

带钢热连轧换规格轧制力自学习优化

马更生, 彭文, 邸洪双, 张殿华

(东北大学轧制技术及连轧自动化国家重点实验室, 辽宁沈阳 110819)

摘 要: 热连轧带钢生产过程中, 轧制力预报精度直接影响到带钢厚度的精度, 而轧制力预报精度很大程度上依赖于轧制力自学习。针对换规格时轧制力预报精度偏低的问题, 通过对产生轧制力偏差的原因分析, 引入基于钢种变形抗力的抛物线偏差曲线的概念、机架设备自学习系数和机架设备状态影响系数。现场实际应用效果表明: 换规格后的首块钢的轧制力预报精度与传统方法相比, 带钢头部的轧制力预报相对误差减小4%, 满足自动厚度控制系统的控制要求, 提高了带钢的产品质量, 取得了良好的经济价值, 适于工业推广。

关 键 词: 热连轧; 换规格; 轧制力自学习; 偏差曲线; 变形抗力

中图分类号: TG 335

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2015)12-1715-04

Optimization of the Rolling Force Self-learning for Specifications Changing in the Hot Strip Rolling

MA Geng-sheng, PENG Wen, DI Hong-shuang, ZHANG Dian-hua

(State Key Laboratory of Rolling and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China.

Corresponding author: MA Geng-sheng, E-mail: magengsheng001@sina.com)

Abstract: In the hot strip rolling process, the prediction precision of the rolling force which is largely dependent on the rolling force self-learning directly affected the thickness precision of strips. In the view of the rolling force prediction precision decreased with the specifications changing, and through the analysis of the reasons for generating rolling force deviation, this paper introduced the concept of steel grade deformation resistance parabolic deviation curve, the equipment standers self-learning coefficient and equipment state effective coefficient to solve the problems. The practice application results showed that the relative error of the rolling force prediction for the first piece strip after changing specifications decreased by 4% compared with the conventional prediction method which satisfied the automatic thickness control system. The product quality of the strip was enhanced and good economic value was obtained, which indicated that the new prediction method was suitable for the industrial production promotion.

Key words: hot strip rolling; specifications changing; rolling force self-learning; deviation curve; deformation resistance

热轧带钢的产品厚度控制水平很大程度上取决于过程自动化系统的轧制力模型的预报精度。对过程控制来说, 努力提高轧制力的计算精度至关重要^[1-3]。由于模型本身结构的限制和现场环境千变万化, 通过实测轧制力进行自学习是一个不可缺少的环节^[4]。

传统轧制力自学习, 仅使用一个自学习系数来考虑轧制过程中的各种因素的影响, 这种处理

方式本质上将多方面共同作用的效果进行统一化处理, 修正方式不全面, 存在一定的缺陷。在不更换规格时能保持较好精度, 但是在换规格时, 由于没有对更换规格的情况及轧制力的偏差原因分类分析, 轧制力模型的预报精度会降低, 从而导致厚度精度变低。文献[5-7]使用人工智能的原理建立了轧制力自学习方法, 取得较好效果, 但是其计算过程繁琐, 需要大量数据进行训练。针对上述轧

收稿日期: 2014-12-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51074051)。

作者简介: 马更生(1984-), 男, 河北张家口人, 东北大学博士研究生; 邸洪双(1958-), 男, 辽宁锦州人, 东北大学教授, 博士生导师; 张殿华(1963-), 男, 内蒙古赤峰人, 东北大学教授, 博士生导师。

制力的自学习方法在实际应用中产生的问题,本文通过对轧制力设定模型的偏差成因分类分析,设计了包括基于钢种变形抗力的抛物线偏差曲线、机架设备自学习系数和机架设备状态影响系数的自学习策略,现场实践表明,此策略能有效提高换规格后首块钢的轧制力在线预报精度。

1 轧制力模型及预报偏差分析

1.1 轧制力模型

忽略轧件宽度方向的摩擦应力和单位压力的变化,热轧轧制力模型一般采用西姆斯公式^[8]:

$$F = Bl'_c K Q_p \quad (1)$$

式中: F 为轧制力; B 为轧件平均宽度; l'_c 为考虑压扁的接触弧长的水平投影; K 为轧件的变形抗力; Q_p 为外摩擦等因素对应力状态的影响系数。

1.2 轧制力预报偏差分析

轧制力预报产生偏差的原因有变形抗力模型相关参数预报误差,如各机架变形区带钢温度、变形速率、变形程度,还有带钢化学成分存在波动。文献[9-10]考虑了机架间残余应变模型,针对合金钢,残余应变对轧制力的影响较大。这些参数的预报偏差具有一定的趋势,而且是非线性的。

轧机设备状态会发生改变,包括轧辊轧制时间长短、轧辊表面磨损程度不同、轧辊热平衡不同等。所以,实测轧制力与预报轧制力在每个机架上都有不同程度的偏差。

2 轧制力的自学习过程

在轧制力相关公式的相关变量中,选择修正变形抗力的值,使轧制力模型适应现场。轧制力的自学习是根据实际轧制过程中的实测数据对变形抗力进行再预报,将“预报变形抗力”与用轧制过程中的实测数据反算的“实测变形抗力”进行对比,得到新的自学习修正系数。轧制力自学习流程图如图 1 所示。

经过辊缝位置自学习后,重新计算出带钢头部经过每个机架的实际厚度,经过温度自学习后,重新计算出带钢头部经过各个机架的实际温度,然后,由实际厚度、实际温度、实际速度预报每个机架处的变形抗力值 σ_i , 根据实测的轧制力、实际厚度反推计算得到各机架的实测值 σ_i^* 。

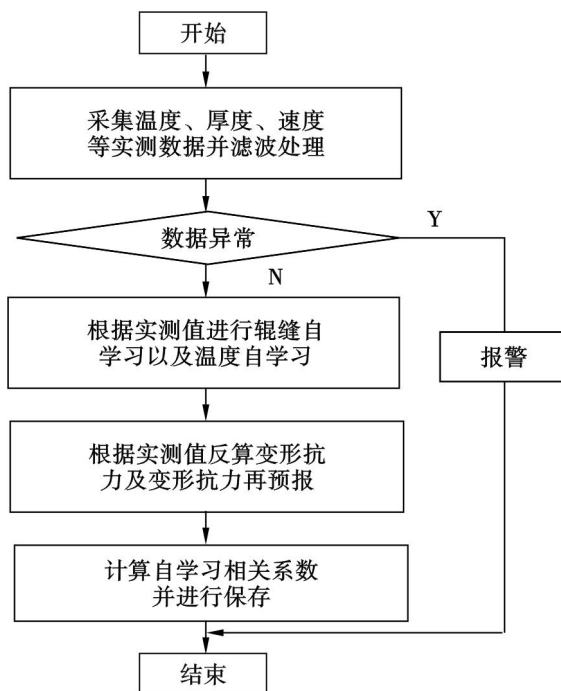


图 1 轧制力自学习流程图

Fig. 1 The flow chart of the rolling force self-learning

3 轧制力自学习算法优化设计

轧制力学习系数按照钢种和厚度划分的层别提高精度,对厚度范围进行厚度层别的划分,划分结果如表 1 所示。

表 1 厚度层别
Table 1 Thickness layers

厚度/mm	层别号	厚度/mm	层别号
< 1.2	1	3.46 ~ 4.52	6
1.2 ~ 1.56	2	4.52 ~ 5.89	7
1.56 ~ 2.04	3	5.89 ~ 7.67	8
2.04 ~ 2.66	4	7.67 ~ 10	9
2.66 ~ 3.46	5	> 10	10

在精轧机组中,每个机架的预报带钢温度、变形速率、变形程度偏差、残余应变等物理量以及化学成分波动都有一定非线性的趋势偏差,采用抛物线回归此规律。

自学习系数结构形式如下:

$$\alpha_i = \alpha_{\sigma,i} + \alpha_{e,i} + \alpha_{s,i} = [ai^2 + bi + c] + \alpha_{e,i} + \alpha_{s,i} \quad (2)$$

式中: i 为机架号, $i = 1 \sim n$; α_{σ} 为与钢种特性相关的自学习系数; $\alpha_{e,i}$ 为机架 i 设备状态的自学习系数; a, b, c 分别是钢种变形抗力二次系数、一次系数及常数,常数为整体变形抗力的偏移,一次系数为变形抗力在各机架间的线性倾斜,二次系数

为变形抗力在机架间非线性反映; α_s 为机架的短期自学习系数。

3.1 钢种变形抗力自学习系数的求解

对于每一机架, α_i 为相对轧制力偏差:

$$\alpha_i = \frac{\sigma_i^* - \sigma_i}{\sigma_i^*}. \quad (3)$$

式中: σ_i^* 为反算得到的“实测变形抗力”; σ_i 为重新计算得到的“预报变形抗力”。

假设变形抗力偏差曲线为 $\alpha_{\sigma,i} = ai^2 + bi + c$. 基于钢种变形抗力偏差样本集 (α_i, i) , i 为机架号, d_i 为关于第 i 机架的 α_i 到变形抗力偏差曲线的距离, $d_i = \alpha_i - (ai^2 + bi + c)$.

根据残差最小原则, 对数据点采用最小二乘法进行二次曲线回归, 可以得到:

$$\begin{aligned} a &= -\frac{GI - JF}{EI - HF}, \\ b &= -\frac{GH - JE}{FH - IE}, \\ c &= \frac{\sum \alpha_i - \sum ai^2 - \sum bi}{N_s}. \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $E = -N_s \sum i^4 + \sum i^2 \sum i^2$; $F = -N_s \sum i^3 + \sum i \sum i^2$; $G = N_s \sum \alpha_i i^2 - \sum \alpha_i \sum i^2$; $H = -N_s \sum i^3 + \sum i^2 \sum i$; $I = -N_s \sum i^3 + \sum i \sum i$; $J = N_s \sum \alpha_i i - \sum \alpha_i \sum i$; N_s 为机架个数。

3.2 机架设备状态自学习系数的求解

剩余的轧制力预报偏差主要由于各机架设备状态不同而导致, 故各机架设备状态自学习系数 $\alpha_{e,i}$ 可以由下式进行计算:

$$\alpha_{e,i} = \alpha_i - (ai^2 + bi + c). \quad (5)$$

3.3 机架设备状态影响系数的求解

机架设备状态影响系数定义为

$$\beta_{1,i} = \frac{\alpha_{e,i}}{|\alpha_e|_{\max}}.$$

式中, $|\alpha_e|_{\max}$ 为所有机架设备自学习系数中绝对值最大项。

机架状态影响修正系数为 $\chi_{1,i} = \frac{\beta_{1,i}}{\beta_{1,i}^*}$, $\beta_{1,i}^*$ 是数据库中取出的本规格设备状态影响系数; $\beta_{1,i}$ 为上一规格设备状态影响系数。

各机架应该使用的机架设备状态自学习系数为 $\alpha_{e,i} = \chi_{1,i} \alpha_{e,i}^*$, 其中 $\alpha_{e,i}^*$ 为数据库中查询到的机架设备状态特性自学习系数。

3.4 短期自学习系数的求解

短期自学习系数的定义为 $\alpha_{s,i} = \alpha_i - (ai^2 + bi + c) - \alpha_{e,i}$.

3.5 轧制力自学习速度

通过指数平滑法处理轧制力自学习系数且钢

种变形抗力学习速度与已经轧制过的带钢个数 N 有关, 随着轧制过的带钢个数 N 增大, 本钢种自学习系数越小, 最终越趋于最小值 λ_{\min} . 平滑系数公式为

$$\lambda = \begin{cases} \frac{\lambda_{\max}}{N}, \frac{\lambda_{\max}}{N} > \lambda_{\min}; \\ \lambda_{\min}, \frac{\lambda_{\max}}{N} \leq \lambda_{\min}. \end{cases} \quad (6)$$

式中: N 为本规格的轧制过的带钢个数; λ_{\max} 为钢种变形抗力学习系数最大值。

3.6 学习系数继承策略

当更换厚度层别时, 直接继承上次轧制本钢种变形抗力学习系数; 当更换钢种或者厚度层别时, 继承上次轧制本规格中的机架设备状态自学习系数时需考虑上一规格中的机架设备状态影响系数。

4 自学习优化策略的应用实例

为验证优化之后的轧制力自学习算法的有效性, 分别统计了轧制力自学习算法优化前、后各自 192 次换规格后首块钢的轧制力预报数据和实测数据, 统计结果分别如图 2 和图 3 所示。

由图 2, 图 3 得, 使用传统的轧制力自学习方式的预报精度为 96.5% 的轧制力预报精度相对误差在 12% 之内, 优化后的轧制力的预报精度为 96.5% 的相对误差在 8% 之内. 使用优化后的轧制力自学习策略, 能够继承上次轧制相同钢种、厚度、机架设备状态系数, 可以显著提高轧制力预报精度, 提高换规格时的产品厚度精度。

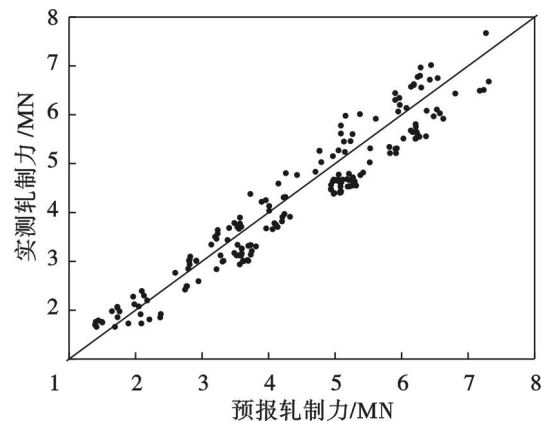


图 2 优化前轧制力预报精度比较

Fig. 2 The rolling force predicting precision comparison between the predicting and actual values before the optimization

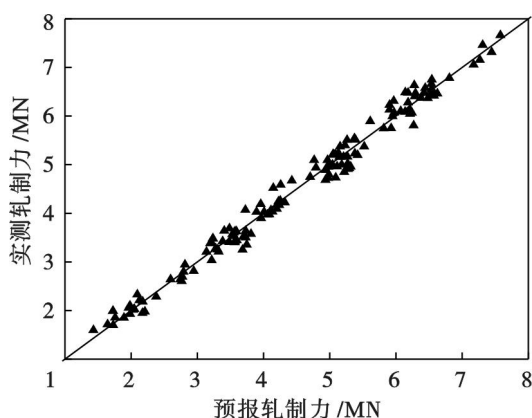


图 3 优化后轧制力预报精度比较

Fig. 3 The rolling force precision comparison between the predicting and actual values after the optimization

5 结 论

1) 通过对所有机架的轧制力偏差处理,得到相应层别的钢种偏差曲线,建立了考虑机架设备状态影响系数的机架设备状态轧制力自学习系数。

2) 使用此优化算法后,换规格的情况下,轧制力预报精度提高 4%,提高了带钢的质量,满足了工业生产的要求,取得了良好的经济效益。

参考文献:

- [1] Wang J S, Jiang Z Y, Tieu A K, et al. Adaptive calculation of deformation resistance model of online process control in tandem cold mill [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2005, 162/163: 585 – 590.
- [2] Lee D M, Lee Y S. Application of neural-network for improving accuracy of roll-force model in hot rolling mill [J]. *Control Engineering Practice*, 2002, 10(4): 473 – 478.
- [3] 祝夫文, 胡贤磊, 赵忠, 等. 中厚板生产的高精度轧制力短期自学习 [J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2008, 29(7): 980 – 983.
(Zhu Fu-wen, Hu Xian-lei, Zhao Zhong, et al. High precision short-term self-learning of rolling force in plate rolling process [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2008, 29(7): 980 – 983.)
- [4] 丁敬国, 曲丽丽, 胡贤磊, 等. 中厚板轧制力自学习过程层别跳变的自整定方法 [J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2011, 32(1): 64 – 66 + 71.
(Ding Jing-guo, Qu Li-li, Hu Xian-lei, et al. Self-adjusting for plate thickness layer skipping in rolling force learning process [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2011, 32(1): 64 – 66 + 71.)
- [5] Lee D M, Choi S G. Application of on-line adaptable neural network for the rolling force set-up of a plate mill [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, 17(5): 557 – 565.
- [6] Larkiola J, Myllykoski P, Nylander J, et al. Prediction of rolling force in cold rolling by using physical models and neural computing [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1996, 60(1/2/3/4): 381 – 386.
- [7] Son J S, Lee D M, Kim I S, et al. A study on on-line learning neural network for prediction for rolling force in hot-rolling mill [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2005, 164/165: 1612 – 1617.
- [8] Lenard J G. *Primer on flat rolling* [M]. London: Elsevier Science, 2007.
- [9] Yoshida H, Yorifuji A, Koseki S, et al. An integrated mathematical simulation of temperatures, rolling loads and metallurgical properties in hot strip mills [J]. *ISIJ International*, 1991, 31(6): 571 – 576.
- [10] Kwon O. A technology for the prediction and control of microstructural changes and mechanical properties in steel [J]. *ISIJ International*, 1992, 32(3): 350 – 358.