

大型电站锅炉混煤掺烧的 NO_x排放特性预测与运行优化

陈庆文, 马晓茜, 刘翱

(华南理工大学电力学院, 广东省广州市 510640)

Prediction and Operation Optimization for NO_x Emission Property of Large-scale Mixed Coal-fired Utility Boiler

CHEN Qing-wen, MA Xiao-qian, LIU Ao

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, Guangdong Province, China)

ABSTRACT: The NO_x emission property and boiler efficiency of a 700MW utility tangentially firing coal burned boiler were experimentally investigated, an artificial neural network model on NO_x emission property and boiler efficiency of large-scale boiler were developed to predict the NO_x emission, and the predicted result indicates the mean relative error of NO_x emission and boiler efficiency is 3.63% and 0.23% between experimental value and the calculated value, respectively, which proves the feasibility of the model. Using genetic algorithm based on the neural network model to optimize the operation parameters, and the optimization results of NO_x emission are 421.44, 255.05 and 215.40 mg·m⁻³, which are reduced by 37.56%, 29.43% and 30.56%, respectively, and the relevant boiler efficiency are 94.56%, 94.13% and 94.80%, which are improved by 0.09%, 0.42% and 0.88%. The result shows the algorithm can get the optimal operating parameters, decrease the NO_x emission and improve boiler efficiency when using the blending non-design coal; more the mixing ratio, less the NO_x emission; Blending D and E coal mill is helpful to reduce NO_x.

KEY WORDS: boiler; NO_x; boiler efficiency; artificial neural network; mixed burning; genetic algorithm

摘要: 在某 700MW 四角切圆燃煤电站锅炉的 NO_x 排放特性及锅炉效率多工况热态测试的基础上, 应用人工神经网络建立大型四角切圆电站锅炉 NO_x 特性及锅炉效率模型并进行预测, 检验样本 NO_x 排放浓度和锅炉效率预测值与实测值的平均相对误差分别为 3.63% 和 0.23%, 证实模型的可行性。并在此基础上, 结合遗传算法对锅炉运行参数进行优化。优化后 NO_x 排放浓度为 421.44、255.05 和 215.40 mg·m⁻³, 分别降低了 37.56%、29.43% 和 30.56%; 锅炉效率为 94.56%、94.13% 和 94.80%, 分别提高了 0.09%、0.42% 和 0.88%。该模型可在掺烧非设计煤种情况下寻找出最优运行参数, 降低锅炉

NO_x 排放浓度并提高锅炉效率; 同时随掺混比的增大, NO_x 排放浓度降低; 掺烧 D 磨和 E 磨有利于降低 NO_x。

关键词: 锅炉; NO_x; 锅炉效率; 人工神经网络; 掺烧; 遗传算法

0 引言

降低燃煤锅炉污染气体 NO_x 的排放是当代电力生产中一个重要的目标, 燃煤电站锅炉 NO_x 排放特性和锅炉效率特性很复杂, 受到如煤种、锅炉负荷、配风方式、磨煤机组合方式等多种因素的影响, 很难采用简单的公式进行估算, 往往需采用实炉测试方法加以确定, 并由试验结果摸索降低 NO_x 的方法, 但现场实炉测试工作量大, 测试工况有限, 各参数对锅炉的燃烧特性都存在影响, 且互相叠加, 导致数据分析困难^[1-3]。

当前混煤氮氧化物排放的相关研究较少^[4]。无论是单煤还是混煤, 其 NO_x 生成量与各自煤中的含氮量基本上呈线性关系。混煤中 NO_x 的生成量, 主要取决于混煤的氮含量^[5-6]。本文针对某大型电站锅炉掺烧实际, 在应用人工神经网络模型的基础上, 结合遗传算法寻优技术, 对 NO_x 排放特性和锅炉效率进行优化, 并在掺混比一定的情况下选择最优的磨煤机分配, 从而为该电站锅炉实际运行提供参考。

1 BP 神经网络

人工神经网络具有知识的分布储存、并行处理、强容错性、非线性映射能力及很强的自学习、自适应能力, 它不需要知道系统结构, 也不需要任何初始假设和降维处理, 其本质是一个实现

多元输出的非线性映射^[7-8]。

神经网络按架构(层数), 拓扑结构(连接模式, 前馈或反复等)和学习制度来分类。大部分的电力系统应用中使用多层前馈网络和误差反向传播学习的网络(error back propagation, BP)^[9]。BP算法是目前训练神经网络最广泛使用的技术^[10]。BP是一个比较受欢迎的多层前馈神经网络学习算法, 因为它简单。BP算法可以方便、准确映射出网络输入和输出之间的关系^[11]。

2 研究对象介绍

以某电厂 700 MW 机组为研究对象, 其锅炉为 $2\,290\text{ t}\cdot\text{h}^{-1}$ 亚临界参数、中间再热、强制循环、单炉膛、悬吊式燃煤锅炉。炉膛尺寸 $21\,463\text{ mm}\times 18\,605\text{ mm}$ 。该炉设计燃用神府东胜煤和印尼煤, 燃烧器四角布置, 制粉系统为直吹式, 配 6 台直接加压机三菱立式 MVM25R 型磨煤机。锅炉投用 5 台磨煤机和 5 台给煤机; 炉膛四角布置切向摆动式燃烧器, 燃烧器为一二次风间隔布置, 燃烧器可在上、下方向摆动以调节再热汽温, 采用同心反切燃烧系统, 二次风偏离一次风一定角度送入炉膛; 投用 B~F 层一次风, A 层一次风备用。锅炉炉膛结构和燃烧器结构如图 1 所示。

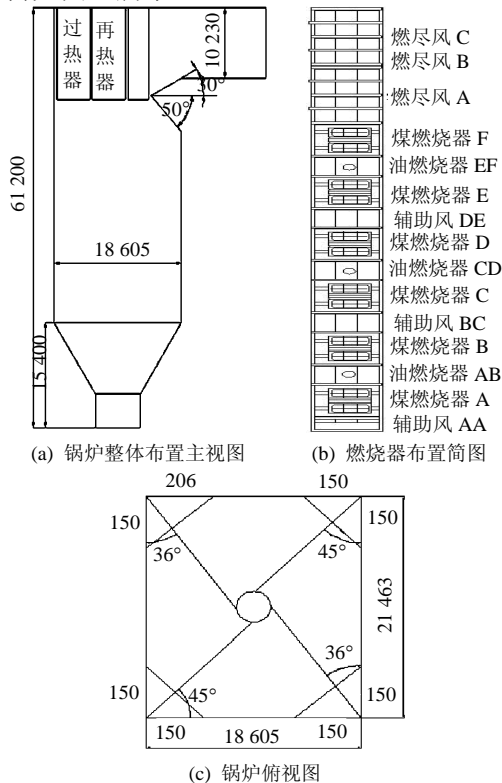


图 1 锅炉炉膛尺寸及燃烧器布置(mm)

Fig. 1 Dimension of furnace and the arrangement of the burners (mm)

3 大型四角切圆燃煤锅炉 NO_x 排放特性热态测试结果

针对该大型锅炉进行了热态多工况 NO_x 排放特性的实炉测试, 对锅炉负荷、二次风配风方式、燃尽风(over-fire air, OFA)配风方式、煤种、给煤量、磨煤机组合、燃烧器摆角等影响 NO_x 排放特性的多个因素进行了热态多工况试验, 目前大型电站锅炉普遍安装了自动化程度很高的分散控制系统(distributed control system, DCS), 锅炉的有关操作参数可以由 DCS 实时采集获得, 共采集了 40 个工况参数, 具体工况如表 1、2 所示。可见锅炉负荷、二次风的配比方式、煤种、燃烧器摆动等都对 NO_x 排放浓度产生影响。各工况锅炉效率普遍较高。

试验过程中选择在不同磨投用不同煤种进行掺烧的方案, 2 种单煤是进入炉膛并且在燃烧过程中才发生混合, 典型国产煤和印尼煤的煤质特性见表 3。

4 燃煤锅炉掺烧的 NO_x 排放特性神经网络模型设计

电站锅炉燃烧产物(简称排放物)的生成机制很复杂^[12], 受多种因素的制约, 燃煤锅炉 NO_x 特性受到如煤种、运行参数和锅炉设计结构等因素的影响, 关系较为复杂, 鉴于理论、实验和检测研究的不完备, 目前难以用基于机理的函数型模型描述, 但如将锅炉考虑成黑箱模型, 由于锅炉已经建成运行, 其设计和安装参数均已确定^[1], 因此将锅炉负荷、各磨煤机给煤量、各二次风挡板开度、燃尽风挡板开度、燃烧器摆角等参数作为神经网络的输入量, NO_x 排放量作为神经网络的输出。BP 神经网络结构如图 2 所示。

本文采用电负荷和磨煤机总风量以描述锅炉负荷的影响; 5 台磨煤机对应 5 个磨煤机给煤量, 用以描述一次风粉量沿炉高分配对炉内燃烧的影响; 二次风共投用 6 层, 同层联动, 底层 AA 层二次风门开度固定, 因此有 5 个二次风挡板开度值, 以描述二次风配风方式对燃烧的影响^[1]; 3 个燃尽风开度表示投用 3 层燃尽风的影响, 其中 B-OFA 和 A-OFA 开度固定, 即选用 1 个燃尽风 C-OFA 挡板开度值以描述燃尽风的影响; 二次风箱与炉膛之间的差压作为一个输入参数表示其对二次风和燃尽风出口速度的影响; 5 台磨煤机给煤量共 5 个输入参数对应着煤粉和一次风沿炉膛高度方向的分布; 5 台磨煤机煤种特性分别取收到基碳(C_{ar})、氢、

表 1 现场热态试验工况表(I)
Tab. 1 Boiler operating condition(I)

工况	负荷/MW	磨煤机 总风量/(t/h)	二次风门开度/%					磨煤机掺烧煤种				
			AB	BC	CD	DE	EF	B 磨	C 磨	D 磨	E 磨	F 磨
1	700	430.1	90.5	90.3	41.2	40.3	39.8	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤
...
19	660	437.7	72.5	72.8	22.4	22.7	22.2	国产煤	印尼煤	印尼煤	国产煤	国产煤
...
37	700	437.9	80.2	80.0	30.3	30.0	30.1	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤
38	660	424.6	81.2	80.9	30.2	30.1	30.1	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤
39	660	429.1	94.2	93.9	43.1	42.4	42.5	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤
40	630	426.3	83.7	83	31.5	31.1	30.3	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤	国产煤

注：1—印尼煤与国产煤掺烧比例有 0:5, 1:4, 2:3 和 3:2; 3:2 只取了一组；2—国产煤并不单指某具体国产煤，典型国产煤煤质见表 3。

表 2 现场热态试验工况表(II)
Tab. 2 Boiler operating condition (II)

工况	燃尽风开度/%	磨煤机给煤量/(t·h ⁻¹)					风箱与炉膛压 差ΔP/kPa	燃烧 摆角/(°)	NO _x 排放量/ (mg·m ⁻³)	锅炉 效率η/%
	C-OFA	B	C	D	E	F				
1	80.0	50.7	50.5	50.9	50.4	50.3	1.47	18.4	674.9	94.47
...
19	78.2	53.8	53.1	53.6	53.0	52.4	1.34	22.9	216.8	94.35
...
37	80.0	52.9	53.4	52.7	52.8	53.1	1.46	21.3	269.2	94.67
38	78.9	49.9	49.5	49.8	48.7	47.1	1.34	19.6	281.7	94.48
39	78.1	49.3	49.3	49.5	49.9	50.0	1.30	21.6	262.7	94.57
40	76.8	49.7	47.8	49.9	50.2	50.2	1.28	19.7	425.9	94.59

注：NO_x浓度均折算到 6%氧量，下同。

表 3 典型国产煤与印尼煤煤质特性
Tab. 3 Properties of domestic coal and indonesian coal

煤种	w(C _{ar})/%	w(H _{ar})/%	w(O _{ar})/%	w(N _{ar})/%	w(V _{ar})/%	Q _{net,ar} /(kJ/kg)
国产煤	设计煤	60.33	3.62	9.94	0.70	22760
	神华煤	63.4	3.33	8.44	0.96	24190
	兖州煤	63.5	4.13	8.01	1.03	24540
印尼煤	53.89	3.75	15.20	0.60	42.53	18 990

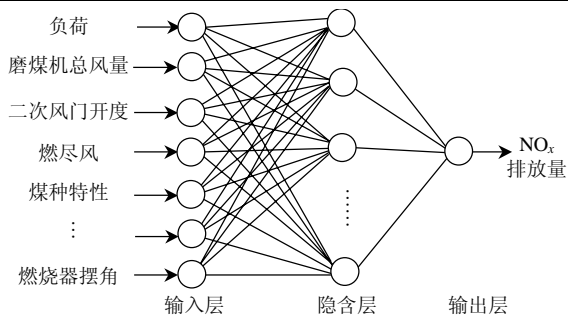


图 2 BP 网络模型结构

Fig. 2 Schematic diagram of propagation network

氧、氮、挥发分和低位发热量，对应 30 个量，表示磨煤机掺混的煤种特性；各层燃烧器联锁摆动，对应 1 个燃烧器摆角^[1]。网络模型的输入层结点共 45 个。神经网络模型的输出层结点 1 个对应 NO_x 浓度。

因此，选用 45 个输入节点，1 个输出节点，26 个隐节点的 BP 网络结构。取表 1 和表 2 中工况 1~36

对应的 36 组样本数据用来训练神经网络。利用 BP 算法对网络进行训练，采用自适应的学习步长，当系统的均方误差小于 0.0005 时训练结束，共需 1270 次循环，输出此时调整后的权值和阈值，使人工神经网络通过学习获得正确的输入-输出响应行为，建立了锅炉运行参数和锅炉 NO_x 排放特性关系的神经网络数学模型。

为了验证模型的正确性，利用训练好的神经网络模型，采用调整后的权值和阈值对工况 37~40 的锅炉 NO_x 排放特性进行了评价检验，各工况的实际测试值、模型估计值和相对误差分别为 1.06%，3.33%，0.58%，9.55%，平均相对误差为 3.63%。如表 4 所示；对作为学习样本的工况 1~36 也进行了验证。具体网络训练误差曲线见图 3，真实值与预测值比较如图 4。

由图 4 可见对于作为学习样本的工况 1~36，模

表 4 NO_x实测值与模型输出值比较
Tab. 4 Comparison of the NO_x experimental value and the calculated value

工况	NO _x 实测值/(mg·m ⁻³)	NO _x 模拟值/(mg·m ⁻³)	相对误差/%
37	269.20	272.06	1.06
38	281.70	277.33	3.33
39	262.70	261.19	0.58
40	425.90	466.59	9.55

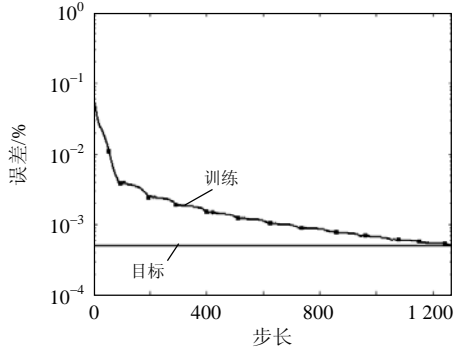


图 3 神经网络训练过程

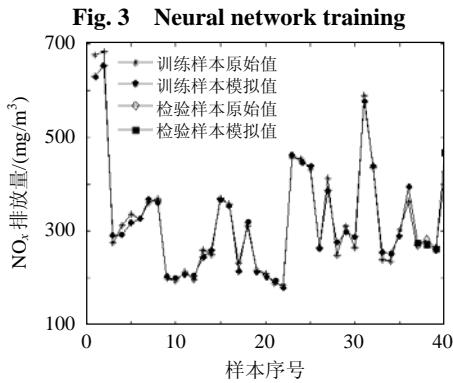


图 4 神经网络真实值与预测值比较
Fig. 4 Comparison of experimental value and predictive value

型输出相对误差普遍很小，而验证工况 37~40 作为未学习过的样本，略有增大。

按类似方法建立了锅炉效率的神经网络模型，采用与 NO_x 排放特性神经网络模型相同的 45 个输入作为输入节点，锅炉效率值作为输出节点，隐含层取 26 个隐节点。采用工况 1~36 对应的 36 组样本数据用来训练神经网络，工况 37~40 的数据作为校验样本。对于工况 37~40，模型的锅炉效率输出分别为为 94.84%，94.77%，94.72%，94.87%。平均相对误差为 0.23%。见表 5。

表 5 锅炉效率实测值与模型输出值比较
Tab. 5 Comparison of the boiler efficiency experimental value and the calculated value %

工况	锅炉效率实测值	锅炉效率模拟值	相对误差
37	94.67	94.84	0.18
38	94.48	94.77	0.30
39	94.57	94.72	0.16
40	94.59	94.87	0.29

5 基于遗传算法的燃煤锅炉掺烧优化

遗传算法(genetic algorithm, GA)^[13-14]是基于生物进化过程中优胜劣汰规则与群体内部染色体信息交换机制、处理复杂优化问题的一类通用性强的新方法。近年来，GA 被广泛用作系统参数训练和调整的优化方法^[15-16]。

在锅炉燃烧特性试验的支持下，通过对燃烧试验样本的学习，建立大型锅炉 NO_x 排放和锅炉效率神经网络模型，结合遗传算法优化 NO_x 控制，最终得到优化的运行参数。结合人工神经网络和 GA 已用于综合过程建模与优化^[17]；遗传算法具有效率高、速度快的优点^[18]。图 5 即为常见的建模和寻优过程^[12,19]。

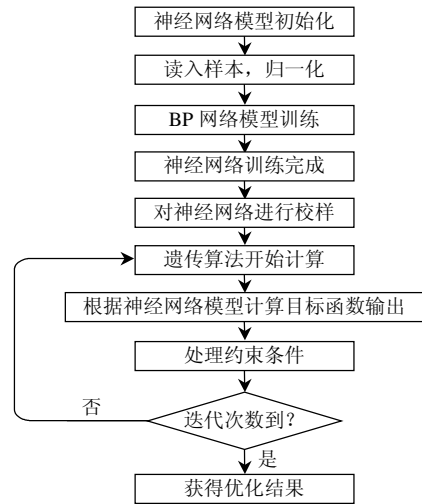


图 5 锅炉燃烧优化建模和优化过程
Fig. 5 Optimization modeling and optimization processing of boiler combustion

本文的优化方法首先建立神经网络模型，选择磨煤机总风量、燃尽风开度、二次风门开度和燃烧摆角等可控变量作为输入，通过训练 BP 网络，得到输出为氮氧化物排放量和锅炉效率；在已建立的神经网络模型基础上，结合锅炉测试试验，分别以不掺烧第 1 组、掺烧比分别为 1: 4 和 2: 3 的第 7 和 18 组试验工况为例，利用遗传算法寻优。图 6 为遗传算法寻优具体过程，其优化结果见表 6、7。

优化目标和优化约束条件的优化问题数学描述：

1) 目标函数。

$$\min: f = C_{NO_x} = H_{ANN1}(x_i) \quad (1)$$

式中： C_{NO_x} 为神经网络预测 NO_x 排放量； $H_{ANN1}(x_i)$ 为预测 NO_x 含量的神经网络； x_i 为预测 NO_x 含量的神经网络输入量。

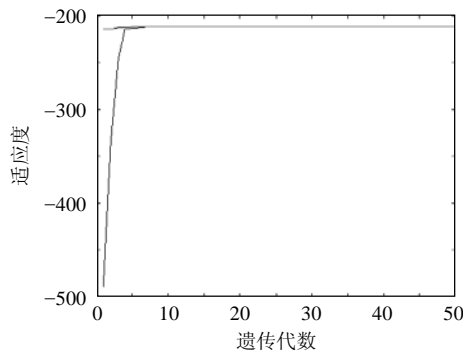


图6 遗传算法寻优

Fig. 6 Genetic algorithms optimization

表6 遗传算法优化前后比较

Tab. 6 Comparison of parameters before and after genetic algorithm optimization

掺烧磨	磨总风量 (t·h ⁻¹)	二次风门开度/%					燃尽风开度/%	ΔP / kPa	燃烧 摆角/(°)	NO _x 排 放值/(mg·m ⁻³)	锅炉 效率/%	
		AB	BC	CD	DE	EF	C-OFA					
无	优化前	430.10	90.50	90.30	41.20	40.30	39.80	80.00	1.47	18.40	674.90	94.47
	优化后	458.11	78.59	81.14	21.98	25.11	26.46	71.42	1.08	14.33	421.44	94.56
C	优化前	445.10	72.50	72.40	21.70	22.00	21.8	78.9	1.36	23.7	361.42	94.13
	优化后	444.61	88.64	85.75	23.81	20.42	21.44	77.05	1.14	22.79	255.05	94.53
BC	优化前	441.20	86.00	86.00	32.90	33.60	33.10	74.70	1.22	19.90	310.2	93.97
	优化后	421.30	86.49	80.95	32.30	31.84	34.37	73.19	1.21	13.72	215.4	94.80

表7 掺烧优化结果

Tab. 7 Results of mix-burning optimization

参数	实测				优化后					
	C	BC	B	C	D	E	BC	CD	DE	
NO _x 排放值/(mg·m ⁻³)	361.42	310.20	267.32	255.05	208.8	159.55	215.40	203.38	131.43	
锅炉效率/%	94.13	93.97	94.63	94.53	92.66	94.81	94.80	94.86	94.73	

烧器摆动角共9个参数作为优化变量。取总风量的变化范围为400~460t/h，二次风门开度AB/BC开度为75~90%，CD/DE/EF风门开度为25%~45%，C-OFA开度为75%~90%，压差为1~1.5 kPa，燃烧器摆动角度为5°~27°。

在该优化策略下，燃尽风OFA对NO_x排放量的影响较大，随着燃尽风风量的增加，从而能大幅度降低NO_x的排放量；实验研究表明，一方面减小二次风挡板开度，一方面增大送风机的送风量，燃尽风份额越大，因而主燃烧区氧气浓度也就越低，此时NO_x的形成明显被抑制^[20]，模型建议增大磨总风量，减小二次风门开度，而燃尽风稍做调整，此时燃尽风份额相当于增大，有效地降低主燃烧区的氧量，较好地实现分级燃烧，从而能大幅度降低NO_x的排放量；二次风箱与炉膛压差 ΔP 约1.0 kPa时，锅炉的NO_x排放量相对于其他情况都要低^[21]；燃烧器摆角变小，从而达到对锅炉燃烧工况的改善，试验结果表明燃烧器摆动对NO_x排放量有一定影响，特别是燃烧器上摆后燃尽风刚性减弱，与燃烧产物的混合效果变差从而增加NO_x的排放量，飞灰含碳量增

2) 约束函数。

$$\text{Sub to: } \eta_{FC} = H_{ANN2}(x_i) > (\eta_C - 1\%) \quad (2)$$

式中： η_C ， η_{FC} 分别为当前锅炉效率及优化后预测锅炉效率； $H_{ANN2}(x_i)$ 为预测锅炉效率的神经网络； x_i 为预测锅炉效率的神经网络输入量。

3) 被优化的操作参数及其约束范围。

根据对锅炉热效率和对NO_x排放产生的重要并且是在运行中可控操作量的原则，本文选择磨煤机的总风量A、二次风门开度(secondary air, SAIR)五个、燃尽风门开度C-OFA、风箱与炉膛压差及燃

加不多，燃烧器下摆对NO_x排放量影响不大^[20]。

锅炉的燃烧特性试验证明，这种配风方式是一种有效降低NO_x排放量的燃烧调整技术，同时保持高的锅炉效率。由表6可知，优化后NO_x排放浓度为421.44 mg·m⁻³，降低了37.56%；同时锅炉效率为94.56%，提高了0.09%；掺烧C磨优化后NO_x排放浓度为255.05 mg·m⁻³，降低了29.43%，同时锅炉效率为94.13%，提高了0.42%；掺烧B和C磨优化后NO_x排放浓度为215.40 mg·m⁻³，降低了30.56%，同时锅炉效率为94.80%，提高了0.88%。

由表7可知，该大型锅炉在掺烧印尼煤且在其他运行参数优化情况下，掺烧比不掺烧NO_x排放浓度要低，NO_x生成量与混煤含氮量有关，独立考虑NO_x排放情况下，掺烧比越大，NO_x排放浓度越低，但在实际工程中掺烧情况复杂，还必须考虑到结渣、飞灰含碳量等其他因素；另外掺烧D磨和E磨NO_x排放浓度明显较低，当掺烧比为2:3时，同时掺烧D磨和E磨可达到最优的效果。

6 结论

1) 在对某台 700 MW 四角切圆燃煤电厂锅炉的氮氧化物特性进行多工况实炉热态测试的基础上, 应用大型四角切圆燃烧锅炉 NO_x 特性和锅炉效率的神经网络模型进行预测, NO_x 排放量预测的平均相对误差为 3.63%, 锅炉效率预测的平均相对误差为 0.23%。表明该模型可将电站锅炉 NO_x 特性及锅炉效率与各个运行参数之间的复杂关系及参数之间的耦合关系简单地表示出来, 证实模型的合理性。

2) 在利用神经网络对燃烧过程 NO_x 排放特性建模的基础上, 结合遗传算法寻优技术进行大型电厂锅炉掺烧优化, 优化后 NO_x 浓度为 $421.44 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$, 降低了 37.56%, 锅炉效率为 94.56%, 提高了 0.09%; 掺烧 C 磨优化后 NO_x 排放浓度为 $255.05 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$, 降低了 29.43%, 同时锅炉效率为 94.13%, 提高了 0.42%; 掺烧 B 和 C 磨优化后 NO_x 排放浓度为 $215.40 \text{ mg}\cdot\text{m}^{-3}$, 降低了 30.56%, 同时锅炉效率为 94.80%, 提高了 0.88%。结果表明可以通过增大磨煤机总风量、减小二次风门开度、调整燃尽风门开度、降低二次风箱与炉膛压差和减小燃烧摆角降低锅炉 NO_x 排放浓度同时也稍微提高锅炉效率。

3) 结果表明随掺烧比增大, NO_x 排放浓度降低, 实际工程中掺烧情况复杂, 降低 NO_x 排放量的同时还必须考虑到锅炉效率等其他因素; 当国产掺烧印尼煤, 选择掺烧 D 磨煤机和 E 磨煤机有利于降低 NO_x 排放量。

参考文献

- [1] 周昊, 朱洪波, 曾庭华, 等. 大型四角切圆燃烧锅炉 NO_x 排放特性的神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(1): 33-37.
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Zeng Tinghua, et al. An artificial neural network model on NO_x emission property of a high capacity tangentially firing boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(1): 33-37(in Chinese).
- [2] 许昌, 吕剑虹. 基于生成机理的燃煤电站锅炉 NO_x 排放量神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 233-237.
Xu chang, Lü Jianhong. Artificial neural networks model for NO_x emissions in a pulverized-coal power station boiler on generation mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 233-237(in Chinese).
- [3] 郭建民, 刘石, 姜凡, 等. 基于 SVM 的对冲燃煤锅炉 NO_x 排放特性[J]. 燃烧科学与技术, 2006, 12(3): 243-247.
Guo Jianmin, Liu Shi, Jiang Fan, et al. NO_x emission characteristics in opposed firing boiler based on SVM[J]. Journal of Combustion Science and Technology, 2006, 12(3): 243-247(in Chinese).
- [4] Wang Chunbo, Li Yonghua, Chen Hongwei. Study on combustion characteristics of blended coals[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(18): 97-103.
- [5] 杨冬, 路春美, 王永征. 不同种类煤粉燃烧 NO_x 排放特性试验研究[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(5): 18-21.
Yang Dong, Lu Chunmei, Wang Yongzheng. Experimental study on the characteristics of NO_x emission with different pulverized coal combusting[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(5): 18-21(in Chinese).
- [6] 金晶, 张忠孝, 李瑞阳. 煤粉燃烧炉膛沿程 NO_x 释放规律的研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(1): 35-39.
Jin Jing, Zhang Zhongxiao, Li Ruiyang. Study on the NO_x release rule along boiler during pulverized coal combustion[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(1): 35-39(in Chinese).
- [7] 陈晓梅, 马晓茜. 基于改进 BP 神经网络的锅炉结渣预测模型[J]. 华东电力, 2005, 33(7): 42-45.
Chen Xiaomei, Ma Xiaoqian. Prediction models of boiler slagging based on improved BP neural network[J]. East China Electric Power, 2005, 33(7): 42-45(in Chinese).
- [8] 周昊, 朱洪波, 岑可法. 基于神经网络和遗传算法的火电厂锅炉适时燃烧优化系统[J]. 动力工程, 2003, 23(5): 2665-2669.
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Cen Kefa. An on-line boiler operating optimization system based on the neural network and the genetic algorithms[J]. Power Engineering, 2003, 23(5): 2665-2669(in Chinese).
- [9] Yao H M, Vuthaluru H B, Tade M O, et al. Artificial neural network-based prediction of hydrogen content of coal in power station boilers[J]. Fuel, 2005, 84(12): 1535-1542.
- [10] Liu Y P, Wu M G, Qian J X. Predicting coal ash fusion temperature based on its chemical composition using ACO-BP neural network[J]. Thermochimica Acta, 2007, 454(1): 64-68.
- [11] Yin Chungeng, Luo Zhongyang, Zhou Junhu, et al. A novel non-linear programming-based coal blending technology for power plants[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2000, 78(1): 118-124.
- [12] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 184-188.
Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang, et al. Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 184-188(in Chinese).
- [13] 张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000: 1-12.
- [14] He Yaohua, Hui Chiwai. A rule-based genetic algorithm for the scheduling of single-stage multi-product batch plants with parallel units[J]. Computers and Chemical Engineering, 2008, 32(12): 3067-3083.
- [15] Chaibakhsh A, Ghaffari A, Moosavian S A. A simulated model for a once-through boiler by parameter adjustment based on genetic algorithms[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2007, 15(9): 1029-1051.
- [16] Gupta V, Mohanty M, Mahajan A, et al. Genetic algorithms — A novel technique to optimize coal preparation plants[J]. International

- Journal of Mineral Processing, 2007, 84(1): 133-143.
- [17] Istadia I, Aminb N A S. Modelling and optimization of catalytic-dielectric barrier discharge plasma reactor for methane and carbon dioxide conversion using hybrid artificial neural network—genetic algorithm technique[J]. Chemical Engineering Science, 2007, 62(23): 6568-6581.
- [18] 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).
- [19] 孙巧玲, 沈炯, 李益国. 基于遗传算法的燃煤电站锅炉整体燃烧优化方法研究[J]. 热能动力工程, 2004, 19(2): 85-88.
Sun Qiaoling, Shen Jiong, Li Yiguo. Genetic algorithm-based integrated optimization of a combustion process for a coal-fired utility boiler[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2004, 19(2): 85-88(in Chinese).
- [20] 郑立刚. 大型电站锅炉优化运行与气固两相流光学波动法测量[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.
- Zheng Ligang. Optimization operation of the high capacity power station boiler and measurement on gas-solid multiphase flow by optics wave method[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2004.
- [21] 温智勇, 宋景慧. 锅炉燃烧调整对氮氧化物排放的影响[J]. 广东电力, 2004, 17(4): 25-28.
Wen Zhiyong, Song Jinghui. Influence of boiler combustion regulation on emission of nitric oxides[J]. Guangdong Electric Power, 2004, 17(4): 25-28(in Chinese).



陈庆文

收稿日期: 2009-01-09。

作者简介:

陈庆文(1984—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 高效低污染燃烧, chenqingwen1012@163.com;

马晓茜(1964—), 男, 工学博士, 教授、博士生导师, 主要从事电厂运行优化与控制、高效低污染燃烧方面的研究;

刘翱(1985—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电厂运行优化与控制, 火灾探测。

(责任编辑 王庆霞)