

# 规则与数据驱动(layer流冷却过程带钢卷取温度模型

片锦香<sup>1</sup> 柴天佑<sup>2,3</sup> 李界家<sup>1</sup>

**摘要** 针对现有层流冷却过程带钢温度模型缺乏换热系数、带钢定位、带钢卷取温度计算的有效方法这一问题,提出了由冷却单元阀门开闭状态模型、带钢冷却单元定位模型、不同换热方式下的带钢温度模型组成的带钢卷取温度动态模型,将案例推理、规则推理、神经网络等相结合,提出了规则与数据驱动(layer模型参数智能辨识方法。采用某钢厂实际生产运行数据对所提出的带钢卷取温度动态模型进行了实验研究,实验结果表明本文提出的方法能够有效提高带钢卷取温度模型的精度。

**关键词** 层流冷却, 参数辨识, 规则驱动, 数据驱动, 卷取温度

**引用格式** 片锦香, 柴天佑, 李界家. 规则与数据驱动(layer流冷却过程带钢卷取温度模型. 自动化学报, 2012, 38(11): 1861–1869

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.01861

## Rule and Data Driven Strip Coiling Temperature Model in Laminar Cooling Process

PIAN Jin-Xiang<sup>1</sup> CHAI Tian-You<sup>2,3</sup> LI Jie-Jia<sup>1</sup>

**Abstract** The existing cooling process models lack the methods to compute the heat transfer parameter and the position that strip reaches and cannot be used to compute the strip coiling temperature directly. So a strip coiling temperature model is proposed, which consists of the status of cooling unit valves calculating model, the strip segment tracking model, and the top surface temperature model under different heat transfer conditions. What is more, a rule and data driven hybrid intelligent identification algorithm is developed combining the case-based reasoning, rule-reasoning with the neural network. The tests using real industrial data of a steel plant have been conducted and indicated that the proposed strip coiling temperature model has made a great contribution to the prediction precision of the strip coiling temperature during the laminar cooling process.

**Key words** Laminar cooling, parameter identification, rule-driven, data-driven, coiling temperature

**Citation** Pian Jin-Xiang, Chai Tian-You, Li Jie-Jia. Rule and data driven strip coiling temperature model in laminar cooling process. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(11): 1861–1869

层流冷却控制系统通过控制喷水集管阀门的开闭状态调整冷却水量,从而使带钢从终轧机出口的终轧温度(800°C~900°C)冷却到工艺要求的卷取温度(550°C~700°C)<sup>[1]</sup>。带钢任一点到达卷取机

时,该点及其后相当长一段带钢的受控冷却过程实际已经结束。因此,建立热轧带钢层流冷却过程卷取温度模型对实现卷取温度的预报控制具有重要意义<sup>[2]</sup>。

现有的层流冷却过程模型研究成果主要集中在换热条件确定条件下的带钢温度模型<sup>[3–6]</sup>,为了更精确地表达厚度方向上的温度梯度,文献[2,7–10]建立了在厚度和长度两个方向上的温度动态模型。这些研究成果虽然建立了在既定的水冷、空冷换热方式下的带钢温度动态模型,但是没有给出换热方式的具体确定方法及带钢定位计算,在实际应用中很难直接进行带钢卷取温度的计算。此外,模型中多采用经验公式描述换热系数等热物性参数,其中关键系数固定为常数,降低了模型精度。针对上述问题,文献[11]提出了基于遗传算法和案例推理技术的换热系数辨识方法。然而如文中所述,该方法适合离线使用,很难满足实时要求。本文在文献[10]基础上,提出了由冷却单元阀门开闭状态模型、带钢冷却单元定位模型、冷却单元下的冷却过程动态模型切换

收稿日期 2011-09-26 录用日期 2012-06-08  
Manuscript received September 26, 2011; accepted June 8, 2012  
国家重点基础研究发展计划(973计划)(2009CB320601),国家自然科学基金(61104084),创新引智计划(111计划)(B08015),住建部科学技术计划项目(2012-K7-19)资助

Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2009CB320601), National Natural Science Foundation of China (61104084), the 111 Project (B08015), and Science and Technology Projects of the Ministry of Housing and Urban-Rural Development (2012-K7-19)

本文责任编辑 孙彦广  
Recommended by Associate Editor SUN Yan-Guang  
1. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院 沈阳 110168 2. 东北大学自动化研究中心 沈阳 110189 3. 流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110189

1. School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168 2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110189 3. State Key Laboratory of Integrated Automation for Process Industry, Shenyang 110189

机制、带钢上表面温度模型组成的带钢卷取温度模型, 并采用规则和数据驱动技术<sup>[12]</sup>, 提出了关键模型参数随工况时变的混合智能参数辨识方法. 最后, 采用某钢厂实际生产运行数据对所提出的带钢卷取温度模型进行实验研究, 结果说明本文提出的方法能够有效提高层流冷却过程带钢卷取温度计算精度.

## 1 层流冷却过程描述

一个典型的热轧带钢集管层流冷却系统如图 1 所示, 离开终轧机的带钢进入强制水冷区域. 水冷区域分为主冷区和精冷区. 带钢运行经过冷却区域内各阀门时, 喷水控制系统根据带钢工况条件, 控制集水管路上的气动薄膜阀的开闭状态, 进而控制落在带钢表面的冷却水量, 最终使带钢冷却结束后的卷取温度被控制在一定范围内, 带钢最终被卷取机咬入卷取机后成为成品. 在冷却过程中, 由于层流冷却过程产生许多高温气体, 环境恶劣, 难以在冷却区域内逐点装置合适的检测设备对带钢温度进行连续准确的检测.

## 2 层流冷却过程带钢卷取温度模型

轧后冷却过程发生水冷换热、空冷换热、带钢内部的热传导等不同类型的热交换过程, 且不同于其他被控对象, 热轧带钢处于运行状态, 带钢上同一点在不同时刻运行至冷却区域内不同位置, 随着阀门开闭状态的不同, 带钢上下表面发生不同的换热过程.

### 2.1 建模策略

首先对带钢进行长度方向上的分段 ( $i$  为段号)、厚度方向上的分层处理 ( $j$  为厚度节点) 和对冷却区域最小冷却单元 ( $r$  为单元序号) 的划分. 如图

2 所示, 带钢卷取温度模型由带钢冷却单元定位模型、冷却单元阀门开闭状态模型、冷却单元下的冷却过程动态模型切换机制、带钢上表面温度模型组成. 其中, 阀门开闭状态模型计算第  $i$  段带钢经过第  $r$  个冷却单元时辊道上下方喷水集管阀门开闭状态  $r w_{top}^i$  和  $r w_{bottom}^i$  ( $r = 0, 1, 2, \dots, R$ ); 带钢冷却单元定位模型计算任意  $t$  时刻第  $i$  段带钢所处冷却单元序号  $r^i(t)$  ( $r = 0, 1, 2, \dots, R$ ); 带钢上表面温度模型给出在该冷却单元下的水冷 (模型 I)、空冷 (模型 II)、水与空冷 (模型 III) 三种带钢上表面温度模型; 模型切换机制根据喷水集管阀门开闭状态 ( $r w_{top}^i$  和  $r w_{bottom}^i$ ) 确定第  $i$  段带钢经过各冷却单元时发生的换热方式, 具体为: 如果  $r w_{top}^i$  和  $r w_{bottom}^i$  均为打开状态, 则该冷却单元是上下水冷方式, 选择模型 I, 如果  $r w_{top}^i$  和  $r w_{bottom}^i$  均为关闭状态, 则该冷却单元是上下空冷方式, 选择模型 II, 如果  $r w_{top}^i$  打开  $r w_{bottom}^i$  关闭, 则该冷却单元是上水冷下空冷方式, 选择模型 III.

### 2.2 模型算法

#### 2.2.1 冷却单元阀门开闭状态模型

辊道上方的阀门编号为  $1, 2, \dots, R$ , 辊道下方对称的阀门编号为  $R + 1, R + 2, \dots, 2R$ , 则冷却单元依次由阀门编号为  $(1, R + 1), (2, R + 2), \dots, (R, 2R)$  的阀门对组成. 由图 2 中冷却单元阀门开闭状态模型输入输出可知, 由上下起始开阀位置 ( $N_{top}, N_{bottom}$ )、主、精冷区的开启阀门数 ( $U_{main}, U_{accu}$ )、喷水模式可以确定各阀门的开闭状态. 以喷水模式  $\pi$  为密集喷水 (即喷水阀门依次打开) 为例, 第  $i$  段带钢经过冷却区域内各冷却单元  $r$  时, 辊道上方阀门开闭状态  $r w_{top}^i$  具体确定方法如下所示:

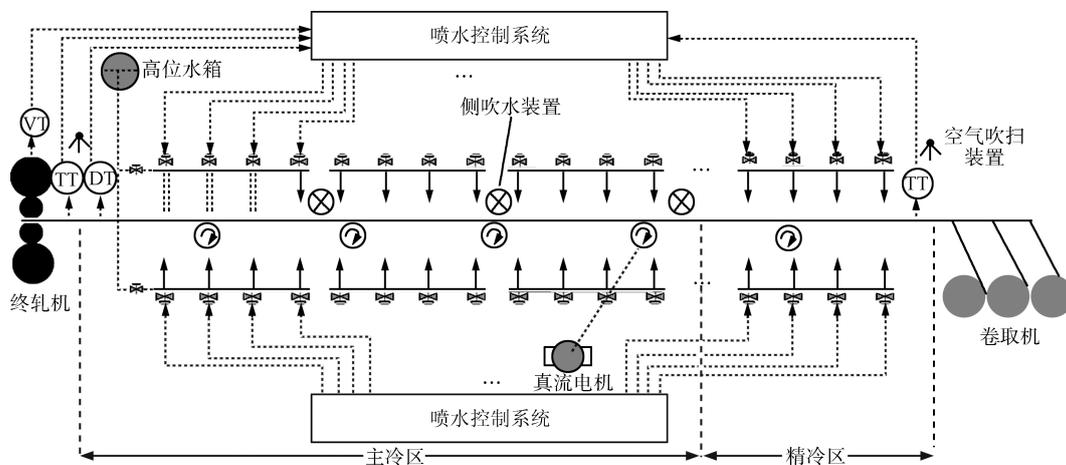


图 1 热轧带钢层流冷却过程工艺流程图

Fig. 1 Schematic diagram of laminar cooling process

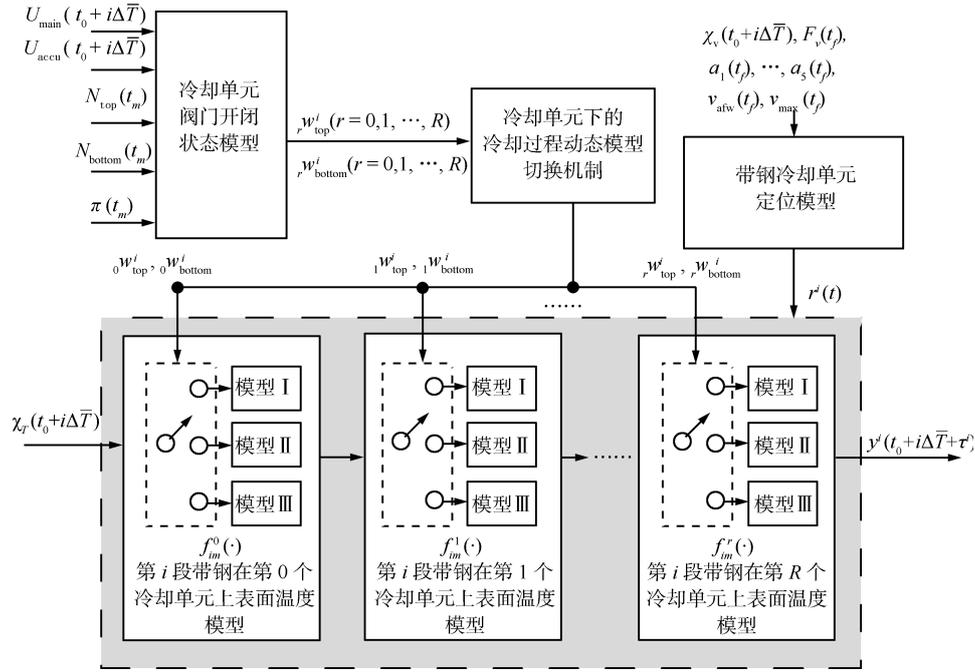


图 2 带钢卷取温度模型结构

Fig. 2 The structure of coiling temperature model

- 1) 当  $r = 1 \sim (N_{top} - 1)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .
- 2) 当  $r = (R - 11) \sim (R - 8)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .
- 3) 当  $U_{main} - (N_{top} - N_{bottom}) = 2q$ ,  
 $r = N_{top} \sim (q + N_{bottom} - 1)$  时,  $r w_{top}^i = 1$ ;  
 $r = (q + N_{bottom}) \sim (R - 12)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .
- 4) 当  $U_{main} - (N_{top} - N_{bottom}) = 2q + 1$ ,  
 $r = N_{top} \sim (q + N_{bottom})$  时,  $r w_{top}^i = 1$ ;  
 $r = (q + N_{bottom} + 1) \sim (R - 12)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .
- 5) 当  $U_{accu} = 2q$ ,  
 $r = (R - q + 1) \sim R$  时,  $r w_{top}^i = 1$ ;  
 $r = (R - 7) \sim (R - q)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .
- 6) 当  $U_{accu} = 2q + 1$ ,  
 $r = (R - q) \sim R$  时,  $r w_{top}^i = 1$ ;  
 $r = (R - 7) \sim (R - q - 1)$  时,  $r w_{top}^i = 0$ .

(1)

其中,  $q$  为正整数,  $N_{top}$ 、 $N_{bottom}$  为上下起始开阀位置, 由控制系统给定. 规则 1) 代表在上起始阀门开启位置  $N_{top}$  之前的阀门都关闭; 规则 2) 代表主冷区和精冷区之间一段空冷区, 用 4 个虚拟的关闭阀门表示; 规则 3) 和规则 4) 代表确定主冷区的喷水控制阀门的方法, 主冷区从冷却区前端依次打开主冷区喷水控制阀门, 直到打开阀门总数满足设定主冷区的开启阀门数  $U_{main}$ ; 规则 5) 和规则 6) 代表精

冷区喷水控制阀门状态的确定, 精冷区的阀门从后面向前打开, 直到打开  $U_{accu}$  个阀门. 相应可以得到辊道下方控制阀门状态  $r w_{bottom}^i$  的计算规则.

### 2.2.2 带钢冷却单元定位模型

工艺上要求带钢在冷却区内以 5 个特定运行阶段运行. 通过比较任意时刻  $t$  与各段带钢离开冷却单元时刻的关系, 可以判断出在  $t$  时刻第  $i$  段带钢所处冷却单元的位置  $r^i(t)$ , 规则如下:

**规则 1.** 如果  $t > t_0 + i\Delta\bar{T} + \tau^i$ , 那么该段已经离开冷却区;

**规则 2.** 如果  $t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i < t \leq t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_r^i$ , 那么该段处于第  $r$  个冷却单元

(2)

其中,  $t_0$  代表带钢头部进入冷却区时刻,  $\Delta t_r^i$  代表第  $i$  段带钢进入冷却区到离开第  $r$  个冷却单元的总时间, 则  $t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i$  代表第  $i$  段带钢进入第  $r$  个冷却单元的时刻,  $t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_r^i$  代表第  $i$  段带钢离开第  $r$  个冷却单元的时刻,  $\tau^i$  代表该段带钢从进入冷却区到离开冷却区总时间, 其中变量  $\Delta t_r^i$  满足下式:

$$g(i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i) = S_r + g(i\Delta\bar{T}) \quad (3)$$

其中,  $S_r$  代表终轧机到第  $r$  个冷却单元的距离; 函数  $g(t)$  代表从带钢头部进入冷却区开始计时, 经过  $t$  秒带钢头部在冷却区内的运行距离:

$$g(t) = \begin{cases} v_0 t + \frac{1}{2} a_1 t^2, & t < t_1 \\ \sum_{m=1}^M (v_{m-1} t_m + \frac{1}{2} a_m t_m^2) + v_m \left( t - \sum_{m=1}^M t_m \right) + \frac{1}{2} a_{m+1} \left( t - \sum_{m=1}^M t_m \right)^2, & \sum_{m=1}^M t_m < t < \sum_{m=1}^{M+1} t_m, \\ & M=1, 2, 3, 4, 5 \\ \sum_{m=1}^5 (v_{m-1} t_m + \frac{1}{2} a_m t_m^2) + v_5 \left( t - \sum_{m=1}^5 t_m \right), & t > \sum_{m=1}^5 t_m \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中,  $t_1 \sim t_5$ ,  $v_1 \sim v_5$ ,  $s_1 \sim s_5$  分别代表带钢在冷却区内实际 5 个特定运行阶段的运行时间、各运行阶段之后达到的速度、各运行阶段运行距离, 具体计算公式如下:

$$\begin{aligned} t_1 &= \frac{\sqrt{v_0^2 + 2a_1 s_1} - v_0}{a_1}, t_2 = \frac{v_2 - v_1}{a_2} \\ t_3 &= \frac{v_3 - v_2}{a_3}, t_4 = \frac{v_4 - v_3}{a_4}, t_5 = \frac{s_5}{v_5} \\ v_1 &= \sqrt{v_0^2 + 2a_1 s_1}, v_2 = v_{\text{afw}}, v_3 = v_{\text{max}} \\ v_4 &= \sqrt{v_3^2 + 2a_4 s_4}, v_5 = v_4 \\ s_1 &= L_0 + L_1 + L_2, s_2 = v_1^2 + \frac{1}{2} a_2 t_2^2 \\ s_3 &= v_2^2 + \frac{1}{2} a_3 t_3^2, s_4 = L_s - s_3 - s_2 - s_1 \\ s_5 &= L_0 + L_1 \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $v_0$  代表第  $i$  段带钢进入冷却区的初始速度  $\chi_v(t_0 + i\Delta\bar{T})$ ,  $L_0$  为终轧机到冷却区入口之间的距离;  $L_1$  为冷却区的长度;  $L_2$  为冷却区出口到卷取机之间的距离,  $L_s$  为带钢长度; 各阶段加速度  $a_1 \sim a_5$  及  $v_{\text{afw}}$ 、 $v_{\text{max}}$  由工艺事先给出. 因此, 式(2)~(5)给出了判断第  $i$  段带钢在任意时刻  $t$  所在冷却单元位置的方法.

带钢在各冷却单元下换热状态与速度有关, 因此, 还需计算带钢在各冷却单元内的运行速度. 第  $i$  段带钢进入第  $r$  个冷却单元的速度  $v_{r-1}^i$  实际上等

于带钢头部运行  $(i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i)$  时间之后的运行速度, 计算公式如下:

$$v_{r-1}^i = \chi_v(t_0) + \int_{t_0}^{t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i} a(t) dt = \chi_v(t_0) + \sum_{q=1}^Q a_q t_q + a_{Q+1} \left( i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i - \sum_{q=1}^Q t_q \right) \quad (6)$$

其中,  $\chi_v(t_0)$  由入口位置的速度检测仪表测得;  $Q$  代表在时间  $i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i$  内带钢结束的运行阶段个数 ( $Q \leq 5$ );  $t_q$  ( $q = 1, 2, \dots, 5$ ) 代表第  $q$  个运行阶段花费的时间;  $a_1 \sim a_5$  代表在 5 个运行阶段的加速度.

### 2.2.3 带钢冷却过程上表面温度模型

从热传导机理出发, 对应冷却单元下三种换热方式, 推导出第  $i$  段带钢在第  $r$  个冷却单元下上表面温度  $y^i(k)$  模型结构如下:

$$y^i(k) = \frac{1 - \theta_0^i - \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i}{1 + \theta_0^i + \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i} y^i(k-1) + \frac{\theta_0^i}{1 + \theta_0^i + \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i} H_1^i(k-1) + \frac{\theta_0^i}{1 + \theta_0^i + \theta_0^i \zeta_0^i} H_1^i(k) + \frac{2\theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i G_t}{1 + \theta_0^i + \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i} \quad (7)$$

式中,  $H_0^i(k-1)$ ,  $H_1^i(k-1)$ ,  $H_1^i(k)$  满足下式:

$$\begin{cases} [1 + \theta_0^i + \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i] y_i(k) = [1 - \theta_0^i - \theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i] y_i(k-1) + \theta_0^i H_1^i(k) + \theta_0^i H_1^i(k-1) + 2\theta_0^i \zeta_{\text{top}}^i T_{\text{mtop}} \\ (2 + 2\theta_1^i) H_1^i(k) = \theta_1^i y_i(k-1) + (2 - 2\theta_1^i) H_1^i(k-1) + \theta_1^i H_2^i(k-1) + \theta_1^i H_0^i(k) + \theta_1^i H_2^i(k) \\ \vdots \\ (2 + 2\theta_j^i) H_j^i(k) = \theta_j^i H_{j-1}^i(k-1) + (2 - 2\theta_j^i) H_j^i(k-1) + \theta_j^i H_{j+1}^i(k-1) + \theta_j^i H_{j-1}^i(k) + \theta_j^i H_{j+2}^i(k) \\ \vdots \\ (2 + 2\theta_{j-1}^i) H_{j-1}^i(k) = \theta_{j-1}^i H_{j-2}^i(k-1) + (2 - 2\theta_{j-1}^i) H_{j-1}^i(k-1) + \theta_{j-1}^i H_j^i(k-1) + \theta_{j-1}^i H_{j-1}^i(k) \theta_{j-1}^i H_{j+1}^i(k) \\ (1 + \theta_j^i + \theta_j^i \zeta_{\text{bottom}}^i) H_j^i(k) = \theta_j^i H_{j-1}^i(k-1) + (1 - \theta_j^i - \theta_j^i \zeta_{\text{bottom}}^i) H_j^i(k-1) + \theta_j^i H_{j-1}^i(k) + 2\theta_j^i \zeta_{\text{bottom}}^i T_{\text{mbottom}} \end{cases} \quad (8)$$

## 1) 换热方式为上下水冷的模型 I:

当带钢在冷却单元下发生上下水冷方式时, 第  $i$  段带钢上表面温度模型的换热系数选择上下表面水冷换热系数  $h_{w,top}^i$ 、 $h_{w,bottom}^i$ , 介质温度选择冷却水温度  $T_w$ , 则模型中各参数为

$$\begin{aligned}\theta_j^i &= \frac{\Delta\tau}{\Delta d^2} s_j^i, \zeta_{top}^i = \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{w,top}^i \\ \zeta_{bottom}^i &= \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{w,bottom}^i \\ T_{mtop} &= T_w, T_{mbottom} = T_w\end{aligned}\quad (9)$$

## 2) 换热方式为上下空冷的模型 II:

当带钢在冷却单元下发生上下空冷方式时, 第  $i$  段带钢上表面温度模型结构同式 (7), 换热参数选择上下表面空冷换热系数  $h_{e,top}^i$ 、 $h_{e,bottom}^i$ , 介质温度选择周围环境温度  $T_e$ , 则模型 (7) 参数如下:

$$\begin{aligned}\theta_j^i &= \frac{\Delta\tau}{\Delta d^2} s_j^i, \zeta_{top}^i = \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{e,top}^i \\ \zeta_{bottom}^i &= \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{e,bottom}^i \\ T_{mtop} &= T_e, T_{mbottom} = T_e\end{aligned}\quad (10)$$

## 3) 上水冷下空冷换热方式的条件下的模型 III:

当带钢在冷却单元下发生上水冷下空冷方式时, 第  $i$  段带钢上表面温度模型结构同式 (7), 换热参数选择上表面水冷换热系数  $h_{w,top}^i$ 、上表面介质温度选择冷却水温度  $T_w$ , 下表面空冷换热系数  $h_{e,bottom}^i$ , 下表面介质温度选择冷却水温度  $T_e$ , 则模型 (7) 参数如下:

$$\begin{aligned}\theta_j^i &= \frac{\Delta\tau}{\Delta d^2} s_j^i, \zeta_{top}^i = \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{w,top}^i \\ \zeta_{bottom}^i &= \frac{\Delta d}{\lambda_{top}^i} h_{e,bottom}^i \\ T_{mtop} &= T_w, T_{mbottom} = T_e\end{aligned}\quad (11)$$

式中,  $k$  为时间节点.  $H_j^i$  代表第  $i$  段带钢、第  $j$  个厚度节点温度,  $s^i(H^i)$  为与温度相关的第  $i$  段带钢导温系数, 初始条件为进入该冷却区时刻  $(t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i)$  的初始温度  $H_j^i(t_0 + i\Delta\bar{T} + \Delta t_{r-1}^i)$ .

## 2.2.3.1 模型参数

式 (9) 和式 (11) 中涉及的空冷换热系数  $h_{e,top}^i$ 、厚度方向上  $j$  节点的导温系数  $s_j^i$  见文献 [10], 带钢水冷换热系数、热导率如下:

## 1) 带钢上表面水冷换热系数

$$h_{w,top}^i(t) = \left[ 2 - \left( \frac{r+1-N_{top}}{11} \right)^{0.12} \right] \frac{\alpha_k^i(\omega)}{100} \times \left( \frac{v_{r-1}^i}{F_v} \right)^{\alpha_v(\omega)} \left( \frac{H_0^i(t)}{F_T} \right)^{\alpha_T(\omega)} \quad (12)$$

其中,  $r$  代表当前时刻第  $i$  段带钢所在冷却单元序号, 由式 (2) 确定;  $v_{r-1}^i$  为第  $i$  段带钢离开第  $r-1$  个冷却单元 (进入第  $r$  个冷却单元) 时的运行速度, 由式 (6) 确定;  $H_0^i(t)$  第  $i$  段带钢  $t$  时刻带钢厚度方向上 0 节点温度.

## 2) 上表面热导率

$$\lambda_{top}^i(t) = 56.43 - \{0.0363 - \alpha_c(\omega)[v_{r-1}^i - \alpha_{vd}(\omega)]\} \times H_0^i(t) \quad (13)$$

相应的下表面水冷换热系数  $h_{e,bottom}^i$  和热导率  $\lambda_{bottom}^i(t)$  采用厚度方向上底层节点温度; 式 (13) 中  $\alpha_k^i(\omega)$ 、 $\alpha_v(\omega)$ 、 $\alpha_T(\omega)$ 、 $\alpha_c(\omega)$ 、 $\alpha_{vd}(\omega)$  代表参数随工况  $\omega$  时变的参数.

## 2.2.3.2 基于规则和数据驱动的参数混合智能估计

大部分文献中将模型中关键参数固定为常数, 本节提出  $\alpha_k^i(\omega)$ 、 $\alpha_v(\omega)$ 、 $\alpha_T(\omega)$ 、 $\alpha_c(\omega)$ 、 $\alpha_{vd}(\omega)$  的智能估计方法. 石化行业中已经有很多关于动态整定模型参数适应边界条件变化的研究成果, 例如最小化模型输出偏差的指标函数进行参数优化的最小二乘法<sup>[13]</sup> 及引入过程性能指标的动态优化思想<sup>[14]</sup> 等. 由于本文提到的未知参数具有随工况条件的变化而非线性时变的复杂特性, 且没有参数的实测值可以直接作为导师信号, 上述方法难以直接应用. 本文提出如图 3 所示的参数估计策略, 其中, 参数分两步估计, 即首先利用  $G$ 、 $F_d$ 、 $F_T$ 、 $F_v$  估计初始值  $\alpha_{k0}$ , 再根据该段带钢在冷却区入口实测温度  $\chi_T^i$ 、实测速度  $\chi_v^i$  与终轧机出口数据  $F_T$  和  $F_v$  之间的偏差计算  $\Delta\alpha_k^i$ , 对初始值  $r_{k0}$  进行自动修正. 即:

$$\alpha_k^i = \alpha_{k0} + \Delta\alpha_k^i \quad (14)$$

$$\alpha_{k0} = f_{kh}(G, F_d, F_T, F_v)$$

$$\Delta\alpha_k^i = f_{ki}[\Delta\chi_T(t_0 + i\Delta\bar{T}), \Delta\chi_v(t_0 + i\Delta\bar{T})] \quad (15)$$

式中,  $f_{kh}(\cdot)$  代表未知的非线性关系. 由于径向基函数 (Radial basis function, RBF) 网络具有训练简洁、学习效率高等优点, 第一步采用基于 RBF 神经网络确定  $\alpha_{k0}$ ; 动态修正量  $\Delta\alpha_k^i$  具有离散跳变、非线性特性, 由于案例推理技术不依赖精确模型, 并能针对离散特性的关系进行有效处理, 因此第二步动态修正采用案例推理技术 (Case-based reasoning,

CBR). 两步估计策略不但充分利用了不同变化频率的数据, 还保证了参数估计的精度. 类似的, 参数  $\alpha_T$ 、 $\alpha_c$  采用 RBF 网络进行描述; 由于在一定速度范围内  $\alpha_v$ 、 $\alpha_{vd}$  随着速度的增加而变大, 速度减小而减小, 而在不同数据范围内其变化速率未知, 因此采用基于一阶 Sugeno 函数的自适应神经模糊推理系统 (Adaptive neural fuzzy inference system, ANFIS) 根据数据自动确定不同数据范围内的速率和隶属度函数参数.

离线采用网格寻优搜索技术在变量空间上寻找使  $J_h$  最小的最优参数值, 并以符合条件的最优参数构造网络的导师学习信号. 具体采用如下性能指标:

$$J_h = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I |T_c^i - y^i(t_0 + i\Delta T + \tau^i)| \quad (16)$$

经过第一步的粗略估计 (详见文献 [10]) 后, 采用 CBR 对初始值  $\alpha_{k0}$  进行动态修正. CBR 推理

系统根据冷却区入口位置的实测带钢温度与终轧机出口带钢温度之间的偏差  $\Delta\chi_T(t_0 + i\Delta T)$ 、实测运行速度与终轧机出口带钢头部速度之间的偏差  $\Delta\chi_v(t_0 + i\Delta T)$  推理得到动态修正值  $\Delta\alpha_k^i$ . 案例由检索特征和解特征组成, 检索特征由  $\Delta\chi_T$ 、 $\Delta\chi_v$  组成, 解特征为  $\Delta\alpha_k$ . 采用最近邻的相联检索方式, 相似度函数定义如下:

$$SM_{pq} = \frac{1}{1 + \mu[w_1^2(\Delta\chi_T^p - \Delta\chi_T^q)^2 + w_2^2(\Delta\chi_v^p - \Delta\chi_v^q)^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (17)$$

其中,  $w_1$ 、 $w_2$  分别代表温度偏差项和运行速度偏差项的加权系数,  $\mu$  为一正实数.

检索特征的加权系数表征了特征对案例解的重要程度, 能否正确确定检索特征的加权系数, 将直接影响最终的检索结果. 本文采用如图 4 所示的三层网络结构, 输入层为 4 个节点, 中间隐层个数为 2 个

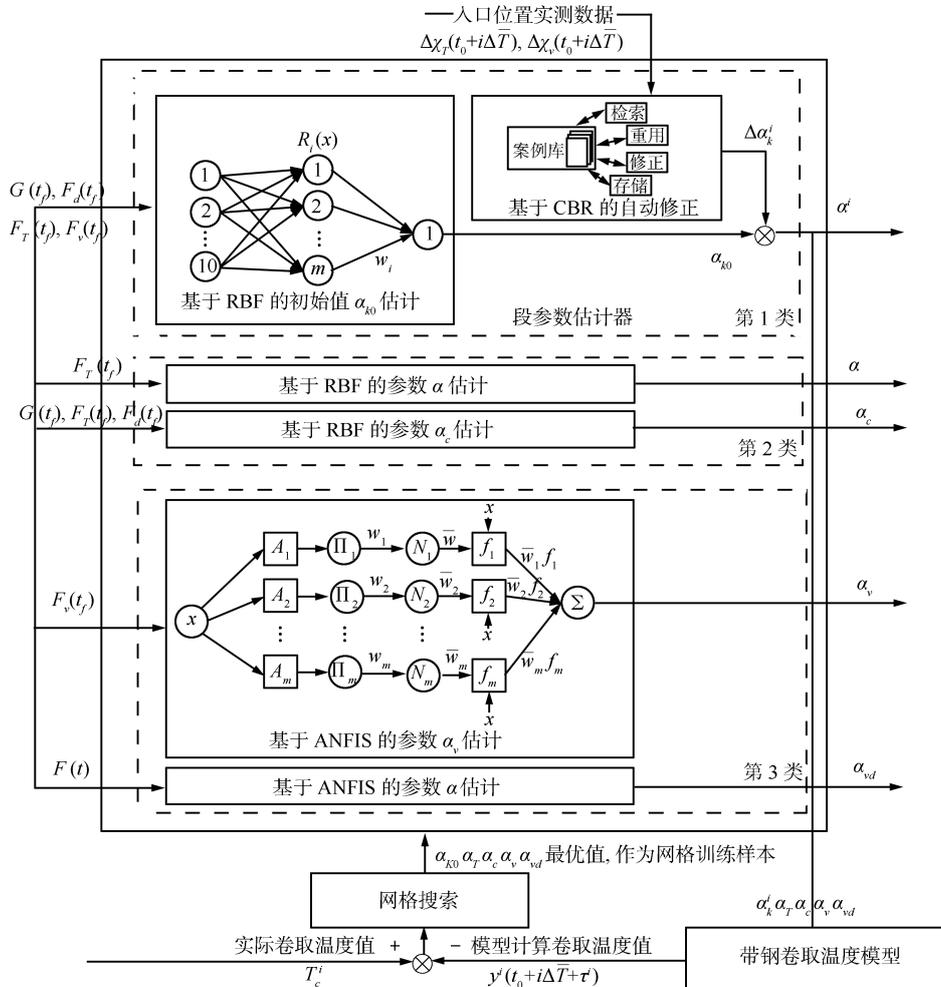


图 3 层流冷却过程非线性参数估计方法

Fig. 3 Nonlinear parameters estimation for laminar cooling process

节点, 输出层为 2 个, 分别输出  $SM_{pq}^w$  和  $SM_{pq}^1$  [15].

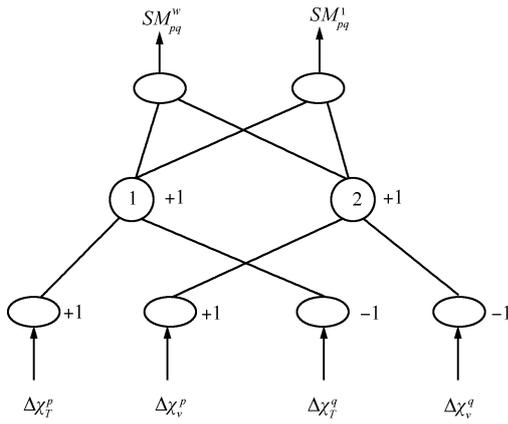


图 4 检索特征的权重神经网络结构

Fig. 4 Neural network for the weights of the retrieval features

网络学习的性能评价指标为

$$E(w) = \sum_p \sum_{q(p \neq q)} [SM_{pq}^w(1 - SM_{pq}^1) + SM_{pq}^1(1 - SM_{pq}^w)] \quad (18)$$

网络训练的目的在于使当  $p$  和  $q$  案例之间的相似度趋向于 0 ( $SM_{pq}^1 < 0.5$ ) 或者 1 ( $SM_{pq}^1 > 0.5$ ) 时, 使该评价指标最小. 采用梯度下降法训练网络[10]. 训练好的神经网络用于计算问题案例和案例库中的历史案例之间的相似度计算, 最终检索出案例相似度大于检索阈值的所有  $n$  条相似案例. 案例重用阶段采用下式:

$$\Delta\alpha_k^i = \frac{\sum_{h=1}^n SM_{p,c_h} \times \Delta\alpha_{k,h}^i}{\sum_{h=1}^n SM_{p,c_h}} \quad (19)$$

其中,  $SM_{p,c_h}$ 、 $\Delta\alpha_{k,h}^i$  分别代表第  $h$  条案例对应的相似度及案例解. 一旦得到重用案例, 就作为合适的  $\Delta\alpha_k^i$  送出. 结合式 (14) 获得当前段的  $\alpha_k^i$ .

### 3 实验研究

#### 3.1 实验数据描述

采用某大型钢厂实际运行数据进行实验研究. 其中 297 条带钢数据 (9770 段数据) 用于建模, 另外 50 条带钢 (2100 段数据) 作为测试数据使用. 如表 1 所示, 模型输入包括对应第  $i$  段带钢给出的主冷区和精冷区开阀数  $U_{main}^i$  和  $U_{accu}^i$ 、上下起始打开阀门位置  $N_{top}$ 、 $N_{bottom}$ 、系统输出为第  $i$  段带钢卷取温度  $T_c^i$ , 工况条件包括硬度等级  $G$ 、终轧机出口带钢厚度  $F_d$ 、温度  $F_T$ 、带钢头部速度  $F_v$ 、第  $i$  段带

钢在冷却区入口实测带钢温度  $\chi_T^i$  和运行速度  $\chi_v^i$ .

表 1 建模数据

Table 1 The data for modeling

数据序号	段序号	模型输入				模型输出				工况条件		
		$U_{main}^i$	$U_{accu}^i$	$N_{top}$	$N_{bottom}$	$T_c^i$ (°C)	$G$	$F_d$ (mm)	$F_T$ (°C)	$F_v$ (m/s)	$\chi_T^i$ (°C)	$\chi_v^i$ (m/s)
1	0	32	8			609					867.9	6.91
2	1	32	8	9	91	666.1	119	5.02	868	6.57	885.3	7.04
3	2	35	8			653.3					882.1	7.08
:	:	:	:			:					:	:
59	58	72	8			653					886.8	9.8
60	0	35	8			616.6					854.8	7.4
61	1	38	8	9	91	644.1	119	5.02	855	7.05	873.3	7.63
62	2	42	8			647.5					875	7.69
:	:	:	:			:					:	:
114	55	66	8			649.8					862	9.9
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
11 806	0	46	8			559.8					846.6	6.38
11 807	1	46	8	17	99	580.1	400	5.91	847	6.155	872.5	6.52
11 808	2	46	8			582.5					876.3	6.53
:	:	:	:			:					:	:
11 870	64	66	8			589.1					876.3	7.59

#### 3.2 模型参数确定

建立各参数估计网络时采用的具体参数如下:

- 1) 参数  $\alpha_{k0}$  的 RBF 网络中, 高斯半径  $\sigma = 0.5$ , 减法聚类后得到 4 个中心点;
- 2) 参数  $\alpha_T$  的 RBF 网络中, 高斯半径  $\sigma = 0.3$ . 减法聚类后得到 5 个中心点;
- 3) 参数  $\alpha_c$  的 RBF 网络中, 高斯半径  $\sigma = 0.4$ . 减法聚类后得到 4 个中心点;
- 4) 参数  $\alpha_v$ 、 $\alpha_{vd}$  的 ANFIS 网络时, 减法聚类确定网络结构为 1-3-3-31;
- 5) 参数  $\alpha_{vd}$  的 ANFIS 网络结构为 1-2-2-2-1;
- 6) 参数  $\Delta\alpha_k^i$  的案例推理系统中, 相似度函数式 (17) 中参数  $\mu = 0.05$ , 神经网络训练后对应的速度和温度权重分别为 0.2324 和 0.7676.

#### 3.3 实验结果分析

采用 9 条不同规格带钢 (424 段数据) 进行实验, 各数据变化范围为:  $U_{main}^i$ : 17~115 个;  $U_{accu}^i$ : 3~16 个;  $N_{top}$ : 1~13;  $N_{bottom}$ : 83~95;  $T_c$ : 425 °C~665 °C;  $G$ : 192、119、134、316;  $F_d$ : 2.52 mm~13.72 mm;  $F_v$ : 2.73 m/s~10.34 m/s;  $F_T$ : 829 °C~882 °C;  $\chi_T^i$ : 829.4 °C~903.1 °C;  $\chi_v^i$ : 2.83 m/s~17.59 m/s. 采用本文提出的参数混合智能估计方法后, 对应 9 条带钢的模型参数

$\alpha_{k0}$ 、 $\alpha_v$ 、 $\alpha_T$ 、 $\alpha_c$ 、 $\alpha_{vd}$  估计值如表 2 所示. 根据  $\Delta\chi_T(t_0 + i\Delta\bar{T})$  和  $\Delta\chi_v(t_0 + i\Delta\bar{T})$  进行动态调整后的参数  $\alpha_k^i$  的曲线如图 5 所示.

表 2 关键参数估计值

Table 2 The estimated values of key parameters

序号	$\alpha_{k0}$	$\alpha_v$	$\alpha_T$	$\alpha_c$	$\alpha_{vd}$
1	1600	1.2	2.6	0.008	1.1
2	2200	0.7	1.2	0.012	0.6
3	3000	0.36	1	0.017	0.4
4	2800	1.08	2.3	0.014	0.98
5	2700	0.9	2.1	0.02	0.8
6	1860	1.6	2.6	0.015	1.1
7	2660	0.36	1.6	0.019	0.4
8	2900	0.7	1.1	0.023	0.6
9	3100	0.7	1.3	0.111	0.6

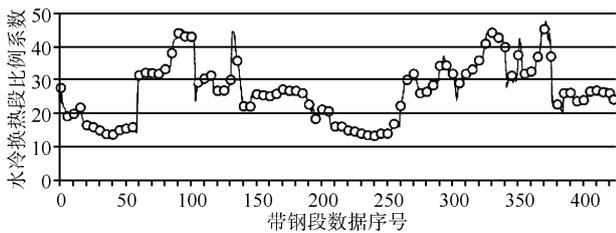


图 5 参数  $\alpha_k^i$  变化曲线

Fig. 5 The curve of the estimated parameter  $\alpha_k^i$

图 6 所示为在相同工况条件和输入条件下本文提出的模型与文献 [7] 的卷取温度计算偏差的比较. 卷取温度的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和最大绝对误差 (Maximum absolute error, MAE) 结果如表 3 所示.

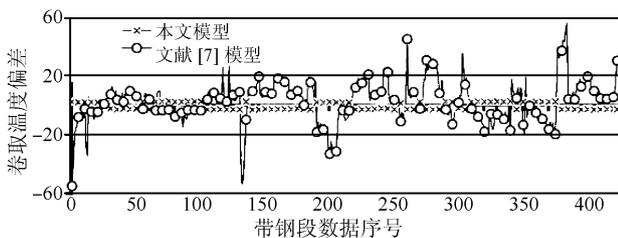


图 6 两种模型计算的卷取温度精度比较

Fig. 6 The comparison of the computed coiling temperatures by two different models

由于文献 [7] 的模型划分参数的分类比较粗糙, 根据带钢规格固定水冷换热系数和热导率中关键系数. 本文提出的混合智能参数估计方法, 利用两步

估计法, 根据冷却区入口位置的实测温度、实测速度的变化自动调整  $\alpha_k^i$ , 提高卷取温度计算精度. 特别是在实际卷取温度波动较大的几个点, 而文献 [7] 很难分辨出这几个点的工况变化. 可以看出, 本文不仅能对不同规格的带钢工况的变化适当调整模型参数, 甚至能够依据每个采样点的工况变化尽快调整模型参数, 使计算的卷取温度更为准确.

图 7 为带钢温度动态模型计算的卷取温度与实测卷取温度之间的偏差归一化之后的自相关函数. 可以看出, 偏差序列的自相关系数基本都落在 95% 的置信区间内, 可以认为残差序列为白噪声序列, 进一步证明了本文提出的层流冷却过程模型的有效性.

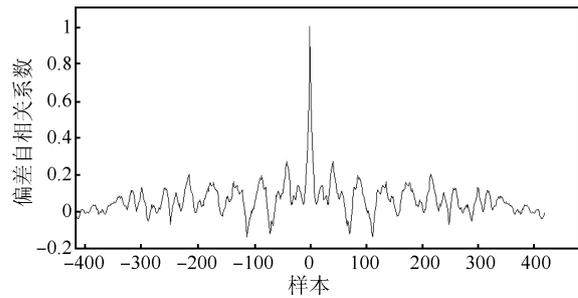


图 7 卷取温度偏差的自相关分布图

Fig. 7 Self-correlation function of the coiling temperature deviations

#### 4 结论

针对现有的层流冷却模型只描述了在单个冷却单元下的冷却动态过程, 不能用来计算冷却结束后的卷取温度这一问题, 本文提出了由带钢冷却单元定位模型、冷却单元阀门开闭状态模型、冷却单元下的冷却过程动态模型切换机制、带钢上表面温度模型组成的带钢卷取温度模型. 另外, 针对现有的水冷换热系数和热导率的选择忽略了变化工况对关键参数的影响这一问题, 提出了基于规则和数据驱动的随变化工况时变的关键参数智能估计方法. 结合人工神经网络技术和规则推理技术进行非线性参数的第一步初始估计, 找出参数的大致位置, 再采用案例推理技术在初始估计值附近进行动态校正. 从而提高了带钢卷取温度模型精度. 最后, 利用国内某大型钢铁公司实际运行数据进行了实验研究, 实验结果表明本文方法能够改进水冷换热系数模型和热导率, 使卷取温度的计算精度得到提高.

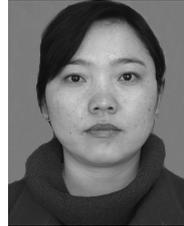
表 3 卷取温度偏差分析表

Table 3 Deviation analysis for the coiling temperature

	MAE	RMSE	总段数	偏差在 5 °C 内的段数	偏差在 10 °C 内的段数	偏差在 20 °C 内的段数
本文方法	12.98	5.34	424	270	390	412
文献 [7] 的方法	55.73	14.35		135	283	378

## References

- 1 Peng L G, Liu E Y, Zhang D H, Liu X H, Xu F. Development and application of advanced coiling temperature control system in hot strip mill. *Advanced Materials Research*, 2012, **421**: 140–146
- 2 Zheng Y, Li S Y. Plant-wide temperature drop monitoring in run-out table strip cooling process. In: Proceedings of the 2011 International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes. Hangzhou, China: IEEE, 2011. 287–292
- 3 Chai Tian-You, Wang Xiao-Bo. Application of RBF neural networks in control system of the slab accelerating cooling process. *Acta Automatica Sinica*, 2000, **26**(2): 219–225  
(柴天佑, 王笑波. RBF 神经网络在加速冷却控制系统中的应用. 自动化学报, 2000, **26**(2): 219–225)
- 4 Peng L, Li Q, Zhou Z. Cooling hot rolling steel strip using combined tactics. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2008, **15**(3): 362–365
- 5 Dong Z K, Wang X, Wang X B, Li S Y, Zheng Y H. Application of weighted multiple models adaptive controller in the plate cooling process. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(8): 1144–1150  
(董志坤, 王昕, 王笑波, 李少远, 郑益慧. 多模型加权自适应控制在中厚板层流冷却系统中的应用. 自动化学报, 2010, **36**(8): 1144–1150)
- 6 Zheng Y, Li S Y, Wang X B. An approach to model building for accelerated cooling process using instance-based learning. *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(7): 5364–5371
- 7 Guo R M. Modeling and simulation of run-out table cooling control using feedforward-feedback and element tracking system. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1997, **33**(2): 304–311
- 8 Serajzadeh S. Modelling of temperature history and phase transformations during cooling of steel. *Journal of Materials Processing Technology*, 2004, **146**(3): 311–317
- 9 Chai T Y, Tan M H, Chen X Y, Li H X. Intelligent optimization control for laminar cooling. In: Proceedings of the 15th IFAC World Congress. Barcelona, Spain: Elsevier Science Ltd., 2002. 181–186
- 10 Pian J X, Chai T Y, Wang H, Su C Y. Hybrid intelligent forecasting method of the laminar cooling process for hot strip. In: Proceedings of the 2007 American Control Conference. New York, USA: IEEE, 2007. 4866–4871
- 11 Xing G S, Ding J L, Chai T Y, Afshar P, Wang H. Hybrid intelligent parameter estimation based on grey case-based reasoning for laminar cooling process. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, **25**(2): 418–429
- 12 Wang Yong-Fu, Wang Dian-Hui, Chai Tian-You. Data mining and systems theory based fuzzy modeling and control compensation for friction. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(3): 412–420  
(王永富, 王殿辉, 柴天佑. 基于数据挖掘与系统理论建立摩擦模糊模型与控制补偿. 自动化学报, 2010, **36**(3): 412–420)
- 13 Ding F, Liu P X, Liu G J. Multiinnovation least-squares identification for system modeling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2010, **40**(3): 767–778
- 14 Carvalho E P, Martínez J, Martínez J M, Pisnitchenko F. On optimization strategies for parameter estimation in models governed by partial differential equations. *Mathematics and Computers in Simulation*, to be published
- 15 Pal S K, De P K, Basak J. Unsupervised feature evaluation: a neuro-fuzzy approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, **11**(2): 366–376



**片锦香** 沈阳建筑大学信息与控制工程学院讲师. 2010 年获得东北大学控制理论与控制工程专业博士学位. 主要研究方向为复杂工业过程的建模、控制及优化. 本文通信作者.

E-mail: pianjx@163.com

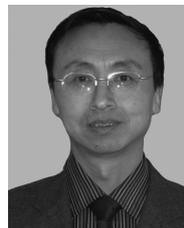
**(PIAN Jin-Xiang** Lecturer at the School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University. She received her Ph.D. degree in control theory and control engineering from Northeastern University in 2010. Her research interest covers complex industrial process modeling, control and optimization. Corresponding author of this paper.)



**柴天佑** 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow, 欧亚科学院院士. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化.

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

**(CHAI Tian-You** Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow, and academician of the International Eurasian Academy of Sciences. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation of industrial process.)



**李界家** 沈阳建筑大学信息与控制工程学院教授. 东北大学模式识别与智能系统博士学位. 主要研究方向为智能控制, 故障诊断, 建筑智能化.

E-mail: ljj\_0123@sjzu.edu.cn

**(LI Jie-Jia** Professor at the School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University. His research interest covers intelligent control, fault diagnosis, and intelligent building.)