

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905518

# 电站锅炉燃烧系统案例推理自适应寻优方法及应用研究\*

康俊杰<sup>1</sup>, 牛玉广<sup>1,2</sup>, 张国斌<sup>3</sup>, 张佳辉<sup>2</sup>, 罗桓桓<sup>4</sup>

(1.华北电力大学控制与计算机工程学院 北京 102206; 2.华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室 北京 102206;  
3.内蒙古电力科学研究院 呼和浩特 010020; 4.国家电网辽宁省电力有限公司 沈阳 110004)

**摘要:**以提升火电机组调峰调频灵活性,促进可再生能源消纳为目标,针对某火电机组运行过程中燃烧稳定性、经济性等问题展开研究。采用自适应遗传算法优化核函数参数和正规化参数,建立最小二乘支持向量机( LS-SVM)锅炉燃烧过程模型。在建立模型的基础上,采用自适应遗传算法离线建立优化案例库。进而从便于工程应用角度提出一种基于案例推理(CBR)寻优方法,结合主、客观因素利用遗传算法优化案例推理特征权重,提高了检索精度,并自适应地从庞大的案例库中检索出与目标案例相匹配的案例。应用 CBR 自适应寻优算法,在保证机组稳定燃烧的同时,兼顾锅炉燃烧效率和 NO<sub>x</sub> 排放浓度,合理给出二、三次风门挡板开度指令及氧量定值,实现锅炉稳定经济燃烧。将系统整体运用到某 350 MW 燃煤发电机组,简化了优化计算的过程,寻优时间短,稳定性高,适合在线实时寻优。

**关键词:** 自适应遗传算法;燃烧模型;案例推理;自适应寻优;锅炉效率;NO<sub>x</sub> 排放

**中图分类号:** TK227 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.10

## Study on case-based reasoning adaptive optimization method and its application in power plant boiler combustion system

Kang Junjie<sup>1</sup>, Niu Yuguang<sup>1,2</sup>, Zhang Guobin<sup>3</sup>, Zhang Jiahui<sup>2</sup>, Luo Huanhuan<sup>4</sup>

(1.School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2.State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 3.Inner Mongolia Power Research Institute, Hohhot 010020, China; 4.State Grid Liaoning Electric Power Supply CO. Ltd, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** In this paper, taking improving the flexibility of peak load regulation and frequency regulation of thermal power units and promoting the consumption of renewable energy sources as the target, the combustion stability and economy of a certain thermal power unit during operation is studied. The adaptive genetic algorithm is adopted to optimize the kernel function parameters and normalization parameters, and a least square support vector machine (LS-SVM) boiler combustion process model is established. On the basis of the established LS-SVM model, an off-line optimized case base is established using the adaptive genetic algorithm. Then, from the perspective of facilitating engineering application, a case-based reasoning (CBR) optimization method is proposed. In consideration of subjective and objective factors, the genetic algorithm is used to optimize the feature weight of CBR, which improves the retrieval accuracy and adaptively retrieves the case matching with the target case from the huge case base. The application of the CBR adaptive optimization algorithm ensures the stable combustion of the unit, and at the same time, considers the boiler combustion efficiency and the concentration of NO<sub>x</sub> emission. This algorithm reasonably gives the opening instructions of the secondary and tertiary valve baffles and the fixed value of oxygen, and realizes the economic combustion of the boiler. The system was applied to a certain 350MW coal-fired generation unit, which simplifies the process of optimization calculation, shortens the optimization time and has high stability. The system is suitable for on-line real-time optimization.

**Keywords:** adaptive genetic algorithm; combustion model; case-based reasoning (CBR); adaptive optimization; boiler efficiency; NO<sub>x</sub> emission

## 0 引言

为了提高电网调峰调频的灵活性,适应燃煤火力发电在低负荷、变负荷时段运行,机组性能及控制方式发生重大变化<sup>[1]</sup>。研究新型优化控制策略,挖掘机组节能潜力,实现宽负荷范围下的安全稳定、节能环保运行,已成为新形势下火力发电的必由之路<sup>[2-5]</sup>。

然而要实现宽负荷范围下灵活发电,面临一系列困难问题<sup>[6-7]</sup>。主要表现在:1) 复杂的热力学过程,难以实现状态参数的精确测量及运行性能的准确描述;2) 变负荷运行时机组偏离正常工作区,引起性能下降。以上问题导致电站锅炉燃烧系统建模及优化面临新的挑战。

目前,基于智能方法对锅炉燃烧进行建模是一种有效手段。常见的基于智能算法的电站锅炉燃烧建模方法有神经网络建模、模糊建模及最小二乘支持向量机建模等;通过将锅炉燃烧过程转化为带有约束的多目标优化问题,采用遗传算法、粒子群算法及蚁群、猴群算法等来求解。

然而,随着时间推移,电力设备发生老化,锅炉燃烧系统的特性也随之改变,依据历史运行数据建立的模型不能全面反映锅炉燃烧系统特性,模型需要不断更新;面对实际运行的火电厂负荷变化大、设备运行状态不确定性变化,应用上述优化算法搜索速度比较慢,计算复杂度较高,优化时间很长难以满足大规模训练样本快速在线训练和估计<sup>[8-11]</sup>。

本文把 CBR 理论应用到电站锅炉燃烧优化系统中,将理论与实际工程相结合,将离线优化与在线寻优相结

合,为系统的整体实施找到了一个突破口基于案例推理(case based reasoning, CBR)是一种用于在线查询优化的方法,兴起于 20 世纪 80 年代。CBR 模型包含案例检索、案例修正、案例重用和案例存储 4 个环节,即 4R 模型<sup>[12]</sup>。其基本原理是当遇到一个新问题时,系统根据过去经验中的具体案例,检索与之相似的历史案例,找出与待求问题相近的匹配案例,重用这个匹配案例解决当前问题。如果对匹配案例不满意,根据具体情况对匹配案例解决方案进行修整,然后再应用于当前问题,并把修改过的案例作为一个新的案例保存在库中,以便下次遇到类似的问题时作为参考<sup>[13]</sup>。

本文首先利用自适应遗传算法(adaptive genetic algorithm, AGA)优化最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LS-SVM)的核函数和正规化参数,离线建立锅炉燃烧模型,以此为基础应用改进的遗传算法(genetic algorithm, GA)离线寻优,建立初始 CBR 优化案例库。结合主观因素优化 CBR 案例库中案例的各个属性权重,依据负荷等指令按照 CBR 在线自适应查询优化结果,将查询结果送入分布控制系统(distributed control system, DCS)中控制各层风门挡板的开度,通过调节风煤比来提升锅炉燃烧稳定性及经济性。结合实际工程应用,以某电厂 350 MW 机组为研究对象,利用上述智能寻优算法,寻找锅炉配风的最佳运行方式及最佳锅炉出口氧量定值。

## 1 AGA-LS-SVM 算法

### 1.1 LS-SVM 模型

LS-SVM 模型一般可以表示为:<sup>[14-15]</sup>

$$\begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + \frac{1}{2c} & K(x_1, x_2) & \cdots & K(x_1, x_n) \\ 1 & K(x_2, x_1) & K(x_2, x_2) + \frac{1}{2c} & \cdots & K(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & K(x_n, x_2) & \cdots & K(x_n, x_n) + \frac{1}{2c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$  称之为核函数,且核函数通常选择径向基函数<sup>[16]</sup>。

$$K(x_i, x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 / (2\sigma^2)} \quad (2)$$

通过求解模型参数  $\alpha$  和  $b$ ,可到 LS-SVM 模型。

优化 LS-SVM 模型参数  $\alpha$  和  $b$  时,可采用 GA 算法。传统 GA 交叉概率和变异概率的值是固定的<sup>[17-18]</sup>,也就是说不管是优良个体还是劣质个体都经过了相同概率的交叉和变异操作,这将引起两个问题:1) 相同的概率无法满足优胜劣汰选择;2) 相同的概率不能很好满足种群进

化过程中的需要,容易淘汰优质个体。所以,固定的交叉和变异概率严重影响了算法的效率。

### 1.2 AGA-LS-SVM 模型

本文采用 AGA 算法<sup>[19]</sup>改进  $P_c$  和  $P_m$ ,对于优良个体,减小交叉、变异概率,使之尽量保存;而对于劣质个体,增大交叉、变异概率,使之尽可能改变劣质状况;同时在迭代初期,设定较高的交叉、变异概率,以达到快速寻找最优解的目的;而在迭代后期,选取较小的交叉、变异概率,以帮助种群在找完最优解后快速收敛。根据每代

个体的适应度值自适应选择调整交叉、变异概率,保护了种群中优良个体改善了劣质个体,保证了种群的多样性,使算法具有更强的全局搜索能力。

AGA 算法交叉概率和变异概率计算公式为:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{(f_{\max} - f')}{(f_{\max} - f_{\text{avg}})} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_2 & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{(f_{\max} - f)}{(f_{\max} - f_{\text{avg}})} & f \geq f_{\text{avg}} \\ k_4 & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $P_c$  为交叉概率;  $P_m$  为变异概率;  $f_{\max}$  为当前种群个体最大适应度值;  $f'$  为当前种群要交叉的两个个体较大适应度值;  $f_{\text{avg}}$  为当前种群平均适应度值;  $f$  为当前种群要变异个体的适应度值。

利用 GA 算法,对  $P_c$  和  $P_m$  进行优化,AGA 算法流程如图 1 所示。

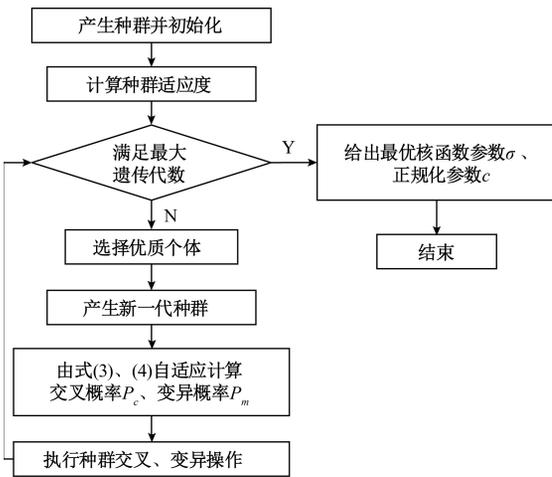


图 1 AGA 算法优化流程

Fig.1 AGA optimization flow chart

## 2 初始优化案例库的建立

机理模型计算速度较慢,而机器算法的精度受建模数据影响较大,本文采用机理和机器学习混合建模的方法<sup>[20]</sup>。首先用机理方法计算出燃烧模型需要的初始数据,进而用试验数据和实际运行数据对模型进行调整。AGA-LS-SVM 结合机理模型弥补了只使用一种模型的缺点,同时避免了只使用现场数据无法涉及所有工况,数据来源单一的影响,提高了建模精度。

提高锅炉效率与降低  $\text{NO}_x$  排放量这两个目标相互制约,属于多目标优化问题。本文采用 AGA 兼顾锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度对燃烧优化控制进行优化,其目标函数为:

$$\max f(\mathbf{X}) = \frac{\rho(\text{NO}_x)_{\max} - \rho(\text{NO}_x)_{\min}}{\eta_{\max} - \eta_{\min}} \eta_{\text{boiler}} - \rho(\text{NO}_x)$$

$$\text{s.t. } [\mathbf{X}]_{\min} \leq \mathbf{X} \leq [\mathbf{X}]_{\max} \quad (5)$$

式中:  $\rho(\text{NO}_x)_{\max}$ 、 $\rho(\text{NO}_x)_{\min}$  是训练样本中  $\text{NO}_x$  的最大值和最小值;  $\eta_{\max}$ 、 $\eta_{\min}$  是训练样本中锅炉效率的最大值和最小值。  $\mathbf{X}$  为输入数据中的可调参数,  $[\mathbf{X}]_{\min}$ 、 $[\mathbf{X}]_{\max}$  分别为可调参数的下限和上限,本文指的是二、三次风门挡板开度指令及氧量定值。

根据  $\text{NO}_x$  的生成机理和锅炉燃烧系统,将机组运行参数,包括机组负荷,一次风压,二、三次风门挡板开度,燃煤热值(按文献[21-22]采用软测量的方法把燃煤热值和锅炉效率计算整合成专用计算模块,采集相关数据计算得出),烟气含氧量作为  $\text{NO}_x$  排放量模型的输入变量。将机组运行参数,包括机组负荷,一次风压,各层风门挡板开度,燃煤热值,烟气含氧量,排烟温度及环境温度作为锅炉效率<sup>[23]</sup>(采用正反平衡法结合算出)模型的输入变量。

考虑到磨煤机的运行方式对平均  $\text{NO}_x$  浓度数值的影响<sup>[24-25]</sup>,本文首次把磨煤机的运行方式也作为建立锅炉燃烧模型的输入变量。利用数值模拟模型计算初始训练样本数据,建立 AGA-LS-SVM 模型,采集目标电厂的燃烧调整试验数据,修正初始机理模型。运用锅炉运行的实时数据,对 AGA-LS-SVM 进行调整。燃烧系统优化控制框图如图 2 所示。

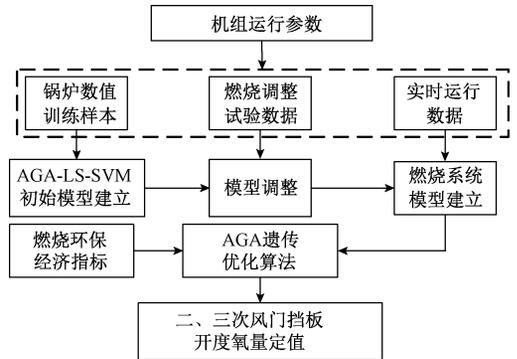


图 2 燃烧系统优化控制

Fig.2 Combustion system optimization control block diagram

在建立锅炉燃烧系统模型的基础上,结合燃烧环保、经济性指标,设计基于自适应遗传算法的锅炉燃烧优化方案,给出二、三次风门挡板开度指令及氧量定值。

## 3 基于 AGA 案例推理自适应寻优设计

### 3.1 AGA 自适应优化分配权重

案例知识的检索与匹配是实现案例推理的关键,也是目前 CBR 的一个研究热点。案例检索根据“相似问题

具有相似解”认知假设,将目标案例与源案例进行类比,通过推理得到相同或相似的解答,案例检索的效率直接影响 CBR 整体运行效果。在案例检索环节最重要的是属性权重的确定问题<sup>[26]</sup>,权重的大小反映出该属性对模型的影响程度,合理选择权重值直接关系到检索精度,因而,需要对其进行优化分配。确定权重主要有主观法和客观法,主观法依赖某领域专家的先验知识和主观判断,不一定完全反映数据之间的关系;客观法是通过训练集训练得出结果,忽视了专家多年的经验,也有一定的不足。本文采用 GA 算法考虑主观因素和客观因素的影响自适应分配案例的属性权重<sup>[27]</sup>,提高了案例推理的整体效率。其具体算法如下。

假设  $C_i(i=1,2,\dots,m)$  是源案例,其中  $C_i$  有  $j(j=1,2,\dots,n)$  个属性,每个属性值为  $C_{ij}$ 。主观赋值权重记为  $w_s=(w_{s1},w_{s2},\dots,w_{sj})$ ,客观权重记为  $w_o=(w_{o1},w_{o2},\dots,w_{oj})$ ,组合权重记为  $w_c=(w_{c1},w_{c2},\dots,w_{cj})$ ,按照式(6)计算。

$$w_{ck} = \frac{w_{sk} \cdot w_{ok}}{\sum_{j=1}^n w_{sj} \cdot w_{oj}} \quad (6)$$

定义两个属性  $p$  和  $q$  之间的距离为:

$$d_{pq} = \left( \sum_{j=1}^n (x_j^p - x_j^q)^k \right)^{\frac{1}{k}} \quad (7)$$

式中:  $k=1,2,\dots,n$ ;  $x_j^p$  和  $x_j^q$  分别为案例  $p$  和案例  $q$  的第  $j$  个属性的值;当  $k=1$  时称为海明距离,  $k=2$  时称为欧氏距离。由以组合权重所确定的权重矩阵到由主观权重和客观权重所确定的权重矩阵的复合海明距离和为 GA 的适应度函数,当复合海明距离和最小时,即寻找到最优的组合权重。该最小距离充分考虑了主观因素和客观因素的影响,保证了 CBR 的精度和合理性。

$$\begin{aligned} \text{Min}(Dist) = & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |w_{cj}C_{ij} - w_{sj}C_{ij}| + \\ & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |w_{oj}C_{ij} - w_{cj}C_{ij}|, \text{st. } w_{cj} \geq 0, \sum_{j=1}^n w_{cj} = 1 \end{aligned} \quad (8)$$

### 3.2 案例推理自适应寻优设计

案例推理寻优以电站数据源为基础,将监督信息系统(supervisory information system, SIS)中大量丰富的数据结合试验数据和数值模拟数据利用 AGA-LS-SVM 建立电站锅炉模型,在建模基础上采用 AGA 进行优化,将计算出的离线优化值写入 CBR 的专用数据库中,作为现场 DCS 的参考案例。同时,为了确保现场的所有工况都能查询到相应的优化值,利用 DCS 数据库实时数据在案例库中查询当前运行工况优化值、往案例库中添加新的案例及更新案例。最后,优化控制器将自适应查询到的优化值送入 DCS 控制器,用于指导锅炉燃烧调整。案例推理系统结构如图 3 所示。

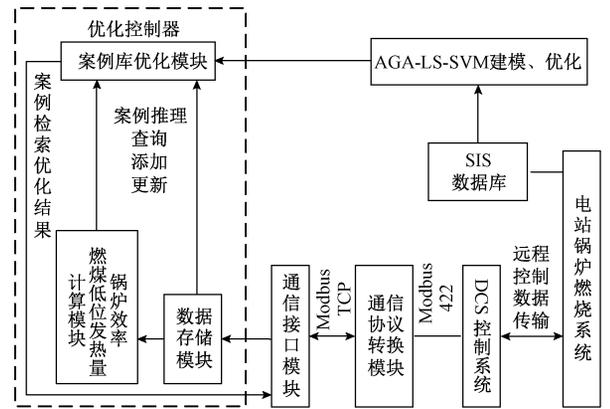


图 3 案例推理寻优系统结构

Fig.3 Structural diagram of CBR optimizing system

对 DCS 传来某一负荷的工况,以机组负荷、磨煤机运行状态、环境温度为案例输入属性,以优化控制器中锅炉效率、燃煤低位发热量计算模块计算的燃煤热值为计算参数输入,结合历史最优运行数据在线实时查询二、三次风门挡板开度及氧量定值。优化控制器在案例库中在线检索与该输入相似的案例,相似案例的判断基于通过计算目标案例与历史案例之间的相似度由式(9)得出。在若干个相似度大于给定阈值的相似案例中,通过融合计算得出最终输出由式(11)得出。CBR 具体流程如下。

- 1) 读取目标案例参数:  $In_j(j=1, \dots, InputNum)$ 。
- 2) 利用 GA 算法优化分配当前属性的权重。
- 3) 计算目标案例与历史案例库中每个案例的相似度:

$$Similarity_i = 1.0 - \sum_{j=1}^{InputNum} w_j \times \frac{\text{abs}(In_j - CbrIn_{i,j})}{\max_j - \min_j} \quad (9)$$

式中:  $Similarity_i$  为与第  $i$  个案例的相似度;  $CbrIn_{i,j}$  为案例  $i$  的第  $j$  个输入;  $\max_j$ 、 $\min_j$  为第  $j$  个输入的最大值与最小值。

- 4) 判断相似度大于阈值  $Threshold(Th=0.9)$  的案例,若没有则标记当前工况的锅炉效率和  $NO_x$  排放,把当前工况添加到案例库作为新的案例,实现案例库的实时更新,并把当前工况的二、三次风挡板开度指令和氧量定值作为输出;否则进行步骤 5)。

- 5) 选取 3 个相似度大于  $Th$  的案例,在案例库中按相似度大小排序,编号分别记为 A、B、C。

- 6) 根据计算的当前工况的锅炉效率和  $NO_x$  排放,按照式(10)计算当前工况的优化指标  $J$ ,并与步骤 5)中案例的优化指标比较,判断当前工况是否最优,若当前工况计算的  $J$  均大于案例的指标  $J$ ,则当前工况优于案例,用当前工况替换步骤 5)中相似度最大的案例,把当前工况的二、三次风挡板开度指令和氧量定值作为输出,否则进行步骤 7)。

$$J = \lambda \eta_{boiler} - (1 - \lambda) \rho(NO_x) \tag{10}$$

式中： $\lambda$  的取值范围为 0~1，这里仿真取  $\lambda = 0.8$ 。

7) 对步骤 5) 中案例输出根据式 (11) 输入相似度加权平均，得到输出：

$$Out_k = \frac{(Similarity_A \times CbrOut_{A,k} + Similarity_B \times CbrOut_{B,k} + Similarity_C \times CbrOut_{C,k})}{(Similarity_A + Similarity_B + Similarity_C)} \tag{11}$$

式中： $k = 1, \dots, OutNum$ ;  $CbrOut_{A,k}$  为案例 A 的第  $k$  个输出；若相似度大于阈值  $Th$  的案例数少于 3，则根据案例数量对案例输出进行加权平均，得到模块输出。案例推理式寻优整体流程如图 4 所示。

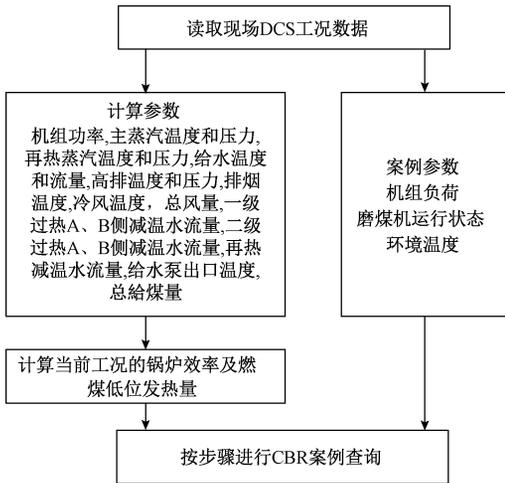


图 4 案例推理式寻优流程

Fig.4 Case-based reasoning optimization flow chart

## 4 现场实际应用

### 4.1 研究对象描述

某电厂 350 MW 发电机组锅炉蒸发量为 1 162.82 t/h、亚临界一次中间再热、单炉膛、平衡通风自然、循环汽包锅炉。制粉系统采用中速磨正压直吹式，每台炉配有 4 台 MPS-89G 型磨煤机，额定负荷时 3 台磨煤机运行，1 台备用。每台磨煤机带 6 支低  $NO_x$  轴向旋流式燃烧器，24 支燃烧器分二层前后墙对冲布置，其中，A 磨煤机向后墙下层燃烧器输送煤粉，D 磨煤机向后墙上层燃烧器输送煤粉，B 磨煤机向前墙下层燃烧器输送煤粉，C 磨煤机向前墙上层燃烧器输送煤粉，在上层燃烧器上部设有后风口（前后墙各 6 个），形成分级燃烧，降低  $NO_x$  的生成量，锅炉设计为倒 U 型布置。

在电厂实际的锅炉运行中，运行人员一般是通过调节风煤比来控制锅炉燃烧的，即通过调节各二次风

及燃尽风门挡板开度。这些参数调节最为频繁，燃烧器摆角出于气温调节考虑不会频繁动作，其他为不可调的参数。离线建立模型的输入参数中，实际测点为排烟温度在空预器出口测量，烟气含氧量在空预器入口测量， $NO_x$  浓度在选择性催化还原系统 (selective catalytic reduction, SCR) 入口 (即省煤器出口) 测量。按照案例推理设计，将锅炉负荷、煤的燃煤热值 (由 CBR 模块在线计算)、磨煤机的组合方式及环境温度作为输入，各层风门挡板开度指令及氧量定值作为输出。利用 CBR 进行自适应在线查询，给出当前工况下的氧量定值和各层风门挡板开度。

### 4.2 锅炉燃烧系统仿真验证

利用第 2 节提出的 AGA-LS-SVM 方法建立锅炉模型，选取目标电厂 2 800 组数据为训练样本，另外随机选取 263 组数据为测试样本，以锅炉效率为例，模型的仿真结果如图 5~6 所示。

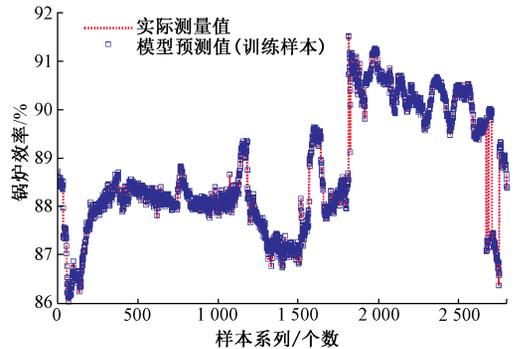


图 5 AGA-LS-SVM 锅炉效率模型

Fig.5 Boiler efficiency model with AGA-LS-SVM

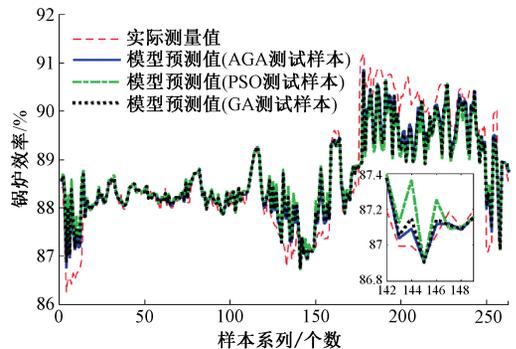


图 6 3 种建模方法对锅炉效率的预测

Fig.6 Boiler efficiency prediction for three modeling methods

图 5 所示为 2 800 组样本采用 AGA-LS-SVM 建立的锅炉效率的训练模型，模型的平均绝对误差只有 0.93%，说明建立的燃烧模型可以以较高的精度实现对锅炉效率的预测。图 6 所示为 AGA-LS-SVM 建模的效果，并将其与 GA-LS-SVM 及采用粒子群算法 (partical swarm

optimization, PSO) 优化 LS-SVM 模型参数的 PSO-LS-SVM 建模<sup>[28]</sup>方法进行对比分析。3 种模型均随机选取 263 组测试样本进行预测, AGA-LS-SVM 的平均相对误差仅为 0.27%。

相比于 GA-LS-SVM 模型, AGA-LS-SVM 模型精度更高, 在训练精度基本保持不变的情况下, 预测精度提高 27%, 且模型的训练时间也相差不大。相比 GA-LS-SVM 和 AGA-LS-SVM 模型, PSO-LS-SVM 模型训练时间较长, 且预测精度都不及其他两种建模方法。因此, 本文提出的 AGA-LS-SVM 模型的精度及泛化能力较高。对比结果如表 1 所示。

某电厂的部分 CBR 数据如表 2 所示, 表 2 磨煤机组

**表 1 AGA-LS-SVM 与 GA-LS-SVM、PSO-LS-SVM 对比**  
**Table 1 Comparisons of AGA-LS-SVM and GA-LS-SVM, PSO-LS-SVM**

建模方法	平均绝对误差		平均相对误差		建模时间/s
	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本	
AGA-LS-SVM	0.009 3	0.242 8	$1.0451 \times 10^{-4}$	0.002 7	992
GA-LS-SVM	0.008 7	0.334 7	$9.7687 \times 10^{-5}$	0.003 8	943
PSO-LS-SVM	0.008 6	0.438 1	$9.6578 \times 10^{-5}$	0.004 9	1 412

合中, 按 ABCD 磨顺序“1”表示运行的磨煤机, “0”表示停运的磨煤机。

**表 2 案例推理 (CBR) 优化案例库部分数据**

**Table 2 Partial data of the case-based reasoning (CBR) optimization case base**

负荷/ MW	燃煤热值/ (MJ·kg <sup>-1</sup> )	磨组合 方式	环境 温度/°C	二次风挡板开度/%				后风口前墙挡板开度/%		后风口后墙挡板开度/%		氧量 定值/%
				A 层	B 层	C 层	D 层	测点 1	测点 2	测点 1	测点 2	
121.966	19.346 79	101	32.679	10.988	18.805	10.052	19.224	19.808	19.112	18.996	19.152	7.028 5
118.061	19.350 94	101	33.664	10.988	24.336	20.052	23.285	19.808	19.112	18.996	19.152	7.178 5
121.913	19.454 96	101	35.822	10.988	22.328	13.488	21.947	26.5	26.3	27.1	28.9	8.125 5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
191.402	16.649 72	111	39.275	10.088	18.284	13.467	14.78	14.62	14.54	14.132	14.184	5.628
199.307	18.246 96	111	33.482	12.328	26.685	28.306	28.057	14.708	14.212	14.696	14.952	5.518
201.643	16.740 31	111	27.456	10.088	39.231	35.284	30.671	3.74	4.304	5.504	4.412	4.887 5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
280.181	17.514 88	1110	31.254	39.785	42.843	45.833	11.948	22.444	20.2	21.048	21.164	4.398
318.145	18.871 17	1101	30.026	50.839	44.171	10.344	43.261	24.908	23.412	24.096	24.252	3.924 5
308.458	17.356 42	1110	32.634	39.992	52.888	53.927	11.18	20.272	20.14	20.272	20.352	3.242 5

把上述案例库中的历史案例集各属性(锅炉负荷、煤的燃煤热值、磨煤机的组合运行方式及环境温度)做归一化处理, 各属性主观权重赋值  $w_i$  依次为 [0.499 4, 0.144 4, 0.095 1, 0.058 4, 0.051 2, 0.050 6, 0.100 9], 经过 GA 算法运算后, 得到的组合权重值  $w_c$  依次为 [0.828 4, 0.095 8, 0.015 8, 0.009 7, 0.008 5, 0.008 4, 0.033 5]。可以看出, 经过 GA 算法优化的各属性权重更精确合理, 更容易检索出符合要求的案例, 提高了 CBR 的分类精度。需要注意的是 GA 算法优化初始值的选择很重要, 选择合理的初始值有助于加快找到最优值。

案例库中任意选取 200 组优化前后的数据, 锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 质量浓度的优化效果如图 7、8 所示, 从图 7、8 可以看出在高负荷段由于优化约束限制, 锅炉效率显然没有更高的提升空间, 但是 NO<sub>x</sub> 浓度的降低还有很大的改善空间; 在中低负荷段锅炉效率还是有较大的改善空间, 相应的 NO<sub>x</sub> 浓度改变的空间较小。最根本的原因还

是锅炉燃烧时, 效率的提高和降低 NO<sub>x</sub> 的形成所需的燃烧条件矛盾。

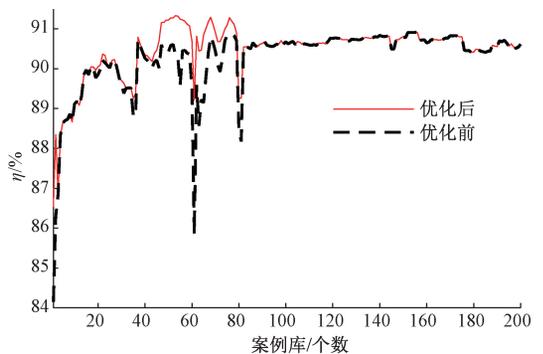


图 7 CBR 案例库优化前后锅炉效率对比

Fig.7 Comparisons of boiler efficiency before and after CBR case base optimization

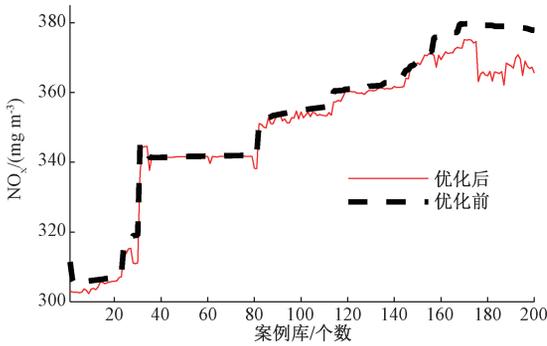


图8 CBR 案例库优化前后 NO<sub>x</sub> 浓度对比

Fig.8 Comparisons of NO<sub>x</sub> concentration before and after CBR case base optimization

以上述数据库为例,任意选取 30 组运行数据,用自适应 CBR 进行在线寻优。优化结果如图 9、10 所示,锅炉效率有较大的提高,NO<sub>x</sub> 浓度有相对的降低。对于某些工况点,优化后的 NO<sub>x</sub> 浓度较优化前升高了,这是由于在优化过程中为了达到更高的锅炉效率,牺牲了部分环保性。值得一提的是,自适应 CBR 在线寻优的寻优时间仅为 0.001 s,完全可以达到在线实时优化的要求。

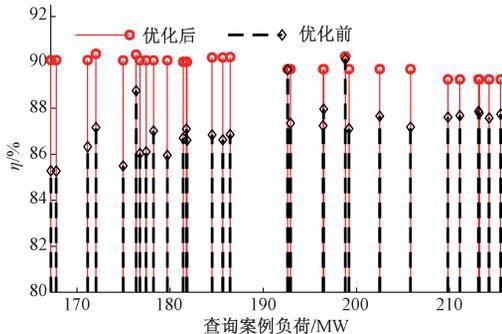


图9 CBR 寻优前后锅炉效率对比

Fig.9 Comparisons of boiler efficiency before and after CBR optimization

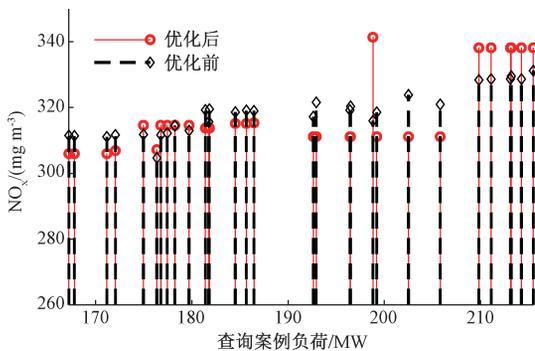


图10 CBR 寻优前后 NO<sub>x</sub> 浓度对比

Fig.10 Comparisons of NO<sub>x</sub> concentration before and after CBR optimization

### 4.3 实际投运效果

在该电厂#1 号机组投入燃烧优化系统,平稳运行后,从 DCS 中截取投入本系统前后负荷范围为 177 ~ 316 MW 的部分数据,以说明投入本系统的优化效果。图 11~12 所示分别为 A、B 侧 NO<sub>x</sub> 浓度和锅炉效率优化对比效果。

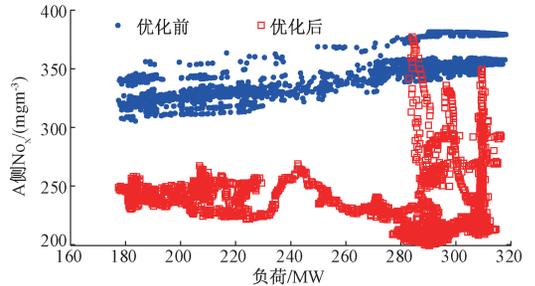


图11 A 侧优化前后 NO<sub>x</sub> 浓度对比

Fig.11 Comparisons of NO<sub>x</sub> concentration before and after A side optimization

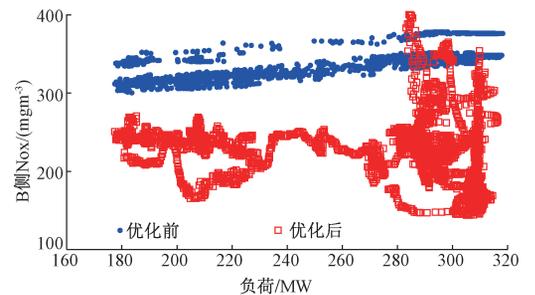


图12 B 侧优化前后 NO<sub>x</sub> 浓度对比

Fig.12 Comparisons of NO<sub>x</sub> concentration before and after B side optimization

由于现场设置的查询参数不同,由图 11、12 可以看出,投入后 NO<sub>x</sub> 浓度较投入前有了较明显的降低,经过计算 A 侧 NO<sub>x</sub> 浓度降低了 34%,B 侧 NO<sub>x</sub> 浓度降低了 36%,实现了节能减排的目的。优化前后锅炉效率对比如图 13 所示。

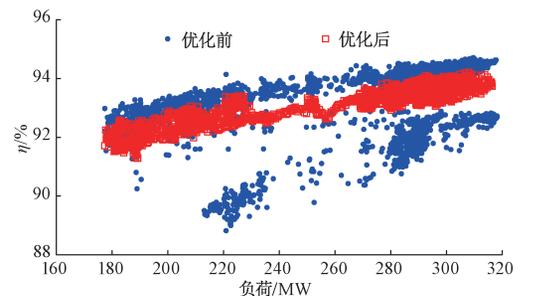


图13 优化前后锅炉效率对比

Fig.13 Comparisons of boiler efficiency before and after optimization

相对的投入本系统后,由于优化本身的约束,由图 13 可以看出,在相同的负荷下,锅炉  $\text{NO}_x$  排放有了较大的降低,导致锅炉效率有了小幅度的下降,牺牲了部分经济性。但是投入本系统后,锅炉效率较投入前稳定了,不会出现时高时低的不稳定。

## 5 结 论

通过对某 350 MW 电厂低负荷下燃烧系统的优化控制及改造,集合数据与机理的复合建模方法,大大提高了锅炉燃烧系统的建模精度,简化了模型结构;通过 GA 算法,结合锅炉燃烧系统数值模型,有效解决锅炉燃烧系统多目标多约束优化问题,提升了系统寻优精度和收敛性。实际工程上利用 CBR 寻优算法给燃烧系统提供了最佳风煤配给及最佳运行氧量。综上所述,通过燃烧系统定值优化达到了预期的目的和效果,机组运行较优化前平稳,氮氧化物有了较大下降。有了这次现场实施经验,基于 CBR 自适应寻优的燃烧优化系统把先进理论应用到实际工程,为燃烧稳定、节能减排打下了良好的基础,本文研究的内容整体运用于生产实际,有较强的实用性和推广价值。

## 参考文献

- [1] 刘吉臻. 大规模新能源电力安全高效利用基础问题[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16):1-8.  
LIU J ZH. Basic issues of the utilization of large-scale renewable power with high security and efficiency[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16):1-8.
- [2] 刘吉臻, 曾德良, 田亮, 等. 新能源电力消纳与燃煤电厂弹性运行控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(21): 5385-5393.  
LIU J ZH, ZENG D L, TIAN L, et al. Control strategy for operating flexibility of coal-fired power plants in alternate electrical power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(21):5385-5393.
- [3] STEFAN ÍA Ó. G, LISA G, FREDRIK N, et al. Improving the flexibility of coal-fired power generators: Impact on the composition of a cost-optimal electricity system[J]. Applied Energy, 2018, 209(1):277-289.
- [4] ZHAO Y L, LIU M, WANG CH Y, et al. Increasing operational flexibility of supercritical coal-fired power plants by regulating thermal system configuration during transient processes [J]. Applied Energy, 2018, 228(15): 2375-2386.
- [5] 施婕, 艾芊. 智能电网实现的若干关键技术问题研

- 究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(19):1-4,55.  
SHI J, AI Q. Research on several key technical problems in realization of smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(19):1-4,55.
- [6] 齐建军, 廉俊芳, 赵志宏. 600 MW 火电机组深度调峰能力探讨与经济安全性分析[J]. 内蒙古电力技术, 2013, 31(4):51-53.  
QI J J, LIAN J F, ZHAO ZH H. Research on peak-load regulation of 600 MW thermal power units and its economic security analysis [J]. Inner Mongolia Electric Power, 2013, 31(4):51-53.
- [7] 周强, 汪宁渤, 冉亮, 等. 中国新能源弃风弃光原因分析及前景探究[J]. 中国电力, 2016, 49(9):7-12.  
ZHOU Q, WANG N B, RAN L, et al. Analysis of the causes and prospect of the abandonment of wind and light in China's new energy [J]. Electric Power, 2016, 49(9): 7-12.
- [8] 余廷芳, 耿平, 霍二光, 等. 基于智能算法的燃煤电站锅炉燃烧优化[J]. 动力工程学报, 2016, 36(9): 594-599,607.  
YU T F, GENG P, HUO ER G, et al. Combustion optimization of a coal-fired boiler based on intelligent algorithm [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2016, 36(9):594-599,607.
- [9] ZHOU H, ZHAO J P, ZHENG L G, et al. Modeling  $\text{NO}_x$  emissions from coal-fired utility boilers using support vector regression with ant colony optimization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(1): 147-158.
- [10] WANG D F, LI Q D, MENG L, et al. Combustion optimization based on RBF network and multi-objective genetic algorithm [C]. The 3rd International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, 2009: 496-501.
- [11] 王春林, 周昊, 李国能, 等. 基于遗传算法和支持向量机的低  $\text{NO}_x$  燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(11):40-44.  
WANG CH L, ZHOU H, LI G N, et al. Support vector machine and genetic algorithms to optimize combustion for low  $\text{NO}_x$  emission[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(11):40-44.
- [12] AAMODT A, PLAZA E. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and syst-

- em approaches[J]. *AI Communications*, 1994, 7(1): 39-59.
- [13] 赵辉, 严爱军, 王普. 提高案例推理分类器的可靠性研究[J]. *自动化学报*, 2014, 40(9): 2029-2036.  
ZHAO H, YAN AI J, WANG P. On improving reliability of case-based reasoning classifier [J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2014, 40(9):2029-2036.
- [14] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(17): 91-96.  
GU Y P, ZHAO W J, WU ZH S. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(17): 91-96.
- [15] 张浩然, 汪晓东. 回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习算法[J]. *计算机学报*, 2006, 29(3): 400-406.  
ZHANG H R, WANG X D. Incremental and online learning algorithm for regression least squares support vector machine [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(3): 400-406.
- [16] KEERTHI S S, CHIH-JEN L. Asymptotic behaviors of support vector machine with Gaussian kernel[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(7): 1667-1689.
- [17] 王广龙, 吕猛, 赵文杰. 基于遗传算法的电站锅炉 NO<sub>x</sub> 排放量 LS-SVM 建模[J]. *自动化与仪器仪表*, 2016(2): 70-72.  
WANG G L, LYU M, ZHAO W J. Construction of NO<sub>x</sub> emissions from power plant boilers based on genetic algorithm LS-SVM [J]. *Automation & Instrumentation*, 2016(2): 70-72.
- [18] 江文豪, 韦红旗, 屈天章, 等. 基于遗传算法优化参数的 SVM 燃煤发热量预测[J]. *热力发电*, 2011, 40(3): 14-19.  
JIANG W H, WEI H Q, QU T ZH, et al. Prediction of the calorific value for fuel coal based on the support vector regression machine with parameters optimized by genetic algorithm[J]. *Thermal Power Generation*, 2011, 40(3): 14-19.
- [19] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetic*, 1994, 24(4): 656-667.
- [20] 牛玉广, 沙超, 康俊杰. 基于数值模拟与试验运行数据的电站锅炉燃烧系统复合建模[J]. *动力工程学报*, 2014, 34(10): 765-770,795.  
NIU Y G, SHA CH, KANG J J. Hybrid modeling of boiler combustion system based on numerical simulation and experimental data[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2014, 34(10): 765-770,795.
- [21] 赵征, 刘吉臻, 田亮. 基于数据融合的燃料量软测量及煤质发热量在线校正[J]. *热能动力工程*, 2007, 22(1): 42-45,60.  
ZHAO ZH, LIU J ZH, TIAN L. Soft-sensing of fuel quantity based on data fusion online correction of coal calorific value [J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2007, 22(1): 42-45,60.
- [22] ZHAO ZH, ZENG D L, HU Y, et.al. Soft sensing of coal quality[J].*Thermal Science*, 2015, 19(1):231-242.
- [23] 田亮, 霍秋宝, 刘鑫屏, 等. 电站锅炉总风量软测量[J].*中国电机工程学报*, 2014, 34(8):1261-1267.  
TIAN L, HUO Q B, LIU X P, et al. Soft-sensors of the total air volume in utility boiler [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(8): 1261-1267.
- [24] 方庆艳, 汪华剑, 陈刚, 等. 超超临界锅炉磨煤机组合运行方式优化数值模拟[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(5): 1-6.  
FANG Q Y, WANG H J, CHEN G, et al. Optimal simulation on the combination mode of mills for an ultra-supercritical utility boiler [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(5): 1-6.
- [25] 李德波, 许齐胜, 沈跃良, 等. 660 MW 四角切圆锅炉低氮改造后变磨煤机组合方式下燃烧特性数值模拟[J]. *动力工程学报*, 2015, 35(2): 89-95,146.  
LI D B, XU Q SH, SHEN Y L, et al. Numerical simulation on combustion characteristics of a 660 MW tangentially-fired boiler after low-NO<sub>x</sub> retrofit under different coal mill combinations [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2015, 35(2): 89-95,146.
- [26] 赵辉, 严爱军, 王普. 基于权重阈值寻优的案例推理分类器特征约简[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(4): 533-539.  
ZHAO H, YAN AI J, WANG P. Feature reduction method based on threshold optimization for case-based

reasoning classifier [J]. Control Theory & Application, 2015, 32(4): 533-539.

- [27] 王津津, 田卫东. 案例推理中一种组合权重的方法[J]. 微计算机信息, 2010, 26(11-3): 254-256.

WANG J J, TIAN W D. A method of combined weight in CBR[J]. Microcomputer Information, 2010, 26(11-3): 254-256.

- [28] 姚全珠, 蔡婕. 基于 PSO 的 LS-SVM 特征选择与参数优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 134-136, 229.

YAO Q ZH, CAI J. Feature selection and LS-SVM parameters optimization algorithm based on PSO [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(1): 134-136, 229.

## 作者简介



**康俊杰**, 2015 年于华北电力大学获得硕士学位, 现为华北电力大学博士研究生, 主要研究方向为电站锅炉燃烧与脱硝整体建模与优化。

E-mail: kj@ncepu.edu.com

**Kang Junjie** received her M. Sc. degree from North China Electric Power University in 2015. Now, she is a Ph. D. candidate in North China Electric Power University. Her main research interests include integral modeling and optimization of combustion and denitrification for power plant boilers.



**牛玉广**, 1983 年于武汉水利水电学院获得学士学位, 分别在 1988 年和 1997 年于华北电力大学获得硕士学位和博士学位, 现为华北电力大学教授, 主要研究方向为大型火电机组建模及优化控制、工业过程故障诊断、新能源电力系统建模与控制。

E-mail: nyg@ncepu.edu.cn

**Niu Yuguang** received his B. Sc. degree from Wuhan Institute of Hydraulic and Electric Engineering in 1983, received his M. Sc. And Ph. D. degrees both both from North China Electric Power University in 1988 and 1997, respectively. Now, he is a professor in North China Electric Power University. His main research interests include modeling and optimizing control of large thermal power generation units, fault diagnosis of industrial processes, modeling and control of new energy source power system.