

· 控制理论应用 ·

doi:10.3969/j.issn.1000-7059.2013.06.007

首钢京唐 1580 热连轧精轧模型自学习功能及应用

何凌云, 龚彩军

(北京首钢自动化信息技术有限公司 自动化研究所, 北京 100041)

摘要: 首钢京唐 1580 热连轧生产线精轧设定模型自学习采用分钢族、分钢种、分规格和分机架的处理方式, 针对主要的工艺参数建立了短期和长期自学习算法。通过中间间接变量的导出、参数估计和平滑处理等步骤进行模型参数的自学习, 提高了设定模型的预报精度; 通过自学习层别的细化大大改善了变钢种、变规格轧制时成品厚度及终轧温度偏差较大的现象。自学习功能投入后, 运行稳定, 效果良好。

关键词: 热连轧; 过程控制系统; 精轧机组; 设定模型; 模型自学习

文献标志码: B **文章编号:** 1000-7059(2013)06-0034-04

Self-learning and application of finishing rolling model for Shougang Jingtang 1 580 mm hot strip mill

HE Ling-yun, GONG Cai-jun

(Automation Research Institute, Beijing Shougang Automation and Information Technology Co., Ltd., Beijing 100041, China)

Abstract: In Shougang Jingtang 1 580 mm hot strip mill, self-learning of setting model is processing by method of dividing steel classes, steel grades, specifications, and stands. Short and long term self-learning algorithms for main process parameters are established. Through self-learning including intermediate variables derivation, parameters estimation and smoothing processing, the prediction precision of setting model is enhanced. Thickness of finished products and final rolling temperature large deviation is greatly improved by learning layer subdividing when the grade and specification are changed. Since the self-learning function has been put into use, the operation is stable, and the effect is good.

Key words: hot strip mill; process control system; finishing mill; setting model; model self-learning

热连轧自动化生产中, 成品带钢的厚度及终轧温度的控制精度主要依赖于二级过程机控制系统中精轧机组设定模型的预报精度, 但由于受理论模型本身的不足、生产过程不确定性、测量值误差及系统特性变化等因素的影响, 设定模型预报精度有限, 因此仅仅依靠设定模型的预计算难以获得良好的控制效果^[1-2], 通常需要进行模型自学习。模型自学习就是通过对过程信息的不断检测和特定的统计算法, 在线、实时地修正数学模型中的参数, 以正确反映各过程参数间的关系, 从而自适应地修正轧制力、辊缝位置、带钢温度等的设定结果。2010 年, 我们在首钢京唐 1580 热连轧

生产线上采用先进的检测设备, 利用合理的自学习算法, 有效修正了设定模型中的主要工艺参数, 提高了模型的预报精度。

1 自学习功能

设定模型自学习是通过分析处理测量值, 对模型参数重新估计, 从而获得设定模型的补偿系数, 最终提高模型预报精度。我们针对京唐 1580 热连轧生产线精轧二级设定模型中的主要工艺参数, 如精轧进出口带钢温度、各机架轧制力和辊缝等, 进行自学习计算。按钢族、钢种、规格及带钢在轧制过程中的不同机架将自学习系数整体划分为短期和长期自学习系数, 其中与钢族、钢种以及

收稿日期: 2013-03-13

作者简介: 何凌云(1980-), 女, 河北石家庄人, 工程师, 硕士, 主要从事热轧基本模型的研究与开发。

规格相关的为长期自学习系数,而与钢种无关仅与机架相关的为短期自学习系数。短期自学习用于钢板与钢板之间的参数修正,学习后的系数值自动替代上一次计算值,此系数直接用于下一块带钢的设定计算。长期自学习用于大量同钢族、钢种和规格带钢长期参数修正,此系数用于后续同钢族、钢种和规格带钢的设定计算。

辊缝计算时使用的补偿系数为短期自学习系数,精轧入、出口温度计算时使用的补偿系数为长期自学习系数,设定模型中轧制力计算时使用的补偿系数为两部分的综合,如式(1)所示。

$$\hat{y}_i = (1 + \hat{y}_{ci}) \times (1 + \hat{y}_{gi}) \quad (1)$$

式中, $\hat{y}_i$ 为设定模型中轧制力计算时使用的补偿系数; $\hat{y}_{ci}$ 为第 i 机架的短期自学习系数; $\hat{y}_{gi}$ 为第 i 机架的长期自学习系数。

为确保自学习计算的准确性,必须减少实测数据的测量误差。按照实测数据采集时刻的不同,将实测数据划分为3类:(1)头部连续扫描数据,用于带钢入、出口温度和轧制力的长期自学习;(2)带体长时扫描数据,用于辊缝零位的自学习;(3)带体短时扫描数据,与第2类不同之处在于扫描时间的长度不同,用于轧制力的短期自学习。每一类型扫描数据都需预先进行滤波和有效性检查,这样的处理可减少因测量误差引起的实测数据误差,尽可能在自学习后通过补偿系数使工艺参数预报值贴近实际值。

2 自学习关键步骤及算法

模型自学习主要包括中间间接变量导出、参数估计和平滑处理等步骤,见图1。

2.1 中间间接变量导出

中间间接变量即生产过程中不能实际测量的数据,也称为间接实测数据,主要包括精轧机组各机架出口的带钢速度以及除末机架外的各机架出口的带钢宽度、厚度和温度等,需要根据现场其他实测数据计算获得。

(1) 带钢速度

带钢速度主要根据各机架的实测轧辊速度及前滑值计算得到。

$$v_i = v_{pmi} (1 + f_i) \quad (2)$$

式中, v_i 为第 i 机架的带钢速度, m/min; v_{pmi} 为第 i 机架的轧辊速度, m/min; f_i 为第 i 机架的前滑值。

(2) 带钢宽度

带钢宽度通过将精轧出口的带钢宽度实测值

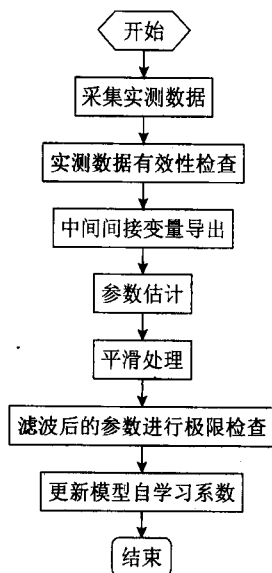


图1 模型自学习流程图

Fig. 1 Flow chart of model adaption

与设定值之间的偏差平均分配于各机架得到。

$$w_i = w_{mi} + \frac{\hat{w}'_n - w_{mn}}{n} \quad (3)$$

式中, w_i 为第 i 机架的带钢宽度, mm; w_{mi} 为第 i 机架的带钢宽度设定值, mm; $\hat{w}'_n$ 为精轧出口的实际测量宽度, mm; w_{mn} 为末机架带钢宽度的设定值, mm; n 为精轧区的有载机架个数。

(3) 带钢厚度

精轧出口厚度指标是带钢最主要的产品质量指标之一,为了保证精轧出口厚度的自学习系数与实际更为贴近,以及机架间的带钢厚度间接实测值更为准确,采用3部分计算值加权平均处理方式计算各机架带钢厚度,第1部分为根据各机架实测辊缝,利用弹跳方程估算出来的各机架带钢厚度;第2部分为根据各机架实测速度和精轧出口成品带钢实测厚度,利用秒流量相等原则估算出来的各机架带钢厚度;第3部分为根据精轧出口成品带钢实测厚度,利用变形区模型反算得到的各机架带钢厚度。

$$h_i = \frac{k_{1i} h_{rgi} + k_{2i} h_{mfi} + k_{3i} h_{mai}}{k_{1i} + k_{2i} + k_{3i}} \quad (4)$$

式中, h_i 为第 i 机架带钢厚度, mm; h_{rgi} 为根据第 i 机架实测辊缝估算的带钢厚度, mm; h_{mfi} 为根据秒流量相等原则估算的第 i 机架带钢厚度, mm; h_{mai} 为根据末机架实测带钢厚度值估算的第 i 机架带钢厚度, mm; k_{1i} , k_{2i} , k_{3i} 为计算第 i 机架带钢厚度时用到的权重系数,根据生产线实际情况确定,取值

范围为0~1。

(4) 带钢温度

带钢温度计算类似于宽度计算,即将精轧出口带钢实测温度与设定温度之间的偏差平均分配于各个机架。

$$\hat{\theta}_j = \hat{\theta}_{j-1} + \frac{\theta_j^* - \theta_{j-1}^*}{\theta_1^* - \theta_n^*} (\theta_{ml} - \theta_{mn}) \quad (5)$$

式中, $\hat{\theta}_j, \hat{\theta}_{j-1}$ 分别为第 j 和第 $j-1$ 机架的带钢平均温度, $^{\circ}\text{C}$; $\theta_j^*, \theta_{j-1}^*$ 分别为第 j 和第 $j-1$ 机架设定计算的带钢平均温度, $^{\circ}\text{C}$; θ_1^*, θ_n^* 分别为精轧入口和出口设定计算的带钢平均温度, $^{\circ}\text{C}$; θ_{ml}, θ_{mn} 分别为利用精轧入口和出口的带钢表面实测温度计算得到的带钢平均温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

2.2 参数估计

参数估计过程是系数迭代计算的过程,即基于相关的实测数据以及中间间接导出的变量执行计算,将计算得到的工艺参数数据与其实测数据进行比较,根据偏差修正模型的补偿系数(自学习系数),修正算法如式(6)所示,然后再次执行计算和修正,反复进行直至偏差满足收敛条件为止。

$$\hat{y}_e = \hat{y}_{\text{last}} + k_g \frac{\hat{y} - \hat{y}_{\text{last}}}{\Delta P} \Delta P' \quad (6)$$

式中, $\hat{y}_e$ 为更新后的自学习系数; $\hat{y}_{\text{last}}$ 为上一次的自学习系数; k_g 为收敛增益系数,该生产线取值0.75; $\hat{y}$ 为当前的自学习系数; ΔP 为工艺参数当前计算值与上次计算值的偏差; $\Delta P'$ 为工艺参数实际值与上次计算值的偏差。

2.3 平滑处理

为避免因实测数据测量误差引起自学习系数的较大波动,参数估计过程得到的自学习系数不能直接用于设定计算,而是要先进行平滑处理。我们在平滑处理时采用指数平滑算法^[3]。

$$\hat{y}_{\text{new}} = \hat{y}_{\text{old}} + k_f (\hat{y}' - \hat{y}_{\text{old}}) \quad (7)$$

式中, $\hat{y}_{\text{new}}$ 为平滑处理后的自学习值; $\hat{y}_{\text{old}}$ 为上次计算的自学习值; k_f 为平滑系数,取值范围为0~1,此值需按现场实际情况选取; $\hat{y}'$ 为当前的估算值。

3 自学习功能优化

自学习功能投入后,热连轧成品带钢的厚度、温度设定精度得到了明显提高,但实际生产中,当换钢种轧制或者同一钢种换规格轧制时,尤其是所换钢种与当前轧制钢种相差甚远,或者是同一钢种规格跳跃较大时,就会出现首块钢控制精度突然变差,甚至出现事故,尤其是轧制较薄的带钢

时更为明显。为了改善这种情况,我们对自学习功能进行了完善和优化,即在原来分钢族、分钢种学习的基础上对钢族和钢种的划分按照碳当量的不同以及所含主要化学成分和合金元素的不同进行了细化;另外添加了厚度规格层别表,即针对相同钢种条件下的不同厚度规格分别进行学习,形成与规格相关的一系列自学习系数,规格划分按照该生产线上的主要轧制规格进行细化。当换钢种或者换规格轧制时,其设定模型将使用与当前带钢钢种和规格对应的自学习系数。

4 应用效果

以上模型自学习功能投入使用后,经过现场调试和完善,模型运行稳定,完全满足现场生产要求。2010年自学习功能未投入使用时正常轧制一块带钢的出口厚度数据如图2所示,2012年12月某一辊期内换钢种后连续轧制的4块同钢种同规格的带钢出口厚度数据如图3所示,目标厚度均为3.5 mm。图3中的4块钢板是换钢种后连续轧制的,从图中可以看出自学习投入后的学习趋势和效果,即经过自学习,带钢厚度偏差逐渐减小。

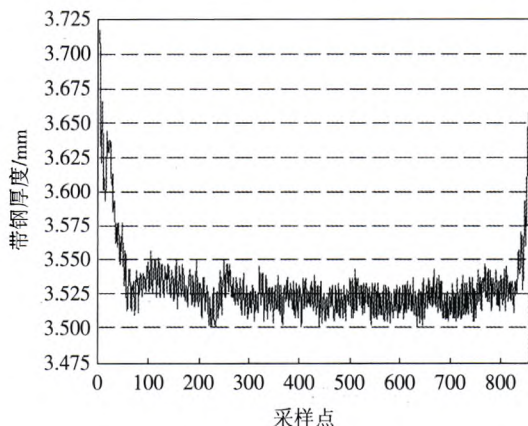


图2 自学习投入前成品带钢厚度控制情况

Fig. 2 Finished strip thickness control before self-learning

比较图2和图3可知,自学习功能投入后,带钢头部厚度控制精度整体上得到了提高,同一辊期内成品带钢的厚度控制精度得到了提高。

5 结束语

设定模型自学习是热连轧二级控制系统中一项极其重要的功能,自学习系数用于修正模型设定值与实际值之间的偏差,其准确性直接影响轧制过程中主要参数的预报精度。首钢京唐1580热连轧产线的模型自学习功能采用了分钢族、分钢种、分规格和分机架的处理方式,投入使用后经

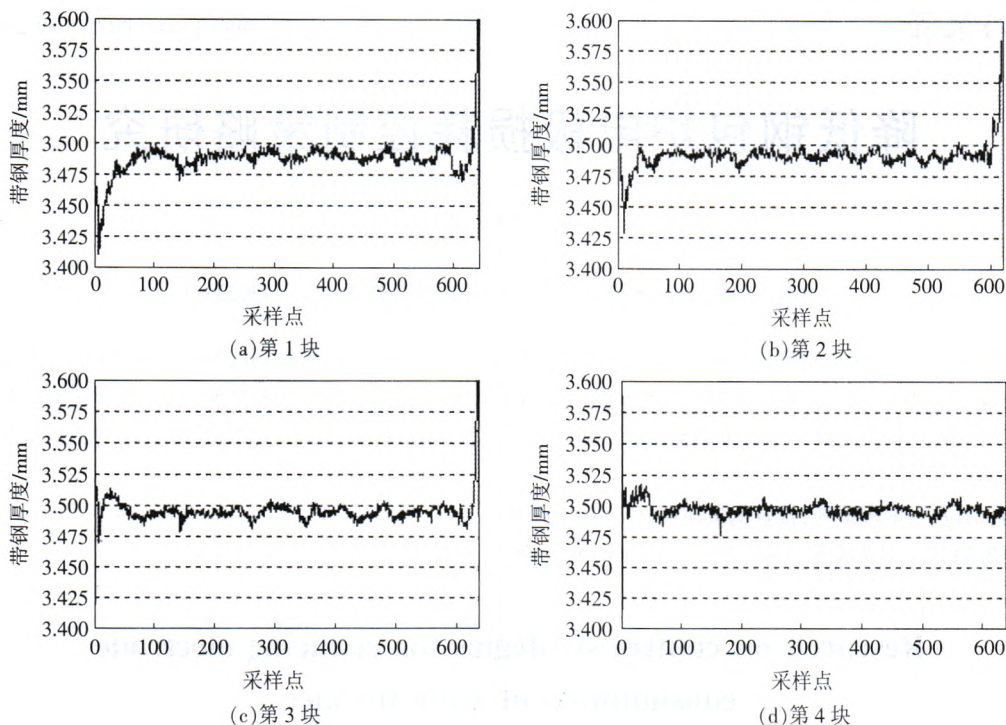


图3 自学习投入后成品带钢厚度控制情况

Fig.3 Finished strip thickness control after self-learning

长期不断完善和改进,大大提高了设定模型的预报精度,完全满足现场生产需求,换钢种及换规格轧制的预报精度也取得了良好的效果。

参考文献:

[1] 孙一康. 带钢热连轧的模型与控制[M]. 北京:冶金工

业出版社,2002.

[2] 张景进. 热连轧带钢生产[M]. 北京:冶金工业出版社,2005.

[3] 胡云佳,董占奎,宋向荣,等. 首钢京唐1580 mm 热连轧机精轧过程控制模型及应用[J]. 冶金自动化,2012,36(2):26-29. [编辑:薛 朵]

(上接第14页)

分析准确、及时,还可扩充规则库和有针对性地增加数学模型。由于规则具有开放性以及专家知识具有通用性(指其中定性部分),因此专家系统会随着项目的推广和工艺人员的改进越来越强大。

本系统的推广将使第2代高炉操作水平发生质的飞跃,能提高操炉科学性和管理信息化水平,起到稳定炉况、节能降耗、降低成本作用。本系统作为厂级信息化节点可在其上构建三级系统,实现计划执行跟踪、铁水质量跟踪、能源管理、指标横向对比分析等功能,从而提高全厂信息化水平。

参加本系统共同开发的还有冶金自动化研究设计院何岱、祝小鸥,江苏沙钢集团有限公司孙自卫、陆亚飞、崔崇高、高永生、钱兴南等同志。

参考文献:

[1] 马竹梧. 炼铁生产自动化技术[M]. 北京:冶金工业

出版社,2005.

[2] 马竹梧. 高炉专家系统的最新进展[J]. 世界钢铁,2003,3(5):1-6.

[3] 马竹梧,许祖泽. 芬兰罗德洛基拉赫钢铁厂自动化[J]. 冶金自动化,1999,23(5):6-11.

[4] 冯云凤,王文敬,马竹梧,等. 高炉异常炉况预报专家系统在宣钢300高炉上的应用[J]. 冶金自动化,1993,17(5):36-39.

[5] 孙铁栋,张 京,杨章远,等. 石钢高炉炉况智能预测系统[J]. 冶金自动化,1996,20(4):27-30.

[6] 刘祥官,刘 芳,李满喜,等. 炼铁优化专家系统在济钢高炉的应用[J]. 冶金自动化,2001,25(2):15-19.

[7] 刘祥官,刘显著,蒋美华,等. 智能控制专家系统在莱钢高炉的应用[J]. 冶金自动化,2002,26(6):15-18.

[8] 冶金自动化研究设计院. 高炉智能诊断与决策支持系统:中国,CN1995401[P]. 2007-07-11. [编辑:沈黎颖]