# 神经网络与模拟退火算法结合的锅炉低 $NO_x$ 燃烧优化

周昊¹,钱欣平²,郑立刚¹,翁安心¹,岑可法¹(1.浙江大学热能工程研究所能源清洁利用和环境工程教育部重点实验室,杭州 310027,E mail:zhouhao @c mee .zju .edu .cn;2.浙江大学出版社,杭州 310027) 摘要:对某 600 MW 燃煤电站锅炉进行了多工况热态 NO<sub>x</sub> 排放特性测量,在利用多层前向神经网络对该锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放特性进行建模的基础上,将神经网络模型与模拟退火全局优化算法相结合,实现了锅炉的低 NO<sub>x</sub> 燃烧的优化,计算得到可获得低 NO<sub>x</sub> 排放浓度的具体燃烧配风方案.文中对 2 种不同退火参数的模拟退火算法进行了比较,结果说明采用  $T_0$  = 50 K, $\alpha$  = 0 .6 的参数可以获得较好的寻优效果.本文研究结果为实现大型电站锅炉低 NO<sub>x</sub> 燃烧控制的在线优化技术打下了基础.

关键词:锅炉:氮氧化物:模拟退火算法

中图分类号: X701 文献标识码: A 文章编号:0250-3301(2003)06-05-0063

## The Utility Boiler Low $NO_x$ Combustion Optimization Based on ANN and Simulated Annealing Algorithm

Zhou Hao<sup>1</sup>, Qian Xinping<sup>2</sup>, Zheng Ligang<sup>1</sup>, Weng Anxin<sup>1</sup>, Cen Kefa<sup>1</sup>(1. Clean Energy and Environment Engineering Key Lab of MOE, Institute for Thermal Power Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China E-mail: zhouhao@cmee.zju.edu.cn; 2. Zhejiang University Press, Hangzhou 310027, China)

Abstract: With the developing restrict environmental protection demand, more attention was paid on the low  $NO_x$  combustion optimizing technology for its cheap and easy property. In this work, field experiments on the  $NO_x$  emissions characteristics of a 600 MW coal-fired boiler were carried out, on the base of the artificial neural network (ANN) modeling, the simulated annealing (SA) algorithm was employed to optimize the boiler combustion to achieve a low  $NO_x$  emissions concentration, and the combustion scheme was obtained. Two sets of SA parameters were adopted to find a better SA scheme, the result show that the parameters of  $T_0 = 50 \, \text{K}$ ,  $\alpha = 0.6 \, \text{can}$  lead to a better optimizing process. This work can give the foundation of the boiler low  $NO_x$  combustion on-line control technology.

**Keywords**: utility boiler; NO<sub>x</sub> e mission; simulated annealing algorithm

锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放和锅炉效率受到燃烧控制水平的严重影响 .锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放和飞灰含碳量的特性复杂[1],不仅受燃烧控制参数等因素的影响 ,而且受煤种 .锅炉和燃烧器结构等参数影响 ,各因素之间还存在较强的耦合关系 .锅炉燃烧的复杂性导致锅炉燃烧特性模型的建立很困难 ,从而使锅炉燃烧的优化控制无法进行 .目前计算流体力学方法在炉内燃烧过程的数值模拟方面显示了巨大的能力[1,2] ,是有效的燃烧特性建模方法 ,但该方法建模过程复杂 ,计算耗时长 ,应用于燃烧过程的在线实时建模和优化尚有较大难度 .

人工神经网络方法已广泛应用于复杂对象

特性建模问题,并取得了较好的结果.Tronci 采用人工神经网络对一台 4.8 MW试验炉的污染气体排放特性进行了建模<sup>[3]</sup>;而 Ikonen 讨论了利用模糊神经网络方法对一台 25 MW流化床锅炉的排放特性建模的方法<sup>[4]</sup>.本文针对某台600 MW燃煤锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放进行了多工况实炉热态测试,并在建立和校验大型电站锅炉的NO<sub>x</sub> 排放的神经网络模型的基础上开展了利用

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50206018);国家重点基础研究发展规划项目(G2001CB409600,G1999022204)

作者简介:周昊(1973~),男,博士,副教授,主要研究领域为 煤的低污染燃烧技术

收稿日期:2002-11-21;修订日期:2002-12-27

模拟退火算法进行大型燃煤锅炉低  $NO_x$  燃烧 优化技术研究

### 1 试验装置

某600 MW四角切圆煤粉燃烧锅炉为亚临界控制循环固态排渣锅炉,炉膛尺寸19558 mm×16432.5 mm.炉膛四角布置切向摆动式燃烧器,燃烧器可在上、下方向±20°范围内摆动,以调节再热汽温,采用同心反切燃烧系统.配备6台中速磨煤机和6台给煤机组成的直吹式制粉系统,每台中速磨煤机供一层一次风,额定负荷条件下投用 AE层一次风,F层一次风备用.锅炉炉膛结构和燃烧器结构可参见文献[5].

2 燃煤锅炉  $NO_x$  排放特性的神经网络模型设计和验证

针对该 600 M W 锅炉常用的 2 种煤质进行了热态多工况 NO<sub>2</sub> 排放特性的实炉测试,试验

采用单因素轮回试验方法,对锅炉负荷、燃尽风 (OFA)配风方式、二次风配风方式、煤种、燃烧 器摆角等影响 NO、排放特性的多个因素进行 了变工况试验,共安排了12个试验工况,如表 1.表2所示.其中工况1为燃用燃料1的标准 工况,工况2~5 试验了燃尽风(OFA)效果,工 况 6 和 7 则对二次风配风方式影响进行了试 验.工况89试验了燃烧器摆动影响.工况10、 11 则试验了负荷影响,而工况12 为燃用燃料2 的标准工况,试验过程中保持煤粉细度不变,锅 炉各工况的 NO, 排放浓度示于表 2, 可见顶部 燃尽风配风方式对该炉的 NO, 排放具有很大 的影响,而二次风的配比方式、煤种、锅炉负荷、 燃烧器摆动等都对 NO<sub>x</sub> 排放浓度产生影响 .由 于该炉燃用着火和燃尽性能均较好的烟煤,各 工况飞灰含碳量普遍较低.

表 1 现场热态试验工况 1

Table 1 The boiler	operating	condition
--------------------	-----------	-----------

工况	总燃料量	总空气量	给煤机开度/%					二次风门开度/%						燃尽风 OFA
上述 / t• h <sup>-1</sup>	/ t• h - 1	A	В	C	D	Е	AA	AB	ВС	CD	DE	EF	开度/ %	
1	238.6	2367	67.77	68.8	70.6	66.17	67.97	65	65	65	65	65	65	60
2	237.1	2350	68.93	68.83	69.93	66.07	66.17	65	65	65	65	65	65	60
3	231.7	2328	64.37	69.23	68.93	67.8	61.34	65	65	65	65	65	65	60
4	232.7	2293	64.73	69.63	69.0	68.1	61.37	65	65	65	65	65	65	31.2
5	228.7	2283	63.13	68.17	68.23	67.23	60.7	65	65	65	65	65	65	0
6	240.4	2337	67.27	72.97	72.8	67.1	60.27	65	40	40	80	80	85	60
7	242.6	2343	70.3	73.77	73.1	67.5	61.1	65	65	65	65	65	85	60
8	241	2344	68.0	72.77	72.77	67.2	60.37	65	65	65	65	65	65	60
9	240.6	2367	70.97	73.37	73.07	67.3	59.57	65	65	65	65	65	65	60
10	180.7	1875	65.5	66.57	66.6	60.5	0	45	45	45	45	25	45	60
11	143	1520	49.77	52.73	53.3	47.27	0	45	45	45	45	45	45	48
12	239.2	2321	69.07	73.57	73.27	67.6	60.43	65	65	65	65	65	65	60

考虑到现场数据获得及今后应用的方便性,将可从电厂集散控制系统(DCS)中获得的以下参数作为锅炉 NO<sub>x</sub> 排放特性神经元网络模型的输入参数:入炉总燃料量;总空气量;各给煤机开度;各二次风挡板开度;燃尽风挡板开度;省煤器出口氧量;煤种特性;各磨煤机通风量;而将 NO<sub>x</sub> 排放浓度作为神经网络的输出.采用的神经元网络模型为 29 个输入节点,1 个输出节点,31 个隐节点的 3 层前向网络.采用

现场实炉多工况试验结果对该神经元网络模型进行了训练.训练过程中学习参数取为 0.9,采用自适应的学习步长,当系统的均方误差小于 0.00001 时训练结束,共需11.918次循环.从而建立了锅炉运行参数和锅炉  $NO_x$  排放特性之间的关系.采用实炉试验结果对训练好的神经元模型进行了校验,结果基本令人满意.有关锅炉  $NO_x$  排放特性的神经网络模型的设计和验证的具体论述可参见文献[5].

表 2	现场执态试验工况	0

Table 2 The boiler operating condition (continued)

工 OFB 氢		氫量	煤种特性						磨煤机通风量/ t• h - 1					风箱与炉	燃烧器	NO <sub>x</sub> 排
况	/ %	/ %	$C_{ar}$	$H_{ar}$	$O_{ar}$	$N_{\rm ar}$	$Q_{\rm net,p}^{\rm ar}$	$V_{\mathrm{ar}}$	A	В	C	D	Е	膛差压	摆动1)	放浓度
			/ %	/ %	/ %	/ %	/ kJ• kg - 1	/ %	А	ь		ъ	ь	/ kPa		/ mg. m - 3
1	40	3.3075	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	111.4	105.8	106.	6 110.2	102.2	0.899	0.5	746.34
2	100	3.325	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	111.6	106.1	104.	0 109.2	103.2	0.844	0.5	732.94
3	0	3.0225	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	109.0	107.3	105.	1 105.4	103.9	0.962	0.5	777.87
4	0	3.0417	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	98.5	4106.4	99.	651 05 . 8	106.1	1.016	0.5	906.53
5	0	2.7617	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	109.7	108.1	104.	6 107.6	105.2	1.014	0.5	784.64
6	40	3.10	57.89	3.17	9.94	0.96	23677	24.75	104.3	118.9	117.	5 106.7	106.0	0.931	0.5	644.75
7	40	3.079	57.89	3.17	9.94	0.96	23677	24.75	104.1	110.4	114.	0 106.7	105.5	0.888	0.5	620.17
8	40	3.091	57.89	3.17	9.94	0.96	23677	24.75	102.5	110.8	115.	9 107.7	105.6	0.882	0.6	713.91
9	40	3.2317	57.89	3.17	9.94	0.96	23677	24.75	101.9	112.2	117.	9 107.6	104.2	0.919	0.4	671.72
10	0	3.9217	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	108.8	112.4	103.	5 114.6	20.4	5 0.836	0.5	638.76
11	0	4.7325	64.51	3.99	6.53	1.56	26069	28.11	112.4	110.4	101.	4 118.1	17.3	0.480	0.5	632.94
12	40	3.089	57.89	3.17	9.94	0.96	23677	24.75	102.8	110.2	116.	5 106.7	105.8	0.892	0.5	659.32

<sup>1)</sup> 燃烧器水平摆动对应值为 50 %, 工况 8 上摆至 60 %, 工况 9 下摆至 40 %.

### 3 基于模拟退火算法的锅炉低 $NO_x$ 燃烧优化模型的建立

火电厂锅炉系统是一种复杂的调节对象, 具有调节参数或调节作用多,扰动因素多等特点.锅炉的输入和输出参数之间的关系往往不 能采用简单的数学表达式来表达,导致传统的 数学优化方法往往无法奏效.

模拟退火算法(SA),也称为 Metropolis 方 法,是一种可获得全局最优解的优化算法.高温 下物质降温时其内能随之下降,如降温过程充 分缓慢,在降温过程中物质体系始终处于平衡 状态,则降到某一低温时期内能可达到最小,这 种降温过程称为退火,模拟退火是模仿退火过 程的一种寻优方法,其大致步骤为:①随机给 定初始状态,设定合理的退火策略(各参数值, 包括初始温度  $T_0$ ,降温规律等);②令 x'=x+ $\Delta x$  (  $\Delta x$  为小的均匀分布的随机扰动) .计算  $\Delta E$ = E(x') - E(x);③如  $\Delta E < 0$ ,接受 x'为新 状态,否则以概率  $p = \exp[-\Delta E/(kt)]$ 接受 x',其中 k 为波尔兹曼常数 ; ④ 重复步骤 ②、③ 直至系统达到平衡状态;⑤按步骤①给定的退 火规律降温 .再重复执行 ② ~ ④步 .直至 T=0或某一预定的低温。

由以上步骤可见,在  $\Delta E > 0$  时仍有一定概率(T 越高概率越大)接受 x',因而可跳出局部

最小点  $_{\prime}$ 常用的降温规律是  $_{T(t)} = aT_{0}(t-1)$  ,其中一般取 0.85  $\leq a \leq 0$ .98 .

以上文训练成功的锅炉 NO<sub>x</sub> 排放特性的神经网络模型作为目标函数,采用模拟退火方法进行了锅炉低 NO<sub>x</sub> 燃烧最优控制参数的求解.尽管影响锅炉 NO<sub>x</sub> 排放的因素很多而且复杂,但由于锅炉已建成,锅炉的结构参数不是运行优化所关心的范围.优化的主要参数为运行人员可以调整的参数.

在锅炉低 NO<sub>x</sub> 燃烧运行优化中,对于某个具体运行工况,由于锅炉负荷一定、燃用煤种一定,入炉总煤量和总风量也就确定,磨煤机运行方式确定,给煤机开度和磨煤机通风量也确定,汽温调节需要导致燃烧器的摆角也确定,省煤器出口氧量基本不变,风箱和炉膛之间的差压也基本维持定值.运行人员用于降低 NO<sub>x</sub> 排放的运行可调节参数主要为二次风和燃尽风的配风方式,也就对应于各二次风、燃尽风挡板开度共计8个可调参数.出于运行安全和运行习惯,各二次风门开度的可调范围为 50%~90%,燃尽风门开度可调范围为 40%~90%,这些可调范围构成了自变量的定义域.

模拟退火方法采用了 2 种退火方案: ①  $T_0$  = 100 K,  $\alpha$  = 0.85; ②  $T_0$  = 50 K,  $\alpha$  = 0.6; NO<sub>x</sub> 排放神经网络模型中的其他 21 个输入参数采

用工况 1 的输入参数,即寻找该工况下可获得最低 NO<sub>x</sub> 排放浓度的二次风和燃尽风的配风模式.图 1 示出了结合神经网络和模拟退火算法的锅炉燃烧优化建模和优化过程.图 2 则给出了 2 种不同退火方案下的优化过程.根据不同迭代次数下模拟退火算法计算得到的 NO<sub>x</sub> 排放浓度值,可见整个优化过程是渐进的.迭代

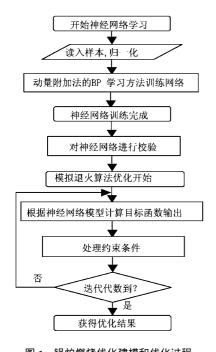


图 1 锅炉燃烧优化建模和优化过程 Fig.1 The process of the boiler low NO<sub>x</sub> combustion modeling and optimization

完成后 2 种退火方案获得的结果基本相当,如表 3 所示,以第 2 种退火方案更优一些,即采用较小的初始温度和较快的冷却速度有助于 SA的尽快收敛.按优化获得的风门开度方案调整燃烧,锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放浓度随之下降,说明通过形成炉内分级燃烧,有效降低了锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放浓度要略高于优化结果比较,锅炉 NO<sub>x</sub> 排放浓度要略高于优化计算获得的 NO<sub>x</sub> 排放浓度要略高于优化计算获得的 NO<sub>x</sub> 排放浓度要略高于优化计算获得的 NO<sub>x</sub> 排放流度要略高于优化计算获得的 NO<sub>x</sub> 排放浓度要略高于优化计算获得的 NO<sub>x</sub> 排放值,误差范围为 5 %左右.实际与理论计算的偏差一方面可能来源于神经网络建模时样本数量较少,某些影响因素考虑不全,另一方面也与锅炉运行中工况的波动等因素有关.可增加学习样本数量,尽量完整地考虑影响因素,控制锅炉运行中不确定的波动等以增加优化算法的准确性.

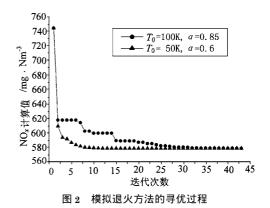


Fig.2 The optimizing process of the SA

表 3 模拟退火方法获得的优化结果/%

Table 3 The optimized results of the SA / %

<del>4</del> *	AA层	AB层	BC 层	CD层	DE 层	EF 层	OFA层	OFB层	NO <sub>x</sub> 浓度
参数	开度	/ mg• m - 3							
1	50.004	50.022	50.047	50.003	50.009	89.990	89.950	89. 991	578.81
2	50.0	50.0	50.0	50.0	50.0	90.0	90.0	90.0	578.69

### 4 低 $NO_x$ 燃烧优化方法应用于锅炉燃烧在线 控制

上文所述的燃烧优化方法,建立在现场试验基础上,该方法可获得比较准确的试验数据,但要获得锅炉全面、准确的 NO<sub>x</sub> 排放特性,仍需针对不同煤种进行大量的试验.

由于现场试验进行的工况数量往往有限,会影响根据样本数据建立的神经网络模型的准确性,但目前大型电站锅炉普遍安装了自动化程度很高的 DCS,锅炉的有关操作参数可由 DCS 实时采集获得,随环保要求的不断提高,在线的烟气取样分析系统和飞灰含碳量在线监测

仪也在大型锅炉上得到应用,可实时获得锅炉的  $NO_x$  排放浓度和飞灰含碳量 . 通过 DCS 的数据接口,可以很容易地获得神经网络所需大量的样本数据,从而获得很好的神经网络模型准确性和实用性,结合本文提出的模拟退火寻优技术,即可得到不同燃烧煤种、不同负荷条件下最低  $NO_x$  排放的锅炉燃烧控制方案,指导运行人员调节锅炉燃烧 . 由于本方法能够直接获得各风门的开度值,因此也可作为控制参数进入控制系统,从而为将来实现锅炉低  $NO_x$  燃烧的自动优化控制打下基础

总之,采用模拟退火算法结合人工神经网络进行锅炉的低 NO<sub>x</sub> 燃烧优化是可行的,同时整个优化方法也可类似地推广于其他不同目的

的锅炉燃烧优化过程.

#### 参考文献:

- 1 Van R P der Lans, Glarborg P, K Dam-Johansen. Influence of process parameters on nitrogen oxide formation in pulverized coal burners. Progress in Energy and Combustion Science, 1997, 23(4): 349 ~ 377.
- Fan J R et al. Numerical and experimental investigation on the reduction of NO<sub>x</sub> e mission in a 600 MW utility furnace by using OFA. Fuel, 1999, 78(12):1387~1394.
- 3 Tronci S, Baratti R, Servida A. Monitoring pollutant emissions in a 4.8 MW power plant through neural network.
  Neurocomputing, 2002, 43(1~4): 3~15.
- 4 Ikonen E, Najim K, Kortela U. Neuro fuzzy modelling of power plant flue gas emissions. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2000, 13(6): 705 ~ 717.
- 5 周昊, 茅建波, 池作和等. 燃煤锅炉低氮氧化物燃烧特性的神经网络预报. 环境科学, 2002, **23**(2):18~22.

### 《环境科学》征稿简则

- (1)稿件要观点明确,数据可靠,层次分明,结构完整,文字精练(一般不超过8000字).
- (2)来稿附中英文摘要,关键词,英译题目,作者姓名的汉语拼音,工作单位英文名称和作者简介.作者简介包括性别,出生年月,籍贯,学位,职称和主要研究方向.
  - (3)来稿应达到定稿要求 . A』 纸激光打印样 ,一式 2 份 .
- (4)易混淆的外文字母请用铅笔标明文种,大小写,正斜体.文中首次出现的生物名称要给出拉丁学名;首次出现的缩写字母要先给出中文名称,括号内给出英文全名和缩写.
- (5)插图除在文中相应处附上外,还需另附一份,应为激光打印样或绘图纸黑墨精绘样;照片必须黑白反差大,清晰;图的大小要适中(坐标图最好为方形,左右不超过  $70\,\mathrm{m\,m}$ ).
  - (6) 文中图表题下附英文对照.
- (7)来稿必须使用国务院颁发的《中华人民共和国法定计量单位》(SI).论文中物理计量单位用字母符号表示,如  $m_g($  毫克) ,m( 米) ,h( 小时) 等 .科技名词术语用国内通用写法,作者译的新名词术语,文中第一次出现时需注明原文 .
  - (8)未公开发表的资料不列入参考文献.文献按文中出现的先后次序编排.
  - 期刊:作者(外文也要姓列名前).论文名[J].期刊名,年,卷(期):页码(起页~止页).
  - 书籍:作者.书名.版次(第一版不标注)[M].出版地:出版社(单位),年.页码(起页~止页).
  - 文集:作者.论文名[A].见(In):编者.文集名[C].出版地:出版社(单位),年,页码(起页~止页).
  - 专利文献:作者.专利名[P].种类:专利号,年.
- (9)来稿文责自负,切勿一稿两投.编辑对来稿可作文字上和编辑技术上的修改和删节.对未刊稿件一般不退,请自留底稿.
  - (10)来稿请注明是否为国家或省部级科技攻关项目,国家自然科学基金项目和国际合作项目等.
- (11)来稿请附单位业务介绍信及详细地址,邮编,电话号码,挂号寄至北京 2871 信箱《环境科学》编辑部.邮编:100085,电话:010-62941102.