

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

周洪煜¹, 张振华¹, 张军², 张伟¹, 赵乾¹

(1. 重庆大学动力工程学院, 重庆市 沙坪坝区 400030; 2. 西北电力设计院, 陕西省 西安市 710075)

Mixed Structure-radial Basis Function Neural Network Optimal Control on Spraying Ammonia Flow for Supercritical Boiler Flue Gas Denitrification

ZHOU Hongyu¹, ZHANG Zhenhua¹, ZHANG Jun², ZHANG Wei¹, ZHAO Qian¹

(1. School of Power Engineering, Chongqing University, Shapingba District, Chongqing 400030, China;

2. Northwest Electric Power Design Institute, Xi'an 710075, Shaanxi Province, China)

ABSTRACT: Spraying ammonia flow can influence the efficiency of supercritical boiler's flue gas denitrification device based on selective catalytic reduction (SCR). Excessive spraying flow can also result in ash deposit and corruption of backward heating units such as air heater, simultaneously, it causes resource waste and second pollution. Moreover, optimal traditional PID control with variational load on the flow is difficult. And in order to improve traditional radial basis function (RBF) neural network (RBFNN)'s adaptivities of nonlinearity and disturbance during variational working condition, so, a new control scheme based on mixed structure RBFNN (MS-RBFNN) was proposed. This MS-RBFNN can synthetically study current main relative state parameters, so as to parallel calculate the optimal spraying ammonia flow by using least NO_x discharge of SCR device as its training signal. Experimental results indicate, comparing with traditional PID control, this scheme's advantages on better NO_x control effect and adaptability of variable working condition as well as little ammonia usage.

KEY WORDS: selective catalytic reduction (SCR); radial basis function (RBF) neural network; mixed structure; optimal control; flue gas denitrification; supercritical boiler

摘要: 喷氨量大小不仅影响超临界锅炉选择性催化还原(selective catalytic reduction, SCR)烟气脱硝装置的效率, 过量喷氨也会导致下游空预器受热面的积灰、腐蚀和造成资源浪费、二次污染, 且在变负荷时, 传统 PID 控制方式很难实现最佳控制。通过引入混结构隐含层, 改善传统 RBF 神经网络变工况控制时的非线性和扰动适应能力, 设计了基于混结构 RBF 神经网络(MS-RBFNN)的喷氨流量最优控制系统, 用 MS-RBFNN 综合学习当前主要相关状态参数, 以 SCR

脱硝装置出口 NO_x 排放量最小作为学习训练信号, 实时并行计算出最优喷氨控制流量。实验结果表明, 此优化方案相对传统 PID 控制, 具有更好的 NO_x 排放控制效果和变工况适应能力, 同时节约了喷氨量。

关键词: 选择性催化还原; 径向基函数神经网络; 混结构; 最优控制; 烟气脱硝; 超临界锅炉

0 引言

随着发电机组容量大型化和环保要求的逐渐提高, 超临界大型锅炉的烟气排放质量均纳入严格监管^[1-2]。在燃煤锅炉烟气排放控制中, 仅采用文献[3-9]中论述的一次燃烧控制措施如低 SO_x、NO_x 燃烧技术等, 很难满足排放标准, 还必须利用二次烟气净化措施^[10], 如加装尾部烟气脱硫、脱硝装置等。尾部烟气脱硝中, 较多使用喷氨选择性催化还原(selective catalytic reduction, SCR)方法^[11-15]。从实际运行情况可知, 喷氨 SCR 脱硝装置的效率易受喷氨量、稀释空气量、反应温度、催化剂活性等因素影响^[16], 设计定型的装置投运后, 反应温度可由烟气旁路控制, 催化剂只能在失效后更换, 而喷氨量则成为日常可调整的关键因素之一。尤其在锅炉负荷变动下, 当前普遍应用的传统 PID 控制器克服变工况下非线性和强扰动的能力较差, 控制喷氨流量时, 很难保证最佳喷氨比例。喷氨过少时, 导致 NO_x 排放增加甚至超标, 喷氨过量时, 不仅影响脱硝效率, 还致使过量氨气与烟气中 SO₃ 反应生成硫酸氢氨和硫酸氨, 这种生成物会降低催化剂活性, 造成空预器积灰堵塞和腐蚀, 影响锅炉安全运行,

同时氨逃逸量的增加也造成运行成本浪费和二次环境污染。

文献[17-18]应用现代控制理论方法来优化类似的喷氨控制系统，但其建模过程依赖严格数学模型，不符合实际控制。而文献[19-20]仅从改进实际物理装置的角度来提高烟气脱硝的喷氨效果，未涉及到具体控制方法。本文引入具有较好非线性逼近能力、自学习能力和并行计算能力的 RBF 神经网络 (RBFNN)^[21-24]，并通过优化其传统的单结构隐含层改善变工况控制时适应非线性和扰动的能力，设计出基于混结构 RBFNN 的喷氨流量最优控制系统。该控制器运算只基于广义数学模型，可综合学习 SCR 烟气脱硝重要状态参数，如 SCR 装置进口处和出口处 NO_x 含量、喷入氨气/ NO_x 比例，并参考设定排放标准，用神经网络实时学习、计算出最优喷氨控制流量。文末进行了实验对比，表明此优化后控制方案在锅炉尾气环保减排上有显著效果。

1 SCR 喷氨烟气脱硝系统装置

某厂 600 MW 超临界机组燃煤锅炉的 SCR 喷氨烟气脱硝装置如图 1 所示。

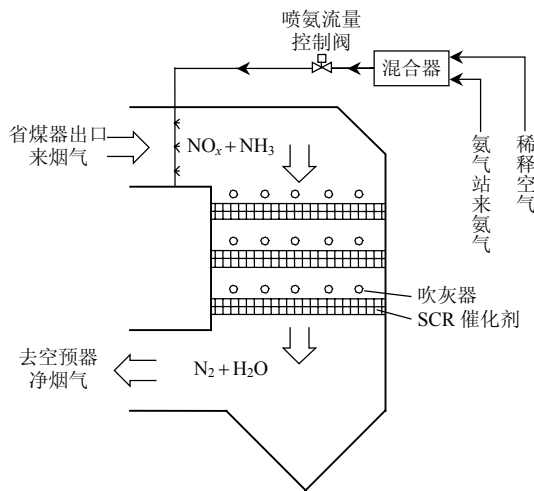
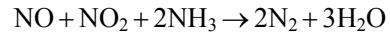
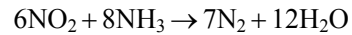
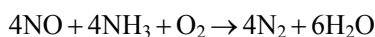


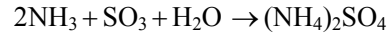
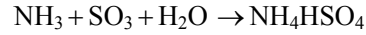
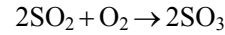
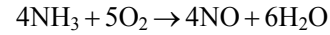
图 1 SCR 烟气脱硝系统装置示意图

Fig. 1 Sketch map of SCR flue gas denitrification

该 SCR 喷氨烟气脱硝系统的温度由上游的省煤器烟气旁路挡板控制。来自氨站的氨气和来自锅炉送风系统的稀释空气混合，经炉前喷氨流量控制阀在炉内喷氨区的格栅式管路喷嘴喷出，并和上游来的烟气充分混合后，进入反应区，在镀 TiO_2 不锈钢板催化剂作用和有氧条件下发生选择性催化反应，将烟气中的 NO_x 转化成无害的氮气和蒸汽，达到烟气洁净目的。其主要反应过程可表示如下：



以上是理想的完全转化过程，实际中，还会发生下面不利的副反应：



可以看出，过量的喷氨量一方面会导致副反应速度加快，重新生成 NO_x 降低了脱硝效率，另一方面，过量的氨气会同烟气中的 SO_3 反应生成硫酸氢氨和硫酸氨，这些生成物不仅会附着在催化剂表面，堵塞催化剂的通道和微孔，降低催化剂活性，还会对下游的空预器受热面造成积灰堵塞和腐蚀，同时，氨气逃逸率增加也导致了二次污染。

此外，在锅炉变负荷工况下，SCR 喷氨烟气脱硝工况扰动较大，呈现非线性特点，且此装置系统庞大，用传统 PID 控制时也较难克服其滞后特性。因此，除用烟气旁路控制好 SCR 喷氨烟气脱硝反应区温度外，还必须设计更优的自动控制系统严格控制好喷氨量大小，以最合适的 NH_3/NO_x 比例来保证脱硝效率，同时确保氨量逃逸率在合理范围内。

2 烟气脱硝喷氨量 MS-RBFNN 最优控制设计

2.1 喷氨量 MS-RBFNN 最优控制系统

RBFNN 是一种将输入矢量扩展或预处理到高维空间中的神经网络学习方法，具有很强的非线性映射能力、自学习能力和并行计算能力。然而在控制对象时变，特别是存在大的工况扰动时，传统静态前向单结构隐含层 RBFNN 鲁棒性、泛化能力变差，甚至出现动态失稳现象。

因此，本文在传统 RBFNN 非线性静态前向神经网络结构的基础上，引入局部递归神经网络，优化成为混合结构隐含层的 RBFNN，一方面保留了其原有特性，另一方面用以克服传统单结构隐含层的诸多缺点。同时，针对前述烟气喷氨脱硝装置的工作特点，设计出如图 2 所示的基于 MS-RBFNN 控制器的喷氨量最优控制系统，并替代传统 PID 控制。

该优化控制方案中，MS-RBFNN 综合学习烟气脱硝系统与喷氨控制相关的主要状态量，以 SCR 装置出口 NO_x 含量最小为学习目标，求取喷氨最佳控制量，并作为炉前喷氨流量控制阀的实时指令。

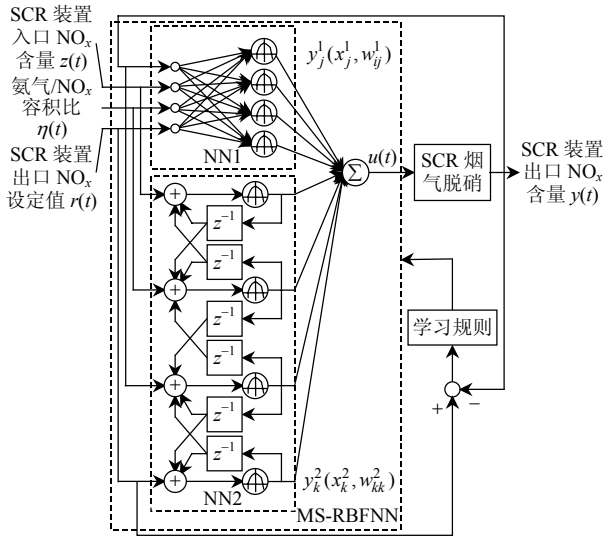


图2 SCR喷氨量MS-RBFNN最优控制系统
Fig. 2 MS-RBFNN optimal control system on SCR spraying ammonia flow

2.2 喷氨量MS-RBFNN控制器拓扑结构

喷氨量的重要依据是当前负荷下烟气中需要净化的 NO_x 含量 $z(t)$ ，可由SCR装置进口处测得；为保证催化反应效果，还必须保持好反应区 NH_3/NO_x 比例和适当的氧量，可由检测的空气稀释后喷氨量和进口处 NO_x 含量的容积比值 $\eta(t)$ 来表示；此外，为确保精确控制和避免喷氨过量，还必须参考装置设计排放标准 $r(t)$ ，并同时引入SCR装置出口处 NO_x 含量 $y(t)$ 进行反馈控制。因此，MS-RBFNN的输入层可以确定为

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T = [y(t), z(t), \eta(t), r(t)]^T \quad (1)$$

MS-RBFNN的隐含层包含2个部分。如图2所示，上部分(NN1)为非线性静态前向神经网络，下部分(NN2)为局部递归动态神经网络。对于NN1，其输入、输出为：

$$\mathbf{x}_j^1 = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T \quad (2)$$

$$y_j^1 = \sum_{i=1}^4 w_{ij}^1 \phi(\mathbf{x}_j^1, \mathbf{c}_j), \quad i=1,2,3,4 \quad (3)$$

式中： w_{ij}^1 为NN1输入节点和输出节点连接权值； \mathbf{c}_j 为径向基中心。

对于NN2，其输入、输出为：

$$\mathbf{x}_k^2 = \begin{bmatrix} x_1^2 \\ x_2^2 \\ x_3^2 \\ x_4^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 + y_1^2(t-1) + y_2^2(t-1) \\ x_3 + y_1^2(t-1) + y_2^2(t-1) + y_3^2(t-1) \\ x_1 + y_2^2(t-1) + y_3^2(t-1) + y_4^2(t-1) \\ x_4 + y_3^2(t-1) + y_4^2(t-1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$y_k^2 = w_{kk}^2 \phi(\mathbf{x}_k^2, \mathbf{c}_k), \quad k=1,2,3,4 \quad (5)$$

式中 w_{kk}^2 为NN2输入节点和输出节点连接权值。

MS-RBFNN输出层为单神经元，输出量即为喷氨控制量 $u(t)$ 。由图2可知，MS-RBFNN输出 $u(t)$ 应为NN1和NN2输出的线性加权。即

$$u(t) = \mathbf{w}^T(n) \boldsymbol{\phi}(n) = \sum_{j=1}^4 \boldsymbol{\alpha}_j y_j^1 + \sum_{k=1}^4 \boldsymbol{\beta}_k y_k^2 \quad (6)$$

式中： $\mathbf{w}^T(n) = (\boldsymbol{\alpha}_j, \boldsymbol{\beta}_k)^T$ 为隐含层到输出层权值； $\boldsymbol{\alpha}_j$ 为NN1到输出层权值； $\boldsymbol{\beta}_k$ 为NN2到输出层权值。选择径向基函数为高斯函数，即

$$\phi(n) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_n^2 - \mathbf{c}_n\|^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (7)$$

式中 σ_n 为径向基宽度。

输出为

$$u(t) = \sum_{j=1}^4 \boldsymbol{\alpha}_j \sum_{i=1}^4 w_{ij}^1 \phi\left(-\frac{\|\mathbf{x}_j^1 - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) + \sum_{k=1}^4 \boldsymbol{\beta}_k w_{kk}^2 \phi\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k^2 - \mathbf{c}_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (8)$$

2.3 喷氨量MS-RBFNN最优控制算法

用随机梯度算法训练RBFNN时，具有修正隐含层中心点值和扩展参数的能力，可极大改善RBFNN控制性能。依据前文分析，定义学习信号即瞬时误差代价函数为

$$J(n) = \frac{1}{2} |e(n)|^2 + u(t) = \frac{1}{2} [r(t) - y(t)]^2 + u(t) = \frac{1}{2} [x_4 - x_1]^2 + \left[\sum_{j=1}^4 \boldsymbol{\alpha}_j \sum_{i=1}^4 w_{ij}^1 \phi\left(-\frac{\|\mathbf{x}_j^1 - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) + \sum_{k=1}^4 \boldsymbol{\beta}_k w_{kk}^2 \phi\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k^2 - \mathbf{c}_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \right] \quad (9)$$

其中，引入 $u(t)$ 项是为避免很小的神经网络计算误差引起控制量大幅波动。则网络参数修正方程为：

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu_w \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (10)$$

$$\mathbf{c}(n+1) = \mathbf{c}(n) - \mu_c \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{c}(n)} \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\sigma}(n+1) = \boldsymbol{\sigma}(n) - \mu_\sigma \frac{\partial J(n)}{\partial \boldsymbol{\sigma}(n)} \quad (12)$$

式中 μ_w 、 μ_c 、 μ_σ 为学习速率。

3 实验结果和分析

3.1 喷氨控制系统仿真

MS-RBFNN在投入实时控制前，为防止初始控制扰动，也应进行离线训练。选取历史记录中300~600MW负荷下SCR装置进口处 NO_x 含量测量

值 $z(t)$ 、出口处 NO_x 含量测量值 $y(t)$ 、反应区 NH_3/NO_x 比例测量值和设计中的装置出口处 NO_x 排放标准值 $r(t)$ 各 100 组对应数据，作为初始训练样本，并选取各初始权值为 $(-0.5, 0.5)$ 之间的随机数形成初始网络控制器，按照公式(8)~(12)的学习算法投入训练，当系统响应与装置出口 NO_x 设计排放标准 $r(t)$ 的误差逼近到允许范围内时，离线训练结束，即可投入实际运行。

为验证 MS-RBFNN 控制的性能，以喷氨脱硝系统为对象进行了 3 种控制方式下的阶跃响应仿真实验对比，结果见图 3。基于闭环稳定控制的传统 PID 控制器，不具备自学习、自整定能力，因此在对象扰动下，调节时间长、动态误差大，而 RBFNN 控制方式下的控制品质均优于前者。但 MS-RBFNN 投入实际控制后，由于其隐含层混合了静态前向和动态回归网络，比传统 RBFNN 具备更强的自适应性及鲁棒性，抗模型失配能力增强，在阶跃扰动下，上升时间和调节时间相对传统 RBFNN 更短，体现了更快的对象逼近能力和非样本输入控制下的泛化能力，为变工况时喷氨量的精确控制打下基础。

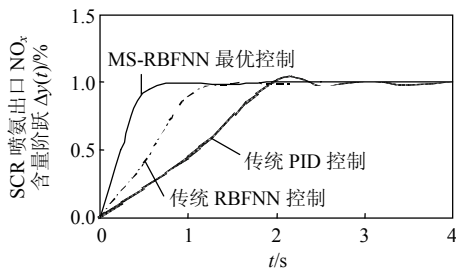


图 3 SCR 喷氨控制系统阶跃响应曲线

Fig. 3 Step response curve of SCR spraying ammonia control system

3.2 负荷变化时 NO_x 控制实验

某厂 600 MW 超临界锅炉额定负荷时 SCR 装置入口处烟气量约为 $1.78 \times 10^6 \text{ m}^3/\text{h}$ (标准状态)， NO_x 含量约为 1.5×10^{-4} ，烟气温度控制在 $370 \sim 420 \text{ }^\circ\text{C}$ ，设计煤种元素分析氮含量为 1.05%，设计脱硝率不低於 74%。但由于使用煤种变化和机组经常调峰运行，负荷变化较多，原传统 PID 控制下其控制器参数都基于设计工况整定，适应对象和环境变化的能力较差，脱硝率很难达到设计效果。如图 4 所示，变工况时，传统 PID 控制时的平均脱硝率只有 69.7%，在 600 MW 时的脱硝率仅 63.3%，SCR 装置出口 NO_x 含量达 5.5×10^{-5} ，远高出设计效率下排放值 3.9×10^{-5} 。而采用 MS-RBFNN 最优控制时，平均脱硝率达 82.3%，在 600 MW 时脱硝率为

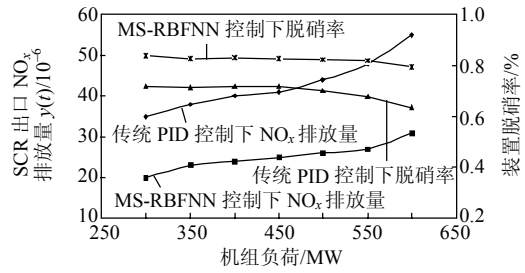


图 4 负荷变化时 NO_x 控制实验

Fig. 4 NO_x control experiment at unit load changing

79.3%，SCR 装置出口 NO_x 含量仅为 3.1×10^{-5} ，这是由于采用了优化的混结构隐含层 RBFNN 控制器后，可综合利用多个与喷氨量控制相关的状态参数进行在线学习计算，且它是以 SCR 装置出口 NO_x 排放量最小作为控制目标，而不是传统 PID 控制下以逼近设定值为控制目标，因此大大提高了脱硝效果。

3.3 负荷变化时的喷氨量控制和 NH_3 逃逸率对比

喷氨量在 MS-RBFNN 最优控制时，引入了实时的 SCR 装置入口 NO_x 含量作为前馈作用，它的变化将直接引起控制输出变化，以减小脱硝控制的滞后；并引入 NH_3/NO_x 比值作为优化控制对象，使得保证脱硝率同时，喷氨量控制更加精确，避免了变工况下过量喷氨造成氨逃逸。如图 5 可知，变负荷时 MS-RBFNN 最优控制下的平均喷氨量为 $89.86 \text{ m}^3/\text{h}$ ，氨气逃逸量平均为 2.74×10^{-6} 。而传统 PID 控制方式下，仅用 SCR 装置出口 NO_x 含量进行反馈控制，很难克服工况扰动下的非线性和控制惯性，结果造成喷氨量过调，氨气逃逸增加：变负荷时平均喷氨量达 $100.43 \text{ m}^3/\text{h}$ ，氨气逃逸量平均为 5.64×10^{-6} ，超过了设计值 (4.7×10^{-6})。

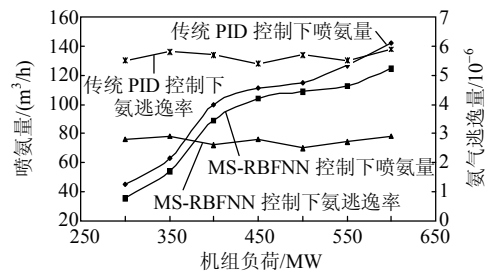


图 5 负荷变化时喷氨量和 NH_3 逃逸率对比

Fig. 5 Spraying flow and NH_3 slip rate comparison at unit load changing

3.4 脱硝控制过程 SO_2/SO_3 转化率比较

如前文所述，烟气中 SO_2 在催化剂 TiO_2 下会氧化成 SO_3 ，再和 NH_3 接触会发生有害的脱硝副反应。因此设计的脱硝过程 SO_2/SO_3 转化率小于 1%。 SO_2 氧化反应中氧化剂 O_2 来自于过量空气和漏风，另

外一部分来自于稀释空气。因此,二次烟气净化中的稀释空气在保证氨气顺利输送、冷却和浓度安全条件下,应尽量减少配入,以免SCR反应区氧量浓度增加,加剧 SO_2/SO_3 转化。喷氨流量控制阀门是控制氨气及其稀释空气的混合气体,MS-RBFNN最优控制器在保证精确调整喷氨量同时,也避免了过量喷入混合的稀释空气量,相应减少了氧量的携带进入和反应区中 SO_2/SO_3 转化,观察图6,变工况时,其 SO_2/SO_3 转化率平均值为0.66%,最大为0.78%。而传统变工况控制下,PID控制器的稳定性、准确性都较差,在喷氨量超调时必然过量喷入了稀释空气,致使转化率平均值达1.47%,最大约1.75%,使得 SO_3 生成量相对增多。

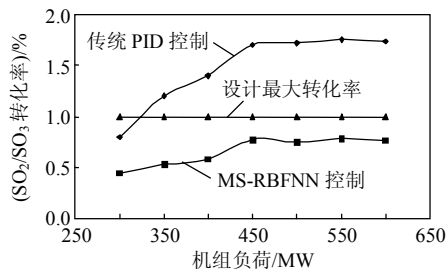


图6 脱硝过程 SO_2/SO_3 转化率

Fig. 6 SO_2/SO_3 conversion rate during denitrification

4 结论

带有混合结构隐含层的RBFNN,具有比传统RBFNN更快速的非线性逼近能力,在烟气脱硝喷氨流量变工况控制时,相对传统控制方式,体现了精确的喷氨控制能力和良好的脱硝效果:变负荷下平均脱硝率提高了12.6%,平均喷氨量减少了 $10.57 \text{ m}^3/\text{h}$,氨气逃逸量降低了 2.9×10^{-6} ,同时,平均 SO_2/SO_3 转化率下降约0.81%。因此,达到了进一步环保减排目的。由于脱硝过程中完全防止喷氨过量暂时是无法实现的,也必然生成硫酸氢氨与硫酸氨,导致SCR催化体本身的结垢和下游受热面的积灰、腐蚀,因此在改进控制方案下,仍需加强SCR装置阻力变化和空预器烟气侧阻力、漏风量变化等监视,同时,应优化在喷氨脱硝下的吹灰器运行方式,及时对SCR装置和空预器受热面进行清洁。

此外,虽然本文优化控制方式下的烟气脱硝喷氨量更加精确,但是喷氨量对烟气温度方面的可能影响也应引起重视和继续研究。

参考文献

[1] 苟湘,周俊虎,周志军,等.低 NO_x 改造方案中煤粉再燃风喷口

位置的选择[J].中国电机工程学报,2008,28(7):1-7.

Gou Xiang, Zhou Junhu, Zhou Zhijun, et al. Selection of position of pulverized coal reburning injector in low NO_x retrofit schemes[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 1-7(in Chinese).

[2] He C H, Wang Y H, Chen Y S, et al. Activity stability and hydrocarbon deactivation of Fe beta catalyst for SCR of NO with ammonia[J]. Applied Catalysis A: General, 2009, 368(1-2): 121-126.

[3] 王春林,周昊,李国能,等.基于遗传算法和支持向量机的低 NO_x 燃烧优化[J].中国电机工程学报,2007,27(11):40-44.

Wang Chunlin, Zhou Hao, Li Guoneng, et al. Support vector machine and genetic algorithms to optimize combustion for low NO_x emission[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(11): 40-44(in Chinese).

[4] 许昌,吕剑虹,郑源,等.以效率和低 NO_x 排放为目标的锅炉燃烧整体优化[J].中国电机工程学报,2006,26(4):46-50.

Xu Chang, Lü Jianhong, Zheng Yuan, et al. A boiler combustion global optimization on efficiency and low NO_x emission object[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(4): 46-50(in Chinese).

[5] Bris T L, Cadavid F, Caillat, et al. Coal combustion modelling of large power plant for NO_x abatement[J]. Fuel, 2007, 86(14): 2213-2220.

[6] Zhou H, Zheng L G, Cen K F. Computational intelligence approach for NO_x emissions minimization[J]. Energy Conversion and Management, 2010(51): 580-586.

[7] Nimmo W, Daood S S, Gibbs B M. The effect of O_2 enrichment on NO_x formation in biomass co-fired pulverised coal combustion[J]. Fuel, 2010, 89(10): 640-648.

[8] 靖剑平,李争起,陈智超,等.中心给粉燃烧器在燃用烟煤1025t/h锅炉上的应用[J].中国电机工程学报,2008,28(2):1-6.

Jing Jianping, Li Zhengqi, Chen Zhichao, et al. Application of centrally fuel rich swirl burner on a 1025t/h bituminous coal fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(2): 1-6(in Chinese).

[9] 周俊虎,宋国良,刘建忠,等.高浓度煤粉燃烧低 NO_x 排放特性的试验研究[J].中国电机工程学报,2007,27(2):42-46.

Zhou Junhu, Song Guoliang, Liu Jianzhong, et al. Experimental study on characteristics of low NO_x emission during the dense phase pulverized coal combustion[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(2): 42-46(in Chinese).

[10] 赵宗让.电厂锅炉SCR烟气脱硝系统设计优化[J].中国电力,2005,38(11):69-74.

Zhao Zongrang. Design optimization of SCR system for coal-fired boilers[J]. Electric Power, 2005, 38(11): 69-74(in Chinese).

[11] Yang Hongmin, Pan Weiping. Transformation of mercury speciation through the SCR system in power plants[J]. Journal of Environmental Sciences, 2007, 19(2): 181-184.

[12] Pudasaime D, Lee S J, Lee S H, et al. Effect of selective catalytic reactor on oxidation and enhanced removal of mercury in coal-fired power plants[J]. Fuel, 2010, 89(4): 804-809.

[13] Uddin M A, Shimizu K, Ishibe K, et al. Characteristics of the low temperature SCR of NO_x with NH_3 over TiO_2 [J]. Journal of Molecular Catalysis A: Chemical, 2009, 309(1-2): 178-183.

[14] Franco A, Diaz A R. The future challenges for "clean coal technologies": joining efficiency increase and pollutant emission control[J]. Energy, 2009, 34(3): 348-354.

[15] You C F, Xu X C. Coal combustion and its pollution control in

- China[J]. Energy and Its Sustainable Development for China, 2009, 35(11): 1-6.
- [16] Nazari S, Shahhoseini, Kashani A S, et al. Experimental determination and analysis of CO₂, SO₂ and NO_x emission factors in Iran's thermal power plants[J]. Energy, 2010, 35(7): 2992-2998.
- [17] 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): 653-662.
- [18] Chiang C J, Kuo C L, Huang C C. Model predictive control of SCR aftertreatment system[C]//Proceedings of the 2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Taiwan, China, 2009: 2058-2063.
- [19] Buzanowski, Mark A, Fadda D. Optimized ammonia injection for power plant SCR systems[C]//Proceedings of the ASME Power Conference 2007, San Antonio, United States, 2007: 493-496.
- [20] Varner M, Rogers K, Hoover K. Channelized SCR inlet for improved ammonia injection and efficient NO_x control[P]. US, 6905658, 2005.
- [21] Golbabai A, Mammadov M, Seifollahi. Solving a system of nonlinear integral equations by an RBF network[J]. Computers and Mathematics With Applications, 2009, 57(10): 1651-1658.
- [22] Niu J J, Fu Y L, Qi X Y. Design and application of discrete sliding mode control with RBF network-based switching law[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(3): 279-284.
- [23] Satish Kumar. Neural networks[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 304-310.
- [24] Hsu C F, Lin C M, Chung C M. Design of a growing-and-pruning adaptive RBF neural control system[C]//Proceedings of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Baoding, China, 2009: 3252-3257.



周洪煜

收稿日期: 2010-07-01。

作者简介:

周洪煜(1954), 男, 博士, 硕士生导师, 研究方向为电站控制系统、节能减排和智能控制理论, cqzhy@cqu.edu.cn;

张振华(1979), 男, 硕士研究生, 研究方向为电站 DCS 控制系统优化和智能控制应用;

张军(1971), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为清洁发电技术和神经网络控制。

(责任编辑 张媛媛)