

基于 PCR-多案例融合的焦化烟气脱硝过程指标优化设定

李亚宁^{1,2}, 王学雷¹, 谭杰¹

(¹中国科学院自动化研究所, 北京 100190; ²中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 国内首座炼焦烟气脱硫脱硝一体化装置运行过程机理复杂、受上游焦化工况影响导致入口烟气指标频繁波动、且过程未知干扰严重, 难以采用传统建立精确的数学模型进行过程指标设定值的求解。为了解决这一问题, 提出了一种基于案例推理技术的焦化烟气脱硝过程指标优化设定方法。同时, 由于焦炉换向操作的存在使相关特征描述值剧变, 传统案例重用方法中采用单一特征描述当前工况极有可能导致结果存在偏差, 针对这一问题, 提出一种基于主成分回归多案例融合的案例检索与重用方法。通过进行仿真计算及实际工业应用, 表明所提方法可以根据不同工况特征获得合适的操作参数设定值, 有效地将出口 NO_x 浓度控制在工艺要求的区间内, 并能极大地降低装置运行能耗。

关键词: 炼焦烟气; 脱硝; 优化设定; 案例推理; 主成分回归

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2018) 03—0998—10

PCR-multi-case fusion method for setting optimal process indices of coking flue gas denitration

LI Yaning^{1,2}, WANG Xuelei¹, TAN Jie¹

(¹Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China;

²University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Due to complex process mechanism, frequently changeable inlet flue gas indices induced by upstream coking conditions, and severe interference of process unknowns, it is difficult to determine process indices by traditional exact mathematical models for the first domestic coking flue gas desulfurization and denitration integrated unit. A case-based reasoning method was proposed to optimize indices of the coking flue gas denitration process. Meanwhile, abrupt change of some correlation description indices, which was caused by coke oven reversion, may lead to deviation from results because single feature was used to describe current working condition in traditional case reuse method. A case retrieval and reuse method was further proposed from principal component regression multiple case fusion. The results of numerical simulation and application in the coking plant show that this method can appropriately obtain operating parameter settings at different characteristic conditions, effectively control NO_x outlet concentration within process specification, and greatly reduce power consumption of the equipment.

Key words: coking flue gas; denitration; optimal setting; case-based reasoning; PCR

2017-06-23 收到初稿, 2017-08-08 收到修改稿。

联系人: 王学雷。第一作者: 李亚宁 (1991—), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1701262); 2016 年工信部智能制造试点示范项目(2016ZXFM06005)。

Received date: 2017-06-23.

Corresponding author: WANG Xuelei, xuelei.wang@ia.ac.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China [U1701262] and the 2016 Intelligent Manufacturing Project of the Ministry of Industry and Information Technology of China (2016ZXFM06005).

引言

作为世界上最大的炼焦生产国,中国每年二氧化硫和氮氧化物的排放量巨大。新《炼焦化学污染物排放标准》对焦化工业的二氧化硫及氮氧化物的排放指标提出了严格和明确的量化要求^[1]。此形势下,某炼焦化工有限公司于国内率先投入并运行焦化烟气脱硫脱硝一体化工程,并已取得一定效果^[2]。

相比于脱硝,脱硫反应较为简单,速度快,易于控制,而且脱硝过程臭氧发生机电耗成本占整个装置总成本的80%以上^[3],故本文研究重点为装置的脱硝环节。臭氧浓度与脱硝吸收液(尿素溶液)浓度是与脱硝效果密切相关的重要操作参数,而现阶段两大参数完全由人工设定。由于焦化生产工况复杂多变,导致装置入口烟气指标边界条件发生变化,手动操作的主观性和随意性极易造成出口烟气指标波动,不合理的参数设定还造成巨大的能源浪费,大大增加企业成本,不利于装置的经济运行。

目前国内外对于烟气脱硝过程的研究大多面向采用选择性催化脱硝(SCR)工艺,来自于燃煤电厂、玻璃窑炉的烟气,主要工作集中在工艺设备、催化剂的选取或是基于模型的控制与优化:文献[4-5]针对燃煤电厂SCR脱硝工艺,分别通过烟气负荷、使用比值控制和串级控制并增设氨流量旁路调节阀的方式设定喷氨量;文献[6-10]针对超临界锅炉、玻璃窑炉、热电锅炉、燃煤电厂等烟气SCR脱硝过程,利用神经网络、广义预测控制等先进控制方法实现喷氨量的优化与控制;文献[11]针对燃煤电厂SCR,通过分析锅炉燃烧的热量平衡和物料平衡建立燃烧模型进行优化;文献[12-13]仅从CFD模拟和催化剂特性的角度来研究脱硝效果。本文焦化烟气脱硝过程机理异常复杂,上游焦化工况与烟气指标多变,脱硝效率与众多变量之间存在强非线性与不确定性^[14-19],故以上依靠过程机理模型或建立数学模型的优化控制方法难以应用在本装置的实际过程中。

CBR技术作为一种在缺乏系统模型情况下的问题求解方法,将专家经验与知识结合,赋予系统自我推理和决策能力。相比于神经网络等黑箱建模方法,避免了影响实时性和快速性的在线校正或需要大量数据的离线校正。在故障诊断、决策及工业过程等大量依赖经验知识的领域取得了成功应用。东北大学柴天佑院士等^[20-23]将CBR应用到球磨机

负荷的优化控制、电熔镁炉与竖炉焙烧等过程的优化及故障检测等;中南大学桂卫华院士等^[24-27]将CBR方法进行引申并提出了操作模式优化理论,成功应用于铜闪速熔炼、砷盐除钴等工业过程;Lee等^[28]利用CBR融合多支持向量机输出,用于轴承生成过程的故障检测;Chuang^[29]将CBR与其他预测方法结合构成混合模型实现对企业的破产预测;Han等^[30]提出一种结合FCM和SVM的CBR方法,用于转炉的终点预报。然而以上研究中,CBR核心的案例重用环节均采用案例匹配度作为权重的计算方法^[20-27,29]或最小欧式距离归属方法^[28],桂卫华等所提操作模式匹配策略借鉴数据挖掘的思想,并引入了多种智能优化算法,Han等所提案例检索与重用方法也能取得一定的有益效果,但本质仍是基于单一案例的特征描述进行检索与重用。

文献[31]提出了一种基于CBR的钢水终温预测方法以提高钢包炉水温控制水平,开发了一种离散属性和连续属性的两步检索方法。结果表明此模型取得比BP网络模型更高的精度。但方法不具有普适性,并不适用于本文。文献[32]在现有的CBR距离度量检索方法的基础上,考虑不同属性间协方差的影响,利用加权马氏距离作为案例检索的相似性度量方法,以更准确地检索出相似案例。但类似地,文献默认每个案例描述准确,主要工作集中在优化匹配及重用过程以得到较优案例解。文献[33]针对Tennessee Eastman (TE)过程的故障诊断提出了一种改进的CBR方法:在案例维护步骤中引入基于规则的案例约简方法,提出一种基于群体决策理论的信任度半径重用策略。但文献仅对面向二元分类问题的CBR重用和维护方法进行了改进。

本文所涉及的脱硝过程上游工序——焦化过程工况复杂多变,基于常规的单一案例特征描述难以保证其准确反映当前系统实际运行工况,极易造成错误的计算结果进而导致出口烟气浓度超标,为此过程指标的优化设定增加了困难。

本文针对实际装置,应用案例推理技术解决焦化烟气脱硝过程参数优化设定问题。考虑到传统案例推理方法的不足,提出一种基于主成分回归-多案例融合的案例检索与重用新方法:根据炼焦换向及指标优化设定周期设置相应时间间隔,采集不同时间尺度下的特征数据,利用主成分回归方法将不同特征数据所得的案例重用结果融合,以消除不同案例解之间的相关性。将所提出的优化控制方法进行仿真计算并最终应用于实际工业过程。

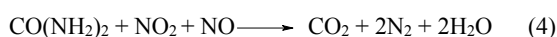
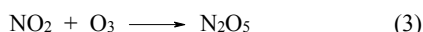
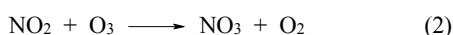
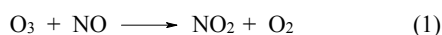
1 脱硫脱硝过程描述

脱硫脱硝一体化工艺流程如图 1 所示, 采用湿式氨法超强湍流脱硫及两段强制氧化尿素脱硝的一体化脱硫脱硝工艺^[3]。

来自焦炉烟道的炼焦过程烟气经余热回收锅炉降温后, 在进入脱硫塔之前与臭氧输入管道汇合, 烟气中的部分 NO 与臭氧快速反应生成 NO₂。烟气进入脱硫塔浓缩段降温后经气帽进入脱硫塔的吸收段, 与顶部喷淋的脱硫吸收液逆流接触, 烟气中的 SO₂ 与吸收剂中的亚硫酸铵反应生成亚硫酸氢铵, SO₂ 得以脱除净化。

脱硫后的烟气管道与臭氧输入管道连接, 部分 NO 被氧化生成 NO₂, 随后进入脱硝塔下部并与脱硝塔顶部喷淋的尿素溶液逆流接触, NO、NO₂ 与溶液中的尿素发生还原反应生成 N₂、CO₂ 和 H₂O, 完成脱硝。达到环保排放标准的烟气在脱硝塔顶部排入大气, 完成烟气的全部处理过程。

其中脱硝过程主要涉及以下反应



其中反应(2)、(3)为臭氧过量时的氧化反应。通常情况下, 影响脱硝效果的主要因素是臭氧输入量、尿素溶液(脱硝吸收液)浓度及循环量^[19-20]。烟气脱硝过程的控制目标是在保证安全运行的前提下, 将脱硝塔出口烟气 NO_x 浓度严格控制在相关标准的限制以内(<150~500 mg·m⁻³), 同时, 尽可能降低臭氧、尿素消耗。目前脱硝过程主要依靠人工控制(图 2)。

其中, C_N^{*}、C_{out} 分别表示烟气 NO_x 浓度限定值、出口烟气 NO_x 浓度, mg·m⁻³; O₃^{*} 代表臭氧浓度设定值, kg·h⁻¹; F_{xs}、F_{xn} 分别代表进入脱硫塔和脱硝塔的臭氧流量, m³·h⁻¹; U(U_r, Δt₁, Δt₂) 代表尿素溶液加入量(m³·h⁻¹)、持续时长(min)及间隔时长(h); D_r、d_r 分别表示脱硝过程和基础控制回路因测量误差、机械磨损等造成的未知扰动。

操作员根据入口烟气浓度及流速等原始烟气相关指标, 并结合监控系统的出口浓度值 C_{out}、限定值 C_N^{*} 及基础控制回路的跟踪和装置运行情况, 凭借经验给出臭氧浓度控制回路设定值 O₃^{*}, 两塔的臭氧输入流量 F_{xs}、F_{xn}, 吸收液循环量通常保持不变。同时, 操作员根据上一次人工添加尿素的时间, 凭经验确定再次向吸收液中添加尿素的流量与持续时长。由于上游焦化工况复杂多变, 造成入口烟气相关指标边界条件时常变化, 操作员难以及时准确地给出上述基础控制回路合适的设定值, 而是将臭氧机组始终置于大功率运行状态, 虽然保证了出口烟气指标达标, 但导致了极大的能源浪费。

2 脱硝过程智能优化设定方法

本文将建模与控制相结合、案例推理技术与脱硝过程专家经验相结合, 提出了如图 3 所示的基于案例推理的脱硝过程智能优化设定方法。

基于案例推理的智能优化设定模型根据工艺指标目标值(C_N^{*})、入口烟气边界条件(C_{NO}、C_O)和运行工况信息(V_{in}、T_{in}), 优化设定出臭氧发生器浓度控制回路 O₃^{*}, 尿素流量 U_r, 尿素加入时长及间隔时间 Δt₁、Δt₂ 的优化设定值, 基础控制回路跟踪设定

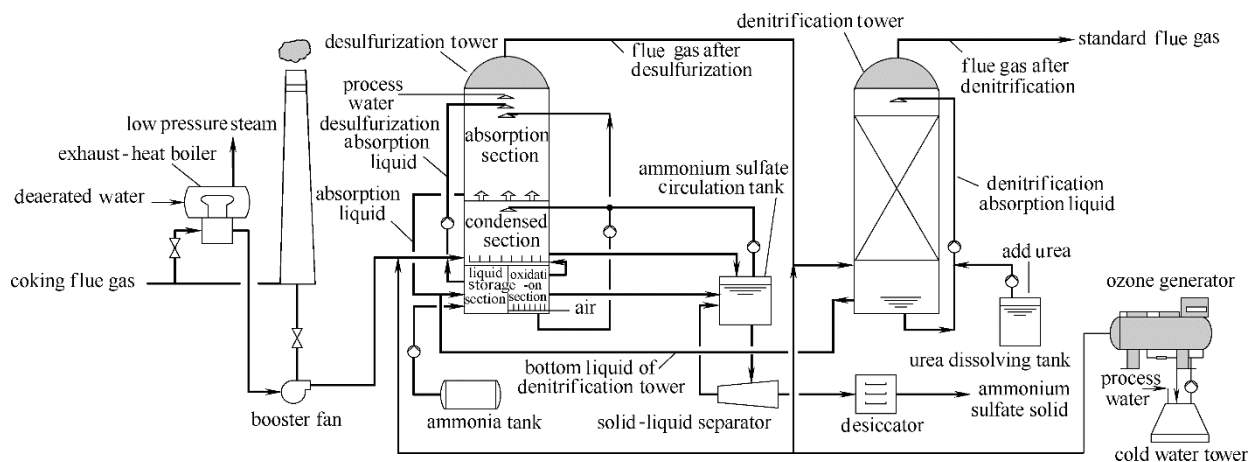


图 1 焦化烟气脱硫脱硝一体化工艺

Fig.1 Desulfurization and denitration integrated device for coking flue gas

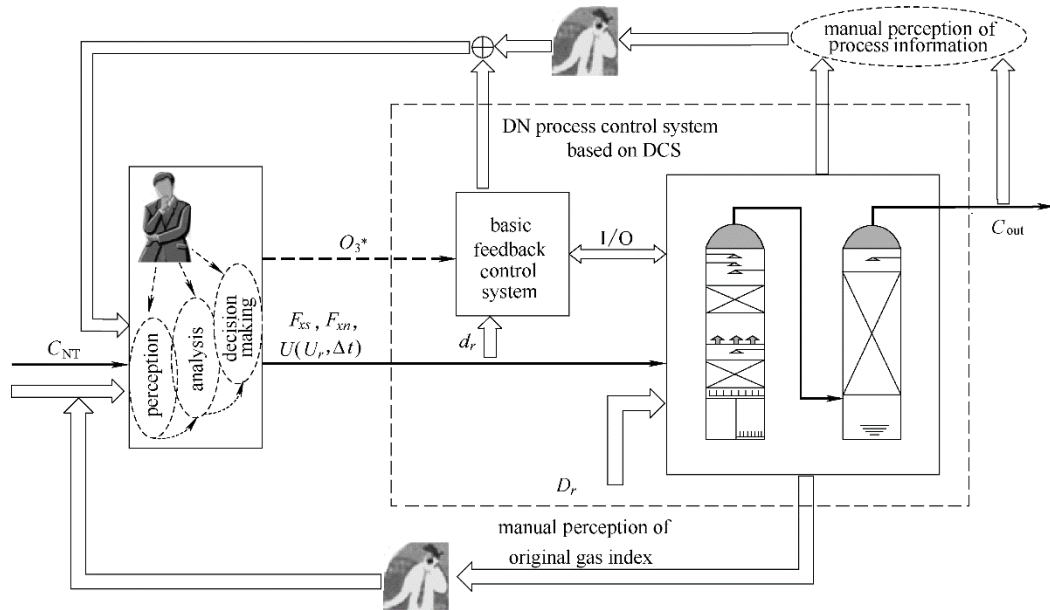


图2 脱硝过程人工控制现状
Fig.2 Present situation with manual control

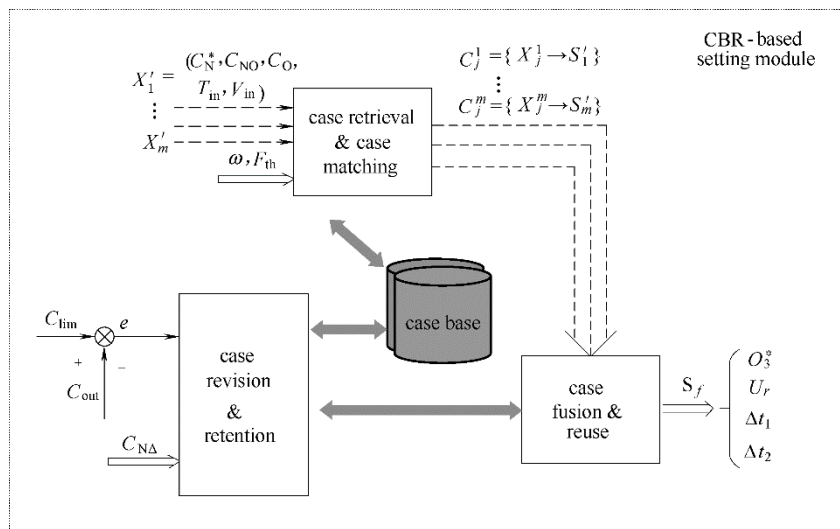


图3 智能优化设定策略
Fig.3 Strategy of intelligent optimal setting

值，保证装置处于稳定且适宜的脱硝状态，从而使得出口烟气 NO_x 浓度达到工艺指标要求。该方法主要包括案例构造、案例检索、案例重用、案例修正和案例存储几部分。

2.1 案例构造

通过分析过程特点构造案例，其主要由工况描述和解组成，可表示为

$$C_k : \{(T_k, \underbrace{(x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}, x_{k,4}, x_{k,5})}_{X_k}) \rightarrow \underbrace{(s_{k,1}, s_{k,2}, s_{k,3}, s_{k,4})}_{S_k}, SIM_k\}$$

$$X_k = (x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}, x_{k,4}, x_{k,5}) = (C_{N^*}, C_{NO}, C_O, T_{in}, V_{in})$$

$$S_k = (s_{k,1}, s_{k,2}, s_{k,3}, s_{k,4}) = (O_3^o, U_r, \Delta t_1, \Delta t_2)$$

(5)

其中， C_k 表示案例库中第 k 条案例， $k=1,2,\dots,n$ ， n 为案例数量； X_k 为 C_k 的工况描述，包括出口 NO_x 浓度限定值 $C_{N^*} (mg \cdot m^{-3})$ 、入口烟气 NO_x 浓度 $C_{NO} (mg \cdot m^{-3})$ ，含氧量 $C_O (%)$ ，进入脱硝塔时的流速 $V_{in} (m \cdot s^{-1})$ 和温度 $T_{in} (^\circ C)$ ，分别用 $x_{k,1}$ 、 $x_{k,2}$ 、 $x_{k,3}$ 、 $x_{k,4}$ 和 $x_{k,5}$ 表示； S_k 为 C_k 的案例解，包括臭氧发生器浓度 $O_3^o (mg \cdot m^{-3})$ 、尿素流量 $U_r (m^3 \cdot h^{-1})$ 和尿素加入时长 $\Delta t_1 (min)$ 与间隔时长 $\Delta t_2 (h)$ ，分别用 $s_{k,1}$ 、 $s_{k,2}$ 、 $s_{k,3}$ 、 $s_{k,4}$ 表示。另外为了便于相关案例操作的需要，在案例结构中增加时间 T_k 和相似度 SIM_k 属性，其中 T_k 为案例 C_k 产生时间，相似度 SIM_k 为当前工况描述与案例库中各案例的相似度。

2.2 案例检索

定义当前脱硝过程工况为 C' ， C' 的工况描述为 $X=\{x'_1, x'_2, x'_3, x'_4, x'_5\}$ ，案例解为 S' 。定义当前工况描述特征 x'_i 与案例库中第 k 个案例的第 i 个工况描述特征的相似度函数为^[21-22]

$$\text{sim}(x'_i, x_{k,i}) = 1 - \frac{|x'_i - x_{k,i}|}{\max(x_i, x_{k,i})} \quad (6)$$

其中， $k=1,2,\dots,n$ ； $i=1,2,3,4,5$ 。

当前工况 C' 与案例库中案例 $C_k(k=1,2,\dots,n)$ 的相似度函数为

$$F(C', C_k) = \frac{\sum_{i=1}^5 \omega_i \text{sim}(x'_i, x_{k,i})}{\sum_{i=1}^5 \omega_i} \quad (7)$$

其中， ω_i 表示工况特征描述的加权系数，其大小可以根据经验知识确定，且满足 $\sum_{i=1}^5 \omega_i = 1$ 。

定义当前工况 C' 与案例库中案例 C_k 的最大相似度函数值为

$$F_{\max} = \max_{k=1,\dots,n} F(C', C_k) \quad (8)$$

定义当前工况 C' 与案例库中案例 C_k 的相似度阈值为

$$F_{\text{th}} = \begin{cases} 0.85 & F_{\max} \geq 0.85 \\ F_{\max} & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

案例库中与当前工况的相似度达到阈值 F_{th} 的所有案例都被检索出作为匹配案例。

2.3 案例重用

2.3.1 传统案例重用方法 假设在案例库中共检索到 r 个匹配案例 $\{C_1, C_2, \dots, C_r\}$ ，匹配案例与当前工况的相似度为 $\{F_1, F_2, \dots, F_r\}$ ($F_1 \leq F_2, \dots, \leq F_r$)，每个案例的解分别为 $\{S_1, S_2, \dots, S_r\}$ ，则依据传统的案例重用方法得到当前工况对应的案例解 S' 为^[20,23]

$$S' = \frac{\sum_{k=1}^r a_k S_k}{\sum_{k=1}^r a_k} \quad (10)$$

其中， a_k 按式(11)确定

$$\begin{aligned} &\text{if } F_r = 1 \\ &\text{then } a_k = \begin{cases} 1 & k = r \\ 0 & k \neq r \end{cases} \\ &\text{else } a_k = F_r \quad k = 1, \dots, r \end{aligned} \quad (11)$$

如图 4 所示，由于炼焦过程工况复杂多变，入口烟气边界条件频繁变化，烟气的窜漏、检测噪声等时刻存在，烟气指标波动较大；此外，焦炉存在特有的周期性换向过程，此期间焦炉燃烧室的煤气、

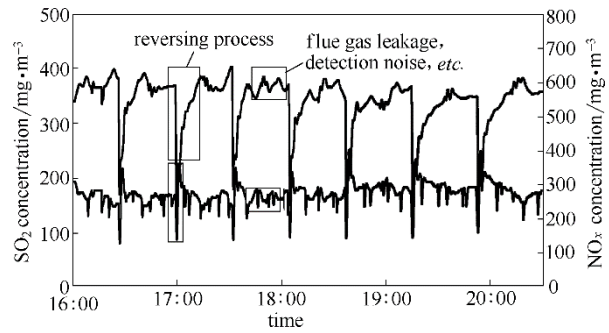


图 4 焦化烟气指标波动

Fig.4 Coking gas indices fluctuation

空气量剧烈变化，导致生成的 NO_x 浓度波动极大。所以，很难保证当前工况描述 X 总提取于能够准确代表当前实际运行工况的系统稳态运行阶段。

然而式(10)表明案例解 S' 的计算只依赖于当前过程工况描述 X 及相关系数，所以即使工况特征描述的加权系数 ω 及阈值 F_{th} 的设置合理，依靠单一案例描述得到的解也往往与真实的最优解存在偏差，甚至造成装置出口烟气指标超标。采用多个案例数据描述当前工况特征，既能在单一描述准确的情况下保证结果的可靠性，也能在单一描述存在偏差的情况下，通过其他无差案例所得结果进行补偿。据此，本文提出一种基于 PCR-多案例融合的案例重用方法解决以上传统方法的不足。

2.3.2 基于 PCR-多案例融合的案例重用 图 5 为基于 PCR-多案例融合的权重计算结构。设当前脱硝过程工况为 C' ，考虑不同的时间尺度，即采集当前非换向过程运行工况下等间隔 Δt_c 的多组工况描述数据。定义不同时间尺度下，均反映当前过程运行状态的脱硝过程子案例为 C'_m ， $m \in N^*$ ，为子案例个数， C'_m 的工况描述为 $X'_m = \{x'_{m1}, x'_{m2}, x'_{m3}, x'_{m4}, x'_{m5}\}$ 。采用 2.2 节检索方法，忽略相似度阈值 F_{th} 的限制，按相似度由大到小检索 r 个匹配案例 C'_j ， $j=1,2,\dots,r$ ，每个案例的描述和解分别为 $\{X'_j, X'_j, \dots, X'_j\}$ 和 $\{S_{m1}, S_{m2}, \dots, S_{mr}\}$ 。

案例最终解为初始子案例匹配的每个案例解的权连接，可表示为

$$S_f = S_{mi} W^T = w_1 S_{i1} + w_2 S_{i2} + \dots + w_r S_{ir} \quad (12)$$

其中， S_f 是案例推理最终解； $S_{mi} = \{S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ir}\}$ ， S_{ir} 是初始子案例对应第 r 个匹配案例的解； W 为连接权值向量， $W^T_{r \times 1} = [w_1, w_2, \dots, w_r]$ ， w_r 是连接初始子案例检索到的第 r 个匹配案例解的权值。在式(12)中，对于 m 个子工况案例， r 个匹配案例可以得到 m 组案例解 S'_i ， $i=1,2,\dots,m$ ，构成矩阵 $H_{m \times r}$ ，并将按

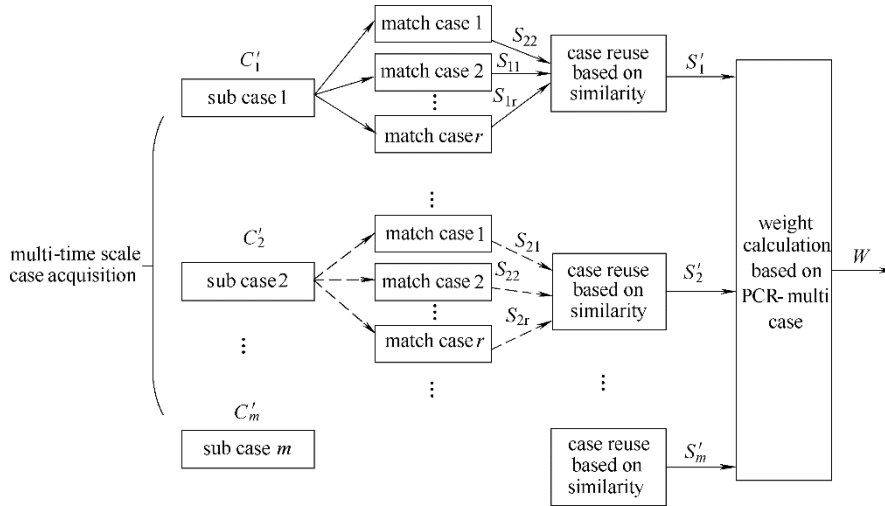


图5 基于 PCR-多案例的权值计算结构

Fig.5 Structure of weight calculation based on PCR-multi case

相似度计算得到的对应 m 组案例解 $[S'_1, S'_2, \dots, S'_m]^T$ 构成向量 $S_{mca}(m \times 1)$ 。求解参数 W^T 可采用最小二乘法，即 $W^T = H^* S_{mca}$ ，其中 $H^* = (H^T H)^{-1} H^T$ 。

由于每个子案例可能存在相同的匹配案例，所得案例解相互之间是严重相关的，采用最小二乘法难以得到较好的连接权值，使整个案例推理的准确度下降。采用 PCR 方法融合多个案例解，既可提高整个推理系统的鲁棒性，也能消除局部案例之间的数据相关性，增强案例解的可靠性与合理性。

采用 PCR 方法， H 可以表示为

$$H = TP_c = [t_1^T \ t_2^T \ \dots \ t_r^T][p_1^T \ p_2^T \ \dots \ p_r^T] \quad (13)$$

其中， $t_{i1 \times r} = z_i / \sigma_i$ 为标准化后的数据与第 i 个主元对应特征值之比， $p_{i1 \times r}$ 为第 i 个主元的载荷分量，且为单位正交向量， $i = 1, 2, \dots, r$ 。

由主成分分析理论，取反映对象主要特征的前 c 项来计算，从而有

$$H \approx H_c = TP_c^T \quad (14)$$

其中， $T_{m \times r} = [t_1^T \ t_2^T \ \dots \ t_r^T]$ ， $P_{r \times c} = [p_1^T \ p_2^T \ \dots \ p_c^T]$ 。则由式(8)可得

$$S_{mca} = HW^T = TP_c^T W_{cc \times 1} \quad (15)$$

记 $W'_{cr \times 1} = P^T W_c$ ，由上式可计算 W'_c 的最小二乘解为

$$W'_c = (T^T T)^{-1} T^T S_{mca} \quad (16)$$

从而可得连接权值 W_c 为

$$W_c = (PP^T)^{-1} P W'_c = (PP^T)^{-1} P (T^T T)^{-1} T^T S_{mca} \quad (17)$$

将所得主成份回归权值转换为原成分各权值

$$W = W_c^T P_{c \times r} / \sigma = W_c^T [p_1^T \ p_2^T \ \dots \ p_c^T]^T / \sigma \quad (18)$$

则最终案例推理的输出为

$$S_f = \sum_{k=1}^r w_k S_{1k} \quad (19)$$

2.4 案例修正与存储

若当前出口烟气 NO_x 浓度 C_{out} 满足

$$C_N^* - 2C_{N\Delta} \leq C_{out} \leq C_N^* - C_{N\Delta} \quad (20)$$

则直接转入案例库存储；否则对案例进行修正，案例修正采用式(21)和式(21)的反馈实现。为保险起见，通常考虑一定的裕度 $C_{N\Delta}$ ，即把烟气浓度控制在限定值以下 $2C_{N\Delta}$ 的范围内。

$$\Delta S(t) = k_{fp}[e(t) - e(t-1)] + k_{fe}e(t) \quad (21)$$

$$S(t) = S(t) + \Delta S(t) \quad (22)$$

其中， $e(t) = |C_{out}(t) - C_{lim}|$ ， C_{lim} 为输出上下限的统称。 k_{fi} 和 k_{fp} 为反馈调节的积分因子和比例因子，通过经验方法或者试凑确定。

经过修正之后即可作为智能优化设定输出，同时此案例的解及其对应的工况描述作为一条新案例存储于案例库中，实现案例库的更新，从而提高案例推理的精确度。

此外，由于案例库中的案例会随着时间的推移而不断增加，如果不采取适当的措施，很有可能在一段时间后出现案例重叠的问题，使案例缺乏典型性，又会加大推理的时间。为了使案例库控制在一定规模内，对准备加入案例库中的新案例，按照式(6)、式(7)计算其与案例库中所有案例的相似度，若求出的相似度都小于或者等于某一个给定的阈值 ε ，则加入该新案例；若至少存在一个相似度大于 ε 则改写具有最大相似度且“时间”较早的旧案例；若相似度为 1 则表明该案例与新案例完全匹配，不予存储。另外对案例库中一些时间久远、不适应目前工

表 1 案例库
Table 1 Case base

Number	T_k	$x_{k,1}$	$x_{k,2}$	$x_{k,3}$	$x_{k,4}$	$x_{k,5}$	$S_{k,1}$	$S_{k,2}$	$S_{k,3}$	$S_{k,4}$	SIM_k
1	2015/11/09	150	420	12.9	11.3	177	16.0	5.12	320	128	—
2	2015/11/22	200	490	11.8	12.7	179	18.8	5.40	338	110	—
3	2015/11/26	250	580	9.8	8.3	182	15.2	5.54	306	124	—
4	2015/12/01	250	480	10.2	9.5	166	14.0	4.96	260	80	—
5	2016/02/12	450	690	11.2	9.5	153	20.2	6.42	280	96	—
6	2016/03/07	350	750	9.3	9.2	157	21.4	6.08	294	108	—
⋮											
254	2017/01/24	250	1820	10.5	10.6	185	32.2	7.30	360	140	—
255	2017/02/01	200	1460	10.3	9.8	163	28.2	6.82	362	132	—
256	2017/02/19	200	1000	9.2	9.5	171	21.7	6.69	370	124	—

Note: $C_5(20,6.42,180,96)$ is the 5th case in case base.

况的历史案例应进行适当删减,若发现案例不一致,即两个案例的工况描述相近而解相差甚远则找出不一致的原因并加以修正。

3 工业应用

案例的产生有两种途径:一是由优秀的操作员从脱硝运行历史数据中选取初始案例;二是根据现场脱硝操作结果总结初始案例。本案例库中包含 256 条案例(部分参见表 1),即 $n=256$,均筛选自 2015 年 10 月开车后近一年半的运行数据,较长的运行时间基本可以保证所建案例能够覆盖焦化及脱硫脱硝装置运行过程的所有工况。工况描述加权系数设置为: $\omega_{1\sim 5}=[0.3,0.4,0.12,0.2,0.08]$;由于定时换向在每个整点及半点后 15 min 发生,即周期 $T_{re}=30$ min 且持续约 13 min,故选取 $\Delta t_{c1}=T_{re}$, $\Delta t_{c2}=5$ min,如换向分别在 4:15、4:45、5:15 发生,则案例采集于 4:35、4:40、5:05、5:10,依此类推; $m=20$,主成分贡献率 87%;案例存储环节中,相似度阈值 $\varepsilon=0.72$ 。

3.1 仿真计算

为了验证所提 PCR-多案例融合的案例重用方法的有效性与优越性,从案例库中确定某一工况 C' 所对应的案例 C_5 ,并从运行数据库中确定 3 组仿真数据 M_1 、 M_{1f} 、 M_{20} ,分别代表正常运行时的单个特征描述、换向过程中(视为故障工况)的单个特征描述、利用本文所提方法进行多时间尺度案例采集(包含故障案例 M_{1f})所得的共 20 组特征描述。计算结果与误差分析分别见表 2、表 3。

由表 2 可以看出,在正常特征描述 M_1 下,经过案例推理可以得到较为接近优化值的案例解;而故障工况 M_{1f} 下所得案例解最大误差达到 33%,严重地偏离优化值,若以此作为设定值,将使过程运

表 2 仿真结果

Table 2 Simulation result

Sample	Traditional method	Proposed method
M_1	21.3,6.17,174.5,94	—
M_{1f}	13.8,4.28,161.3,114	—
M_{20}	—	18.7,5.85,171,105

表 3 误差分析

Table 3 Error analysis

Sample	MRE/%	ARE/%
M_1	6.5	3.88
M_{1f}	33	23.37
M_{20}	7.41	5.7

行工程偏离最优运行工况,甚至导致出口烟气浓度超标;利用本文所提方法,即便特征描述中包含故障工况,但所得案例解最大误差为 7.41%,较为接近正常特征描述下的案例解,可作为过程的优化设定值。

3.2 应用研究

将开发的焦化烟气脱硝过程参数优化设定系统在该厂进行应用,系统总体结构如图 6 所示。底层控制采用西门子 PLC-400。案例库和实时数据库存储采用具有线性组织结构的列表形式及 SQL Server 数据库格式。每一条案例或数据记录作为一个存储单元并用 SQL 语句对其进行数据库操作。软件基于西门子 HMI 软件 WinCC 实现,通过 WinCC 提供的 OPC 接口,系统可以从工程师站读取过程控制所需运行数据,与 Matlab、pSpace 进行数据交换与通信,得到并写入过程控制的优化设定值。

在 2017 年初共 50 天的试运行过程中, $C_N^*=450$ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$, $C_{NA}=50$ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$,即出口烟气 NO_x 浓度控制范围: 350 $\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}\leq C_{\text{out}}\leq 400$ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$ 。同时,与

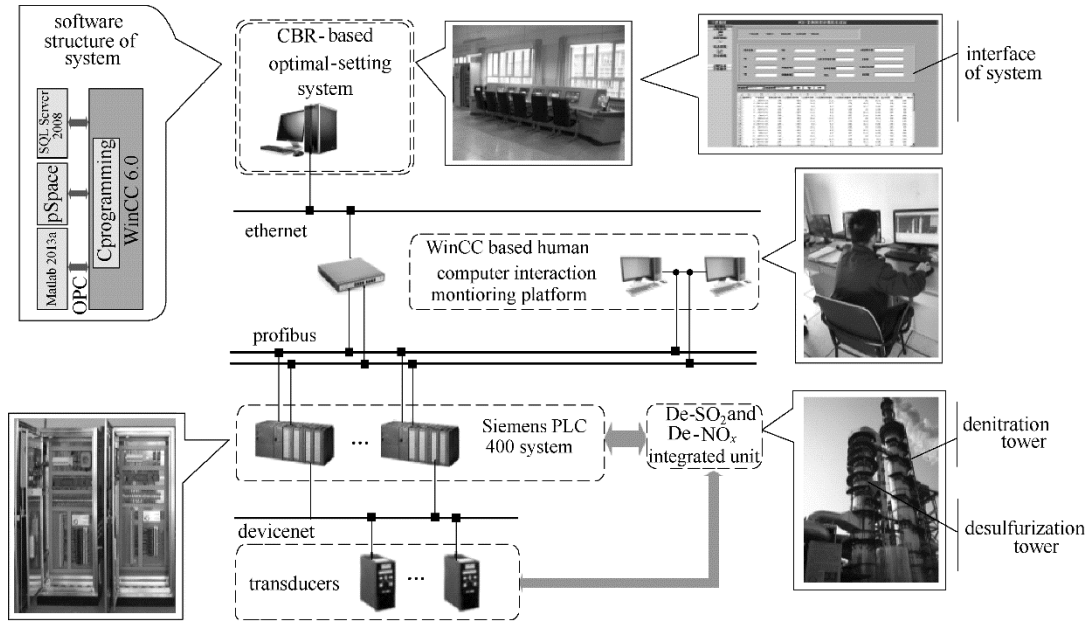


图6 优化设定系统总体结构

Fig.6 General structure of optimal setting system

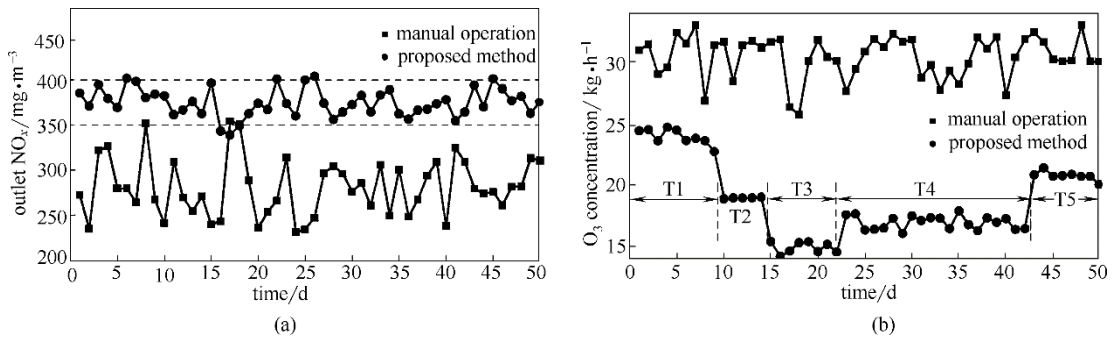


图7 人工操作与本文方法的烟气指标与臭氧浓度对比曲线

Fig.7 Flue gas and ozone concentration contrast curve by manual setting and method proposed in this work

系统运行之前历史数据进行对比。

图7为现阶段人工操作设定和采用智能优化设定控制时的烟气NO_x浓度与臭氧发生器浓度对比曲线（均忽略换向过程）。可以看出，智能优化设定控制时的烟气NO_x浓度控制效果明显优于人工设定时的效果。图7(a)表明，由于人工设定时将臭氧浓度始终置于大功率运行状态，虽然能绝对保证烟气浓度符合标准要求，但有94%的指标处于控制范围之外，造成了极大的电能损失；而图7(b)表明，采用所提PCR-多案例融合的智能优化设定方法，能保证92%的烟气NO_x浓度基本在工艺要求的控制范围内，且由T₁~T₅各时段臭氧浓度曲线可看出所提方法能够根据不同工况特征设定合适的臭氧浓度，尽可能降低臭氧机组能耗，以有效节约电耗成本。

为进一步说明系统运行期间取得的有益效果，

统计得到两种操作模式下每周臭氧机组电耗成本，对比见图8。可计算得到周节省成本分别为21.9%、31.4%、49.8%、45.4%、41.9%、44.7%、32.8%，总节省成本为17.84万元。则年节省成本可粗略计算得130万元。显而易见，本文所提优化设定方法能

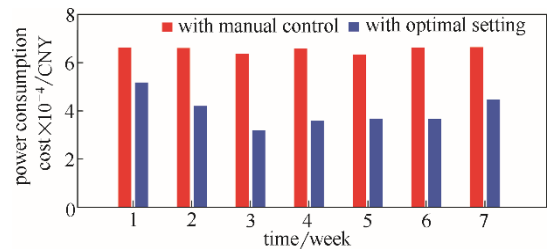


图8 本文方法与人工控制下电能消耗比较

Fig.8 Power consumption cost with manual control and presented method

够显著降低脱硝过程的运行能耗。

4 结 论

(1) 针对脱硝过程工艺机理复杂、影响因素众多, 具有强非线性及不确定性等综合复杂特性, 常规控制方法难以实现出口 NO_x 浓度有效控制的问题, 本文提出了一种基于案例推理技术的焦化烟气脱硝过程指标优化设定方法。

(2) 针对传统案例检索与重用方法中依靠单一案例描述得到的解可能导致结果存在偏差的不足, 提出一种基于 PCR-多案例融合的案例检索与重用方法: 采集不同时间尺度下的多个特征描述当前工况信息, 并利用 PCR 方法融合检索到的多个案例解, 消除局部案例之间的数据相关性, 增强案例解的可靠性与合理性。

(3) 将所提的优化设定方法进行仿真计算与实际工业应用, 应用效果较为显著, 平均月节省费用达 10.8 万元。对于其他具有综合复杂特性的工业过程也有一定的借鉴意义。

References

- [1] 中华人民共和国环境保护部. 炼焦化学工业污染物排放标准: GB 16171-2012[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2012.
People's Republic of China environmental protection department. Coking chemical industry pollutant emission standards: GB 16171-2012[S]. Beijing: China Environmental Science Press, 2012.
- [2] 吴小平, 王学雷, 宋云华. 一种焦炉烟气湿式脱硫脱硝工艺及其工业应用[J]. 燃料与化工, 2016, 47(5): 31-34.
WU X P, WANG X L, SONG Y H. An integrated wet desulfurization and denitration process for coke oven flue gas and its industrial application[J]. Fuel and Chemical Engineering, 2016, 47(5): 31-34.
- [3] 赵文玉, 张逢, 胡洪营, 等. 污水再生处理臭氧氧化系统运行费用分析[J]. 环境科学与技术, 2011, 34(9): 126-129.
ZHAO W Y, ZHANG F, HU H Y, *et al.* Analysis of running cost and its influence factors of an ozone-oxidation system for wastewater reclaim and reuse[J]. Fuel and Chemical Engineering, 2011, 34(9): 126-129.
- [4] 方朝君, 金理鹏, 余美玲. SCR 脱硝喷氨优化与运行控制研究[J]. 电力科技与环保, 2015, 31(6): 39-42.
FANG C J, JIN L P, SHE M L. Research on optimization adjustment for ammonia injection and operation of SCR denitration system in coal-fired power plant[J]. Electric Power Environmental Protection, 2015, 31(6): 39-42.
- [5] 朱宇翔, 顾云非. SCR 脱硝系统氨需求量计算的优化[J]. 电力科技与环保, 2014, 30(5): 30-32.
ZHU Y X, GU Y F. Optimization for ammonia requirement of SCR De-NO_x system[J]. Electric Power Environmental Protection, 2014, 30(5): 30-32.
- [6] 周洪煜, 张振华, 张军, 等. 超临界锅炉烟气脱硝喷氨量混结构-径向基函数神经网络最优控制[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(5): 108-113.
ZHOU H Y, ZHANG Z H, ZHANG J, *et al.* Mixed structure-radial basis function neural network optimal control on spraying ammonia flow for supercritical boiler flue gas denitrification[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(5): 108-113.
- [7] DEVARAKONDA M, PARKER G, JOHNSON J H, *et al.* Model-based control system design in a urea-SCR aftertreatment system based on NH₃ sensor feedback[J]. International Journal of Automotive Technology, 2009, 10(6): 653-662.
- [8] 陈培国. 玻璃窑炉烟气脱硝 SCR 反应控制系统设计与研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2013.
CHEN P G. Design and research of SCR reaction control system for glass furnace flue gas denitrification[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013.
- [9] 何伟, 鲁明, 李国强, 等. SNCR 脱硝系统的广义预测控制[J]. 2016, 52(5): 38-41.
HE W, LU M, LI G Q, *et al.* Generalized predictive control on SNCR denitration system[J]. Automation in Petro-Chemical Industry, 2016, 52(5): 38-41.
- [10] 孟斌. 基于模糊理论的电厂脱硝氨气流量系统的控制方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
MENG B. Research on the control method of the ammonia gas flow system of power plant denitrification based on fuzzy theory[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [11] 陈荣超. 燃煤电厂脱硝 NO_x 的软测量技术和自动控制优化[J]. 电力科学与工程, 2015, 31(1): 15-19.
CHEN R C. Soft sensor technology and automatic control optimization of denitrification in coal fired power plant[J]. Electric Power Science and Engineering, 2015, 31(1): 15-19.
- [12] LIANG X, XIAO J, XU Y, *et al.* CFD simulations to research the control rules with gate leaves in SCR-De NO_x facility for marine diesel engines[C]// 2015 Chinese Control Conf. Hangzhou, 2015: 8829-8833.
- [13] GAO Y, HU X M. Study of the performance on magnesia base catalyst used for flue gas denitration[C]// 2009 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Beijing, 2009.
- [14] MOK Y S, LEE H J. Removal of sulfur dioxide and nitrogen oxides by using ozone injection and absorption-reduction technique[J]. Fuel Processing Technology, 2006, 87: 591-597.
- [15] WANG Z H, ZHOU J H, FAN J R, *et al.* Direct numerical simulation of ozone injection technology for NO_x control in flue gas[J]. Energy & Fuels, 2006, 20(6): 2432-2438.
- [16] WANG Z H, ZHOU J H, ZHU Y Q, *et al.* Simultaneous removal of NO_x, SO₂ and Hg in nitrogen flow in a narrow reactor by ozone injection: experimental results[J]. Fuel Processing Technology, 2007, 88(8): 817-823.
- [17] SUN W Y, DING S L, ZENG S S, *et al.* Simultaneous absorption of NO_x and SO₂ from flue gas with pyrolusite slurry combined with gas-phase oxidation of NO using ozone[J]. Journal of Hazardous Materials, 2011, 192(1): 124-130.
- [18] 郭少鹏. 湿式氨法烟气脱硫及结合臭氧氧化实现同时脱硫脱硝的研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2015.
GUO S P. Research on ammonia-based wet flue gas desulfurization and simultaneous desulfurization and denitrification combined with ozone oxidation[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2015.
- [19] 马双忱, 苏敏, 孙云雪, 等. O₃ 氧化模拟烟气脱硫脱硝的实验研究

- [J]. 中国电机工程学报, 2010, **30**: 81-84.
MA S C, SU M, SUN Y X, *et al.* Experimental studies on removal SO₂ and NO_x from simulating flue gas with O₃ oxidation[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, **30**: 81-84.
- [20] 严爱军, 柴天佑, 王普. 基于案例推理的竖炉故障预报系统[J]. 控制与决策, 2008, **23**(2): 177-181.
YAN A J, CHAI T Y, WANG P. Fault prediction system using case-based reasoning for shaft furnace status[J]. Control and Decision, 2008, **23**(2): 177-181.
- [21] YAN A J, CHAI T Y, YU W, *et al.* Multi-objective evaluation based hybrid intelligent control optimization for shaft furnace roasting process[J]. Control Engineering Practice, 2012, **20**(9): 857-868.
- [22] CHAI T Y, QIN S J, WANG H. Optimal operational control for complex industrial processes[J]. Annual Reviews in Control, 2014, **38**: 81-92.
- [23] WU Z W, WU Y J, CHAI T Y. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, **62**(3): 1703-1715.
- [24] 桂卫华, 阳春华, 李勇刚, 等. 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化及应用[J]. 自动化学报, 2009, **35**(6): 717-724.
GUI W H, YANG C H, LI Y G, *et al.* Data-driven operational-pattern optimization for copper flash smelting process[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, **35**(6): 717-724.
- [25] 伍铁斌, 阳春华, 李勇刚, 等. 基于模糊操作模式的砷盐除钴过程操作参数协同优化[J]. 自动化学报, 2014, **40**(8): 1690-1698.
WU T B, YANG C H, LI Y G, *et al.* Fuzzy operational-pattern based operating parameters collaborative optimization of cobalt removal process with arsenic salt[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, **40**(8): 1690-1698.
- [26] 桂卫华, 刘建华, 谢永芳. 铜闪速熔炼过程操作模式分级匹配技术与演化策略[J]. 系统工程理论与实践, 2013, **33**(10): 2714-2720.
GUI W H, LIU J H, XIE Y F. Operational pattern hierarchical matching and evolution strategy for copper flash smelting process[J]. System Eng. Theor. Prac., 2013, **33**(10): 2714-2720.
- [27] 桂卫华, 刘建华, 谢永芳. 铜闪速熔炼过程操作模式快速匹配策略[J]. 控制与决策, 2013, **28**(1): 120-125.
GUI W H, LIU J H, XIE Y F. Operational pattern fast matching strategy for copper flash smelting process[J]. Control and Decision, 2013, **28**(1): 120-125.
- [28] LEE S W, SEO K K. Intelligent fault diagnosis based on a hybrid multi-class support vector machines and case-based reasoning approach[J]. Journal of Computational and Theoretical Nan Science, 2013, **10**(8): 1727-1734.
- [29] CHUANG C L. Application of hybrid case-based reasoning for enhanced performance in bankruptcy prediction[J]. Information Sciences, 2013, **236**(7): 174-185.
- [30] HAN M, CAO Z J. An improved case-based reasoning method and its application in endpoint prediction of basic oxygen furnace[J]. Neurocomputing, 2015, **149**: 1245-1252.
- [31] HE F, XU A J, WANG H B, *et al.* End temperature prediction of molten steel in LF based on CBR[J]. Steel Research International, 2016, **87**(1): 79-86.
- [32] AHNA J, PARK B M, LEE B H S, *et al.* Covariance effect analysis of similarity measurement methods for early construction cost estimation using case-based reasoning[J]. Automation in Construction, 2017, **81**: 254-266.
- [33] ZHAO H, LIU J W, DONG W, *et al.* An improved case-based reasoning method and its application on fault diagnosis of Tennessee Eastman process[J]. Neurocomputing, 2017, **249**: 266-276.