

案例推理及迭代学习在层流冷却控制中的应用

片锦香^{1,2} 柴天佑^{3,4} 李界家¹

摘要 现有的卷取温度预报补偿模型和带钢批次间补偿模型中, 由于案例推理 (Case-based reasoning, CBR) 系统中检索特征权重系数采用人工凑试的方法, 难以获得满意的补偿作用, 且由于缺乏迭代学习的初始工况条件的匹配算法, 难以进行准确匹配和有效迭代. 因此, 本文针对这两个问题, 提出了基于神经网络技术的案例推理系统检索特征权重系数自动学习算法及迭代学习技术初始工况匹配算法, 改进了卷取温度预报补偿模型和带钢批次间补偿模型, 并采用国内某大型钢厂的现场实际数据进行实验研究. 实验结果表明, 与原有方法相比, 带钢卷取温度的控制偏差减小了 1.63°C , 卷取温度精度控制在 $\pm 10^{\circ}\text{C}$ 以内的命中率提高了 14.5%.

关键词 层流冷却, 卷取温度, 案例推理, 迭代学习

引用格式 片锦香, 柴天佑, 李界家. 案例推理及迭代学习在层流冷却控制中的应用. 自动化学报, 2012, **38**(12): 2032–2037

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.02032

Application of Case-based Reasoning and Iterative Learning to Laminar Cooling Process Control

PIAN Jin-Xiang^{1,2} CHAI Tian-You^{3,4} LI Jie-Jia¹

Abstract In some previous study, the strip coiling temperature prediction compensator and batch to batch compensator cannot obtain good compensating results due to the manually adjusted weight parameters for index feature of the case-based reasoning (CBR) system. And exact match and effective iteration cannot be done for the lack of initial operating condition matching algorithm. For this reason, a method based on neural network technology is proposed to learn the weights parameters of the index features of CBR system, with an initial operating condition matching algorithm that uses iterative learning technique to improve prediction compensator and the batch to batch compensator. The proposed hybrid intelligent control method is applied to a large domestic steel plant, and the results show that the strip coiling temperature control error decrease 1.63°C and the hit rate increased 14.5% where the coiling temperature errors are controlled in the range of $\pm 10^{\circ}\text{C}$.

Key words Laminar cooling, coiling temperature, case-based reasoning (CBR), iterative learning

Citation Pian Jin-Xiang, Chai Tian-You, Li Jie-Jia. Application of case-based reasoning and iterative learning in laminar cooling process control. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(12): 2032–2037

层流冷却控制系统通过控制喷水集管阀门的

收稿日期 2011-09-28 录用日期 2012-08-02
Manuscript received September 28, 2011; accepted August 2, 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, 61174164), 住房和城乡建设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, 61174164), Science and Technology Projects of the Ministry of Housing and Urban-Rural Development (2012-K7-19)

本文责任编辑 李少远

Recommended by Associate Editor LI Shao-Yuan

1. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院 沈阳 110168 2. 中国科学院沈阳自动化研究所信息服务与智能控制研究室 沈阳 110016 3. 东北大学自动化研究中心 沈阳 110189 4. 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. Laboratory of Information Service and Intelligent Control, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016 3. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110189 4. State Key Laboratory of Integrated Automation for Process Industry, Shenyang 110189

开闭状态控制冷却水量, 使带钢从终轧机出口的终轧温度 ($800 \sim 900^{\circ}\text{C}$) 冷却到工艺要求的卷取温度 ($550 \sim 700^{\circ}\text{C}$)^[1]. 卷取温度是决定成品带钢加工性能、力学性能的重要参数之一, 卷取温度过低或者过高都将降低带钢质量^[2]. 带钢在冷却过程中发生复杂的水冷、空冷换热及内部的热传导过程, 具有强非线性、参数时变、工况条件变化剧烈、难以采用精确数学模型描述的复杂特性. 此外, 由于冷却区的恶劣环境不能逐点装置温度检测仪表, 使带钢温度难以连续检测, 很难采用常规控制方法进行带钢卷取温度的有效控制.

热轧带钢层流冷却过程多采用过程静态模型^[3-4]、动态模型^[5-7]和基于数据的过程模型^[8-10]的控制策略, 由于其本质是开环控制, 文献 [11] 提出了由预设模型、卷取温度预报模型、预报补偿模型和带钢批次间补偿模型组成的闭环设定控制策略. 其中预报补偿模型和带钢批次间补偿模型采用案例推理 (Case-based reasoning, CBR) 结合传统比例

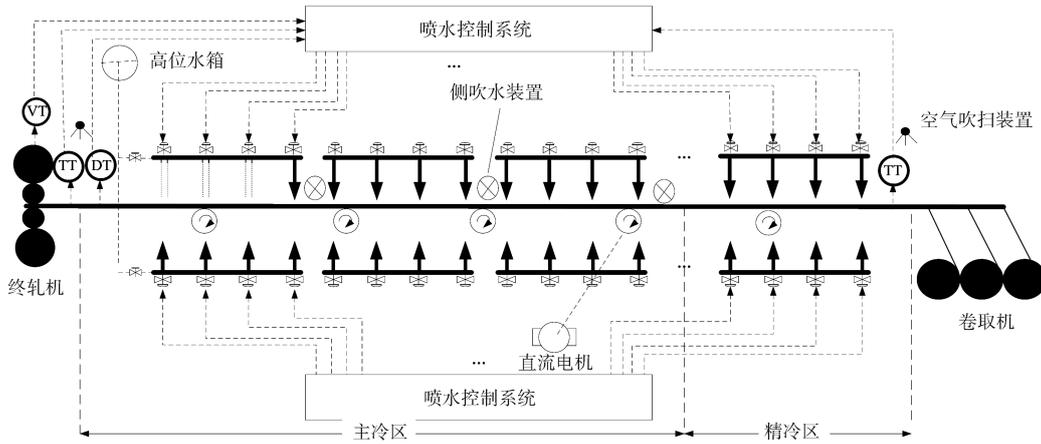


图 1 热轧带钢层流冷却过程工艺流程图

Fig. 1 Schematic diagram of laminar cooling process

积分 (PI) 控制的方法, 由于案例推理系统中的检索特征权重系数采用人工凑试的办法, 导致经过案例推理系统检索出来的 PI 系数不合适, 最终使基于 PI 的补偿器难以给出满意的补偿效果; 其次, 批次间补偿模型采用迭代学习方法, 由于缺乏初始工况匹配算法, 难以准确匹配带钢位置, 不能在不同批次之间进行有效迭代, 因此本文采用神经网络技术, 给出了案例推理系统检索特征权重系数的选择算法, 提出了神经网络技术结合案例推理的预报补偿模型; 并提出了初始工况匹配算法结合迭代学习技术的批次间补偿模型. 采用实际现场运行数据对本文提出的基于案例推理技术及迭代学习带钢卷取温度闭环设定控制方法进行实验研究, 结果证明带钢卷取温度控制偏差和命中率都得到了提高.

1 层流冷却过程描述

一个典型的热轧带钢层流冷却系统如图 1 所示, 其中 VT 为脉冲计数器, TT 为温度检测仪, DT 为厚度检测仪. 离开终轧机的带钢在输出辊道上加速运行, 在冷却区入口位置进行带钢运行速度、温度的检测, 接着进入强制水冷区域. 高位水箱中冷却水进入辊道上下方的集水管中, 喷水控制系统根据工况条件, 控制集水管路上的气动薄膜阀的开闭状态, 进而控制喷射在带钢表面的冷却水量, 对带钢上下表面进行强制水冷, 最终使带钢冷却结束后的卷取温度被控制在一定范围内, 被卷取机咬入卷取后为成品.

2 基于案例推理与迭代学习的层流冷却过程闭环设定控制方法

2.1 控制策略

如图 2 所示, 本文采用文献 [11] 提出的由预

设定模型、卷取温度预报模型、预报补偿模型和带钢批次间补偿模型组成的闭环设定控制策略. 其中卷取温度预报模型用来获得未来卷取时刻的带钢温度预报值 $\hat{T}_c(i)$; 预设模型用来获得阀门开启总数的预设值 U_0 ; 预报补偿模型根据卷取温度预报偏差 $e_f(i)$ 确定预报补偿值 $U_f(i)$, $e_f(i)$ 为目标卷取温度 $T_g^*(i)$ 与卷取温度预报值 $\hat{T}_c(i)$ 之差; 批次间补偿模型根据实测卷取温度偏差 $e_b(i)$ 确定批次间补偿值 $U_b(i)$, $e_b(i)$ 为 $T_g^*(i)$ 与实测卷取温度 $T_c(i)$ 之差, 则总的喷水控制阀门开启总数 $U(i) = U_0 + U_f(i) + U_b(i)$, 由喷水控制系统实现该阀门开启总数, 最终实现带钢卷取温度的控制; i 为在冷却区入口位置进行等时分段后的段号.

2.2 控制算法

卷取温度预报模型和预设模型采用机理建模和混合智能参数估计相结合的方法^[12], 本文主要介绍改进的预报补偿模型及带钢批次间补偿模型.

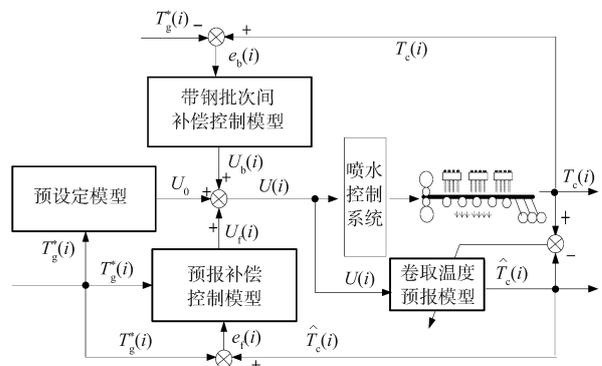


图 2 热轧带钢层流冷却过程控制结构

Fig. 2 Control method of laminar cooling processes for the hot strip

2.2.1 预报补偿算法

由于热轧带钢层流冷却过程难以建立精确模型,冷却水量和带钢温度之间具有很强的非线性,借鉴现场采用人工经验结合 PI 的方法,文献 [11] 采用 CBR 技术^[13] 学习操作员的有效经验,随变化工况条件动态整定 PI,提出基于案例推理结合传统 PI 控制的预报补偿算法.本文引进神经网络技术,自动学习案例推理系统中检索特征权重系数,提高 PI 参数的检索精度,提高带钢卷取温度预报补偿能力.

1) 基于 PI 调整算法的预报补偿算法

预报补偿控制模块本质为一位置型 PI 调节器:

$$U_f(i, m) = K_{fp}(i)e_f(i) + K_{fi}(i) \sum_{p=1}^m e_f(i, p) \quad (1)$$

$$e_f(i, m) = \hat{T}_c(i, m) - T_g^*(i) \quad (2)$$

其中, m 为 PI 调整序号; $U_f(i, m)$ 表示经过 m 次 PI 调整后喷水控制阀门开启总数预报补偿量; $e_f(i, m)$ 表示经过 m 次 PI 调整后的卷取温度预报偏差; $\hat{T}_c(i, m)$ 为在阀门开启总数 $U(i) = N_0 + U_f(i, m)$ 条件下的未来卷取时刻带钢的卷取温度预报值; $K_{fp}(i)$ 、 $K_{fi}(i)$ 分别代表第 i 段带钢对应的比例积分系数,具体案例推理技术给出.当调整 M 次,使得 $e_f(i, m) < \sigma_f$ ($\sigma_f > 0$, 与调节精度有关),则停止 PI 调节,使 $U_f(i, M) = U_f(i)$.

2) 基于案例推理技术的 PI 参数确定方法

根据第 i 段带钢在冷却区入口位置实测的温度 $\chi_T(i)$ 、运行速度 $\chi_v(i)$,采用案例推理技术,经过案例产生、案例检索、案例重用、案例修正和存储几个过程,给出适合当前工况条件的 PI 参数 $K_{fp}(i)$ 和 $K_{fi}(i)$.案例由检索特征和解特征组成,检索特征由实测入口位置处带钢温度 χ_T 和速度 χ_v 组成,解特征为系数 K_{fp} 和 K_{fi} .案例检索采用最近邻的相联检索方式,查找与当前实际工况相近的案例,相似度函数如下:

$$SM_{pq} = \frac{1}{1 + \mu d_{pq}} \quad (3)$$

$$d_{pq} = [w_1^2(\chi_T^p - \chi_T^q)^2 + w_2^2(\chi_v^p - \chi_v^q)^2]^{\frac{1}{2}}$$

其中, χ_T^p (χ_v^p)、 χ_T^q (χ_v^q) 代表 p 案例与 q 案例检索特征; w_1 、 w_2 代表加权系数,表征其重要程度; μ 为一正实数.

3) 基于神经网络的检索特征权重系数确定方法

检索特征的权重系数表征了检索特征对案例解的重要程度,能否正确选择权重系数将直接影响最终的检索结果.文献 [11] 采用人工凑试的方法,使检索出来的 PI 参数不合适,最终导致不能获得满意的补偿效果.本文采用神经网络技术自动进行权重系数的学习,采用如图 3 所示的三层网络结构^[14], 输

入层为 4 个节点,中间隐层个数为检索特征数,即 2 个节点,输出层为 2 个,分别输出 SM_{pq}^w 和 SM_{pq}^1 , SM_{pq}^1 代表所有权重相等,均为 1.

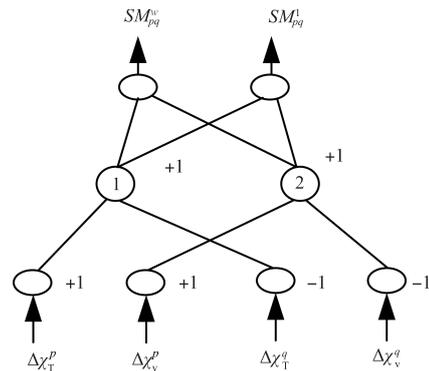


图 3 检索特征的权重神经网络结构

Fig. 3 Neural network for the weights of the retrieval features

网络学习的性能评价指标为

$$E(w) = \sum_p \sum_{q (p \neq q)} [SM_{pq}^w(1 - SM_{pq}^1) + SM_{pq}^1(1 - SM_{pq}^w)] \quad (4)$$

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,该评价指标都会减小.采用梯度下降法训练网络,寻找特征权重,使 $E(w)$ 最小,即:

$$w_m = w_{m0} + \Delta w_m, \quad m = 1, 2 \quad (5)$$

w_{m0} 为初始值,经验给定,学习率 (Δw_m) 定义如下:

$$\Delta w_m = -0.01 \sum_p \sum_{q (p \neq q)} (1 - 2SM_{pq}^w) \times \frac{-\mu}{(1 + \mu d_{pq})^2} \frac{w_m(\Delta \chi_T^p - \Delta \chi_T^q)^2}{d_{pq}}, \quad m = 1, 2 \quad (6)$$

2.2.2 带钢批次间补偿算法

热轧带钢的生产过程是典型的批次过程,具有重复特性,因此引入迭代学习技术^[15] 进行前几次批次的经验学习,应用到后续批次过程.本文提出初始工况匹配算法,在不同批次之间进行准确匹配和迭代计算.迭代学习采用典型的 PI 算法,并采用预报补偿模型中提出的改进的案例推理技术动态整定 PI 系数.

1) 基于 PI 型迭代学习的带钢批次间补偿算法

假设已经重复了 $h - 1$ 次操作过程,那么根据经典的 PI 型迭代学习律,对重复第 h 次的带钢迭代学

变量为

$$U_b(i) = U_b(i, h) = U_b(i_{h-1}, h-1) + K_{bp}(i, h)e_b(i_{h-1}, h-1) + K_{bi}(i, h) \sum_{p=1}^{h-1} e_b(i_p, p) \quad (7)$$

$$e_b(i_p, p) = T_c(i_p, p) - T_g^*(i_p, p) \quad (8)$$

其中, $U_b(i_{h-1}, h-1)$ 代表第 $h-1$ 次的迭代学习量; $e_b(i_{h-1}, h-1)$ 为第 $h-1$ 次迭代学习后的实际卷取温度偏差; $e_b(i_p, p)$ 代表第 p 次迭代学习过程中产生的实际卷取温度偏差; $K_{bp}(i, h)$ 和 $K_{bi}(i, h)$ 代表当前带钢第 i 段的 PI 参数, 采用预报补偿模型中提出的改进的案例推理技术确定该参数。

2) 初始工况条件匹配算法

为了避免出现正反馈, 迭代学习的前提条件是初始工况条件相同^[16], 因此需要增加一个初始工况条件匹配判断, 目的是使迭代学习的批次间补偿量作用在相似操作条件的带钢段上。则 m 段与 n 段带钢的初始条件相似度 SM_{mn} 计算公式为

$$SM_{mn} = \frac{1}{1 + \mu d_{mn}} \quad (9)$$

$$d_{mn} = (\omega_1^2 \Delta D^2 + \omega_2^2 \Delta U^2 + \omega_3^2 \Delta \chi_T^2 + \omega_4^2 \Delta \chi_v^2)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

其中 ΔD 、 ΔU 、 $\Delta \chi_T$ 、 $\Delta \chi_v$ 分别为两段带钢对应的厚度、喷水控制阀门开启总数、入口位置实测温度、运行速度之差, ω_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 代表对应权重, μ 为正实数。则对应相似度大于 0.93 的带钢段视为相同初始状态的带钢段。

2.2.3 控制算法步骤

综上所述, 同类规格的第 h 条、第 i 段带钢的冷却控制的具体算法步骤总结如下:

1) 定义迭代学习次数为 h 。

2) 当带钢还在中间辊道尚未进入冷却区时, 启动预设模型, 计算喷水集管阀门开启数预设值 U_0 。

3) 当带钢继续前行进入冷却区, 启动预报补偿控制模块, 计算预报补偿值 $U_f(i)$ 。具体如下:

a) 根据第 i 段带钢在冷却区入口位置实测的温度 $\chi_T(i)$ 、运行速度 $\chi_v(i)$, 采用案例推理技术, 给出适合带钢段的 PI 参数 $K_{fp}(i)$ 和 $K_{fi}(i)$ 。

b) 将参数 $K_{fp}(i)$ 和 $K_{fi}(i)$ 送给 PI 调节器, 进行 PI 调整。

i) 定义调整次序序号为 m 。

ii) 第 m 次调整后的预报补偿值 $U_f(i, m)$ 为 $K_{fp}(i)e_f(i) + K_{fi}(i) \sum_{p=1}^m e_f(i, p)$ 。

iii) 使 $U(i) = N_0(i) + U_f(i, m)$, 代入卷取温度预报模型^[12] 计算 $\hat{T}_c(i, m)$ 。

iv) 计算 $e_f(i, m) = \hat{T}_c(i, m) - T_g^*(i)$, 如果 $e_f(i, m) < \sigma_f$, 则停止 PI 调节, 并使 $U_f(i, M) = U_f(i)$ 。否则使 $m = m + 1$, 回到步骤 i)。

4) 在冷却区入口位置, 同时启动批次间补偿控制模块, 在数据库中寻找与当前带钢段初始条件相同的同类带钢段, 按照式 (7) 进行该类初始条件的迭代学习, 计算批次间补偿值 $U_b(i)$ 。

5) 使 $U(i) = U_0 + U_f(i) + U_b(i)$, 送给喷水控制系统实现喷水控制阀门开启总数。

6) 第 i 段带钢到达卷取机完成冷却过程时, 根据实测温度计算实际卷取温度偏差。如果 $e_b(i) < \delta_b$ (目标卷取温度偏差), 则停止该类初始条件下的迭代学习, 记录该批次间补偿 $U_b(i)$, 后续冷却过程出现同类初始条件下则直接输出该值。如果 $e_b(i) \geq \delta_b$, 则记录该次偏差及学习量, 作为下一次迭代学习的参数, 进入步骤 7)。

7) 下一条带钢进入冷却区, 使 $h = h + 1$, 重复步骤 1)。

3 实验研究

采用国内某大型钢厂的现场实际数据对改进后的层流冷却过程带钢温度闭环控制进行实验研究。选择带钢终轧厚度为 11.99 mm 的连续运行的 5 条中厚带钢进行算法验证。硬度等级为 320, 目标卷取温度均为 590 °C, 目标控制偏差为 20 °C, 属于同一规格带钢, 带钢工况条件相近, 具备带钢批次间迭代学习的条件。5 条带钢在冷却区入口位置分别被等时分成分成 49 段、58 段、61 段、59 段、50 段。

当第一条带钢 ($h = 1$) 进入中间轨道尚未进入冷却区时, 通过预设模块得到喷水阀门开启总数预设值 $N_0 = 33$, 经过预报补偿后, 得到冷却结束后的卷取温度控制效果如图 4 所示, 由于卷取温度预报模型本身的模型偏差, 被控制在 ± 10 °C 以内只有 15 段, 实际卷取温度偏差 $|e_b(i)| > 20$ °C, 因此需要启动批次间补偿控制模块对下一条带钢开始进行迭代学习。

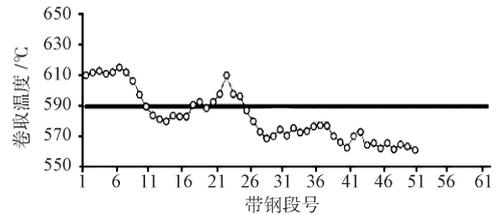


图 4 第一条带钢冷却卷取温度控制效果
Fig. 4 The 1st strip's coiling temperature controlled result

第二条带钢进入冷却区, 通过预设模块得到喷水阀门开启总数预设值 $N_0 = 40$, 经过预报补偿和一次批次间迭代学习后, 部分带钢段的卷取温

度控制精度得到提高. 特别是中间段的控制点与前一条带钢运行工况有更多的相似, 中间段的命中率得到提高, 控制效果如图 5 所示.

当序号为 3, 4, 5 的带钢依次进入冷却区, 预设模块确定的喷水阀门开启总数的预设值分别为 36、35、36 个阀. 经过 PI 迭代学习, 带钢的控制效果如图 6~8 所示. 将上述调整后的喷水集管阀门开启总数送给过程控制系统后, 得到卷取温度的控制结果具体如表 1 所示. 实际上, 对于一个线性过程, 一般经过两次迭代学习就能达到很好的效果, 但是由于层流冷却过程是一个非线性的且边界条件频繁变化的过程, 初始状态具有偏差, 采用变 PI 参数的迭代学习方式, 本实验需要经过 5 条带钢才能将卷取温度控制在 $\pm 20^\circ\text{C}$ 以内.

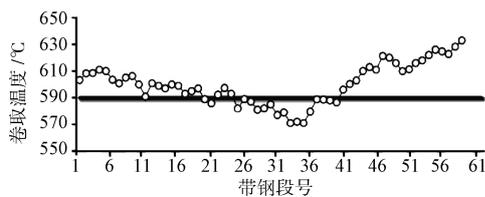


图 5 第二条带钢卷取温度控制效果
Fig. 5 The 2nd strip's coiling temperature controlled result

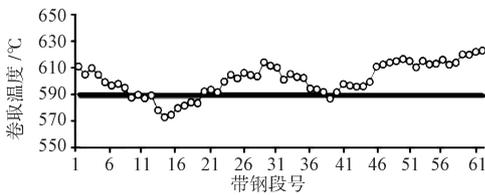


图 6 第三条带钢卷取温度控制效果
Fig. 6 The 3rd strip's coiling temperature controlled result

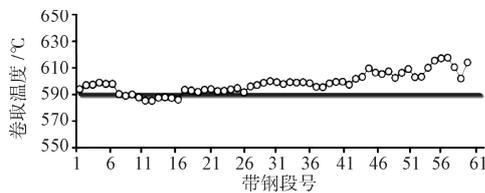


图 7 第四条带钢卷取温度控制效果
Fig. 7 The 4th strip's coiling temperature controlled result

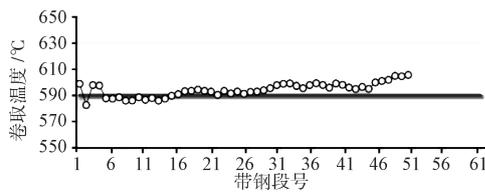


图 8 第五条带钢卷取温度控制效果
Fig. 8 The 5th strip's coiling temperature controlled result

另取带钢硬度等级为 316、终轧厚度为 13.72 mm、总段数为 62 段、目标卷取温度为 620°C 的中厚带钢的运行数据, 进行了本文方法与文献 [11] 方法的比较实验. 其中文献 [11] 中案例推理系统的对应冷却区入口实测速度、实测带钢温度这两个检索特征加权系数分别人工凑试为 0.36 和 0.21 (归一化为 0.63 和 0.37), 而本文通过神经网络技术的数据驱动方法得到加权系数分别为 0.56 和 0.44. 带钢卷取温度控制精度如图 9 所示, 具体结果如表 2 所示, 可以看出, 卷取温度偏差均值减小了 1.63°C , 控制在 10°C 内的命中率提高了 14.5%, 控制在 15°C 内的命中率提高了 6.5%.

表 1 加入带钢批次间学习后的几条带钢卷取温度控制效果
Table 1 The coiling temperature controlled results for strips after batch to batch learning arithmetic

带钢序号	总段数	在 5°C 内的段数及命中率	在 10°C 内的段数及命中率	在 20°C 内的段数及命中率
1	50	6, 12%	15, 30%	31, 62%
2	59	12, 20.3%	25, 42.37%	40, 67.8%
3	62	18, 29.03%	35, 56.45%	45, 72.58%
4	60	22, 36.67%	42, 70%	53, 88.3%
5	51	25, 49.02%	45, 88.24%	51, 100%

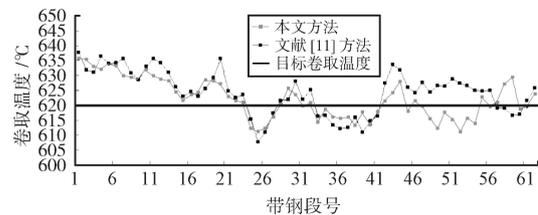


图 9 带钢卷取温度控制精度比较曲线
Fig. 9 The compare curves of the strip coiling temperature

表 2 带钢卷取温度控制效果比较
Table 2 The compare results of the strip coiling temperature

方法	偏差均值 ($^\circ\text{C}$)	最大绝对误差 ($^\circ\text{C}$)	在 10°C 内的段数及命中率	在 15°C 内的段数及命中率
本文方法	5.67	15.7	55, 88.7%	60, 96.8%
文献 [11] 方法	7.30	17.8	46, 74.2%	56, 90.3%

上述实验结果说明本文提出基于案例推理和迭代学习的设定控制方法不仅可以使同一规格的带钢具有迭代学习能力, 使最初投入生产的带钢很快找到合适的设定控制量, 且通过改进的方法可以使带钢卷取温度的控制精度和命中率得到提高.

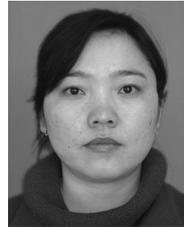
4 结论

本文针对文献 [11] 提出的热轧带钢层流冷却过程的闭环设定控制策略中两个问题提出了改进方法,

采用神经网络技术, 给出了案例推理系统检索特征权重系数的选择算法, 提出了神经网络技术结合案例推理的预报补偿模型; 并提出了初始工况匹配算法结合迭代学习技术的批次间补偿模型. 采用实际现场运行数据对本文提出方法进行了实验研究, 结果证明采用本文方法能够显著提高层流冷却带钢卷取温度的控制精度和命中率.

References

- 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
- 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
- Han B, Zhang Z H, Liu X H, Wang G D. Element tracking strategies for hot strip laminar cooling control. *Journal of Iron and Steel Research*, 2005, **12**(3): 18–21
- 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
- Kumar R K, Sinha S K, Lahiri A K. An online parallel controller for the runout table of hot strip mills. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2001, **9**(6): 821–830
- 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
- Zheng Y, Li S Y, Wang X B. Distributed model predictive control for plant-wide hot-rolled strip laminar cooling process. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(9): 1427–1437
- 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)
- Li H X, Guan S P. Hybrid intelligent control strategy. Supervising a DCS-controlled batch process. *IEEE Control Systems Magazine*, 2001, **21**(3): 36–48
- Xie H B, Jiang Z Y, Liu X H, Wang G D, Tieu A K, Yang M, Manabe K. Application of fuzzy control of laminar cooling for hot rolled strip. *Journal of Materials Processing Technology*, 2001, **187–188**: 715–719
- Pian Jin-Xiang, Chai Tian-You. Hybrid intelligent control method for laminar cooling process of hot rolled strip. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2009, **30**(11): 1534–1537 (片锦香, 柴天佑. 热轧带钢层流冷却过程混合控制方法. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2009, **30**(11): 1534–1537)
- 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 (片锦香, 柴天佑, 李界家. 规则与数据驱动的热轧带钢层流冷却过程带钢卷取温度模型. *自动化学报*, 2012, **38**(11): 1861–1869)
- Watson I. Case-based reasoning is a methodology not a technology. *Knowledge-Based Systems*, 1999, **12**(5–6): 303–308
- 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
- You B, Kim M, Lee D, Lee J, Lee J S. Iterative learning control of molten steel level in a continuous casting process. *Control Engineering Practice*, 2011, **19**(3): 234–242
- Ahn H S, Bristow D. Special issue on “iterative learning control”. *Asian Journal of Control*, 2011, **13**(1): 1–2



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.

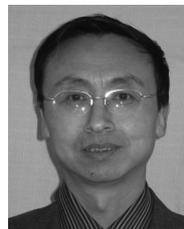
E-mail: pianjx@163.com

(**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 modeling, control and optimization of complex industrial process. Corresponding author of this paper.)



柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授, 欧亚科学院院士. 1985 年获得东北大学博士学位, 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, and academician of the International Eurasian Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation of industrial process.)



李界家 沈阳建筑大学教授. 2012 年获得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. He received his Ph.D. degree in control theory and control engineering from Northeastern University in 2012. His research interest covers intelligent control, fault diagnosis, and intelligent building.)