转炉煤气回收系统优化控制策略应用

章家岩 [1] 马中海 [1] 钱晓斌 [2] 李绍铭 [1] 郎佳红 [1]

摘 要 分析了转炉煤气回收工艺特点以及影响回收效果的重要因素, 阐述了实现回收过程运行优化控制的相关工艺参数指标, 提出了一种基于提高 CO 浓度的优化控制方案, 利用模糊径向基函数 (Radical basis function, RBF) 神经网络在线辨识出炉口压差与 CO 浓度之间的数学模型, 根据辨识模型实时调整压差控制回路设定值, 通过控制系统跟踪调整后的设定值, 在辨识的过程中改进了网络学习算法, 使辨识网络对学习参数变化具有较好的鲁棒性, 并易于收敛. 在应用此优化控制方法对煤气回收系统进行仿真分析的基础上, 投入现场应用, 结果表明, 此优化控制策略能明显提高煤气回收的质量和品质, 达到了良好的实际应用效果.

关键词 煤气回收, 炉口压差, 模糊径向基函数, CO 浓度优化, 学习速率

引用格式 章家岩, 马中海, 钱晓斌, 李绍铭, 郎佳红. 转炉煤气回收系统优化控制策略应用. 自动化学报, 2012, **38**(6): 1017−1024

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.01017

Application of Optimal Control Strategy to Converter Gas Recovery System

ZHANG Jia-Yan[1] MA Zhong-Hai[1] QIAN Xiao-Bin[2] LI Shao-Ming[1] LANG Jia-Hong[1]

Abstract The characteristics of converter gas recovery process and the important factor in the effect of recycling are analyzed, run indicators of process parameters to achieve optimal control of the recycling process are described, and an optimal control strategy to increase CO concentration is raised. Fuzzy radical basis function (RBF) neural network is used to online identify the mathematical model between pressure of converter mouth and the CO concentration. The identified model is used to optimize pressure settings and control the pressure of converter mouth near the set value, thus significantly increasing the effect of CO concentration. Network learning algorithm is improved in the process of identification, so that the network is robust and easy to convergence for the variational learning parameters. The application of the optimal control strategy in a gas recovery system shows that this optimal control strategy can significantly improve the quality and quality of gas recovery, and achieve good application results.

Key words Gas recovery, pressure of converter mouth, fuzzy radical basis function (RBF), optimization of CO concentration, learning rate

Citation Zhang Jia-Yan, Ma Zhong-Hai, Qian Xiao-Bin, Li Shao-Ming, Lang Jia-Hong. Application of optimal control strategy in converter gas recovery system. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 1017−1024

转炉钢水冶炼过程中会产生大量含氧化铁粉尘的高温烟气, 其主要成分为 CO, 约含 80 %～90 %, 是一种热值较高的工业燃料[1−2], 如不进行有效回收处理和控制排放, 不仅污染大气环境, 还会造成能源浪费. 转炉煤气回收是把转炉生产过程中的副产品 CO 进行回收再利用的生产工艺, 将高温烟气通过汽化烟道进行冷却、净化处理后, 得到可回收的转炉煤气, 其经济价值和社会效益不言而喻. 钢铁工业作为资源、能源密集型行业, 是耗能大户, 其耗能量占总数的 16 % 左右, 能源消耗费用占企业生产总成本的 24 % 以上[3−5]. 因此, 开展转炉煤气优化回收技术的研究, 进一步提高煤气回收率及其品质, 对于钢铁工业大幅度降低能耗水平、提高资源利用率、保证稳定持续的发展具有重要的实际意义. 目前还没有可以实现冶金工业过程运行的一般优化控制方法, 只有针对某些具体冶金工艺的先进控制方法的研究案例. 如文献 [1−2] 针对选矿竖炉焙烧过程, 提出了提高磁选管回收率的优化控制方法. 文献 [6] 通过建立转炉炼钢造渣过程的非线性状态空间模型, 提出了基于生产质量指标反馈校正的铜锍造渣过程的动态优化控制方案. 由于转炉煤气回收系统具有管线长、工艺复杂、设备众多、生产连续性以及不能随意停产试验等特点, 通常都采用经典、成熟的控制技术和手段 (如 PID、模糊控制算法), 并在生产线投产或改造初期一次性完成系统的全部控制功能调试, 故真正将新的控制方案投入应用具有相当大的难度.

本文针对影响煤气回收效果的各种因素, 通过回收工艺机理的分析及回收过程大量历史数据的观

收稿日期 2011-02-22 录用日期 2011-12-02
Manuscript received February 22, 2011; accepted December 2, 2011
本文责任编委 刘民
Recommended by Associate Editor LIU Min
1. 安徽工业大学电气信息学院 马鞍山 243002 2. 马鞍山钢铁股份有限公司第二轧钢总厂 马鞍山 243021
1. Department of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243002 2. The Second Rolling Plant Inspection Room, Maanshan Iron and Steel Company Limited, Maanshan 243021

察发现, 炉口压差设定值在很大程度上决定煤气回收的效果 (CO 浓度、热值). 为此, 采用模糊径向基函数 (Radical basis function, RBF) 神经网络在线辨识煤气回收过程的炉口压差与 CO 浓度之间关系的数学模型, 根据转炉实际运行工况实时调整炉口压差设定值, 并通过控制系统进行跟踪, 把压差控制在设定值附近, 使压差的变化有利于 CO 浓度的显著提高, 从而实现回收过程 CO 浓度及热值工艺参数指标的在线优化. 在辨识过程中改进了网络学习算法, 使辨识网络对学习参数变化具有较好的鲁棒性, 并易于收敛. 在应用此优化控制算法对煤气回收系统进行仿真分析的基础上, 以马鞍山钢铁股份有限公司 (下简称马钢) 第二钢轧总厂 1 号转炉为对象投入控制运行. 应用结果表明, 此优化控制策略能明显提高 CO 浓度及煤气热值, 达到了较好的煤气回收效果.

1 煤气回收系统工艺流程分析

目前转炉煤气回收系统主要采用湿法除尘回收技术 — 氧气转炉煤气回收法 (Oxygen converter gas recovery, OG), 基本工艺流程如图 1 所示, 主要由转炉活动烟罩、汽化烟道、一文脱水、二文喉口调节、回收汽柜、放散塔及其附属的安全自控装置组成, 分别具有捕集输送烟气、降温除尘、流量调节、煤气收集、放散排空的功能[7−9]. 在吹炼过程中, 转炉内部产生含高浓度 CO 和少量金属粉尘的高温烟气[10]. 在抽风机的作用下, 烟气经过烟道及净化装置的冷却净化后, 满足回收技术要求 ($O_2 \leq 3\,\%$, $CO \geq 45\,\%$) 的煤气被输送到煤气柜中, 不满足回收要求的则通过放散烟囱对外排空.

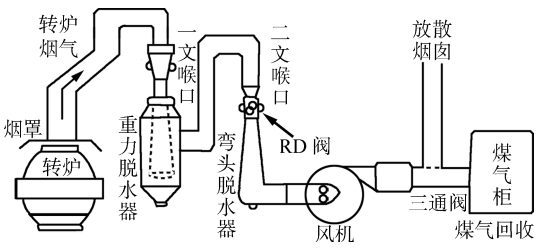


图 1 转炉煤气回收系统工艺流程

Fig. 1 Converter gas recovery system technology

烟罩与炉口间存在一定的间隙, 转炉吹炼过程中, 烟罩进一步降低, 以尽可能减小罩沿和炉口的间隙, 从而最大限度地捕集吹炼期从炉口喷溢的煤气, 并避免在炉气回收期过多吸入罩外空气, 降低回收煤气的质量. 转炉吹炼过程中, 炉口烟气压力与烟罩外部大气压力之间存在压力差, 通常称之为炉口压差. 显然, 该压差设定值的确定将显著影响煤气回收效果的好坏. 压差设定正值较大, 不仅造成炉口烟气外溢, 煤气回收量减少, 并且污染大气环境. 反之, 压差设定负值较大, 则使炉外空气吸入烟罩, 一方面减少回收煤气的 CO 浓度, 进而导致回收的煤气热值降低, 另一方面还造成炉口大量 CO 产生燃烧, 使可回收的煤气量减少. 通常炉口压差应维持在较小的范围内 ($-20\,\text{Pa} \sim +20\,\text{Pa}$), 即所谓的 “微差压”. 微差压的控制可通过微差压传感器的在线监测, 实时调节汽化烟道二文喉口的烟气流量调节阀 (RD 阀) 实现. 因此, 根据转炉实际运行工况, 实时在线调整微差压设定值是决定转炉煤气回收过程优质高产的关键因素[8, 10].

2 系统运行控制目标及现状描述

2.1 煤气回收过程控制目标

工业过程运行的优化控制目标是将反映生产过程的产品质量、效率和消耗的工艺指标控制在目标值范围内, 而转炉煤气回收是一个非常复杂的多元多相高温反应过程, 伴随着众多的物理化学变化、复杂的相变过程以及大量的物质和能量的运动、传递和转换, 受到多种因素的影响. 其优化控制的目标是在保证系统安全稳定运行的前提下, 尽可能地稳定炉口烟气压力、提高 CO 含量和煤气回收率、缩短回收时间、降低电能消耗. 因此, CO 浓度工艺参数指标 $\sigma(t)$ 与炉口压差 $y(t)$ 密切相关, 其动态特性可描述为

$$\sigma(t) = f(y(t), \beta_1, \cdots, \beta_n) \tag{1}$$

其中, $\beta_1, \cdots, \beta_n$ 为边界条件 (如炼钢原料、成分、供氧量、冶炼周期等), $f(\cdot)$ 为未知非线性函数.

$$\max(\sigma_{\max} - \sigma(t)) \quad 或 \quad \max(\sigma(t) - \sigma_{\min}),$$
$$\sigma_{\min} \leq \sigma(t) \leq \sigma_{\max} \tag{2}$$

对于反映生产过程的质量与效率工艺指标 $\sigma(t)$, 尽可能使其大于 $\sigma_{\min}$, 即 $\max(\sigma(t) - \sigma_{\min})$; 对于反映生产过程消耗的工艺指标 $\sigma(t)$, 尽可能使其小于 $\sigma_{\max}$, 即 $\max(\sigma_{\max} - \sigma(t))$. 针对本文所讨论的煤气回收问题, 应采用前者. 式 (2) 中, $\sigma_{\max}$ 和 $\sigma_{\min}$ 分别为转炉煤气回收期内要求的 CO 浓度的上、下限, 低于下限则回收煤气的 CO 含量太低, 热值不满足要求, 不符合回收条件, 通过烟囱点火燃烧放散. 根据工业煤气回收要求及工艺经验, $\sigma_{\min}$ 一般取为 $32\,\% \sim 36\,\%$; 而上限则没有限制, 但一般低于 $85\,\%$[3].

2.2 运行控制现状描述

与许多复杂工业生产过程相同, 煤气回收系统的运行控制目前仍采用人工经验方法 (如图 2 所示). 运行工程师根据工艺指标 CO 浓度 $\sigma(t)$ 的上限 $\sigma_{\max}$ 和下限 $\sigma_{\min}$、生产边界条件以及 CO 浓度的

分析值, 通过实验凭经验确定压差设定值范围 [$r_{\min}$, $r_{\max}$], 现场操作工根据所确定的压差设定值范围, 观察现场压差与 CO 浓度变化趋势, 凭经验给出压差控制回路的压差设定值 $r(t)$, 压差回路控制系统通过调节器、执行器控制过程对象, 使回路输出 $y(t)$ 跟踪回路设定值 $r(t)$, 从而将工艺指标控制在目标值范围内 [$r_{\min}$, $r_{\max}$]. 但是, 由于生产边界条件及工况运行条件经常发生变化, 仅凭人工经验所确定的压差设定值不能及时合理地反映这种变化, 甚至因人工判断和操作不当, 给出不恰当的设定值时, 不仅不能实现控制目标, 反而导致炉口喷火、烟气涌浪等故障工况的发生, 严重影响煤气回收生产过程的安全与稳定运行[1, 3].

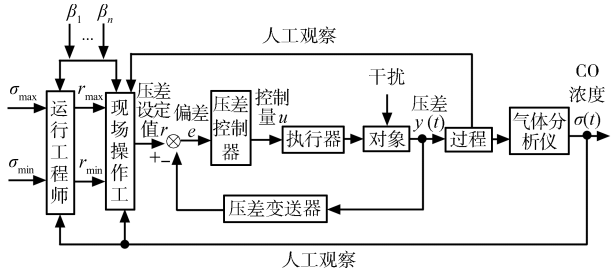


图 2　转煤气回收系统运行控制现状

Fig. 2　Operation control status of gas recovery

因此, 如何根据转炉煤气回收过程的特点, 实时调整炉口压差控制回路的设定值 $r(t)$, 并通过自动调节系统跟踪压差设定值, 以达到提高 CO 浓度及煤气热值、改善煤气回收效果、降低系统运行故障的目的, 是优化控制需要解决的问题.

3　优化控制方案构建

理论上, 炉口压差控制为零时, 既能保证炉口烟气不会外溢, 也不会向罩内吸入空气, 煤气回收效果比较理想. 但通过对转炉炼钢和煤气回收系统的分析发现, 影响转炉煤气回收的因素包括设备条件、原料条件、钢水碳浓度、空气吸入量、回收条件、供氧强度等, 其中空气吸入量、煤气回收条件、供氧强度等的影响尤为显著[5], 其中, 空气吸入量由炉口压差决定, 且压差是影响回收煤气浓度及热值的一个非常重要的因素. 通过分析煤气回收过程的压差和 CO 浓度的大量历史数据关系, 可以明显看出, 压差的变化时刻影响着 CO 浓度的变化. 实际应用中压差控制系统的设定量为一个固定值时, 煤气回收效果不佳.

为此, 本文提出了图 3 所示的基于 CO 浓度提高的优化控制方案, 仿真分析结果与实际应用效果表明了该方案的可行性和有效性. 图 3 中, 在线辨识部分采用模糊 RBF 神经网络在线辨识出转炉冶炼过程中压差与 CO 浓度的数学模型, TDL (Tapped delay lines) 代表具有抽头的延时线[11], 具有延迟输入信号的功能. 在线优化部分利用得到的模型在线寻找压差控制回路的最佳设定值, 以达到使 CO 浓度及热值为最高的工艺指标. 压差控制系统根据在线调整的设定值进行压差控制回路的自动调节, 从而达到提高 CO 浓度的效果. 在辨识过程中对网络学习算法做了改进, 使辨识网络对学习参数变化具有较好的鲁棒性, 并且易于收敛.

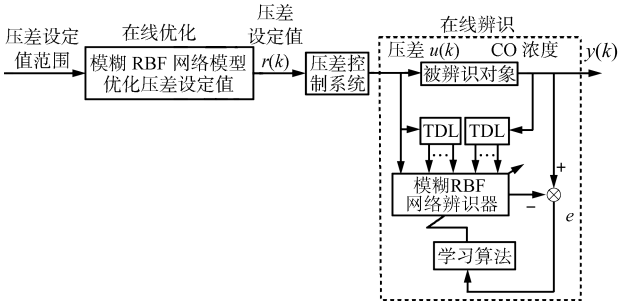


图 3　提高 CO 浓度的优化控制方案

Fig. 3　Optimal control scheme to increase the CO concentration

4　优化控制算法设计

4.1　数据滤波和归一化处理

实施数据滤波的目的是抑制和减弱外部环境和系统噪声所产生的随机干扰, 提高采集数据和模型辨识的精度, 完成模拟滤波器类似的功能. 采用以下低通滤波算法:

$$Y(k) = \alpha X(k) + (1-\alpha)Y(k-1) \tag{3}$$

其中, $X(k)$ 为样本采样值; $Y(k-1)$ 为上次的滤波输出值; α 为滤波系数, 其值通常远小于 1; $Y(k)$ 为本次滤波的输出值.

为了提高模糊 RBF 神经网络的训练效率和程序运行的收敛速度, 需要对采集的压差和 CO 浓度数据进行归一化处理. 采用如下的归一化算法[12−13]: 假设 α_i ($1 \le i \le n$, n 为数据总数) 为需要归一化的数据, 令 $m_1 = \max(a_i)$, $m_2 = \min(a_i)$, 则归一化和反归一化公式分别为

$$b_i = \frac{a_i - m_2}{m_1 - m_2}, \qquad 1 \le i \le n \tag{4}$$

$$a_i = b_i(m_1 - m_2) + m_2, \qquad 1 \le i \le n \tag{5}$$

4.2　模糊 RBF 网络建立

RBF 网络具有并行计算、容错性和自学习等优点, 但不适合表达知识, 不能较好地利用已有的经验知识, 而模糊逻辑适合表达模糊和定性知识, 具有类似于人类思维的推理方式, 但缺乏自学习和自适应能力[14−15]. 由于煤气回收系统具有非线性、纯滞

后、不确定、干扰大的特点, 辨识网络如采用 RBF 网络、BP 网络, 则逼近精度不高, 因此本文将 RBF 网络和模糊逻辑两者相结合, 构成了模糊 RBF 网络, 不仅具有人的思维推理方式, 也具有很强的学习泛化能力, 能够较好地逼近实际模型.

4.2.1 网络结构

图 4 为模糊 RBF 神经网络结构, 主要由输入层、模糊化层、模糊推理层和输出层构成[16−17]. 模糊 RBF 网络中信号传播及各层的功能表示如下:

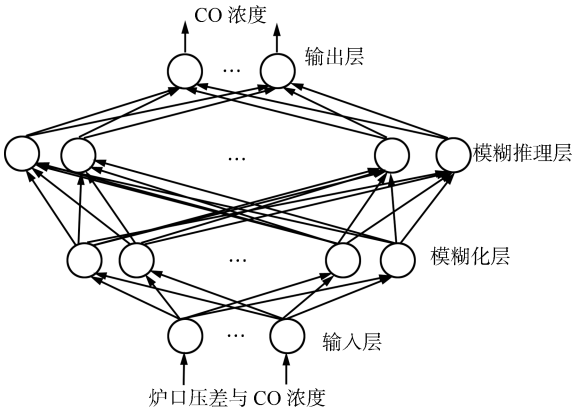


图 4 模糊 RBF 神经网络结构

Fig. 4 Fuzzy RBF neural network structure

1) 第一层: 输入层

该层有 4 个输入: $u(k)$, u_1, y_1, y_2. $u(k)$ 为 k 时刻的压差值, u_1 为 $k-1$ 时刻的压差值, y_1 为 $k-1$ 时刻的 CO 浓度, y_2 为 $k-2$ 时刻的 CO 浓度, k 时刻为当前时刻. 该层每个节点 i 的输入输出表示为

$$f_1(i) = x_i, \qquad i = 1, 2, 3, 4 \tag{6}$$

2) 第二层: 隶属函数层, 即模糊化层

该层的每个节点具有隶属函数的功能, 采用高斯函数作为隶属函数. 对第 j 个节点:

$$f_2(i,j) = \mathrm{e}^{net_j^2} \tag{7}$$

$$net_j^2 = -\frac{(f_1(i) - c_{ij})^2}{(b_j)^2} \tag{8}$$

其中, c_{ij} 和 b_j 分别是第 i 个输入变量的第 j 个模糊集合高斯函数的均值和标准差.

3) 第三层: 规则层, 即模糊推理层

该层通过与模糊化层的连接来完成模糊规则的匹配, 各个节点之间实现模糊运算, 即通过各个模糊节点的组合得到相应的点火强度. 每个节点 j 的输出为该节点所有输入信号的乘积, 即

$$f_3(j) = \prod_{j=0}^{N} f_2(i,j) \tag{9}$$

其中, $N = \prod_{i=1}^{n} N_i$, N_i 为输入层中第 i 个输入隶属函数的个数, 即模糊化层节点数.

4) 第四层: 输出层

该层的输出为经过调整后的权值计算的 CO 浓度, 逼近真实的煤气含量. 该层的每个节点的输出为该节点所有输入信号的加权和, 即

$$f_4(l) = w f_3 = \sum_{j=1}^{N} w(l,j) f_3(j) \tag{10}$$

其中, l 为输出层节点的个数, w 为输出节点与第三层各节点的连接权矩阵.

4.2.2 学习算法

该网络需要调整的参数为模糊化层隶属度函数的均值 c_{ij}、标准差 b_j 和输出层的权值 W. 这三个参数同时用一种有监督的学习算法 — 梯度下降法进行训练. 首先选定某种性能指标, 用梯度下降法校正网络参数, 使该性能指标取得最优值. 选择误差函数作为性能指标, 参数学习的目标是使误差函数最小[16−17].

设 $y_m(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示 CO 浓度的实际输出和期望输出, 则网络逼近误差为

$$e(k) = y(k) - y_m(k) \tag{11}$$

定义目标函数为

$$E = \frac{1}{2} e(k)^2 \tag{12}$$

网络的学习算法如下:

输出层的权值通过如下方式调整:

$$\Delta w(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} = -\eta \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial w} = \eta e(k) f_3 \tag{13}$$

则输出层的权值学习算法为

$$w(k) = w(k-1) + \Delta w(k) + \alpha(e(k-1) - w(k-2)) \tag{14}$$

其中, η 为学习速率, α 为动量因子, $\eta \in [0,1]$, $\alpha \in [0,1]$. 输入隶属函数参数修正算法为

$$\Delta c_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial c_{ij}} = -\eta \delta_j^2 \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_{ij}^2} \tag{15}$$

$$\Delta b_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial b_j} = -\eta \delta_j^2 \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_j^3} \tag{16}$$

其中

$$\delta_j^2 = \frac{\partial E}{\partial net_j^2} = -e(k)\frac{\partial y_m}{\partial net_j^2} = -e(k)\frac{\partial y_m}{\partial f_3}\frac{\partial f_3}{\partial f_2}\frac{\partial f_2}{\partial net_j^2} = -e(k)wf_3 \quad (17)$$

隶属函数参数学习算法为

$$c_{ij}(k) = c_{ij}(k-1) + \Delta c_{ij}(k) + \alpha(c_{ij}(k-1) - c_{ij}(k-2)) \quad (18)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \Delta b_j(k) + \alpha(b_j(k-1) - b_j(k-2)) \quad (19)$$

4.2.3　算法改进

网络权值优化过程中学习速率 η 的选取非常重要, 若值取得过小, 当寻优过程处于误差曲线的平坦区时, 权值的修正量也很小, 从而网络的收敛速度慢; 相反, 如果学习速率取得太大, 当寻优处于误差曲线的陡峭区时, 网络可能发生振荡甚至发散. 而学习速率选取通常无规则可寻, 需靠经验和反复实验确定. 而且在训练开始时较好的参数不一定适合于后续的网络训练. 因此, 应该在权值的调节过程中动态地设置学习速率的大小, 以满足网络学习的需要[11].

所谓动态设置学习速率, 就是在每一步学习过程中调整学习速率 η. 将 η 与误差函数相关联, 做如下调整: 当目标函数 E 减小时, 增大学习速率; 当目标函数 E 增大时, 减小学习速率[18].

构造非线性函数:

$$\eta(e(t)) = a + b\mathrm{sech}(ce(t)) \quad (20)$$

其中, a, b, c 为正常数. 当误差 $e \to \pm\infty$ 时, η 取最大值 $a+b$; 当 $e=0$ 时, η 取最小值为 a. b 为 η 的变化区间, 调整 c 的大小可调整 η 变化的速率. sech 为双曲正割函数[19]:

$$\mathrm{sech}(x) = \frac{2}{\mathrm{e}^x + \mathrm{e}^{-x}}, \quad -\infty < x < +\infty \quad (21)$$

图 5 为学习速率与误差的函数曲线. 从图中可以看出, 误差绝对值变大则学习速率变小, 误差绝对值变小则学习速率变大, 从而达到自动调节学习速率的目的. 经过这样的改进后, 网络的学习次数大幅下降, 网络的收敛速度也可大幅加快.

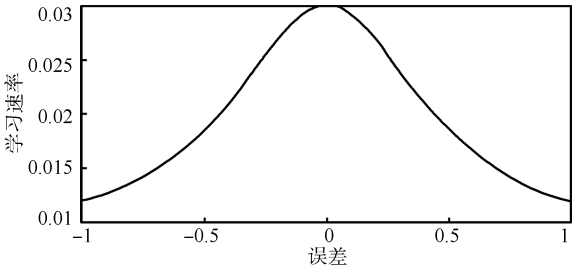


图 5　学习速率变化曲线

Fig. 5　Learning rate curve

4.3　在线优化算法

在压差取值范围内, 从最小值开始取值, 每取一个值, 就用在线辨识得到的模型计算出一个 CO 浓度值, 从而搜索出使 CO 浓度达到最高的压差设定值.

一个采样值的具体优化算法如图 6 所示, 其中, "=>" 表示将该符号前面的值赋给其后的变量, u_1 为上一时刻的压差值, y_1 为上一时刻的 CO 浓度.

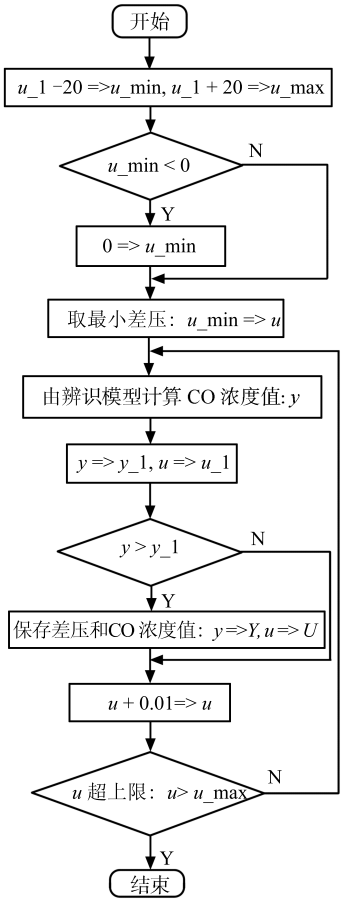


图 6　在线优化流程图

Fig. 6　Flow chart of online optimization

5 仿真研究

在应用于实际的转炉煤气回收系统之前, 将本文提出的优化控制方案进行计算机仿真, 模拟算法的应用效果, 确定参数的大体范围. 为此, 从马钢第二钢轧总厂 1 号转炉煤气回收系统采集数据, 根据图 3 所示的原理, 在 Matlab 7.1 环境下进行仿真实验. 网络结构选 $4-625-625-1$, 神经网络权值 W 的初始值取 $[-1, +1]$ 之间的随机值, 中心矢量和高斯基宽向量的初值分别取为 $\boldsymbol{C}=\begin{bmatrix}-5 & -2 & 0 & 2 & 5\\ -5 & -2 & 0 & 2 & 5\\ -5 & -2 & 0 & 2 & 5\\ -5 & -2 & 0 & 2 & 5\end{bmatrix}$ 和 $\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}5 & 5 & 5 & 5 & 5\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$, 网络学习速率由式 (20) 求得, 式 (18) 中 $a=0.02$, $b=0.02$, $c=300$, 动量因子 $\alpha=0.05$. 学习速率的几个参数较难确定, 参数设置不合适会导致网络发散, 不能逼近被辨识对象, 需要通过大量实验才能得到使辨识效果较好的参数值. 图 7 为模型辨识曲线, 可以看出, 本文利用改进的模糊 RBF 网络可得高精度辨识出压差和 CO 浓度的数学模型. 图 8 为 CO 浓度对比曲线, 其中, 虚线为炉口压差设定量为固定值时的 CO 浓度, 实线为采用模糊 RBF 优化后的 CO 浓度, 点划线为采用 RBF 优化后的 CO 浓度. 通过对比可见, 模糊 RBF 优化算法明显优于 RBF 优化算法, 可以大幅度提升 CO 浓度即煤气热值, 达到节能减排的目的.

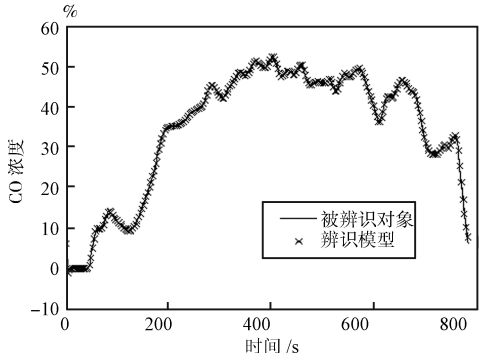


图 7 模型辨识曲线

Fig. 7 Model identification curves

6 工程应用

为将本文提出的基于提高 CO 浓度的优化控制方案应用到马钢第二钢轧总厂转炉煤气回收系统, 采用西门子 S7-300 PLC 作为现场控制器, 以 WinCC 组态环境作为上位机监控软件开发工具设计优化控制系统监控画面. 对于控制器程序设计, 由于神经网络算法实现较复杂, 采用西门子 Step 7 编程工具中的 STL 与 LAD 语言很难实现, 而 SCL 语言与 BASIC 语言语法结构相似, 实现复杂算法相对较容易, 故对 PLC 控制器采用 SCL 语言编程. 采集大量的现场数据, 通过 Matlab 仿真确定模糊 RBF 的学习速率、动量因子等参数的大体范围, 下载到 PLC 控制器中, 根据现场应用效果调整参数. 一个采样时刻的压差设定值优化算法耗时 8 s 左右, 每隔 8 s 执行一次优化算法. 吹炼过程中煤气回收时间约为 600 s, 在这一过程中可以优化 75 次, 可得 75 个压差设定值, 比整个过程只有一个设定值时的煤气回收效果明显改善. 图 9 (a) 所示为炉口压差设定值和控制回路输出值的变化趋势; 图 9 (b) 为 CO 浓度变化趋势, 可以看出, 采用的优化控制方法可较大幅度提高煤气回收的 CO 浓度; 图 9 (c) 为煤气回收过程风机传动电机的电流变化曲线, 通过对比可以发现, 风机传动电机的变频器输出电流得到了明显的降低, 从而可节省大量的电能消耗. 表 1 为采用优化控制方案前后煤气回收的 CO 平均浓度、热值、回收量、风机耗电量平均值数据统计结果. 从统计数据的对比可以看出, 优化控制方案的实施使 CO 浓度、煤气热值和吨钢煤气回收量分别提高 14.6 %、14.6 % 和 23.5 %; 风机耗电量由原来的 5.4 度/炉降低到 4.5 度/炉, 节电降耗达 16.7 %, 并使风机运行效率进一步提高, 总体节能降耗效果明显, 可为企业创造显著的经济效益.

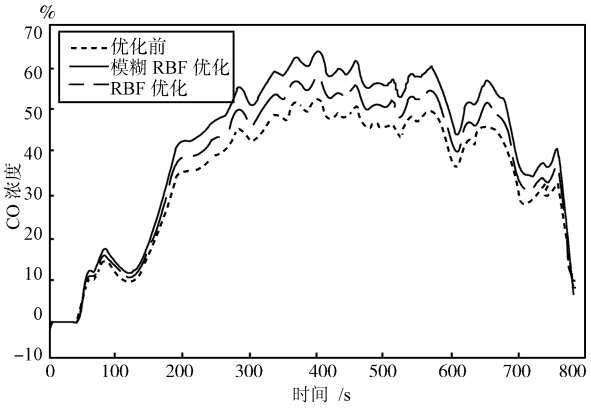


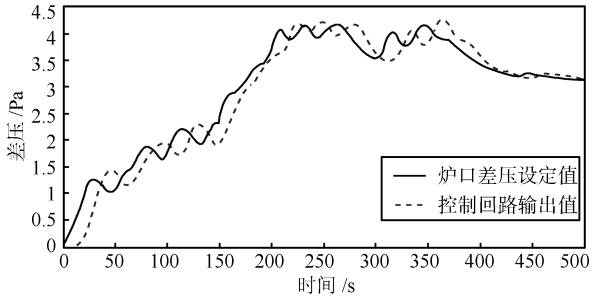
图 8 CO 浓度对比曲线

Fig. 8 Comparison curves of CO concentration

表 1 CO 浓度、热值、回收量、风机耗电量平均值数据对比

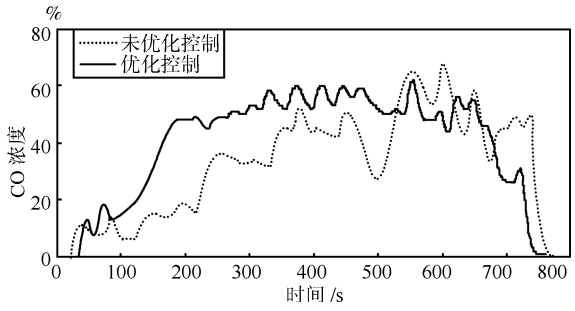
Table 1 Comparisons of CO concentration, heating value, recycling volume, and fan electric power consumption average data

	CO 浓度 (%)	煤气热值 (kCal/Nm³)	煤气回收量 (Nm³/t)	风机耗电量 (度/炉)
优化控制前	48	1 600	85	5.4
优化控制后	55	1 833	105	4.5



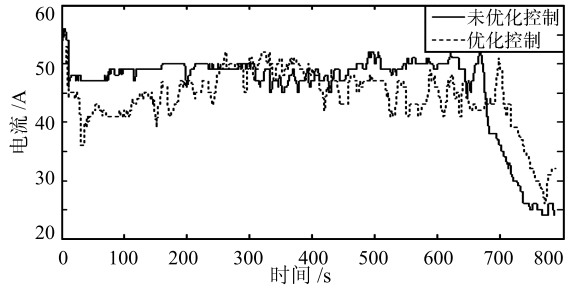
(a) 炉口压差设定值和控制回路输出值趋势

(a) Furnace pressure settings and control loop output value trends



(b) CO 浓度曲线对比

(b) Comparison curves of CO concentration



(c) 变频器电流曲线对比

(c) Current curves comparison of the inverter

图 9　优化控制效果

Fig. 9　Results of optimal control

7　结论

本文在分析转炉煤气回收工艺特点以及影响回收效果重要因素的基础上, 阐述了煤气回收系统中炉口压差设定值对煤气 CO 浓度及热值的影响情况, 提出了一种基于提高 CO 浓度的优化控制方案, 利用改进的模糊 RBF 神经网络在线辨识出炉口压差与 CO 浓度之间的数学模型, 根据辨识模型搜索最优炉口压差设定值. 在应用此优化控制算法对煤气回收系统进行仿真分析的基础上, 以马钢第二钢轧总厂 1 号转炉为对象投入控制运行. 应用结果表明, 此优化控制策略能够明显提高 CO 浓度及煤气热值, 有效降低风机传动电机电流及输出功率, 达到较好的煤气回收和风机节能效果, 产生了显著的经济效益.

References

1 Yan Ai-Jun, Chai Tian-You, Wang Pu. Intelligently optimizing control of magnetic-tube-recovery-rate (MTRR) based on variable prediction. *Control Theory & Applications*, 2008, **25**(5): 908−912
(严爱军, 柴天佑, 王普. 基于参量预报的磁选管回收率智能优化控制. 控制理论与应用, 2008, **25**(5): 908−912)

2 Zhang Xing. Study and Design on Smoke Decontaminating and Coal Gas Reclaiming of Steel Making Engineering for 50t Converter at DeSheng I & S(group) Corp [Master dissertation], Chongqing University, China, 2004
(张醒. 德钢 50t 转炉炼钢工程烟气净化及煤气回收监控系统的研究与设计 [硕士学位论文], 重庆大学, 中国, 2004)

3 Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Wang Hong, Su Chun-Yi. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(5): 505−515
(柴天佑, 丁进良, 王宏, 苏春翌. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. 自动化学报, 2008, **34**(5): 505−515)

4 Wu Le, Yang Guo-Hua. New purification and recovery system for steel making converter flue gas. *Energy for Metallurgical Industry*, 2009, **28**(5): 47−50
(武乐, 杨国华. 新型炼钢转炉煤气净化回收系统. 冶金能源, 2009, **28**(5): 47−50)

5 Wang Ai-Hua, Cai Jiu-Ju, Li Xiu-Ping, Wang Ding, Zhou Qing-An. Converter gas recovery analysis and improvement. *Iron and Steel*, 2006, **41**(5): 81−84
(王爱华, 蔡九菊, 郦秀萍, 王鼎, 周庆安. 转炉煤气回收分析及其提高措施. 钢铁, 2006, **41**(5): 81−84)

6 Song Hai-Ying, Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Wang Ya-Lin. Dynamic optimization control for the slag forming process in a Pierce-Smith converter. *Control Theory & Applications*, 2009, **26**(10): 1093−1099
(宋海鹰, 桂卫华, 阳春华, 王雅琳. PS 转炉造渣过程的动态优化控制. 控制理论与应用, 2009, **26**(10): 1093−1099)

7 Cheng Li-Liang. *Steel-making Converter Flue Gas Recycling Technology*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1991. 85−86
(成立良. 炼钢转炉烟气的回收利用技术. 北京: 冶金工业出版社, 1991. 85−86)

8 Du Yi-Wen. Design and Realization for Fume Cleaning and Recovery System of Converter [Master dissertation], Northeastern University, China, 2005
(杜一文. 转炉烟气净化回收系统的设计与实现 [硕士学位论文], 东北大学, 中国, 2005)

9 Chen Zhi-Bin. The current state and development of recovery and utilization technology of domestic converter gas. *Metallurgical Power*, 2003, (1): 9−12
(陈志斌. 国内转炉煤气回收利用技术的现状及发展. 冶金动力, 2003, (1): 9−12)

10 Liu Yin-Mian. Application of the micro-differential pressure technology in converter gas recovery. *Steel*, 1994, **29**(5): 60−62
(刘荫绵. 炉口微差压技术在转炉煤气回收中的应用. 钢铁, 1994, **29**(5): 60−62)

11 Deng Y, He X N, Zhao J, Xiong Y, Shen Y Q, Jiang J. Application of artificial neural network for switching loss modeling in power IGBTs. *Journal of Zhejiang University-Science C*, 2010, **11**(6): 435−443

12 Chen Xiao-Qu, Lu Cong-Da, Liao Zhi-Ping. Improvement of BP learning algorithm in Matlab. *Control Engineering of China*, 2005, **12**(S): 96−98
(陈孝趋, 鲁聪达, 廖枝平. BP 算法的改进及其在 Matlab 上的实现. 控制工程, 2005, **12**(S): 96−98)

13 Shenoi B A. *Introduction to Digital Signal Processing and Filter Design*. USA: John Wiley & Sons, 2006. 112−115

14 Guo Peng, Hu Hui, Liu Guo-Rong, Liu Dong-Bo. Adaptive neural-network tracking control for SISO affine nonlinear systems with zero-dynamics. *Control Theory & Applications*, 2010, **27**(8): 1113−1117
(郭鹏, 胡慧, 刘国荣, 刘洞波. 具有零动态的 SISO 仿射非线性系统的神经网络自适应跟踪控制. 控制理论与应用, 2010, **27**(8): 1113−1117)

15 Qiao Jun-Fei, Han Hong-Gui. Optimal structure design for RBFNN structure. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(6): 865−872
(乔俊飞, 韩红桂. RBF 神经网络的结构动态优化设计. 自动化学报, 2010, **36**(6): 865−872)

16 Venkatesan P, Anitha S. Application of a radial basis function neural network for diagnosis of diabetes mellitus. *Research Articles*, 2006, **91**(9): 1195−1199

17 Bao Hong, Huang Xin-Han, Li Xi-Xiong. Generalized fuzzy inference and generalized fuzzy RBF networks. *Control and Decision*, 2000, **15**(2): 205−208
(鲍鸿, 黄心汉, 李锡雄. 广义模糊推理与广义模糊 RBF 神经网络. 控制与决策, 2000, **15**(2): 205−208)

18 Wu Yun-Jie, Liu Jin-Kun, Liu Qiang. Servo table robust control based on fuzzy RBF neural network. *Journal of System Simulation*, 2002, **14**(9): 1222−1234
(吴云洁, 刘金琨, 刘强. 基于模糊 RBF 网络的伺服转台鲁棒控制. 系统仿真学报, 2002, **14**(9): 1222−1234)

19 Liu Jin-Kun. *Advanced PID Control and MATLAB Simulation*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006. 79−80, 288−299
(刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真. 北京: 电子工业出版社, 2006. 79−80, 288−299)

章家岩 安徽工业大学电气信息学院教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制.
E-mail: zhangjiayan@189.cn
(**ZHANG Jia-Yan** Professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology. His research interest covers complex industrial process modeling and optimal control.)

马中海 安徽工业大学硕士研究生. 主要研究方向为工业过程先进控制技术. 本文通信作者.
E-mail: zhonghaima001@163.com
(**MA Zhong-Hai** Master student at Anhui University of Technology. His main research interest is advanced control technology in industrial process. Corresponding author of this paper.)

钱晓斌 马钢股份公司第二钢轧总厂炼钢点检室工程师. 主要研究方向为冶金生产过程自动化控制. E-mail: qianxb502@163.com
(**QIAN Xiao-Bin** Engineer in the Second Rolling Plant Inspection Room, Maanshan Iron and Steel Company Limited. His main research interest is metallurgical production process automation control.)

李绍铭 安徽工业大学电气信息学院教授. 主要研究方向为自动控制技术, 自动检测, 过程控制.
E-mail: lism@ahut.edu.cn
(**LI Shao-Ming** Professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology. His research interest covers automatic control technology, automatic detection, and process control.)

郎佳红 安徽工业大学电气信息学院副教授. 主要研究方向为信息融合与智能控制技术.
E-mail: jhlang@ahut.edu.cn
(**LANG Jia-Hong** Associate professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology. His research interest covers information fusion and intelligent control technology.)