

# 电站锅炉高效低污染燃烧优化控制系统设计

刘定平,陈敏生,陆继东

(华南理工大学 电力学院,广东 广州 510640)

**摘要:** 构造了一种基于最小二乘支持向量机和多目标进化算法的锅炉燃烧优化控制系统,通过从电厂分散控制系统上采集数据,利用最小二乘支持向量机对锅炉燃烧特性建模并通过样本的机器学习,提出了以锅炉效率与  $\text{NO}_x$  排放为组合的锅炉燃烧多目标优化模型,采用基于 Pareto 最优概念的多目标进化算法实现运行工况寻优,根据模糊集理论在 Pareto 解集中求得满意解,获得锅炉燃烧优化调整方式。

**关键词:** 燃烧优化;  $\text{NO}_x$  排放; 支持向量机; 多目标进化算法

**中图分类号:** TK 224

**文献标识码:** B

**文章编号:** 1006-6047(2006)05-0046-04

## 0 引言

随着电力市场改革的实施和环保意识的增强,大型电站锅炉在提高燃烧经济性的同时,面临着限制(或降低)污染物排放的环境约束。因此,电站锅炉燃烧优化问题转化为在限制(或降低)污染物排放的基础上提高锅炉效率的多目标优化问题。而影响锅炉热效率与  $\text{NO}_x$  排放的因素很多,如煤质特性、锅炉负荷、配风方式、炉型、燃烧器型式、炉温、过剩空气系数、煤粉细度、风粉分配均匀性等<sup>[1-3]</sup>,且炉内燃烧过程是个复杂的物理和化学反应过程,难以用机理模型描述,往往通过试验摸索提高锅炉效率和降低  $\text{NO}_x$  排放的方法。由于现场试验耗时耗力,且存在滞后性和偏差,使运行指导偏离最优工况。因此,需要建立锅炉热效率和  $\text{NO}_x$  排放优化模型,用于指导电站锅炉经济运行。

本文提出一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)和多目标进化算法的锅炉燃烧优化控制系统,通过从发电厂分散控制系统 DCS(Distributed Control System)上采集数据,由最小二乘支持向量机实现对燃烧特性样本的机器学习,构造了以锅炉效率与  $\text{NO}_x$  排放为组合的锅炉燃烧多目标优化模型,对模型采用基于 Pareto 最优概念的多目标进化算法(NSGA-II)实现风门开度、氧量等运行参数寻优,获得锅炉燃烧优化调整方式。由于目前大型电站普遍采用 DCS 实现电力生产的自动控制,可在现有 DCS 控制系统的基础上嵌入上述燃烧优化控制系统,既利用了原有 DCS 采集的锅炉参数,又采用先进的控制分析算法及软件对数据进行优化处理,以达到燃烧控制优化的目的。

## 1 系统设计

锅炉燃烧优化控制系统以浏览器/服务器模式

(简称 B/S 模式)为信息平台,主要由传感器、DCS、数据预处理模块、最小二乘支持向量机模型、多目标进化算法、数据库服务器、Web 服务器和客户端构成,如图 1 所示。

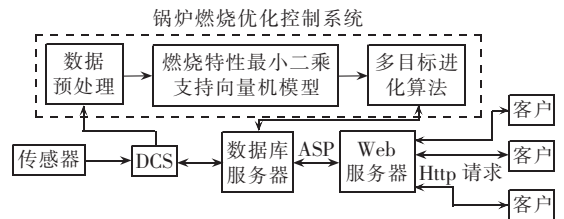


图 1 锅炉燃烧优化控制系统结构示意图

Fig.1 Structure of optimized control system for boiler combustion

DCS 采集传感器信号贮存于数据库服务器,燃烧优化控制系统按一定时间间隔定时从服务器采集数据,经过数据处理和计算后,原始数据转变为实时数据表,可供优化程序调用。操作人员需要运行燃烧优化指导系统时,可从服务器下载支持向量机的径向基核参数、拉格朗日乘子和偏差量,多目标寻优程序从数据库中获得当前各种锅炉参数后,通过进化迭代获得最优的可调操作参数。支持向量机的径向基核参数、拉格朗日乘子和偏差量文件可由技术人员根据锅炉运行情况采用最新的样本不断训练更新,以使模型能随时正确描述锅炉最新的实际运行特性。

## 2 锅炉燃烧优化的支持向量机模型

锅炉的燃烧过程是一个复杂的物理、化学过程,影响因素众多,并且具有强耦合、非线性等特征,对于这些复杂的过程,难以用机理模型描述<sup>[4-5]</sup>。支持向量机建立在统计学习理论上,在学习过程中采用结构风险最小化准则,与神经网络模型相比,具有小样本学习能力(泛化能力强)、训练时间短、全局性等优点,属于黑盒模型,其模型输入、输出之间

的非线性函数关系由支持向量机实现<sup>[6-7]</sup>,因此适合用支持向量机建立锅炉燃烧特性响应模型。最小二乘支持向量机 LS-SVM 是标准支持向量机的一种扩展,它是支持向量机在二次损失函数下的一种形式。最小二乘支持向量机只求解线性方程,其求解速度快,近年来在函数估计和逼近中得到了广泛应用。

应用最小二乘支持向量机建立了以各种运行操作量(如风门开度等)为输入,以锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放为输出的响应模型,如图 2 所示。

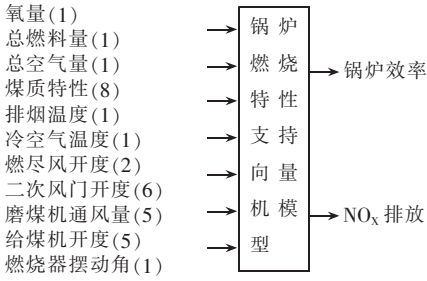


图 2 锅炉燃烧特性支持向量机模型

Fig.2 Support vector machine model of boiler combustion response property

在输入层,取省煤器出口氧量共有 4 个测点,取平均值作为 1 个输入参数,描述氧量对燃烧特性的影响;入炉总煤量和总空气量均为 1 个参数,用以描述锅炉负荷的影响;煤质特性取收到基  $C_{ar}, H_{ar}, O_{ar}, N_{ar}, V_{ar}$ , 低位发热量  $Q_{net,p}^{ar}$ , 水分  $W_{ar}$  和灰分  $A_{ar}$  共 8 个参数。前 7 个和后 3 个参数分别描述对 NO<sub>x</sub> 排放和锅炉效率的影响;排烟温度和冷空气温度各 1 个,描述对锅炉效率的影响;2 个燃尽风开度表示投用 2 层燃尽风的影响;采用 6 个二次风门开度值表示 6 层二次风的影响;5 台磨煤机通风量和 5 台给煤机开度对应着一次风风量和粉量沿炉高分配对 NO<sub>x</sub> 排放的影响;各层燃烧器联锁摆动,对应 1 个燃烧器摆动角,描述对炉膛燃烧分布的影响<sup>[2,8]</sup>。

### 3 多目标进化算法

近年来,进化计算已在多目标优化领域得到广泛的应用,并形成了多种多目标进化算法,如非劣排序遗传算法(NSGA-II)、强度 Pareto 进化算法(SPEA2),FEMO,SEMO2 等。多目标进化算法通过对整个种群进行选择、交叉和变异等遗传操作,使种群不断进化,可一次性获得大量的多目标优化问题的非劣解,克服了将多目标函数加权求和转化为单目标优化问题只能找到凸 Pareto 最优域以及需要多次运行得到 Pareto 解集的缺陷,得到更优结果。本文以 NSGA-II 算法为例进行分析。具体算法的论述可参见文献[9]。

应用多目标进化算法得到的是一组 Pareto 解,这些解在不同的目标上各占优势。决策者可根据不同偏好,在这些解折中选择。然而,在很多情况下,决策者对目标偏好的描述往往是模糊的,因此适合

采用模糊集理论描述决策者的模糊偏好。首先,对每个目标用隶属函数表示其实现程度,即对目标函数  $f_i$  构造相应的隶属度函数  $\mu_i$ ,且满足  $\mu_i \in [0, 1]$ ,表示第  $i$  个目标达到最优的程度, $\mu_i$  越趋近于 1,表示目标函数  $f_i$  越趋近于最优解。利用构造的隶属函数对于每个非劣解进行规范化计算,当各目标计算值综合比例取最大值时对应满意解<sup>[10]</sup>。

### 4 实例分析

利用文献[2,8]提供的燃烧特性试验结果,建立最小二乘支持向量机的响应模型。输入和输出层分别为 32 个输入节点和 2 个输出节点,共 12 组试验工况,其中前 11 组作为训练样本,第 12 组样本用来验证模型的准确性。数据采用归一化处理,正规化参数和径向基核参数分别为  $\lambda = 26, \sigma = 1.5$ 。支持向量机训练结果如图 3 所示,其中  $M_i$  为 NO<sub>x</sub> 实际值, $M_c$  为 NO<sub>x</sub> 计算值, $Q_i$  为锅炉效率实际值, $Q_c$  为锅炉效率计算值。训练样本和验证样本均匀分布在基准线附近,模型的估计值很好地逼近了非线性系统输出的实际值,较好地反映了锅炉燃烧特性。

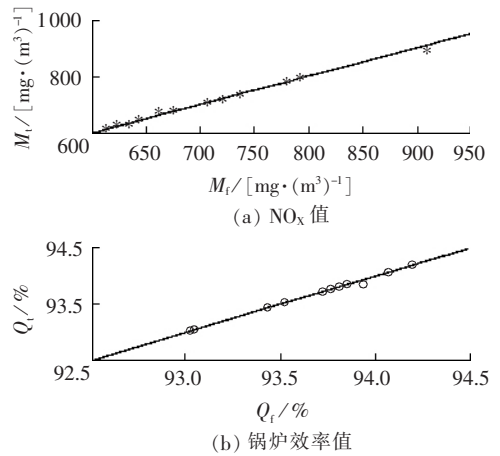


图 3 支持向量机模型输出与实际值的比较

Fig.3 The comparison between LS-SVM calculated value and experimental value

最小二乘支持向量机模型与文献[2]神经网络模型(ANN)12 种工况下计算结果的比较见表 1,分析比较如下。

**a. 泛化能力:**对于前 11 组训练样本,模型的输出值与实测值已十分接近,LS-SVM 和 ANN 的训练集平均相对误差分别为 0.372 14% 和 0.307 09%,而验证样本的相对误差为 2.14% 和 5.57%,LS-SVM 的样本误差比神经网络的误差大,而其验证样本预测精度比神经网络高,LS-SVM 显示出较强的泛化能力。

**b. 收敛速度:**文献[2] ANN 共需 50824 次循环,而 LS-SVM 通过求解线性方程,其求解速度快,平均运算时间为 0.953 s,显示出较大的优越性。

**c. 最优性:**在给定了初始参数后,支持向量机训练每次都可以得到相近的结果,这说明支持向量

表 1 LS-SVM 与 ANN 模型 NO<sub>x</sub> 计算值的比较Tab.1 The comparison of calculated NO<sub>x</sub> between LS-SVM and ANN

工况	$M_t$ /[mg·(m <sup>3</sup> ) <sup>-1</sup> ]	LS-SVM		ANN	
		$M_t$ /[mg·(m <sup>3</sup> ) <sup>-1</sup> ]	$\varepsilon$	$M_t$ /[mg·(m <sup>3</sup> ) <sup>-1</sup> ]	$\varepsilon$
1	746.34	745.35	0.132	744.65	-0.230
2	732.90	733.19	-0.034	733.20	0.048
3	777.80	775.80	0.266	781.50	0.470
4	906.53	899.63	0.761	904.09	-0.270
5	784.64	782.25	0.305	786.27	0.210
6	644.75	647.52	-0.430	647.97	0.500
7	620.17	624.66	-0.724	623.14	0.480
8	713.91	711.60	0.324	707.70	-0.870
9	671.72	672.65	-0.139	672.85	0.170
10	638.76	641.76	-0.470	638.89	0.020
11	632.94	636.16	0.509	632.22	-0.110
12	659.32	673.43	2.140	696.06	5.570

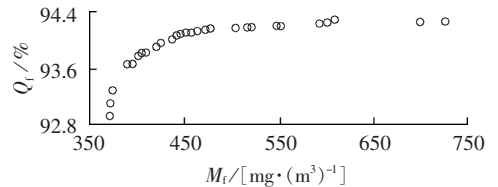
注:  $\varepsilon$  为相对误差。

机得到的是全局最优解;而神经网络在相同条件下,每次训练却很少会得到相同的结果,这也是局部极小的体现。

对已建立的支持向量机模型,以第 4 组试验工况为例,利用多目标进化算法寻优,算法的参数设置为:实数编码方式,种群规模为 50;联赛选择,联赛规模为 2;交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1;进化代数为 100。

进化结果如图 4 所示,Pareto 前沿的非劣解有 57 个,其分布表明锅炉热效率和 NO<sub>x</sub> 排放浓度呈现

共同增大和减小的趋势,意味着片面强调提高锅炉热效率或者控制 NO<sub>x</sub> 排放都是不可取的,两者存在冲突,这一特点与有关 NO<sub>x</sub> 排放机理的定性分析结论是一致的。

图 4 锅炉效率与 NO<sub>x</sub> 排放的 Pareto 解集Fig.4 Pareto-optimal front for boiler efficiency and NO<sub>x</sub> emission

NO<sub>x</sub> 浓度小于 650 mg/m<sup>3</sup> 时 NSGA-II 优化结果见表 2,模糊决策结果满足国家环保局关于固态排渣煤粉炉 NO<sub>x</sub> 排放浓度的规定(标准 I ≤ 650 mg/m<sup>3</sup>, 标准 II ≤ 450 mg/m<sup>3</sup>)。调整参数计算结果见表 3。

表 2 NO<sub>x</sub> 浓度小于 650 mg/m<sup>3</sup> 下 NSGA-II 的优化结果Tab.2 Optimization results with NO<sub>x</sub> less than 650 mg/m<sup>3</sup>

策略	$Q_t$ /%	$M_t$ /[mg·(m <sup>3</sup> ) <sup>-1</sup> ]
锅炉效率最大	94.078	636.66
NO <sub>x</sub> 排放最小	92.950	364.87
模糊择优	93.976	409.19

表 3 工况 4 下参数优化结果的比较

Tab.3 Comparison of parameters before and after optimization

优化前后	$M_t$ /[mg·(m <sup>3</sup> ) <sup>-1</sup> ]	$Q_t$ /%	总空气量/(t·h <sup>-1</sup> )	二次风门开度/%						燃尽风开度/%		燃烧器摆动/%
				AA	AB	BC	CD	DE	EF	OFA	OFB	
优化前	1085.32	93.404	2293.0	65.00	65.00	65.00	65.00	65.00	65.00	31.20	0	0.500 00
优 1	636.66	94.078	2362.7	59.50	20.08	22.66	33.54	99.71	50.26	38.79	45.45	0.451 24
化 2	364.87	92.950	2363.0	68.82	20.55	33.33	99.73	98.64	64.51	36.18	28.36	0.551 24
后 3	409.19	93.976	2365.8	54.43	20.08	28.33	58.86	99.42	64.51	35.41	34.52	0.450 45

优化结果表明:在 NO<sub>x</sub> 浓度小于 650 mg/m<sup>3</sup> 限制下,采用不同策略(1~3)近似缩腰配风的二次风配风方式和加大燃尽风开度,这些调整意味着对风煤比以及空气与燃料混合状况的调整,从而达到对锅炉燃烧工况的改善。

策略 1:当保证 NO<sub>x</sub> 排放达标且锅炉效率最大时,燃烧总空气量增加 69.7 t/h,燃烧器摆动稍向下倾斜 8.777°。

策略 2:当 NO<sub>x</sub> 排放最小时,总空气量增加 70 t/h,燃烧器摆动稍向上倾斜 9.223°。

策略 3:当锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放综合最小时,总空气量增加 72.8 t/h,燃烧器摆动稍向下倾斜 8.919°。

燃烧器摆动稍向下倾斜,可以降低燃烧火焰中心高度、延长燃尽时间、减少飞灰可燃物、提高锅炉效率;缩腰配风方式和开大燃尽风开度与抑制煤粉炉 NO<sub>x</sub> 生成的分级燃烧的原则一致<sup>[11]</sup>。锅炉的燃烧特性试验也证明,这种配风方式可以有效降低 NO<sub>x</sub> 排放量。

运行人员可以根据不同的偏好进行折中选择。

策略 1 在满足 NO<sub>x</sub> 排放限制下锅炉运行经济性最高;策略 2 以环境污染最小为目标调整燃烧工况;策略 3 通过模糊择优实现社会综合效益最大。

## 5 结论

本文提出了基于最小二乘支持向量机和多目标进化算法的锅炉燃烧优化控制系统,利用最小二乘支持向量机对 DCS 采集的数据建立了锅炉热效率和 NO<sub>x</sub> 排放与锅炉运行参数之间关系的数学模型,并与 BP 神经网络建模比较,分析了模型与样本数据的一致性、泛化能力、收敛速度和最优性,结果显示基于支持向量机方法的优越性,更适合用于燃烧实时控制。

利用多目标进化算法对燃烧特性模型寻优,兼顾了锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放 2 个目标的同时优化。数值计算表明,模型的计算结果与基于机理定性分析的结论是一致的,根据模型建议的燃烧参数调整,可有效降低 NO<sub>x</sub> 的排放浓度并提高锅炉运行效率。

燃烧优化控制系统采用浏览器/服务器模式,通过把模糊集理论优选满意解的相应运行参数作为当前负荷下的基准值,在电厂内局域网可实现对锅炉燃烧的优化调整,解决了锅炉变工况下运行参数基准值的确定问题,为电厂运行水平的提高提供了便利。

#### 参考文献:

- [1] 周昊,朱洪波,岑可法. 基于人工神经网络和遗传算法的火电厂锅炉实时燃烧优化系统[J]. *动力工程*,2003,23(5):2665-2669.  
ZHOU Hao,ZHU Hong-bo,CEN Ke-fa. An on-line boiler operating optimization system based on the neural network and the genetic algorithms[J]. *Power Engineering*,2003,23(5):2665-2669.
- [2] 周昊,朱洪波,茅建波,等. 大型四角切圆燃烧锅炉 NO<sub>x</sub> 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 Hong-bo,MAO Jian-bo,et al. An artificial neural network model on NO<sub>x</sub> emission property of a high capacity tangentially firing boiler[J]. *Proceedings of the CSEE*,2002,22(1):33-37.
- [3] 陈敏生,刘定平. 电站锅炉飞灰含碳量的优化控制[J]. *动力工程*,2005,25(4):545-549.  
CHEN Min-sheng,LIU Ding-ping. Optimized control of carbon content in utility boilers' fly ash[J]. *Power Engineering*,2005,25(4):545-549.
- [4] 李智,蔡九菊,郭宏,等. 基于神经网络的电厂锅炉燃烧优化系统[J]. *中国电力*,2004,37(6):75-77.  
LI Zhi,CAI Jiu-ju,GUO Hong,et al. Optimization system of utility boiler combustion based on neural network[J]. *Electric Power*,2004,37(6):75-77.
- [5] CHU J,SHIEH S. Constrained optimization of combustion in a simulated coal-fired boiler using artificial neural network model and information analysis[J]. *Fuel*,2003,82(2):693-703.
- [6] 阎威武,朱宏栋,邵惠鹤. 基于最小二乘支持向量机的软测量建模[J]. *系统仿真学报*,2003,15(10):1494-1496.  
YAN Wei-wu,ZHU Hong-dong,SHAO Hui-he. Soft sensor modeling based on support vector machines[J]. *Journal of System Simulation*,2003,15(10):1494-1496.
- [7] 马勇,黄德先,金以慧. 基于支持向量机的软测量建模方法[J]. *信息与控制*,2004,33(4):417-421.  
MA Yong,HUANG De-xian,JIN Yi-hui. Soft-sensor modeling method based on support vector machine[J]. *Information and Control*,2004,33(4):417-421.
- [8] 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 Pei-hong,LI Lei-lei,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.
- [9] DEB K,PRATAP A,AGRAWAL S,et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*,2002,6(2):182-197.
- [10] RUGHOOPUTH H C S,AH KING R T F. Environmental/economic dispatch of thermal units using an elitist multiobjective evolutionary algorithm [C] // **2003 IEEE International Conference**. Maribor,Slovenia:[s.n.],2003:48-53.
- [11] 陈宇. 电站锅炉燃烧工况诊断系统的研究[D]. 北京:华北电力大学,2004.  
CHEN Yu. The study on the diagnosis system of combustion conditions of boiler[D]. Beijing:North China Electric Power University,2004.

(责任编辑:康鲁豫)

#### 作者简介:

刘定平(1965-),男,湖北汉川人,副教授,主要从事燃烧优化与控制研究(E-mail:liudingping@126.com);

陈敏生(1980-),男,广东普宁人,硕士研究生,研究方向为燃烧控制与优化;

陆继东(1951-),男,湖北武汉人,教授,研究方向为清洁能源转换及系统优化。

## Optimized control system design for high efficiency and low emission combustion of power plant boiler

LIU Ding-ping, CHEN Min-sheng, LU Ji-dong

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** An optimized control system for high efficiency and low emission combustion of power plant boiler is constructed based on LS-SVM (Least Square Support Vector Machines) and MOEA (Multi-Objective Evolutionary Algorithms). A LS-SVM model of boiler combustion response property is set up based on data acquisition from power plant distributed control system. Through data samples machine learning, a multi-objective optimization model for high efficiency and low NO<sub>x</sub> emission combustion is established. MOEA based on Pareto optimal concept is used to perform a search for determining the optimum solutions, from which the optimum combustion adjustment mode of boiler is obtained based on fuzzy theory.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China(50276019).

**Key words:** combustion optimization; NO<sub>x</sub> emission; support vector machine; multi-objective evolutionary algorithm