

# 传热与相变耦合的卷取温度模型自适应方法

彭良贵<sup>1</sup>, 邢俊芳<sup>2</sup>, 陈国涛<sup>2</sup>, 龚殿尧<sup>1</sup>  
(1. 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;  
2. 河钢股份有限公司承德分公司 板带事业部, 河北 承德 067102)

**摘 要:** 为实现卷取温度模型水冷换热学习系数和奥氏体相变速率学习系数的在线实时滚动优化,采用数学方法对带钢段间温度自适应进行研究. 首先,构建一个以带钢段初始学习系数为重心的等边三角形,基于各顶点对应的学习系数,分别利用带钢温度模型预报卷取温度,从而获得学习系数对卷取温度的一阶偏导数增益;接着,根据带钢段实测卷取温度与模型预报值的偏差计算学习系数增量部分的瞬时值,并依据学习速率进行学习计算、有效性检查和平滑处理. 最后,将学习系数增量值应用于卷取温度动态设定模型,对冷却区内的所有带钢段的冷却规程进行更新. 实际应用表明,卷取温度段间自适应方法能够快速响应轧制速度的变化,对卷取温度进行高精度控制.

**关 键 词:** 卷取温度;自适应方法;传热;相变;热轧带钢  
**中图分类号:** TG 335.11      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-3026(2020)01-0062-06

## Adaptive Method for Coiling Temperature Control Model Coupled with Heat Transfer and Phase Transformation

PENG Liang-gui<sup>1</sup>, XING Jun-fang<sup>2</sup>, CHEN Guo-tao<sup>2</sup>, GONG Dian-yao<sup>1</sup>  
(1. State Key Laboratory of Rolling and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Plate and Strip Business, Chengsteel Company of HBIS Company Limited, Chengde 067102, China. Corresponding author: PENG Liang-gui, E-mail: penglg@ral.neu.edu.cn)

**Abstract:** To realize the online real-time scrolling optimization of the heat transfer learning coefficient and phase transformation rate learning coefficient in a coiling temperature control (CTC) model, the coiling temperature adaptation between strip segments was studied. Firstly, an equilateral triangle of learning coefficient was built, where the initial learning coefficient adopted by strip segment was in its center of gravity. Based on the learning coefficient on the triangle's vertices, the coiling temperatures were predicted by the strip temperature model and then the first-order partial derivative of each learning coefficient to coiling temperature can be also obtained. Secondly, the instantaneous value of incremental learning coefficient can be calculated on the basis of the computed partial derivative value and temperature deviation between the predicted temperature and the measured one. There after, the instantaneous values were learned according to the learning rate, followed by the data validation and smoothing. Finally, the new incremental learning coefficients were delivered to the CTC model to update the cooling schedule of each strip segment located in laminar cooling zone. The results in practice show that the adaptive learning method can respond quickly to the change of rolling speed and the coiling temperature along the strip can be controlled more accurately.

**Key words:** coiling temperature; adaptive method; heat transfer; phase transformation; hot-rolled strip

为满足市场多样化、定制化的需求,作为传统      面向大规模制造的钢铁工业,也在逐渐适应多品

种、小批量、个性化的订单生产模式<sup>[1]</sup>. 按订单组织热轧带钢生产时, 钢种或规格切换频率较以往显著增加, 批次连续稳定生产过程时常中断. 另外, 加热炉板坯混装也导致出炉温度不均匀, 轧制速度变化大, 影响轧制的稳定性. 在非稳态的生产工况下, 因产品尺寸超限、板形不佳、性能不合引起的切损比例和降级改判率较高. 对此, 亟需开发精准轧制技术<sup>[2]</sup>, 提高热轧产品质量控制水平.

卷取温度是影响热轧带钢微观组织和力学性能的重要工艺参数。卷取温度的前馈控制、反馈控制和自学习功能一般都由过程自动化来执行,通过卷取温度数学模型和控制模型来实现<sup>[3-5]</sup>。为增强现有卷取温度模型的精准控制能力,需要在切换轧制时提升模型对带钢头部的预设定能力,在抛钢后速度大幅度变化阶段,增强模型对带钢温度的快速精准调节能力,解决层冷水阀调节大滞后的问题。为此,Zheng 等<sup>[6]</sup>、Hashimoto 等<sup>[7]</sup>对冷却区进行多点温度监控,采用模型预测控制技术来提高卷取温度的设定精度。孙铁军等<sup>[8]</sup>尝试建立遗传神经网络来提高卷取温度的前馈补偿控制能力。Liu 等<sup>[9]</sup>基于 Smith 预估器的反馈控制算法对预测的卷取温度偏差及时地进行反馈调节,解决层冷大滞后的问题。宋勇等<sup>[10]</sup>利用前后两块带钢各段的滞后特性的相似性开发卷取温度卷对卷自适应模型,提高厚规格带钢卷取温度的命中率。Mendez 等<sup>[11]</sup>基于模糊逻辑推理规则模型,开发了卷取温度预测系统,利用终轧温度、速度和带钢厚度及目标卷取温度对冷却水量和卷取入口温度进行预测。Pian 等<sup>[12]</sup>将案例推理、规则推理和神经网络相结合,建立卷取温度动态模型参数的智能辨识方法,试图对模型参数进行实时动态调节。

上述研究主要还是立足于现有的卷取温度模型架构,模型关键参数并没有实现精准预报和在线实时更新,冷却温度计算模型也没有参与到卷取温度的反馈控制过程中,冷却温度模型与过程控制基本上是分离的.为解决这个问题,可将温度反馈控制变更为模型关键参数的在线自适应,根据卷取温度实时预报偏差对模型关键参数进行在线滚动优化,通过提高卷取温度模型在动态设定时的精准设定能力来达到温度精准控制的目的.

本文基于传热与相变耦合的卷取温度模型, 主要对带钢卷内在线自适应方法进行研究. 根据带钢段的实际卷取温度与模型预报温度的偏差, 采用数学方法对奥氏体相变速率学习系数和水冷换热学习系数这两个模型关键参数的协同自适应进行研究, 并给出实际应用效果.

## 1 新型卷取温度自动控制系统

传统卷取温度模型是基于模型设定 - 温度反馈 - 后计算 - 卷对卷自学习的架构,而图 1 所示的新型卷取温度模型是基于模型参数即时寻优 - 模型分布式设定 - 在线自适应的智能控制新架构,通过历史生产数据驱动和在线自适应来实现卷取温度模型参数与生产工况的匹配,力图增强模型对非稳态轧制时的预测、控制能力,可提高卷取温度模型对定制化生产模式的适应能力。

热轧带钢离开精轧末机架后进入到热输出辊道上,在带钢头部还未进入冷却区时的初始冷却设定由图 1 所示的预设设定模块进行计算. 预设设定的准确性主要由模型参数的学习系数的精确性来决定,学习系数初值是基于历史生产数据,通过模型参数继承来确定的.

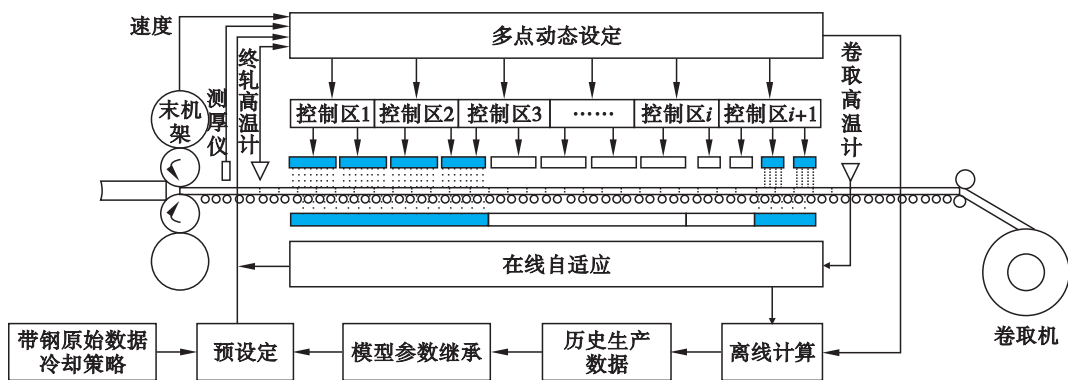


图1 新型卷取温度自动控制系统架构

Fig. 1 Schematic of coiling temperature control system

当每段带钢离开终轧高温计后,动态设定模块根据其初始条件进行温度计算和水阀开闭状态

设定.为更好地进行冷却路径控制,卷取温度模型采用多点分布式设定来确保带钢温度的精细控

制. 当带钢头部到达卷取高温计后, 冷却控制系统根据卷取温度的实际值和模型预报值进行在线自适应, 对模型参数的学习系数进行实时计算与修正, 并及时传递给动态设定模块, 再作用于冷却区域内的所有带钢段, 对其还未经过的冷却区域进行修正设定, 更新水阀开闭状态. 当带钢尾部离开卷取高温计后, 通过离线计算功能将带钢的生产数据、模型设定参数、自适应数据等保存到历史数据库中, 为下一块带钢的预设服务.

## 2 基于热焓的导热偏微分方程

热轧轧后冷却过程既是温度降低的传热过程, 一般也是奥氏体转变为铁素体、珠光体、贝氏体或马氏体的相变过程. 常规的卷取温度模型是基于傅里叶导热偏微分方程, 为更准确地预报冷却过程中奥氏体相转变体积分数的及其所释放的潜热, 导热偏微分方程可用热焓的形式来表达:

$$\frac{\partial e}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{\lambda(e)}{\rho} \cdot \frac{\partial T(e)}{\partial x} \right] = 0. \quad (1)$$

式中:  $e$  为带钢热焓;  $t$  为冷却时间;  $x$  为沿带钢厚度方向的位置 ( $x=0$  指带钢上表面,  $x=d$  指带钢下表面,  $d$  为带钢厚度);  $\lambda$  为导热系数, 是热焓的函数;  $\rho$  为带钢密度;  $T$  为带钢温度, 也是热焓的函数.

在冷却过程中, 奥氏体的相转变行为可通过碳扩散模型、Avrami 方程和 Scheil 叠加法则来描述<sup>[13]</sup>. 对冷却后微观组织为铁素体-珠光体的热轧带钢, 其在冷却过程中的热焓可表示为

$$e = x_a \cdot e_a + x_f \cdot e_f + x_p \cdot e_p + x_c \cdot e_c. \quad (2)$$

其中:  $x_a, x_f, x_p, x_c$  分别为奥氏体、铁素体、珠光体和渗碳体的相体积分数;  $e_a, e_f, e_p, e_c$  为各单相组分的热焓, 由热力学理论可表示为

$$e = G - T \left( \frac{\partial G}{\partial T} \right)_p. \quad (3)$$

其中:  $G$  为吉布斯自由能, 是化学成分和温度的函数;  $p$  表示等压状态.

显然, 热焓计算需要温度作为输入条件, 而带钢温度的变化又受带钢外表面强制冷却传热和内部相变潜热释放及导热的影响. 因此, 式(1)所示的卷取温度模型是温度与相变的耦合模型.

## 3 模型关键参数段间自适应方法

### 3.1 表征传热和相变的自适应参数

在轧后冷却过程中, 带钢温度的变化主要受

外部冷却介质传热和内部相变潜热的影响. 外部冷却介质有冷却水、空气和辊道. 带钢与空气的热辐射及对流传热可分别通过斯蒂芬-玻尔兹曼定律和雷诺数表征的层流或紊流关系式来进行计算. 带钢与辊道的接触导热可通过两个半无限体之间的热传导过程假设来进行较精确的计算<sup>[14]</sup>. 而冷却水喷射到带钢表面将形成单相强制对流区、核沸腾/过渡沸腾区和膜沸腾区<sup>[15]</sup>, 各子区流动形态差异较大, 很难精确地建立各区域的传热模型并确定各区域换热时间. 在工程上, 一般更关注各区域的平均换热特性, 将各种难以定量表征的影响因素通过水冷换热学习系数来进行综合反映, 通过自学习的方式进行更新.

另外, 在冷却过程中, 带钢热焓和温度的变化还与微观组织的转变相关. 由连续冷却转变 CCT 曲线可知, 在  $A_{f3}$  温度下奥氏体将向铁素体转变, 在  $A_{f1}$  温度下会发生奥氏体向珠光体的转变. 奥氏体相变分数  $X$  可以通过 Avrami 方程来计算:

$$X = 1 - \exp(-k \cdot t^n). \quad (4)$$

式中:  $t$  表示奥氏体相变开始之后的时间;  $n$  为常数;  $k$  为转变速率参数, 与转变温度和相变机制有关.

综上所述, 热轧带钢轧后冷却传热的精确计算受到奥氏体相转变速率和水冷换热效率的影响. 为此, 可将水冷换热学习系数  $k_H$  和奥氏体相转变速率学习系数  $k_p$  作为卷取温度模型自适应参数, 并将其划分为以下两部分, 即

$$\begin{aligned} k_H &= k_{H_0} + \Delta k_H, \\ k_p &= k_{p_0} + \Delta k_p. \end{aligned} \quad (5)$$

式中:  $k_{H_0}$  和  $k_{p_0}$  是带钢段刚进入冷却区时的基准学习系数值;  $\Delta k_H$  和  $\Delta k_p$  是带钢段在冷却区运行时, 因速度变化引起的学习系数增量值, 也正是自适应计算的对象.

### 3.2 段间自适应流程

卷取温度在线自适应是根据当前时刻卷取温度实际值与模型预报值的偏差, 通过自适应算法动态改变模型参数的学习系数, 在下一时刻使模型预报值趋近实际值, 经周期性调节达到提高模型预报能力的目的. 带钢段间自适应流程如图 2 所示.

### 3.3 段间自适应计算

#### 3.3.1 学习系数对卷取温度影响增益计算

轧后带钢冷却温度的准确计算与水冷换热学习系数和奥氏体相转变速率学习系数密切相关. 因此, 带钢温度可表示为学习系数的函数, 即

$$T = f(k_H, k_p). \quad (6)$$

学习系数对温度的影响增益可通过图3所示的由3个顶点  $W_1, W_2, W_3$  组成的等边三角形来计算。

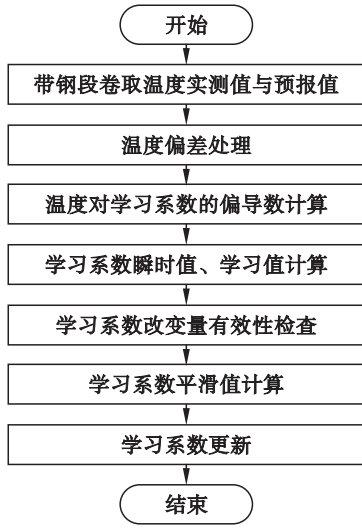


图2 卷取温度模型关键参数在线自适应计算流程  
Fig. 2 Flow chart of online adaptive computation of key parameters in a coiling temperature control model

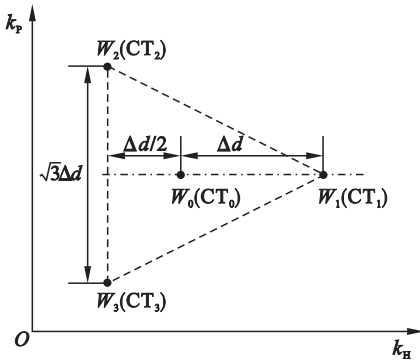


图3 学习系数对等边三角形示意图  
Fig. 3 An equilateral triangle of learning coefficient pair

假设等边三角形的重心  $W_0$  代表带钢段刚进入冷却区进行第一次设定时采用的学习系数对  $(k_{H_0}, k_{p_0})$ , 据此可通过带钢温度模型计算出卷取温度为  $CT_0$ 。由图3所示几何关系,  $W_1, W_2, W_3$  处的学习系数对均可利用  $k_{H_0}, k_{p_0}$  和增量  $\Delta d$  来表示, 在其他条件不变的情形下, 通过带钢温度模型可计算出相应的卷取温度  $CT_1, CT_2$  和  $CT_3$ 。

于是, 式(6)的偏导数即可表示为

$$\frac{\partial T}{\partial k_H} = \frac{2CT_1 - CT_2 - CT_3}{3\Delta d}, \quad (7)$$

$$\frac{\partial T}{\partial k_p} = \frac{CT_2 - CT_3}{\sqrt{3}\Delta d}. \quad (8)$$

因此, 当增量  $\Delta d$  已知时, 即可计算出学习系数对温度的影响增益。

### 3.3.2 学习系数增量瞬时值计算

假设第  $i$  段带钢在卷取高温计处实测的卷取温度与模型预报值的偏差为

$$\Delta T = CT_{\text{measure}} - CT_{\text{predict}}. \quad (9)$$

令

$$\alpha = \frac{\Delta T}{\left(\frac{\partial T}{\partial k_H}\right)^2 + \omega \cdot \left(\frac{\partial T}{\partial k_p}\right)^2}, \quad (10)$$

其中,  $\omega$  为调节参数。于是, 两个学习系数增量部分  $\Delta k_H$  和  $\Delta k_p$  的自适应瞬时值可分别表示为

$$\Delta k_{H_{\text{instant}}} = \alpha \cdot \frac{\partial T}{\partial k_H}, \quad (11)$$

$$\Delta k_{p_{\text{instant}}} = \alpha \cdot \omega \cdot \frac{\partial T}{\partial k_p}. \quad (12)$$

### 3.3.3 学习速率设计及自适应学习计算

带钢在冷却区的运行速度深刻影响着冷却水的换热效率和奥氏体的相变时间。在变速轧制条件下, 因带钢各段经历的速度是不同的, 为兼顾自适应的稳定性和调节能力, 可沿带钢长度方向, 通过二次曲线形式来设置不同的学习速率  $\theta$ , 即

$$\theta = \theta_1 + (\theta_0 - \theta_1) \cdot \left(\frac{L_{\text{ref}}}{L_{\text{ref}} + L_{\text{act}}}\right)^2, \quad (13)$$

$$L_{\text{ref}} = L_1 + L_2 \cdot v_{\text{strip}}. \quad (14)$$

式中:  $\theta_0$  和  $\theta_1$  分别为自适应开始和结束时的学习速率, 因带钢尾部抛钢后, 速度大幅度变化, 为及时地进行冷却规程调整, 一般要求学习速率要大一些, 也就是  $\theta_1 \geq \theta_0$ ;  $L_1$  和  $L_2$  是与带钢厚度相关的常量;  $v_{\text{strip}}$  和  $L_{\text{act}}$  分别为带钢实际速度和带钢头部通过卷取高温计的长度。

依据带钢段的学习速率对自适应瞬时值进行学习计算, 即可获得自适应学习值, 即

$$\left. \begin{aligned} \Delta k_{H_{\text{learn}}} &= \theta \times \Delta k_{H_{\text{instant}}}, \\ \Delta k_{p_{\text{learn}}} &= \theta \times \Delta k_{p_{\text{instant}}}. \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

### 3.3.4 学习系数增量部分变动量有效性检查

学习系数有效性检查分为增量检查和全量检查。增量检查是对学习系数增量部分的学习值进行限幅检查。

令  $\Delta K_{\text{max}} = 0.5 \times \theta$ , 则通过取小函数  $\min(\cdot)$  获取限幅比例  $\eta$ , 即

$$\eta = \min\left(\left|\frac{\Delta K_{\text{max}}}{\Delta k_{H_{\text{learn}}}}\right|, \left|\frac{\Delta K_{\text{max}}}{\Delta k_{p_{\text{learn}}}}\right|, 1.0\right). \quad (16)$$

经限幅检查后的自适应学习值就变更为

$$\left. \begin{aligned} \Delta k_{H_{\text{check}}} &= \eta \times \Delta k_{H_{\text{learn}}}, \\ \Delta k_{p_{\text{check}}} &= \eta \times \Delta k_{p_{\text{learn}}}. \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

另外, 为增加对自适应后学习系数变化幅度的控制, 在学习系数增量检查后, 可继续进行学习



系数全量检查,也就是对学习系数( $k_{H_0} + \Delta k_H$ ), ( $k_{p_0} + \Delta k_p$ )进行有效性检查,主要是因为各段带钢的  $k_{H_0}$  并不相同。

假设当第  $i$  段带钢离开冷却区时,位于冷却区的带钢共有  $k$  段(图 4),则该时刻各段学习系数的最大值和最小值可通过取小函数  $\min(\cdot)$  和取大函数  $\max(\cdot)$  来获取,即

$$\left. \begin{aligned} k_{H_{\max}} &= \max(k_H^{(i)}, k_H^{(i+1)}, \dots, k_H^{(i+k)}), \\ k_{H_{\min}} &= \min(k_H^{(i)}, k_H^{(i+1)}, \dots, k_H^{(i+k)}), \\ k_{p_{\max}} &= \max(k_p^{(i)}, k_p^{(i+1)}, \dots, k_p^{(i+k)}), \\ k_{p_{\min}} &= \min(k_p^{(i)}, k_p^{(i+1)}, \dots, k_p^{(i+k)}). \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

则在满足下列条件:

$(k_{H_{\max}} - \delta) < (k_{H_0}^{(i)} + \beta \cdot \Delta k_{H_{\text{check}}}) < (k_{H_{\min}} + \delta)$ ,  
且  $(k_{p_{\max}} - \delta) < (k_{p_0}^{(i)} + \beta \cdot \Delta k_{p_{\text{check}}}) < (k_{p_{\min}} + \delta)$  时,  
通过学习系数全量检查。

在上述判定条件中,  $\delta$  为控制参数,  $\beta$  为迭代调节因子,  $\beta \in (0, 1]$ , 最大迭代次数可设为 10 次, 每迭代一次  $\beta$  可减半。于是, 学习系数增量部分经全量检查后即为

$$\left. \begin{aligned} \Delta k_{H_{\text{new}}} &= \Delta k_H^{(i)} + \beta \cdot \Delta k_{H_{\text{check}}}, \\ \Delta k_{p_{\text{new}}} &= \Delta k_p^{(i)} + \beta \cdot \Delta k_{p_{\text{check}}}. \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

式中,  $\Delta k_H^{(i)}$  和  $\Delta k_p^{(i)}$  为第  $i$  段带钢采用的两个学习系数增量值。

当学习系数全量检查失败时, 学习系数增量部分维持原值, 即

$$\left. \begin{aligned} \Delta k_{H_{\text{new}}} &= \Delta k_H^{(i)}, \\ \Delta k_{p_{\text{new}}} &= \Delta k_p^{(i)}. \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

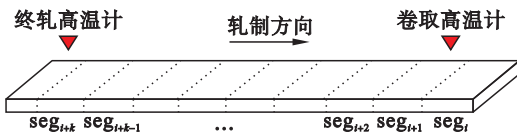


图 4 轧件分段控制示意图

Fig. 4 Schematic of strip segments

### 3.3.5 学习系数自适应增量的平滑计算

为使自适应过程平顺进行, 可以将当前时刻计算出的学习系数增量部分的新值和系统保存的学习系数增量部分的旧值进行平滑处理:

$$\left. \begin{aligned} \Delta k_{H_{\text{update}}} &= \Delta k_{H_{\text{new}}} \times (1 - f_s) + \Delta k_{H_{\text{old}}} \times f_s, \\ \Delta k_{p_{\text{update}}} &= \Delta k_{p_{\text{new}}} \times (1 - f_s) + \Delta k_{p_{\text{old}}} \times f_s. \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

式中:  $\Delta k_{H_{\text{old}}}$  和  $\Delta k_{p_{\text{old}}}$  在带钢头部还未进入冷却区时, 可取为 0;  $f_s$  为平滑系数, 可根据学习速率和带钢化学成分的影响进行设计, 即

$$f_s = \theta \times (1 - f_{\text{chem}}). \quad (22)$$

式中,  $f_{\text{chem}}$  为化学成分影响因子,  $f_{\text{chem}} = 0.9 - 0.1w_{\text{Mn}} - 0.2w_{\text{Cr}} - 0.2w_{\text{C}}$ , 如果  $f_{\text{chem}} < 0.6$ , 则使  $f_{\text{chem}} = 0.6$ 。

## 4 实际应用

某 1 780 mm 热连轧生产线在轧制化学成分(质量分数, %) 为 C 0.19, Si 0.04, Mn 1.24, P 0.019, S 0.005, Cu 0.015, Cr 0.03, Ni 0.02, B 0.002 2 的微合金钢 Gr50 时, 名义厚度为 2.65 mm, 目标终轧温度 870 °C, 目标卷取温度 580 °C, 采用前段稀疏冷却策略, 实际卷取温度控制效果如图 5 所示。由图 5 知, 尽管带钢冷却时速度波动较大, 但通过自适应能将卷取温度控制在给定的温度偏差内。

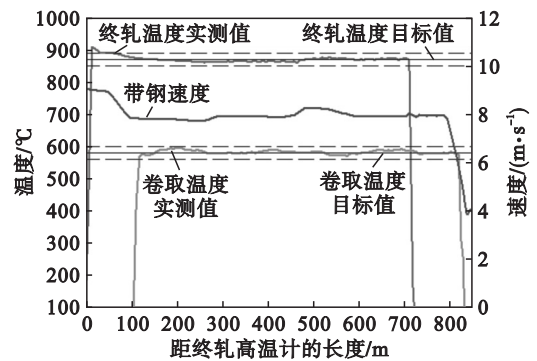


图 5 厚 2.65 mm 的 Gr50 钢卷取温度控制效果  
Fig. 5 Coiling temperature curve of Gr50 steel with 2.65 mm thickness

由图 6 可知, 卷取温度实际值与模型预报值的偏差在  $\pm 15$  °C 以内, 这表明卷取温度模型预报精度较高, 模型关键参数的学习系数经在线自适应后, 能够很好地匹配速度变化并进行准确的冷却设定。

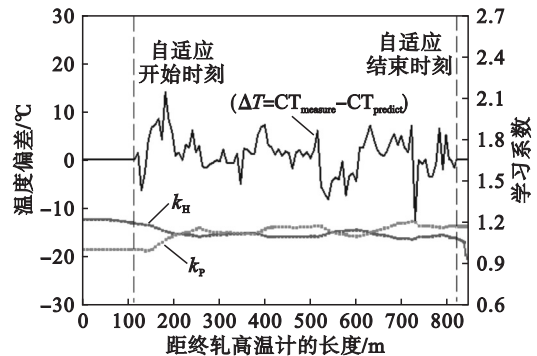


图 6 卷取温度模型学习系数随温度偏差的变化  
Fig. 6 Adaptive coefficient varied with the temperature deviation between the measured coiling temperature and predicted one

如图 7 所示, 学习系数的增量部分能够根据

带钢段的卷取温度预报偏差进行实时学习计算并间隔固定长度进行平滑计算。

另外,由图 6 和图 7 还可知,传热与相变耦合的卷取温度模型段间自适应是对水冷换热学习系数和奥氏体相变速率学习系数进行协同学习,当水冷换热学习系数降低,单位体积冷却水的换热能力降低,带钢温度下降缓慢,有利于奥氏体相变,奥氏体相转变体积分数增大,因此,奥氏体相变速率学习系数增大,反之亦然。

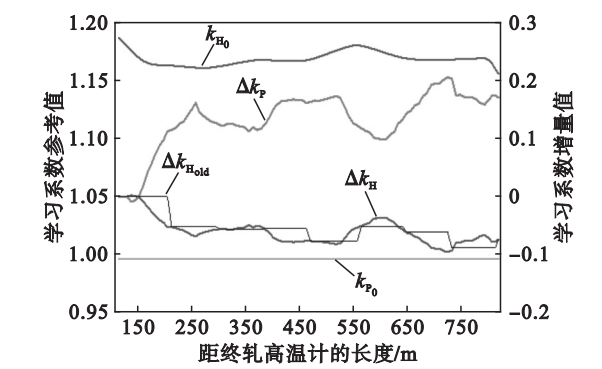


图 7 自适应过程中带钢段学习系数的变化  
Fig. 7 Variation of learning coefficient of strip segment in the adaptive process

## 5 结 论

1) 基于热连轧穿带 - 升速 - 降速制度,将卷取温度模型的水冷换热学习系数和奥氏体相变速率学习系数分解为基准值和增量值两部分,通过带钢段间自适应方法对学习系数增量值进行实时计算、学习、平滑和更新。

2) 传热与相变耦合的卷取温度模型段间自适应方法是根据每段带钢实测卷取温度与模型预报温度的偏差,通过求取带钢冷却温度函数对学习系数的偏导数,计算带钢段的学习速率和平滑因子,对水冷换热学习系数和奥氏体相变速率学习系数的增量值进行自适应,并对学习系数变动量进行有效性检查。

3) 卷取温度实际控制效果表明,卷取温度模型学习系数的动态调节能够显著增强模型对轧制速度变化的适应能力,卷取温度在线控制能力得到明显提升,带钢全长卷取温度控制精度高、温度均匀性好。

## 参考文献:

[1] 白瑞国,徐立山,包阔,等. 大数据过程质量控制系统在钢铁生产中的应用[J]. 中国冶金,2018,28(8):76-80.  
(Bai Rui-guo, Xu Li-shan, Bao Kuo, et al. Application of big data process quality control system in iron and steel

production[J]. China Metallurgy,2018,28(8):76-80.)  
[2] 何安瑞,邵键,孙文权,等. 适应智能制造的轧制精准控制关键技术[J]. 冶金自动化,2016,40(5):1-8.  
(He An-rui, Shao Jian, Sun Wen-quan, et al. Key precise control technologies of rolling for smart manufacturing[J]. Metallurgical Industry Automation,2016,40(5):1-8.)  
[3] Peng L, Li Q, Zhou Z. Cooling hot rolling steel strip using combined tactics[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing,2008,15(3):362-365.  
[4] Imanari H, Deng W F, Shimoda N. Advanced coiling temperature control system in hot strip mill [C]// Proceedings of the 10th International Conference on Steel Rolling. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2010: 473-479.  
[5] Peng L G, Liu X H, Zhao X M, et al. Mathematic modeling on flexible cooling system in hot strip mill[J]. Journal of Central South University,2014,21(1):43-49.  
[6] Zheng Y, Li N, Li S Y. Hot-rolled strip laminar cooling process plant-wide temperature monitoring and control[J]. Control Engineering Practice,2013,21:23-30.  
[7] Hashimoto T, Yoshioka Y, Ohtsuka T. Model predictive control for hot strip mill cooling system [C]//2010 IEEE International Conference on Control Applications. Yokohama, Japan, 2010:646-651.  
[8] 孙铁军,杨卫东,程艳明,等. 用改进遗传算法优化的带钢卷取温度预报模型[J]. 控制理论与应用,2015,32(8):1106-1113.  
(Sun Tie-jun, Yang Wei-dong, Cheng Yan-ming, et al. Improved genetic algorithm for optimizing prediction model of strip coiling temperature [J]. Control Theory & Application,2015,32(8):1106-1113.)  
[9] Liu E Y, Zhang D H, Sun J, et al. Algorithm design and application of laminar cooling feedback control in hot strip mill[J]. Journal of Iron and Steel Research, International, 2012,19(4):39-42.  
[10] 宋勇,荆丰伟,殷实,等. 厚规格热轧带钢高精度卷取温度控制模型[J]. 工程科学学报,2015,37(1):106-110.  
(Song Yong, Jing Feng-wei, Yin Shi, et al. High-precision coiling temperature control model for heavy gauge strip steel [J]. Chinese Journal of Engineering,2015,37(1):106-110.)  
[11] Mendez G M, Leduc-Lezama L, Colas R, et al. Modelling and control of coiling entry temperature using interval type-2 fuzzy logic systems[J]. Ironmaking and Steelmaking,2010,37(2):126-134.  
[12] Pian J X, Zhu Y L. A hybrid soft sensor for measuring hot-rolled strip temperature in the laminar cooling process[J]. Neurocomputing,2015,169:457-465.  
[13] Xu X Q, Hao X D, Zhou S G, et al. Model algorithm research on cooling path control of hot-rolled dual-phase steel[J]. Journal of Iron and Steel Research, International,2016,23(10):1028-1034.  
[14] Filipovic J, Viskanta R, Incropera F P, et al. Thermal behavior of a moving strip cooled by an array of planar water jets[J]. Steel Research,1992,63(10):438-446.  
[15] Zumbunnen D A, Incropera F P, Viskanta R. Method and apparatus for measuring heat transfer distributions on moving and stationary plates cooled by a planar liquid jet[J]. Experimental Thermal and Fluid Science,1990,3(2):202-213.