

改进 NSGA- II 算法在锅炉燃烧多目标优化中的应用*

余廷芳¹, 王 林¹, 彭春华²

(1. 南昌大学 机电工程学院, 南昌 330031; 2. 华东交通大学 电气与电子学院, 南昌 330013)

摘要: 提出改进非劣分类遗传算法(NSGA-II)在燃煤锅炉多目标燃烧优化中的应用,优化的目标是锅炉热损失及NO_x排放最小化。首先,采用BP神经网络模型分别建立了300MW燃煤锅炉的NO_x排放特性模型和锅炉热损失模型,同时利用锅炉热态实验数据对模型进行了训练和验证,结果表明,BP神经网络模型可以很好地预测锅炉的排放特性和锅炉的热损失特性。在建立的锅炉排放特性和热损失BP神经网络模型基础上,采用非劣分类遗传算法对锅炉进行多目标优化,针对NSGA-II在燃煤锅炉燃烧多目标优化问题应用中Pareto解集分布不理想、易早熟收敛的问题,在拥挤算子及交叉算子上进行了相应改进。优化结果表明,改进NSGA-II方法与BP神经网络模型结合可以对锅炉燃烧实现有效的多目标寻优、得到理想的Pareto解,是对锅炉燃烧进行多目标优化的有效工具,同改进前的NSGA-II优化结果比较,其Pareto优化结果集分布更好、解的质量更优。

关键词: 多目标优化; 锅炉燃烧; NSGA-II; BP神经网络; Pareto解集

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)01-0179-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.046

Improved non-dominated sorting genetic algorithm applied in multi-objective optimization of coal-fired boiler combustion

YU Ting-fang¹, WANG Lin¹, PENG Chun-hua²

(1. School of Mechanical & Electronic Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. School of Electrical, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper discussed the application of improved non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II) to multi-objective optimization of a coal-fired combustion, the two objectives considered are minimization of overall heat loss and NO_x emissions from coal-fired boiler. In the first step, this paper proposed the back propagation (BP) neural network to establish a mathematical model predicting the functional relationship between outputs (NO_x emissions & overall heat loss of the boiler) and inputs (operational parameters of the boiler) of a coal-fired boiler. It used a number of field test data from a full-scale operating 300MW boiler to train and verify the BP model. The NO_x emissions & heat loss predicted by the BP neural network model shows good agreement with the measured. Then, combined BP model and the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) to gain the optimal operating parameters which led to lower NO_x emissions and overall heat loss boiler. According to the problems such as premature convergence and uneven distribution of Pareto solutions exist in the application of NSGA-II, this paper performed corresponding improvements in the crowded operator and crossover operator. The optimal results show that hybrid algorithm by combining BP neural network and improved NSGA-II can be a good tool to solve the problem of multi-objective optimization of a coal-fired combustion, which can reduce NO_x emissions and overall heat loss effectively for the coal-fired boiler. Compared with non-improved NSGA-II, the Pareto set obtained by the improved NSGA-II shows a better distribution and better quality.

Key words: multi-objective optimization; coal-fired boiler combustion; NSGA-II; BP neural network; Pareto solutions set

0 引言

燃煤电站作为我国主要电力供应的现状将维持较长时期,而燃煤电站锅炉作为主要污染排放物的源点,其生产过程中的NO_x排放对环境会造成重大影响。随着我国对环境保护的要求越来越严格,我国电厂烟气排放标准进一步提升^[1,2],燃煤电站锅炉的节能减排尤为重要。如今在燃煤锅炉设计和改造中,NO_x的排放将作为一个重要的监控指标,然而许多老的燃

煤锅炉NO_x排放明显高于国家排放标准,严重威胁大气环境。进行尾部烟气脱硝设备改造虽然可以获得较好的脱硝效果,但费用非常高。实践表明,通过燃烧优化调整可以获得较高的锅炉燃烧效率与较低的NO_x排放,是一种经济有效的方法^[3,4]。然而燃煤电站锅炉经济运行与NO_x减排之间往往存在一定的矛盾,因此需对燃煤电站锅炉经济运行与污染排放多目标优化问题进行研究。

近期一些学者已经开展了燃煤电站锅炉多目标优化方面

收稿日期: 2012-05-23; **修回日期:** 2012-07-09 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61262048,51066005);江西省教育厅基金资助项目(GJJ10293)

作者简介: 余廷芳(1974-),男,江西乐平人,高级工程师,博士,主要研究方向为锅炉燃烧优化、人工智能应用(wtu_tingfy@163.com);王林(1985-),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要研究方向为热力系统节能;彭春华(1973-),男,江西乐平人,副教授,博士,主要研究方向为电力市场、电力监控信息系统、热工自动化等。

的研究。其中:Zhou 等人^[5]采用人工神经网络与遗传算法相结合以及 Zheng 等人^[6]提出支持向量机与蚁群算法相结合对燃煤锅炉 NOx 排放进行了优化;王培红^[7]和 Kesin^[8]等人利用神经网络建立锅炉燃烧特性的黑箱模型,并采用传统的遗传算法对锅炉进行锅炉效率和 NOx 排放的整体优化;Chi^[9]和许昌^[10]等人分别采用支持向量机及最小资源分配网络建立锅炉燃烧特性模型,并在多目标优化模型中使用线性加权法把多目标优化转换为单目标优化问题,利用遗传算法进行多目标优化,实现锅炉效率和 NOx 排放的整体优化;高正阳等人^[11]利用向量机模型结合数值方法建立锅炉燃烧的数学模型,采用加权方法把锅炉燃烧多目标优化问题转换为单目标优化问题进行优化。

燃煤锅炉经济运行及污染排放多目标优化问题呈现复杂非线性、变量耦合、求解难度大的特点,各目标的度量标准不一致,且会相互制约,不存在使所有目标函数都同时达到最优的绝对最优解,而只能在多目标之间进行协调和折中处理,设法找到一系列非劣解(一般称 Pareto 最优解)的集合,且各解所对应的目标向量在 Pareto 前沿面上应能均匀发散分布。上述研究多采用传统的多目标优化方法,如加权(加权系数一般人为给定)、目标规划法等,将多目标问题转换为单目标优化问题进行简化求解,存在很大的主观性和局限性,且一般只能得到一个非劣解^[12]。近年来,多目标进化算法因其具有不需要准确衡量各目标间的权重关系,并可直接一次性找到一系列多样化的非劣解以供决策者灵活选择的优越性而成为研究热点^[13,14]。在过去几十年里,针对解决多目标优化问题获得真正的 Pareto 最优解集,涌现了一些经典的多目标优化算法,如小生境 Pareto 遗传算法(NPGA)^[15]、Pareto 存档进化策略算法(PAES)^[16]、强度 Pareto 进化算法(SPEA)^[17]、第二代快速非劣分类遗传算法(NSGA-II)^[18]等。其中 NSGA-II 因其有效性和灵活性而获得越来越多的关注。

本文以最小的燃煤锅炉总热损失和最小的 NOx 排放作为优化的目标,采用 BP 神经网络建立了燃煤锅炉的总热损失和 NOx 排放特性数学模型,并引入 NSGA-II 多目标优化算法对锅炉燃烧多目标优化问题进行优化。针对 Pareto 解集分布性不够理想、容易陷入局部最优等问题,本文分析了 NSGA-II 在燃煤锅炉燃烧多目标优化应用中存在的缺陷,在拥挤算子和交叉算子两方面作了改进。优化结果表明,改进 NSGA-II 方法与 BP 神经网络模型结合可以对锅炉燃烧实现有效的多目标寻优,从而获得更接近非支配前沿且分布均匀的 Pareto 优化解集供锅炉运行及管理技术人员作为决策参考,在达到降低 NOx 排放的同时获得最大化的锅炉运行热效率,实现燃煤电站锅炉节能减排的总体目标。

1 锅炉热损失及 NOx 排放数学模型建立

1.1 锅炉设备概况

某发电厂 300MW 锅炉为 SG-1025/16.77-M861 型一次再热控制循环汽包炉,采用一次中间再热、全悬吊、平衡通风、单炉体双炉膛、八角双切圆方式燃烧、中间储仓制粉、乏气送粉,配备 4 台 DTM350/600 筒式钢球磨煤机、4 台排粉机、32 只给粉机,煤粉燃烧器采用百叶窗式水平浓淡燃烧器。

1.2 锅炉 NOx 排放与热损失 BP 神经网络模型

因 BP 神经网络模型具有良好的非线性映射能力,本文拟采用 BP 神经网络建立燃煤电站锅炉燃烧的 NOx 排放(折算到干烟气 6% 含氧量)及总体热损失的数学模型,训练好的 BP 神经网络模型可以作为下一步锅炉燃烧多目标优化的目标函数使用。

本文在某电厂 300MW 机组实验数据的基础上建立了稳态运行工况的锅炉燃烧热损失及 NOx 排放神经网络模型。在建模时选择了 17 个对锅炉热损失及 NOx 排放有密切关系的参数作为输入向量:4 层平均一次风速(A-D)、4 层给粉机平均转速(A-D)、5 层平均二次风速(AA-DE)、3 层燃尽风门开度(OFA1,OFA2,SOFA)、1 个排烟氧量。输出向量即为锅炉热损失及排放烟气中 NOx 含量,其中 NOx 换算至 $[O_2]=6\%$ 的干烟气中的质量浓度(mg/m^3),因而建立的 BP 神经网络模型结构为:17 个神经元的输入层、2 个神经元的输出层,大量仿真模拟后选取隐层神经元数为 21,如图 1 所示。

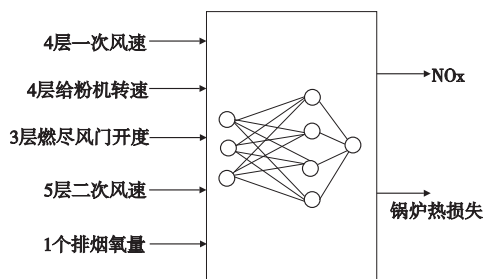


图1 锅炉热损失与NOx排放神经网络模型

1.3 神经网络模型仿真结果

以文献[3]的 20 组实验数据为基础,选择其中的 18 组工况数据作为训练样本,另外两组实验数据作为校验样本。在神经网络的训练学习中,采用附加动量法及自适应学习步长,动量因子选取为 0.5。当 BP 神经网络模型训练完成后,利用上面建立的 300MW 锅炉燃烧特性神经网络数学模型进行了仿真模拟,仿真结果如图 2 和 3 所示。由图可知 BP 网络模型预测的 NOx 排放数据与测量值比较,误差在 1.8% 以内,锅炉热损失结果预测偏差率不超过 2.3%,能够很好地满足工程需要。

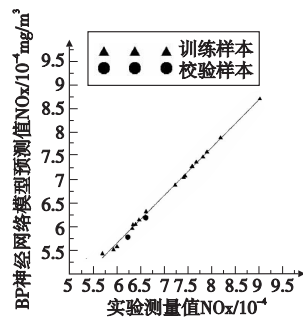


图2 神经网络模型NOx排放仿真结果

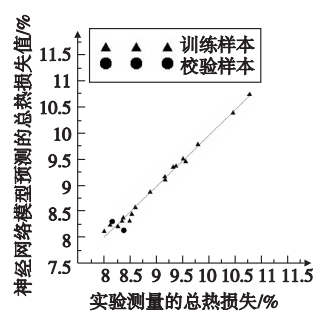


图3 神经网络模型锅炉总热损失仿真结果

2 基于改进 NSGA-II 的锅炉燃烧多目标优化

2.1 第二代快速非劣分类遗传算法 NSGA-II 简介

Srinivas 等人^[19]在 1994 年提出非劣分类遗传算法 NSGA。NSGA 基于对多目标解群体进行逐层分类,每代选种配对之前按解个体的非劣顺序进行排序,并引进基于决策向量空间的共

享函数法,采用共享机制保持进化的多样性。NSGA 具有优化目标个数不限、非劣解分布均匀等优点,是真正意义上的多目标优化进化算法。但其缺点是:优化效率低、计算复杂度为 $O(MN^3)$ 、没有精英保留、并需要对共享参数进行设定等。Deb 等人^[18]对原始的 NSGA 进行改进,提出改进型非劣分类遗传算法 NSGA-II。NSGA-II 方法在 NSGA 方法的基础上引入快速非劣排序方法,计算复杂度降低为 $O(MN^2)$,同时引入密度估计操作算子作为新的多样性保持策略,并且引入精英保留,因而具有更加优良的多目标优化性能。

2.2 对 NSGA-II 算法的改进

在直接应用 NSGA-II 于燃煤锅炉多目标优化问题时,发现其优化结果的 Pareto 解集的分布性不是很理想,往往集中在某一区域的解非常多。这一现象与常规遗传算法的早熟收敛其实是同样的机理^[14]。因 NSGA 算法是从遗传算法演变而来的,仅在选择算法上不同于传统的遗传算法,在适应度赋值上采用非劣排序把多目标转换为单一适应度,从而进行相关的遗传优化算法操作。在 NSGA-II 中,其采用的精英保留策略加速了优化速度却减少了种群的多样性,虽然采用拥挤算子改善了种群的多样性,但同时 NSGA-II 的拥挤算子也有其自身缺陷,即其密度信息的估计仅仅限于同一级非支配个体集中,因而不能很好地反映个体周围的密度信息,解的多样性在燃煤电站锅炉多目标优化问题中仍然不理想。为此,在拥挤算子及交叉算子两个方面对 NSGA-II 进行了如下改进:

1) 拥挤算子的改进

原 NSGA-II 拥挤距离的计算,其中第 i 个体的拥挤距离计算如下:

$$D_i^d = \frac{1}{r} \sum_{m=1}^r \frac{f_{i+1}^m - f_{i-1}^m}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \quad (1)$$

其中: r 为优化目标数; f_{i+1}^m 、 f_{i-1}^m 为第 $i+1$ 与 $i-1$ 个体的第 m 个目标值; $f_m^{\max}$ 、 $f_m^{\min}$ 为第 m 个目标值的最大、最小值。

根据拥挤距离,NSGA-II 拥挤算子的种群多样性保持策略为:若种群大小为 N ,当前非支配集的大小为 M ,且 $M > N$,基于聚集距离的分布性保持策略就是根据式(1)计算种群中 M 个非支配个体的聚集距离(两端点赋值无穷大);然后对这 M 个个体按聚集距离从小到大排序;最后将 $M-N$ 个聚集距离最小的个体从种群中一次性去除,从而达到修剪的目的。

上述多样性保持策略存在两个缺陷:a)如图4所示,图中实心黑点 $A \sim I$ 为非支配个体,由于 C 、 D 、 E 的聚集距离均较小,如果一次性去除所有聚集距离小的个体,则会出现个体 B 与 F 之间个体缺失,因而影响解的分布性;b)对于个体 B ,由于在一维目标上的差值很大,而在另一维目标上的差值却很小,使得 B 的聚集距离也较小,个体 F 由于在各维目标上的差值均相差不大,使得 F 的聚集距离也较大,此时,会误认为 F 的分布性较 B 要好而去除 B ,事实上, B 的分布性较 F 要好。

本文借鉴文献[20],引进动态聚集距离的概念,在拥挤算子方面作如下两方面改进:a)在种群维护过程中,每去除一个个体后重新计算种群中剩余各个体拥挤距离;b)个体 i 的动态聚集距离根据式(2)进行计算:

$$D_i^{dd} = D_i^d / \log(1/V_i) \quad (2)$$

其中, D_i^d 根据式(1)进行计算, V_i 根据式(3)进行计算。

$$V_i = \frac{1}{r} \sum_{m=1}^r (|f_{i+1}^m - f_{i-1}^m| - D_i^d)^2 \quad (3)$$

可见, V_i 为个体 i 在各维目标相邻个体聚集距离的方差,它能反映各维目标聚集距离差异程度,即不同维目标上拥挤距离的差异程度较大的个体在种群维护中有更多的机会被保留。

2) 交叉算子的改进

NSGA-II 采用 SBX 交叉算子,其机理是模拟二进制交叉算子,对实数编码的父个体进行交叉操作,即随机得到交叉点位置,交换两个父个体交叉点两侧的基因代码。本文采用算术交叉算子对 NSGA-II 的交叉操作进行如下改进:设 X_i^t 和 X_j^t 分别为第 t 代两个个体交叉点处对应的决策变量的实数值编码,则交叉后两个个体对应的决策变量为

$$\begin{cases} X_i^{t+1} = aX_i^t + (1-a)X_j^t \\ X_j^{t+1} = bX_j^t + (1-b)X_i^t \end{cases} \quad (4)$$

其中, a 、 b 为 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数。该算子与 SBX 简单交换两侧数值相比,具有更好的全局搜索能力,可以更好地保持种群的多样性。

3 优化结果分析

锅炉燃烧优化是一个复杂的多目标优化问题,NOx 排放量一般与机械未完全燃烧损失是一对相互制约的变量。同时,锅炉热效率的一对主要损失即排烟热损失 q_2 和机械未完全燃烧损失 q_4 也是一对相互制约的变量。因可以说 NOx 排放量在一定程度上与锅炉的热效率也是一对相互制约的变量。一般情况下,对大型电站锅炉可以在计算锅炉热效率时将 q_3 忽略,而锅炉散热损失 q_5 主要是受锅炉负荷的影响。本文采用优化算法对相应负荷工况进行优化时是保证锅炉负荷稳定、煤质不变为前提,因而在进行优化时需加入一定的约束条件,如各层给粉机给粉总量、总空气量(各层风速)与排烟氧量——对应的约束。最终锅炉燃烧多目标优化目的为找到满足 NOx 排放量最小,同时锅炉总热损失之和最小的两目标优化问题的 Pareto 解集。

在引入 NSGA-II 算法对燃煤锅炉燃烧多目标优化问题进行优化时,本文选取额定负荷作为优化负荷点,保持负荷稳定,以锅炉燃烧煤质不变作为优化前提。同时为保证优化的正确性和优化结果的合理性,本文考虑了以下约束条件:a)上下限约束,这些变量包括一次风速(25~30 m/s)、AA-DE 层二次风速(25~40 m/s)、燃尽风挡板开度(0%~100%)、排烟氧量(3%~6.5%)、给粉机转速(300~500 rpm);b)氧量与一次风速、二次风速、燃尽风速的函数对应关系;c)锅炉负荷与 A-D 层给粉机转速及锅炉热效率的函数关系。

本文采用的实数编码 NSGA-II 优化算法选择算子为锦标赛选择算子、模拟二进制交叉算子(SBX)、多项式变异算子。选取的各参数如下:种群数量 50、交叉概率 0.4、变异概率 0.05,最大进化代数 500,改进 NSGA-II 除拥挤算子和交叉算子不同外,其选取参数同 NSGA-II。最终改进前后 NSGA-II 优化得到的 Pareto 最优解集见图 5。改进后 NSGA-II 优化算法得到其中三个代表性的 Pareto 解的锅炉各运行参数如表 1 所示。与文献[3]实际运行数据比较,如果该燃煤锅炉能按照相关的 Pareto 优化解对应的参数运行,锅炉热效率可以提高 0.3%~1%,而对应的 NOx 排放可以降低 30%~40%,得到的 Pareto 优化解集的所有解均在国家 NOx 排放标准 650 mg/m³ 范围之内。

表 1 三个典型的 Pareto 解对应锅炉运行参数

一次风速/m/s				给粉机转速/rpm				二次风速/m/s					OFA 挡板开度/%			氧量/%	总热损失/%	NO _x /×10 ⁻⁴
A	B	C	D	A	B	C	D	AA	AB	BC	CD	DE	OF1	OF2	SOFA			
28.1	28.6	28.6	29.2	437	403	338	335	30.2	32.5	31.3	31.8	31.6	72	76	58	4.05	9.01	4.98
28.5	28.6	29.1	29.5	442	396	352	336	31.3	31.8	32.3	32.2	32.5	87	86	62	4.62	8.45	5.55
29.2	28.9	28.9	29.5	448	391	351	322	32.3	32.8	33.8	33.6	34.5	90	95	81	5.09	8.01	6.35

比较图 5 改进前后的 NSGA-II 得到的 Pareto 优化解集,改进前其解的分布不够理想,在 NO_x 较低的区域(图 5 中右下侧)的解较多,且有很多解重叠。该区域锅炉总损失较大,与改进后 NSGA-II 得到的 Pareto 优化解集比较,其解的质量除低 NO_x 区域与改进后的解集接近外,大部分解是劣于改进后的 Pareto 优化解的。可见,改进后 NSGA-II 得到的 Pareto 优化解集更加接近非支配前沿,且改进后的优化解集分布性有明显改进,说明本文的改进方法有效地改善了燃煤锅炉多目标燃烧优化的 Pareto 优化解集分布性,并得到了更优的 Pareto 解。

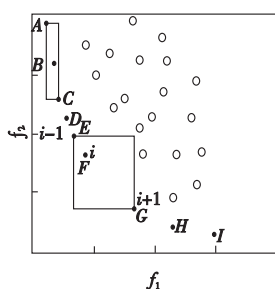


图 4 个体拥挤距离示意图

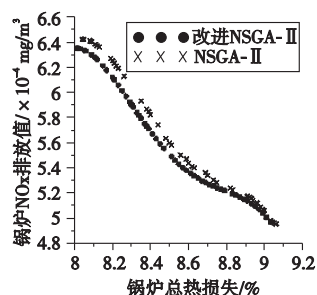


图 5 NSGA-II 改进前后优化结果 Pareto 最优解集分布

4 结束语

本研究的目标是针对燃煤电站锅炉燃烧多目标优化问题获得一组较为理想的 Pareto 优化解集。锅炉热效率及 NO_x 排放特性模型的建立及多目标优化是本研究的两个重要步骤。首先利用 BP 神经网络建立了两个输出(锅炉总热损失及 NO_x 排放)与输入(燃煤电站锅炉各相关运行参数)之间的函数映射关系模型,仿真表明建立的 BP 神经网络模型预测的热损失及 NO_x 排放数值与测量值吻合良好。在建立的 BP 神经网络燃烧特性模型基础上,引入 NSGA-II 多目标优化算法进行优化计算。针对 NSGA-II 在燃煤锅炉燃烧多目标优化中存在的问题,本文在拥挤算子和交叉算子两方面作了改进,结果表明改进 NSGA-II 方法与 BP 神经网络模型结合可以对锅炉燃烧实现有效的多目标寻优。BP 神经网络结合改进后的 NSGA-II 多目标优化算法是一种行之有效的工具,该方法能够在减少 NO_x 排放的同时提高锅炉效率,得到的 Pareto 优化解集更加接近非支配前沿且分布均匀,可为燃煤电站运行技术人员及管理人员提供决策参考。

参考文献:

- [1] 刘孜,易斌,高晓晶,等.我国火电行业氮氧化物排放现状及减排建议[J].环境保护,2008,402(8):7-10.
- [2] GB132237—2003,火电厂大气污染物排放标准[S].
- [3] 许昌,吕剑虹,郑源.基于效率与 NO_x 排放的锅炉燃烧优化试验及分析[J].锅炉技术,2006,37(5):69-74.
- [4] 龙文,梁昔明,龙祖强,等.基于蚁群算法和 LSSVM 的锅炉燃烧优化预测控制[J].电力自动化设备,2011,31(11):89-93.
- [5] ZHOU Hao, CEN Ke-fa, FAN Jian-ren. Modeling and optimization of the NO_x emission characteristics of a tangentially fired boiler with arti-

ficial neural networks[J]. Energy, 2004, 29(1):167-183.

- [6] ZHENG Li-gang, ZHOU Hao, CEN Ke-fa, et al. A comparative study of optimization algorithms for low NO_x combustion modification at a coal-fired utility boiler[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2):2780-2793.
- [7] 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.
- [8] KESIN U. Genetic algorithm and artificial neural network for engine optimization of efficiency and NO_x emission[J]. Fuel, 2004, 83(7-8):885-895.
- [9] CHI H M, ERSOYA O K, MOSKOWITZ H, et al. Modeling and optimizing a vendor managed replenishment system using machine learning and genetic algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 180(1):174-193.
- [10] 许昌,吕剑虹,郑源,等.以效率 and 低 NO_x 排放为目标的锅炉燃烧整体优化[J].中国电机工程学报,2006,26(4):46-50.
- [11] 高正阳,郭振,胡佳琪,等.基于支持向量机与数值法的 W 火焰锅炉多目标燃烧优化及火焰重建[J].中国电机工程学报,2011,31(5):13-19.
- [12] 崔逊学.多目标进化算法及其应用[M].北京:国防工业出版社,2008.
- [13] AGASTRA E, LUCCI L, NESTI R, et al. Modified NSGA-II algorithm for multiobjective optimization of compact high-efficiency square horns[J]. International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering, 2011, 21(2):174-181.
- [14] PIOTROWSKI A P, NAPIORKOWSKI J J, KICZKO A. Differential evolution algorithm with separated groups for multi-dimensional optimization problems[J]. European Journal of Operational Research, 2012, 216(1):33-46.
- [15] HORN J, NAFLOITIS N, GOLDBERG D E. A niched Pareto genetic algorithm for multi-objective optimization[C]//Proc of the 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 1994: 82-87.
- [16] KNOWLES J, CORNE D. The Pareto archived evolution strategy: a new baseline algorithm for multi-objective optimization[C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 1999: 98-105.
- [17] KIM M, HIROYASU T, MIKI M, et al. SPEA2+: improving the performance of the strength Pareto evolutionary algorithm 2[J]. Computer Science, 2004, 3242:742-751.
- [18] DEB K, PARTAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(22):182-197.
- [19] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3):221-248.
- [20] LUO Biao, ZHENG Jin-hua, XIE Jiong-liang, et al. Dynamic crowding distance a new diversity maintenance strategy for MOEAs[C]//Proc of IEEE International Conference on Natural Computation. [S. l.]: IEEE Press, 2008:580-585.