

基于 PSO 算法的供热系统锅炉集群运行参数优化

刘荣¹, 荀志国¹, 吕青², 方大俊³

(1. 北京市热力集团有限责任公司, 北京 100028; 2. 北京华热科技发展有限公司, 北京 100028;
3. 常州英集动力科技有限公司, 江苏 常州 213022)

摘要: 针对供热系统调峰热水锅炉集群的参数优化问题, 应用基于数据驱动的神经网络算法, 接入 DCS 系统锅炉数据, 辨识建立锅炉的运行性能模型, 以锅炉运行参数为决策变量、锅炉集群运行经济性最优为目标函数, 应用粒子群算法优化获得最优的锅炉集群运行方案。以三河新源供热调峰锅炉集群的运行数据为实例, 对 3 台和 4 台锅炉运行参数进行了优化, 结果表明: 通过优化获得的方案, 与实际运行方案对比后, 可产生约 7% 的节能量。

关键词: 供热系统; 参数优化; 经济性; 粒子群; 最优化

中图分类号: TK21 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2020.02.004

[引用本文格式] 刘荣, 荀志国, 吕青, 等. 基于 PSO 算法的供热系统锅炉集群运行参数优化[J]. 热能动力工程, 2020, 35(2): 26-31. LIU Rong, XUN Zhi-guo, LYU Qing, et al. Optimization of operation parameters of heating system boiler cluster based on PSO algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(2): 26-31.

Optimization of Operation Parameters of Heating System Boiler Cluster based on PSO Algorithm

LIU Rong¹, XUN Zhi-guo¹, LYU Qing², FANG Da-jun³

(1. Beijing District Heating Group, Beijing, China, Post Code: 100028;

2. Beijing Huare Technology Co. Ltd., Beijing, China, Post Code: 100028;

3. Changzhou EngiPower Technology Limited Company, Changzhou, Jiangsu, China, Post Code: 213022)

Abstract: This paper aims at optimizing the parameters of hot water boiler cluster to achieve peak shaving in heating system through three steps. The first step is to connect the boiler data from DCS and use neural network algorithm to identify and establish boiler performance model. The second step is to take the boiler operation parameters as decisive variables, and choose the operation economic of boiler cluster as the objective function. The third step is to optimize the operation economy by using particle swarm optimization. In this study, we use the operation data of boiler cluster with three boilers and four boilers of Sanhe XinYuan Heating Company, to show the effectiveness of such approach. In addition, we determine the optimal operation scheme for the boiler cluster. The comparison between the optimized scheme and the actual operation scheme indicates the optimized scheme has the potential to save nearly 7% energy consumption.

Key words: heating networks, parameter optimization, economical efficiency, PSO, optimization

引言

以热电联产保证供热系统的基础负荷,调峰锅炉作为补充热源,是当前供热企业主要形式^[1]。相对于热电联产,调峰热源作为供热企业的自主热源,运行调控更加灵活,但运行费用更高,如何节约调峰热源的运行费用是供热企业关心的问题。

调峰热源一般由燃气热水锅炉机组集群(以下简称“锅炉集群”)组成,对锅炉集群的运行参数优化是降低调峰热源运行能耗的重要手段^[2]。在总负荷一定的条件下,不同供水流量、温度和运行不同的锅炉机组,或是同种锅炉机组间不同的负荷分配,运行经济性存在较大差异;对调峰锅炉集群的供水总流量、供水温度、机组负荷等参数进行优化,将有效降低调峰热源的能耗水平,减少企业的运行成本。

针对多机组运行参数优化问题,在不同的工业领域均有研究。张永涛^[3]针对火力发电厂锅炉集群总负荷一定条件下不同锅炉机组的负荷分配问题进行了研究。通过拟合煤耗量与蒸汽负荷之间的特性模型,从而建立锅炉组合的最优化数据模型,提出一种网络优选法,对锅炉负荷分配最优化方案进行了直接搜索,产生了十分显著的节能效果。项群扬等人^[4]对电厂机组在不同负荷率时进行试验,拟合出典型锅炉机组的发电煤耗与供电煤耗特性模型,根据该模型进行多台机组负荷的优化分配。高岩等人^[5]借助拉格朗日乘数法建立增广的锅炉负荷优化分配的目标函数,并提出等耗量微增率准则及静态锅炉模型的辨识方法,采用线性规划的方法对锅炉负荷进行优化分配。朱昌厚^[6]根据马钢热电厂“多烧煤气多发电”的运行特点,分析3台机组在不同工况点的消耗燃煤量与富余的煤气量,对多台机组不同的发电负荷工况进行排列组合,从而找到3台机组的优化分配方法,节省了约8.2%的发电成本。

针对多机组间的运行参数优化问题,需要建立每台锅炉的运行性能特性模型,从而预测不同工况条件下锅炉运行状态、运行能耗与费用,并结合优化算法寻找众多组合方案中的最优方案。本文在已有

研究基础上,采用基于数据驱动的神经网络算法^[7-8]辨识锅炉(主要指燃气热水锅炉)性能特性模型,并以锅炉集群运行经济性最优为目标函数,运用粒子群策略^[9-10]对目标函数进行全局搜索,获得最优锅炉集群运行方案。

1 锅炉集群运行参数优化

在多热源联网供热系统中,基本热源供应主要负荷,尖峰热源用于调峰。尖峰热源的锅炉集群运行参数优化问题是指在固定负荷的约束条件下,多台锅炉机组并列运行时通过对运行参数的优化设置,使集群机组在该条件下运行成本最低。目标热网与源侧机组示意如图1所示。

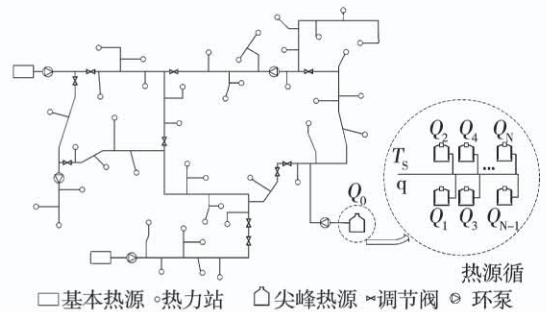


图1 热网与锅炉集群结构示意图

Fig. 1 Diagram of heat network and boiler cluster structure

尖峰热源提供总负荷 Q_0 时,内部锅炉集群的负荷分配以及供水温度、供水流量的选择是一个优化问题,参数设置不同,使得尖峰热源运行经济性不同。针对该问题,首先,接入现有供热数据采集与监控系统,采用神经网络算法,辨识锅炉机组燃气消耗量模型;其次,基于锅炉机组燃气消耗量模型,以集群机组的运行参数为决策变量,以锅炉集群运行经济性最优为目标;采用粒子群优化算法搜索该目标函数下的最优运行方案。

2 基于粒子群算法锅炉集群运行优化

2.1 神经网络算法辨识机组燃气消耗量模型

锅炉机组燃气消耗量模型(以下简称“机组模型”)是指在特定的机组输入条件下,该机组模型可以模拟物理机组的运行性能或运行状态,形成对虚拟运行方案的虚拟测量,是建立目标函数与参数优

化的先决条件^[11]。通过建立机组模型,预测不同运行参数下各机组所消耗的燃气体量,评价虚拟运行方案的能耗与经济性,采用基于粒子群策略最优化算法,实现对多方案的择优。

机组模型通过与 SCADA 系统对接,接入集群基础的历史运行数据,采用神经网络算法,读取锅炉的历史运行数据,建立锅炉机组燃气消耗量模型,并通过区间数据滚动的方式,实现对机组模型的定期更新。模型更新频率为 1 d,其步骤包括:通过分析锅炉消耗燃气的影响因素,找出与耗气量模型有关的运行参数;制定运行参数为输入条件,燃气消耗量为输出条件,运用神经网络算法,通过一定数据量样本集进行训练,获取耗气量模型与各参数的内在规律,从而建立输入输出参数之间的模型函数。用于训练模型的样本集数据时间跨度为上个采暖季,采用的历史运行数据包括:机组的供水温度 t_{hs} 、回水温度 t_{hr} 、供水流量 q_{hs} 、供气压力 p_{hb} ,以此为输入条件,以燃气消耗量为输出目标,建立机组模型:

$$G = f(t_{hs}, t_{hr}, q_{hs}, p_{hb}) \quad (1)$$

2.2 锅炉集群运行优化的目标函数

燃气消耗量是供热系统调峰热源锅炉运行的主要成本,以最小化 N 台锅炉集群的燃气消耗量为目标函数,其中决策变量为锅炉机组的负荷 Q ,供水温度 t_s 、供水总流量 q ,其中 $Q = [Q_1, Q_2, \dots, Q_i, \dots, Q_N]^T$,每组决策变量取值代表锅炉集群的运行方案,则集群运行优化目标函数为:

$$\min C = \sum_{i=1}^N G_i \quad (2)$$

表述为决策变量形式:

$$\min C = \sum_{i=1}^N B_i(Q_i, t_s, q_i)$$

式中: C —锅炉集群的燃气消耗量, m^3/h ; Q 、 t_s 、 q —机组负荷、锅炉供水温度和供水流量。

设锅炉的总负荷为 Q_0 ,则集群运行优化问题的约束条件有:总负荷、供水温度、回水温度、单台机组负荷、单台机组的供水流量,将其统一处理为:

$$\begin{cases} g(x) \leq 0 \\ h(x) = 0 \end{cases}$$

约束形式:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N Q_i - Q_0 = 0 \\ Q_0 - q \cdot c_p \cdot (t_s - t_r) = 0 \\ q_i = q \times \frac{Q_i}{Q_0} \\ q_{\min} - q_i \leq 0 \\ q_i - q_{\max} \leq 0 \\ t_{s,\min} - t_s \leq 0 \\ t_s - t_{s,\max} \leq 0 \\ Q_{i,\min} - Q_i \leq 0 \\ Q_{i,\max} - Q_i \leq 0 \\ t_{r,\min} - t_r \leq 0 \\ t_r - t_{r,\max} \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: Q_0 —锅炉的总负荷; c_p —热水比热容; t_r —锅炉的回水温度,由热网决定,本文给出热网经验的回水温度约束, $t_{r,\max}$ 、 $t_{r,\min}$ 为回水温度的最大值、最小值; $t_{s,\max}$ 、 $t_{s,\min}$ —供水温度变量最大值、最小值; $Q_{i,\max}$ 、 $Q_{i,\min}$ —第 i 台机组负荷的最大值、最小值; q_i —第 i 台锅炉机组的运行流量; q_{\max} 、 q_{\min} —各机组循环泵的最大值、最小流量; $B_i(Q_i, t_s, q)$ —第 i 台锅炉机组的特性模型,即基于供水温度 t_s ,集群流量为 q ,承担负荷为 Q_i 时,机组消耗的燃气体量 $G_i = B_i(Q_i, t_s, q)$, m^3 。

针对有约束问题,采用惩罚函数法将其处理为无约束优化问题。

$$\min F = \sum_{i=1}^N B_i(Q_i, t_s, q_i) + P(X) \quad (4)$$

$$\text{其中, } P(X) = \begin{cases} g^2(x) + h^2(x), & g(x) > 0 \\ h^2(x), & g(x) \leq 0 \end{cases}$$

2.3 基于粒子群策略优化锅炉集群运行参数

优化的目标函数为调峰热源燃气消耗总量,模型由大数据算法基于神经网络技术训练生成,是一种多层神经元结构的非线性模型,因此,多机组负荷分配问题属于典型的非线性有约束最优化问题,是多极值问题^[12]。根据问题特点,采用粒子群算法(PSO)进行优化^[13-14]。算法基于粒子种群的搜索策略,以随机粒子为起点,每一个粒子在搜索过程中,根据适应度对当前粒子进行评价,记忆路径中的局部最优信息与全局最优信息,基于所有粒子信息

的相互交换,选择较优的粒子进入下一轮迭代,最终收敛于全局最优解^[15]。

粒子群算法应用于优化锅炉集群运行参数优化步骤为:

步骤1:随机生成数量为 m 的粒子初 X^0 ,其中, $X^0 = (X_1^0, X_2^0 \cdots X_j^0, \cdots, X_m^0)$, X_j^0 表示第0代第 j 个粒子, $j \in [1, m]$,每个粒子均代表一组运行方案,即 X_j^0 为 Q, t_s, q 的方案取值。记录迭代次数 $k=0$ 。

步骤2:计算每个粒子适应度函数 $\min F(X^k)$,即该组方案的燃气消耗总量,记录所有粒子的局部最优位置 $Pbest_j$ 与全局最优位置 $Gbest$,则:

$$\begin{cases} Pbest_j = X_j^0 \\ Gbest = \min(X_j^0) \end{cases} \quad (5)$$

步骤3:按以下规则执行更新粒子的位置信息,生成新一代种群 X^{k+1} , $k = k + 1$,并计算种粒适应度 $\min F(X^{k+1})$ 。

$$\begin{cases} V_j^{k+1} = V_j^k + c_1 r_1 (Pbest_j - X_j^k) + \\ \quad c_2 r_2 (Gbest - X_j^k) \\ X_j^{k+1} = X_j^k + V_j^{k+1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: r_1, r_2 —属于 $[0, 1]$ 区间的随机数; c_1, c_2 —学习因子,一般取为2,用于过程中平衡局部搜索能力与全局搜索能力的系数。

步骤4:比较各粒子的位置信息,更新粒子的局部最优与全局最优位置信息。

$$Pbest_j = \begin{cases} X_j^k & \min F(X_j^{k+1}) < \min F(X_j^k) \\ X_j^{k+1} & \min F(X_j^{k+1}) > \min F(X_j^k) \end{cases} \quad (7)$$

$$Gbest = \min(X_j^{k+1}) \quad (8)$$

步骤5:判断迭代次数 k 是否满足收敛条件,满足则终止搜索,输出最优运行方案 $Gbest = \min(X_j^{k+1}) = [Q, t_s, q]$,获取最优方案的控制参数,即各机组生产负荷 Q_i 、供水温度 t_s 与供水流量 q 。

锅炉集群运行优化的流程如图2所示。

3 案例分析

算例采用北京热力集团下属子公司三河新源供热有限公司调峰热源中4台锅炉集群为对象,以各锅炉机组的运行数据为样本进行模型训练,并随机

抽取工况数据对机组模型精度进行验证,在此基础上,基于负荷约束、变量范围约束,采用本方法分别优化3台、4台锅炉机组的运行工况,获取更优的运行参数。

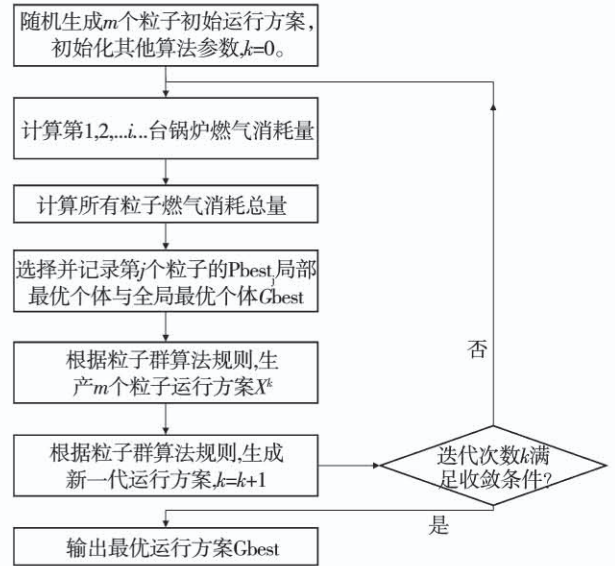


图2 锅炉集群优化流程图

Fig. 2 Flow chart of optimization for boiler cluster

3.1 机组模型计算精度

取2018年11月~2019年3月锅炉运行数据作为模型的训练样本,训练数据类型为机组的供水温度 t_{hs} 、回水温度 t_{hr} 、供水流量 q_{hs} 、供气压力 p_{hb} ,采用大数据算法进行数据辨识建模,并对每台机组抽取30组数据进行模型验证,均起到了较好的效果,总体精度偏差低于2%,机组预测结果与实测数据偏差较小,其对比结果如图3所示。

3.2 锅炉集群运行优化分析

取2018年12月14日13:00与2019年01月15日的运行工况数据,分别共开启3台锅炉与4台锅炉,对运行方案优化效果进行验证。工况1总负荷为245.1 MW,供水温度80.38、91.8、84.2℃,回水温度分别为44.4℃,供水总流量5155.1 t/h,燃气消耗总量为24767.2 m³/h;工况2总负荷为321.62 MW,燃气消耗总量为35824.01 m³/h,各台锅炉的具体参数如表1所示。

应用本方法对案例工况进行优化,优化平台使基于C++语言编程,自主研发的锅炉集群运行优

化软件。优化算法的参数设置为迭代次数 $k = 100$, $c_1 = 2, c_2 = 2, m = 20$ 。

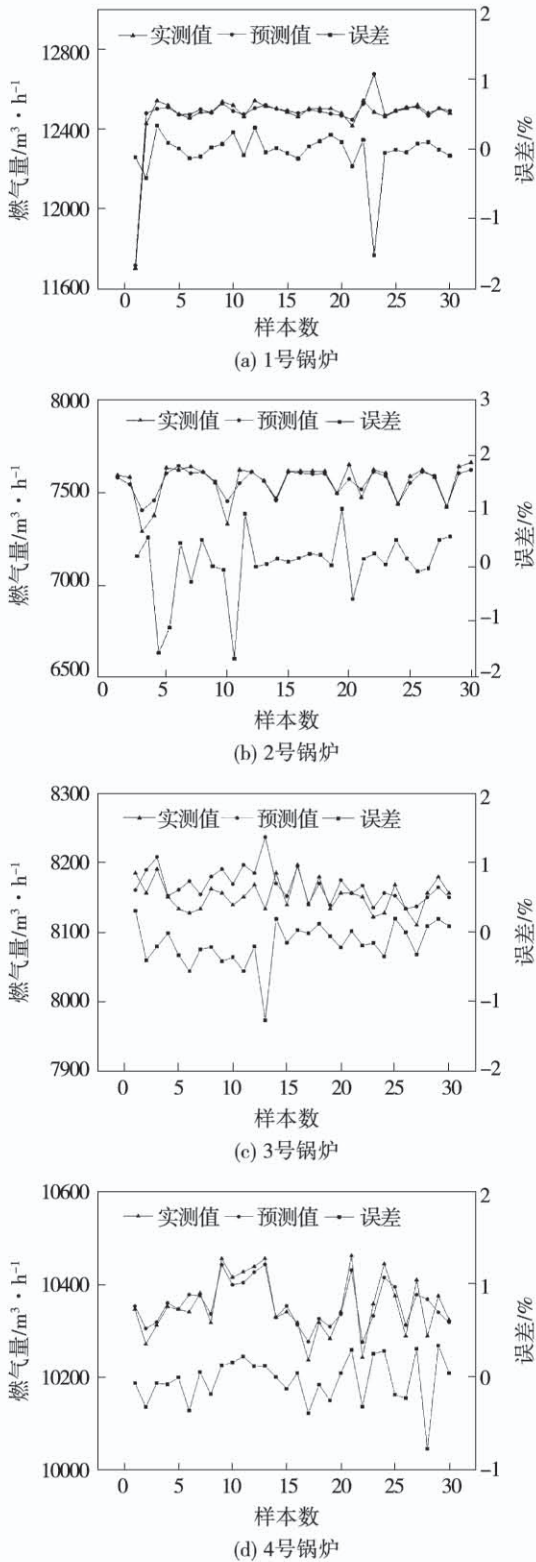


图3 4台锅炉燃气量实测数据与模型预测结果对比
Fig.3 Comparison between measurement data and prediction data for boiler 1#

表1 案例工况参数

Tab.1 Operation conditions of cases under study

工况	炉号	Q/MW	$t_s/^\circ\text{C}$	$t_r/^\circ\text{C}$	$q/\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$	$G/\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1}$
1	2	72.80	80.38			7 199.23
	3	93.40	91.80	44.4	5 155.1	9 637.20
	4	78.90	84.20			7 931.00
2	1	89.19	102.55			11 608.47
	2	83.95	92.58	49.13	5 990.28	8 042.07
	3	66.80	82.23			7 965.21
	4	81.68	93.85			8 208.26

获得优化方案如下:工况1总燃气消耗量 22 795.67 m^3 ,节能量为 7.96%;工况2燃气消耗总量为 33 112.27 m^3 ,节能量 7.57%。各台机组优化后的负荷分配数据如表2所示。

表2 案例优化结果

Tab.2 Optimization results of cases under study

工况	炉号	Q/MW	$t_s/^\circ\text{C}$	$t_r/^\circ\text{C}$	$q/\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$	$G/\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1}$
1	2	89.64	88.42			7 786.21
	3	89.81	88.42	43.00	4 613.09	8 207.06
	4	65.65	88.42			6 802.4
2	1	70.55	89.20			8 871.08
	2	70.86	89.20	46.96	6 546.89	6 424.09
	3	90.03	89.20			8 878.46
	4	90.18	89.20			8 938.64

锅炉集群总燃气消耗量主要与运行流量与温差相关,从2种方案的优化结果可知:工况1的优化方案总负荷为 245.1 MW,平均温差为 41.06 $^\circ\text{C}$,流量为 5 515.1 t/h ,优化后,温差提升到 45.42 $^\circ\text{C}$,提高 10.6%,流量降为 4 613.9 t/h ,减少 16.3%;而工况2的优化方案,总负荷为 321.62 MW,平均温差为 43.67 $^\circ\text{C}$,流量为 5 990.28 t/h ,优化后,供回水温差为 42.24 $^\circ\text{C}$,减小 3.3%,流量升为 6 546.89 t/h ,增加 9.3%。可以看出,锅炉集群在运行时,存在一个优化的温差与流量的组合,并非越大(或越小)越好,存在一个使总体经济性最好的优化量,并且从温差与流量的变化幅度来看,流量变化更加显著,是影响燃气消耗量的主要因素。

4 结 论

(1) 针对3台、4台锅炉的运行参数进行优化,优化方案可产生约7%燃气节能量。

(2) 锅炉集群运行时,存在一个优化的温差与流量的组合,并非越大(或越小)越好。

(3) 从优化结果分析,流量对燃气消耗量的变化起主要作用。

参考文献:

- [1] 杜鹏丞. 集中供暖系统中多热源联网运行模式研究[J]. 山西建筑, 2018, 44(9): 101-102.
DU Peng-cheng. Research on multi heat source network operation in central heating system [J]. Shanxi Architecture, 2018, 44(9): 101-102.
- [2] 张群力, 狄洪发. 集中供热系统不同调峰供热方式的技术经济性分析[J]. 建筑科学, 2012, 28(8): 46-49.
ZHANG Qun-li, DI Hong-fa. Technical and economic analysis on different peak heating load regulation methods for district heating system [J]. Building Science, 2012, 28(8): 46-49.
- [3] 张永涛. 并列运行锅炉的负荷优化分配[J]. 节能, 1990(9): 20-23.
ZHANG Yong-tao. Optimization of load assignment among boilers running in parallel [J]. Energy Conservation, 1990(9): 20-23.
- [4] 项群扬, 项文杰, 华敏, 等. 660 MW 机组低负荷运行负荷优化分配方法研究[J]. 电站系统工程, 2018, 34(1): 9-15.
XIANG Qun-yang, XIANG Wen-jie, HUA Ming, et al. Research on load dispatching of 660 MW power plant under low load operation [J]. Power System Engineering, 2018, 34(1): 9-15.
- [5] 高岩, 梁太龙. 并列运行工业锅炉的负荷优化分配[J]. 北京理工大学学报, 2002, 22(3): 318-320.
GAO Yan, LIANG Tai-long. Optimization of load assignment among boilers running in parallel [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2002, 22(3): 318-320.
- [6] 朱昌厚. 电厂多台发电机组负荷优化分配的探索与实践[J]. 冶金动力, 2014(8): 59-62.
ZHU Chang-hou. Exploration and practice of optimal load allocation of several generators at a power plant [J]. Metallurgical Power, 2002, 22(3): 318-320.
- [7] 李鹏辉, 刘冉, 余廷芳. 基于支持向量机和BP神经网络的燃煤锅炉 NO_x 排放预测[J]. 热能动力工程, 2016, 31(10): 104-108.
LI Peng-hui, LIU Ran, YU Ting-fang. Modeling of NO_x emission from coal fired boiler based on intelligent algorithm [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2016, 31(10): 104-108.
- [8] 邱广. 基于神经网络带蓄热器的工业锅炉房负荷预测及优化运行研究[D]. 上海: 东华大学, 2005.
QIU Guang. Study of load forecast base on artificial neural networks and optimal operation of industrial boiler plants equipped with thermal storage [D]. Shanghai: Donghua University, 2005.
- [9] 张利彪, 周春光, 刘小华, 等. 粒子群算法在求解优化问题中的应用[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2005, 23(4): 385-389.
ZHANG Li-biao, ZHOU Chun-guang, LIU Xiao-hua, et al. Application of particle swarm optimization for solving optimization problems [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2005, 23(4): 385-389.
- [10] 于颖, 李永生, 於孝春. 粒子群算法在工程优化设计中的应用[J]. 机械工程学报, 2008, 44(12): 226-231.
YU Ying, LI Yong-sheng, YU Xiao-chun. Application of particle swarm optimization in the engineering optimization design [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(12): 226-231.
- [11] 曹茂才, 高德欣, 刘芳. 基于神经网络与遗传算法的锅炉燃烧优化系统设计[J]. 工业控制与应用, 2016, 35(6): 10-14.
CAO Qing-cai, GAO De-xin, LIU Fang. Design of boiler combustion optimization system based on neural network and genetic algorithm [J]. Techniques of Automation and Applications, 2016, 35(6): 10-14.
- [12] 肖本贤, 朱志国, 刘一福. 基于粒子群算法混合优化的广义预测控制器研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(4): 820-824.
XIAO Ben-xian, ZHU Zhi-guo, LIU Yi-fu. Research of hybrid optimized generalized predictive controller based on particle swarm optimization [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(4): 820-824.
- [13] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国科学工程, 2004, 6(5): 87-94.
YANG Wei, LI Qi-qiang. Survey on swarm optimization algorithm [J]. Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94.
- [14] 张利彪, 周春光, 马铭, 等. 基于粒子群算法求解多目标优化问题[J]. 算法理论, 2004, 41(7): 1286-1291.
ZHANG Li-biao, ZHOU Chun-guang, MA Ming, et al. Solution of multi-objective optimization problems based on particle swarm optimization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7): 1286-1291.
- [15] 张丽平. 粒子群优化算法的理论及实践[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
ZHANG Li-ping. Theory and practice of particle swarm optimization [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005.