度以及提高测试条件要求来消除或减少误差源,要付出昂贵的代价。通过数据处理分析软件来分离或抑制动态测试误差,以获得高保真的测量精度,已成为当前提高测试精度的关注焦点^[10]。

铸轧板形检测信号,可视为一动态时间序列,但因先验信息少以及实时控制的需要,须采用参数递推辨识与信号滤波同时并行的自适应滤波方法来

求得信号的最佳估计。顾及算法的稳定性、可靠性和计算速度,参数递推辨识采用 RPEM (Recursive Prediction Error Method) 算法,信号滤波采用 KF (Kalman Filtering) 算法,以下简称 RPEM-KF 算法。

2.1 测试信号的组成

来自激光测厚仪的铸轧板形数据 $Y(t)$ 通常含有两种成分:确定性成分 $f(t)$ 和随机性成分 $x(t)$,而 $f(t)$ 又可分解为趋势项 $d(t)$ 和多谐波项 $p(t)$,其相互关系可用下式表示:

$$Y(t) = f(t) + x(t) = [d(t) + p(t)] + x(t) \quad (3)$$

2.2 预分解

由于一般动态数据处理算法多适于处理均值平稳的随机序列,而 $Y(t)$ 中确定性成分占相当大比例,且均值显著变化,因此在进行时序分析和滤波之前,采用 $2l+1$ 点中心平滑算法,从中分离出明显趋势项 $\bar{Y}(t)$,再对余下的无显著趋势项 $y(t)$ 进行分析处理。预分解模型为

$$\bar{Y}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2t-1} \sum_{i=-(t-1)}^{t-1} Y(t+i), & 1 \leq t \leq l \\ \frac{1}{2l+1} \sum_{i=-l}^l Y(t+i), & l \leq t \leq N-l \\ \frac{1}{2(N-t)+1} \sum_{i=-(N-t)}^{N-t} Y(t+i), & N-l \leq t \leq N \end{cases} \quad (4)$$

$$y(t) = Y(t) - \bar{Y}(t) \quad (5)$$

式中 l 为平滑点数, N 为测试总数据量。

2.3 时序分析与建模

预分解后所得的无显著趋势项 $y(t)$ 可表示为

$$y(t) = s(t) + n(t) \quad (6)$$

式中 $y(t)$ 为量测数据, $s(t)$ 为信号, $n(t)$ 为噪声。

对于 $s(t)$,考虑到其零均值非平稳性,拟用 AR(p) 模型拟合;对于 $n(t)$,通常相关性较弱,常用 MA(q) 模型拟合。即

$$s(t) = \sum_{i=1}^p -a_i(t)s(t-i) + \omega(t) \quad (7)$$

$$n(t) = \sum_{j=0}^q \lambda_j(t) \omega(t-j) \quad (8)$$

式中 p, q 为模型阶数; $a_i(t)$ 为 t 时刻的 AR 参

数; $\lambda_j(t)$ 为 t 时刻的 MA 参数, 且 $\lambda_0(t) = 1$; $\omega(t)$, $\mathbf{u}(t)$ 为零均值白噪声, 其方差分别为 $Q(t)$, $R(t)$ 。

将式(7), (8)代入式(6), 并令 $\mu(t) = \omega(t) + \mathbf{u}(t)$, 经变换后可得

$$y(t) = \sum_{i=1}^p a_i(t)y(t-i) + \sum_{j=0}^{p+q} b_j(t)\mu(t-j), \text{ 且 } b_0(t) = 1 \quad (9)$$

式中 $\mu(t)$ 为零均值白噪声, 其方差为 $M(t)$; $b_j(t)$ 为与 $a_j(t)$, $\lambda_j(t)$ 有关的 MA 参数。

显然, $y(t)$ 为时变参数的自回归滑动平均模型 ARMA($p, p+q$)。通常 $n(t)$ 可视为白噪声, 式(9)变为

$$y(t) = \sum_{i=1}^p a_i(t)y(t-i) + \sum_{j=0}^p b_j(t)\mu(t-j), \text{ 且 } b_0(t) = 1 \quad (10)$$

即 $y(t)$ 转化为 ARMA(p, p) 模型。

2.4 RP EM 递推辨识

式(10)中 $y(t)$ 为可接近量, 可按预测均方误差最小准则及改进的 U-D 分解算法来辨识模型参数 $a_i(t)$, $b_j(t)$ 及 $M(t)$ 。

2.5 噪声参数的估计

按照最小二乘法可推导出 $Q(t)$, $R(t)$ 与 $M(t)$ 满足关系式(11), 由该式可求得 $R(t)$, $Q(t)$ 的最小二乘估计:

$$\begin{cases} \sum_{j=0}^p b_j^2(t) M(t) = \sum_{j=0}^p a_j^2(t) R(t) + Q(t) \\ \sum_{j=i}^p b_j(t) b_{j-i}(t) M(t) = \sum_{j=i}^p a_j(t) a_{j-i}(t) \cdot R(t) \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (11)$$

2.6 Kalman 滤波

式(6), (7), (8)相应的 KF 模型^[11]为

$$\begin{cases} S(t) = \Phi(t)S(t-1) + W(t) \\ y(t) = H(t)S(t) + n(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中 $S(t) = [s(t), s(t-1), \dots, s(t-p-1)]^T$ 为状态变量; $W(t) = [w(t), 0, \dots, 0]^T$ 为零均值模型白噪声, 其方差 $Q_w(t)$ 为

$$Q_w(t) = \begin{bmatrix} Q(t) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & & & \\ \vdots & & 0_{(p-1) \times (p-1)} & \\ 0 & & & \end{bmatrix}_{p \times p};$$

$\Phi(t)$ 为状态转移矩阵, $\Phi(t) =$

$$\begin{bmatrix} -a_1(t) & \dots & -a_{p-1}(t) & -a_p(t) \\ \vdots & I_{(p-1) \times (p-1)} & \vdots & 0 \end{bmatrix}_{p \times p}$$

$H(t) = [1 \ 0 \ \dots \ 0]_{1 \times p}$ 为量测矩阵。

对于铸轧板形信号, 通常可将量测噪声 $n(t)$ 视为白噪声, 即 $n(t) = \mathbf{u}(t)$ 。此时可直接采用 KF 算法获得 $S(t)$ 的递推估计 $\hat{S}(t)$, 即:

$$\begin{aligned} P(t|t-1) &= \Phi(t)P(t-1)\Phi^T(t) + Q_w(t), \\ K(t) &= P(t|t-1)H^T(t)[H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t)]^{-1}, \end{aligned}$$

$$\hat{S}(t) = \Phi(t)\hat{S}(t-1) + K(t)[y(t) - H(t)\Phi(t)\hat{S}(t-1)],$$

$$P(t) = [I - K(t)H(t)]P(t|t-1) \quad (13)$$

式中 $K(t)$ 为 p 维增益向量; $P(t|t-1)$ 为状态向量一步预报误差的协方差阵($p \times p$ 阶); $P(t)$ 为状态向量估计值 $\hat{S}(t)$ 误差的协方差阵($p \times p$ 阶)。

2.7 测量结果

将暂时分离出的明显趋势项 $\bar{Y}(t)$ 与上述信号滤波估计所得 $S_1(t)$ 相加即得完整的动态测试结果, 即 $\hat{y}(t) = S_1(t) + \bar{Y}(t)$, 其中 $S_1(t)$ 为向量 $\hat{S}(t)$ 的第一个元素。

3 仿真分析

根据实验铸轧机和 JGC-H2 型激光测厚仪的工艺参数及技术指标, 并结合实验铸轧板带的实测, 对板形检测信号进行了计算机模拟^[12]。

模拟检测信号经曲线拟合后, 其表达式为

$$y(t) = -0.1 \cdot x^2(t) + 2.1 + \text{rand}(t), \quad (t = 1, 2, \dots, 1001) \quad (14)$$

式中 $\text{rand}(t)$ 为正态分布的白噪声, 其均值为 0, 方差为 0.02^2 。该式所描述的信号分布如图 2(a) 所示。

在自适应滤波中, 滤波参数为: 输入数据总数 $N = 1001$, 平滑点数 $l = 12$, 模型阶数 $p = 2$, 遗忘因子 $f = 0.98$, 方差估计参数 $n_i = 200$, $n_j = 50$ 。

经自适应滤波后所得的除噪板形信号如图 2(b) 所示。

经统计分析, 图 2(a) 中检测信号的标准差 $V_n = 0.02$, 最大误差 $M_n = 0.0757$; 图 2(b) 中除噪后

信号的标准差 $V_e = 0.0034$, 最大误差 $M_e = 0.0277$ 。因此, 有 $V_e/V_n = 16.92\%$, $M_e/M_n = 36.56\%$ 。

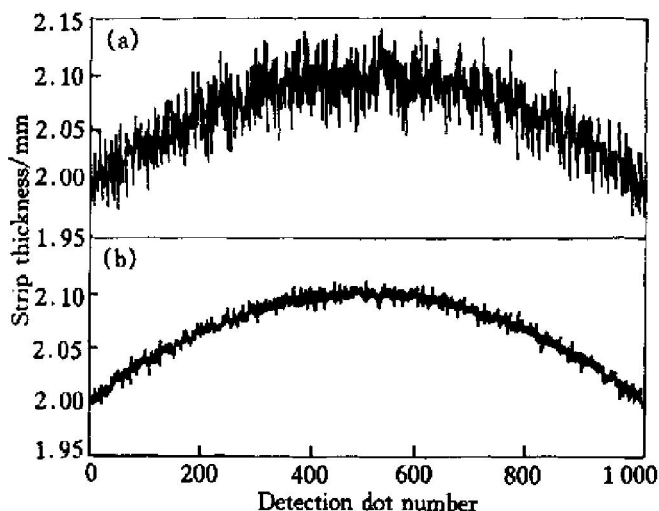


图 2 检测信号(a) 及其除噪(b)

Fig. 2 Detection signal(a) and removing noise(b)

以上表明铸轧板形检测信号经自适应滤波处理后, 其动态测试随机误差减少约 80%, 除噪效果明显。

[REFERENCES]

- [1] SUN Bir-yu(孙斌煜), ZHANG Hong(张洪), SUN Hang-lin(孙航临). 流函数法在铸轧变形理论分析中的应用 [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals (中国有色金属学报), 1999, 9(1): 115–117.
- [2] LAO Bing(老兵). 铝带坯连续铸轧技术新发展—四辊式连续铸轧机 [J]. World Nonferrous Metals(世界有色金属), 1997(10): 31–32.
- [3] Beals R, Duvvuri R, Hamer S, et al. Recent innovations in advanced casting technology [J]. Light Metals, 1998: 1161–1167.
- [4] Zapuskalov N, Vereschagin M. Effect of technological factors on strip profile in twin-roll casting process [J]. ISIJ International, 1998, 38(10): 1107–1113.
- [5] Ringwood J V. Shape control systems for sendzimir steel mills [J]. IEEE Trans On Control Systems Technology, 2000, 8(1): 70–86.
- [6] WANG Guodong(王国栋). Flatness Control and Flatness Theory (板形控制和板形理论) [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1986. 2–19.
- [7] Sun C G, Hwang S M. Prediction of roll thermal profile in hot strip rolling by the finite element method [J]. ISIJ International, 2000, 40(8): 794–801.
- [8] CHEN Jie(陈杰). 轧辊弹性变形解析理论研究与应 [D]. Changsha: Central South University of Technology, 1999. 78–86.
- [9] GAO Zeng-wei(高增伟). 辊式连铸轧铝板带厚差及板凸度的控制与调整 [J]. Light Alloy Fabrication Technology(轻合金加工技术), 1998, 26(8): 17–19, 35.
- [10] LIU Ding(刘丁), MA Ning(马宁), ZHENG Gang(郑岗). 神经网络自适应滤波在轧辊偏心控制中的应用 [J]. Heavy Machinery(重型机械), 2000(5): 3–6.
- [11] SUN Yong-rong(孙永荣), LIU Jian-ye(刘建业), LU Tao(陆涛), et al. 基于自适应滤波的车载 DR 系统研究 [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics(南京航空航天大学学报), 2000, 32(4): 450–454.
- [12] PANG Yu-hua(庞玉华), ZHONG Chun-sheng(钟春生), WANG Jing-tao(王经涛), et al. 冷轧带材板形检测计算机模拟研究 [J]. Heavy Machinery(重型机械), 2000(4): 24–27.

Roll casting flatness detection signal analysis based on adaptive filtering

WANG Wen-ming^{1, 2}, ZHONG Jue², TAN Jian-ping²

(1. Department of Mechanical Engineering, Xiangtan Polytechnic University, Xiangtan 411201, P. R. China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, P. R. China)

[Abstract] The fast ultra-thin gauge roll-casting for aluminum strip rolling is a kind of highly efficient technology with obvious flatness phenomenon. The research focus in the roll-casting field is to ascertain the cause of flatness defect and to seek the way of automatic flatness control. According to the characterization of roll-casting strip shape, the mathematical expression of the roll-casting flatness was established. Flatness detection signal was looked on as dynamic time series and by the theory of adaptive filtering a general method was developed to remove the harmful noise from the flatness detection signal. Simulation result proves that the method can be used in real time control with good effect.

[Key words] roll-casting; flatness detection; adaptive filtering; flatness control

(编辑 吴家泉)