

基于煤质预测的多目标优化配煤方法研究

胡涛¹, 茅大钧¹, 程鹏远¹, 陈思勤²

(1. 上海电力大学 自动化工程学院, 上海 200090; 2. 华能国际电力股份有限公司上海石洞口第二电厂, 上海 200942)

摘要:针对火电厂中混煤煤质计算不准确、配煤方案单一且考虑片面等问题,基于粒子群(PSO)优化前馈神经网络算法建立了混煤煤质预测模型;采用非支配排序多目标遗传算法(NSGA-III)建立了由最小绝对偏差型和标准差型优化指标组成的多目标优化配煤模型。对某电厂实际燃煤情况中非线性关系的煤质进行分析,并对预测煤质的不同特点和电厂机组运行特点进行分析。结果表明:基于煤质预测的多目标优化配煤方法,对煤质挥发分、灰分和灰熔点的预测精度比线性加权方法提高了4.55%、3.24%和5.60%,筛选出的6组配煤方案,兼顾了经济性、安全性和环保性,更符合配煤特点。

关键词:火电厂;混煤掺烧;混煤煤质预测模型;多目标优化配煤模型;非支配排序算法

中图分类号:TD849 **文献标识码:**A **DOI:**10.16146/j.cnki.rndlgc.2021.12.022

[引用本文格式]胡涛,茅大钧,程鹏远,等.基于煤质预测的多目标优化配煤方法研究[J].热能动力工程,2021,36(12):151-156. HU Tao, MAO Da-jun, CHENG Peng-yuan, et al. Research on multi-objective optimization method of coal blending based on coal quality prediction[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(12): 151-156.

Research on Multi-objective Optimization Method of Coal Blending based on Coal Quality Prediction

HU Tao¹, MAO Da-jun¹, CHENG Peng-yuan¹, CHEN Si-qin²

(1. School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai, China, Post Code: 200090;
2. Huaneng Shanghai Shidongkou Second Power Plant, Shanghai, China, Post Code: 200942)

Abstract: Aiming at the problems of inaccurate calculation of blended coal quality, single coal blending scheme and one-sided consideration in thermal power plants, the particle swarm optimization (PSO) feed-forward neural network algorithm was used to establish the prediction model of blended coal quality. The non-dominated sorting multi-objective genetic algorithm (NSGA-III) was used to establish the multi-objective optimal coal blending model consisting of the optimization indexes of minimum absolute deviation type and standard deviation type. The coal quality of nonlinear relationships in the actual coal combustion situation of a certain power plant was analyzed, and the different characteristics of the predicted coal quality and the operating characteristics of power plant units were analyzed. The results show that compared with the linear weighting method, the prediction accuracy of volatile matter, ash and ash melting point of coal quality is improved by 4.55%, 3.24% and 5.60% in the multi-objective optimal coal blending method based on coal quality prediction. The six groups of coal blending schemes are selected, which give consideration to economy, safety and environmental protection, and are more in line with the characteristics of coal blending.

收稿日期:2021-03-08;修订日期:2021-03-16

基金项目:上海市“科技创新行动计划”地方院校能力建设专项资助项目(19020500700);中国华能集团有限公司2020年度科技项目(HNKJ-F2002)

Fund-supported Project: Local Universities and Colleges Capacity Building Project of Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan (19020500700); 2020 Annual Science and Technology Project of China Huaneng Group Limited (HNKJ-F2002)

作者简介:胡涛(1995-),男,山西阳泉人,上海电力大学硕士研究生。

Key words: thermal power plant, blended coal combustion, coal quality prediction model for blended coal, multi-objective optimal coal blending model, non-dominated sorting algorithm

引言

为了解决火电厂燃煤煤种供应复杂多变的情况,国内外学者在混煤燃烧方面进行理论研究并取得一定的成果。在特定约束条件和目标函数下,动力配煤属于数学规划问题^[1-2]。贾艳阳^[3]认为混合煤质指标与各单煤煤质指标之间存在着线性相关性,应用线性规划方法求得混合煤配比最优结果。李颖等人^[4]认为研究掺烧煤种煤质属于非线性问题,采用 BP 神经网络建立预测模型,得到较好的结果。王英敏等人^[5]针对火电厂混煤掺烧的实际特点,采用多目标粒子群优化算法对制粉系统进行优化管理,得到合理配煤比例。尽管配煤掺烧理论方法不断发展,但是仍然存在混煤标准不统一、配煤模型片面化和随机性大等问题,导致目前很多配煤方法缺少可靠性和应用价值。

针对上海某电厂人工配煤的现状,提出一种优化电厂运行现状的配煤方法,通过对实际混煤数据进行分析,运用 PSO-BP 神经网络预测混煤煤质,采用 NSGA-III 算法进行多目标寻优,提高配煤结果的可靠性、实用性和灵活性。

1 混煤煤质预测模型

优化动力配煤的前提是确定各单煤不同成分指标及配比与混煤之间的关系^[6]。一般认为存在线性和非线性关系。PSO-BP 神经网络可以不断迭代,找到最合适的权值和阈值赋给 BP 神经网络,构建混煤煤质预测模型。

混煤煤质预测模型中煤质特性参数包括:发热量(Q_{ad})、硫分(S_{ad})、灰分(A_{ad})、灰熔点(ST)、挥发分(V_{ad})和水分(M_{ad})。经过电厂煤质实验结果分析,水分、硫分和发热量属于线性参数,挥发分、灰分和灰熔点属于非线性参数。用 PSO-BP 神经网络预测混煤煤质成分的非线性关系。

神经网络隐藏层神经元数 b 为:

$$b = \sqrt{c + d} + e \quad (1)$$

式中: c —输入层神经元数; d —输出层神经元数; e —常数, $e \in [1, 10]$ 的。

根据公式和经验得出挥发分、灰分和灰熔点的

神经元数分别为 7, 9, 6。

粒子群算法中粒子维度 h 和适应度函数 F 为:

$$h = b + c \cdot b + b \cdot d + d \quad (2)$$

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h (y_{i,j} - \bar{y}_{i,j}) \quad (3)$$

式中: n —样本数; $y_{i,j}$ 和 $\bar{y}_{i,j}$ —样本 i 第 j 维神经网络预测值和实际值。

采用随机惯性权重对粒子速度 $V_{i,j}^{t+1}$ 和位置更新 $X_{i,j}^{t+1}$

$$V_{i,j}^{t+1} = w V_{i,j}^t + c_1 r_1 (P_{i,j}^t - X_{i,j}^t) + c_2 r_2 (P_{g,j}^t - X_{i,j}^t) \quad (4)$$

$$w = \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) \cdot k + \sigma \cdot q \quad (5)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + V_{i,j}^{t+1} \quad (6)$$

式中: $P_{i,j}^t$ — t 次迭代后,第 i 个粒子经过的最好位置; $P_{g,j}^t$ — t 次迭代后,所有粒子经过的最好位置; $X_{i,j}^t$ — t 次迭代后,第 i 个粒子所在的位置; t —第 t 代; w —随机惯性权重; c_1, c_2 —个体、社会学习因子; r_1, r_2 — $[0, 1]$ 上的随机数; $\mu_{\min}$ —随机惯性权重的最小值,一般取 0.4; $\mu_{\max}$ —随机惯性权重的最大值,一般取 0.9; k — $[0, 1]$ 上的随机数; σ —标准差,表示 w 与其均值的偏差,一般为 0.2~0.5; q —正态分布的随机数。

2 多目标优化配煤模型

2.1 优化指标选取

配煤模型中包含煤质特性和燃烧特性参数,考虑到燃烧属于滞后过程,可以根据实时状态判断机组燃烧特性,通过调整弥补配煤方案中的误差,并且混煤煤质与设计煤种之间的差异可以影响机组的燃烧特性,结合煤质特性参数提出最小绝对偏差型指标和标准差型指标作为优化指标。

用指标之间的关系代替约束条件作为优化指标,既可以通过煤质指标控制混煤的燃烧特性,又可以降低算法的复杂程度。

2.2 目标函数设计

将影响目标函数的指标进行分类,考虑组成经济购煤、安全运行和环保排放 3 个目标函数,指标可重复出现在目标函数中。为了平衡各指标之间的影响,设置了目标权重系数,通过赋予其合适的值来调

整目标函数的偏好程度,可以增加算法在实际应用中的灵活性。

电厂配煤方案主要考虑混煤的发热量和价格,在保证混煤煤质与设计煤种发热量偏差最小的情况下,达到煤价最低,经济性目标表达式为:

$$\min F_j = \alpha \sum_{i=1}^n \frac{X_i P_i}{P_c} + \beta \left| \frac{Q_p - Q_{ad}}{Q_{ad}} \right| \quad (7)$$

式中: α, β —经济性系数; X_i —第 i 种煤的混配比例; P_i —第 i 种煤的价格; n —单煤数; P_c —实际市场参考煤价; Q_p —混煤发热量预测值; Q_{ad} —设计煤种发热量。

为了避免制粉系统爆炸和锅炉灭火、结焦等事故,考虑到锅炉运行条件可以在后续进行调整,通过煤质指标控制锅炉燃烧特性来保证电厂运行安全性。安全性目标表达式为:

$$\min F_a = \gamma \left(\left| \frac{Q_p - Q_{ad}}{Q_{ad}} \right| + \left| \frac{V_p - V_{ad}}{V_{ad}} \right| \right) + \delta \left(\frac{S_p - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} + \frac{M_p - M_{\min}}{M_{\max} - M_{\min}} - \frac{ST_p - ST_{\min}}{ST_{\max} - ST_{\min}} \right) \quad (8)$$

式中: γ, δ —安全性系数; Q_p, V_p, S_p, M_p, ST_p —混煤对应煤质的预测值; Q_{ad}, V_{ad} —设计煤种发热量和挥发分; $S_{\min}, S_{\max}, M_{\min}, M_{\max}, ST_{\min}$ 和 $ST_{\max}$ —所有单煤对应煤质最小值和最大值。

电厂燃煤过程中会排放 SO_2, NO_x 和烟尘,厂内可以通过燃烧调整来控制 NO_x 的排放,而燃煤煤质对 SO_2 和烟尘排放研究十分重要^[7]。环保性目标表达式:

$$\min F_h = \varepsilon \left| \frac{V_p - V_{ad}}{V_{ad}} \right| + \epsilon \left(\frac{S_p - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} + \frac{A_p - A_{\min}}{A_{\max} - A_{\min}} \right) \quad (9)$$

式中: ε, ϵ —环保性系数; A_p —混煤灰分预测值; $A_{\min}, A_{\max}$ —所有单煤对应水分最小值和最大值。

2.3 NSGA-III 算法改进

NSGA-III 算法通过设置参考点、种群标准化、关联操作和个体保留操作选择临界层解集,在处理无约束条件的多目标优化问题时效果良好^[8]。

2.3.1 编码及参数设定

为了适应配煤方案的特殊性,采用实数编码方法,主要考虑 3 种单煤混配的情况,针对遗传算子操作只有前六位有效,其中前 3 位是 10 种煤库中随机 3 种单煤编号,后 3 位是对应的掺烧比例,考虑到实际意义,所以将变量范围定义为: $\min \{1, 1, 1, 10, 10, 10\}; \max \{10, 10, 10, 80, 80, 80\}$ 。算法运行过程中会删除重复结果并自动生成非支配排序等级、支

配个体数和所支配个体组成的集合。

2.3.2 算法性能优化

遗传选择算子采用适应性随机采样的方法,适应度值越大的个体越容易被选择。交叉算子采用多点交叉的方式,随机选取基因位置不连续的父代与子代进行交叉操作,可以极大提高种群的多样性。由于配煤问题的特殊性,3 种混煤掺烧配比和为 1,所以遗传操作后需要归一化处理^[9]。

NSGA-III 期望参考点与个体一一对应,所以算法通过参考点来反映个体的聚集程度,形成均匀分布的最终解。算法为了追求种群的多样性,依次选取包含个体最少的参考点进行个体保留操作,使得边缘参考点对应的个体优先保留,但是这些解集都是目标函数上的极值,在实际问题中根本无法使用,所以为了增加算法的收敛性并减少无意义结果,在计算边缘参考点关联个体数目时,赋予一个大于 2 的数,使其在选择时顺序靠后。NSGA-III 算法流程如图 1 所示。

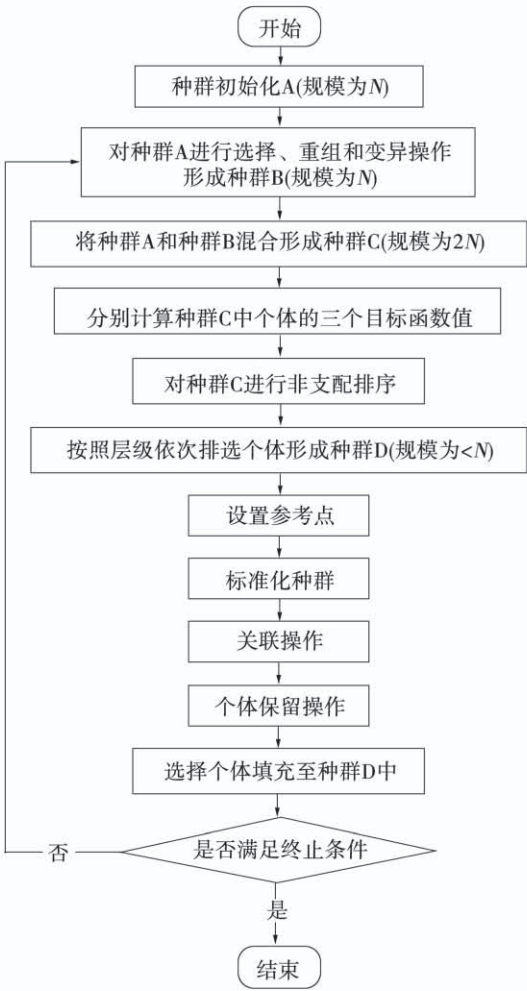


图 1 NSGA-III 算法流程

Fig.1 Flow chart of NSGA-III algorithm

3 实例分析

对上海某电厂锅炉进行动力配煤研究,该电厂锅炉设计煤种煤质情况如表 1 所示,选取实际 10 种存煤数据进行混配,如表 2 所示。

表 1 设计煤种煤质

Tab. 1 Designed coal type and coal quality

$Q_{\text{net,ad}}/\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$	$V_{\text{ad}}/\%$	$A_{\text{ad}}/\%$	$M_{\text{ad}}/\%$	$S_{\text{ad}}/\%$
22.30	24.54	15.84	9.28	0.59

表 2 存煤数据库

Tab. 2 Coal inventory database

煤种 编号	$Q_{\text{ad}}/\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$	$V_{\text{ad}}/\%$	$A_{\text{ad}}/\%$	$M_{\text{ad}}/\%$	$S_{\text{ad}}/\%$	$ST/^\circ\text{C}$	$P/\text{元}$
1	21.99	29.54	2.38	15.58	0.71	1184	830
2	21.08	27.64	16.54	7.52	0.69	1400	755
3	23.61	22.18	11.05	10.50	0.55	1234	875
4	24.28	20.10	7.55	13.12	0.23	1162	900
5	22.69	23.12	10.44	7.85	0.19	1398	840
6	19.08	38.54	20.11	9.15	0.82	1158	630
7	20.54	24.20	19.12	16.50	0.72	1384	710
8	21.63	21.42	18.89	8.00	0.38	1288	780
9	22.45	26.12	17.70	11.11	0.33	1454	855
10	19.68	25.80	21.45	19.89	2.84	1300	680

根据表 2 中数据选择 3 种不同比例的单煤进行混配,可以得到 360 组样本数据。对于混煤的挥发分、灰分和灰熔点非线性煤质指标,建立 PSO-BP 神经网络进行预测,将各单煤煤质指标与混煤比例 6 个变量(三种单煤的煤质指标和混煤比例)作为输入,混煤煤质指标作为输出,建立煤质预测模型,其中 340 组为训练集,剩余 20 组为验证集,预测效果如图 2 所示,预测结果、加权结果及实际数据的误差如表 3 所示。

表 3 混煤煤质误差

Tab. 3 Errors of mixed coal qualities

煤质指标	预测平均相对误差/%	加权平均相对误差/%
挥发分	0.802	5.356
灰分	3.630	6.871
灰熔点	3.724	8.783

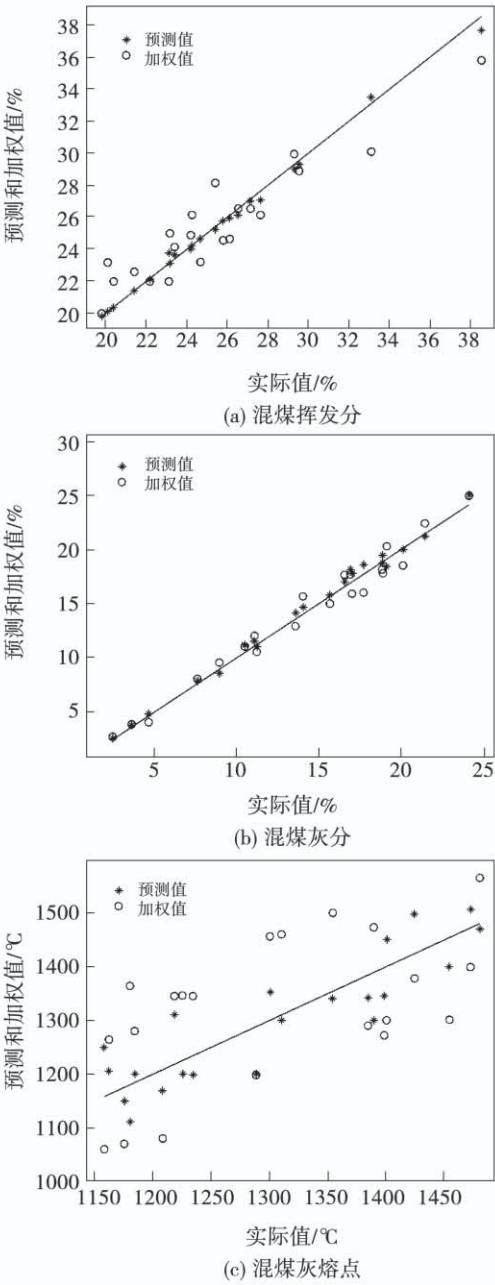


图 2 混煤煤质预测效果

Fig. 2 Predictive effects of mixed coal qualities

PSO-BP 神经网络对混煤煤质非线性指标预测效果和精度均有一定提高,分别将挥发分、灰分和灰熔点预测过程所对应的网络权值和阈值保存。

采用多目标优化配煤模型,追求经济性、安全性和环保性 3 个目标函数最优,在没有特定需求的情况下,赋予同等权重, $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon, \epsilon$ 分别取 2, 7, 8, 3, 10 和 1, 实际市场参考煤价 P_c 为 920 元/吨。种群规模设置为 110, 迭代次数为 200, 每个目标划分

为 13 份,参考点个数为 105,进行仿真计算后的个体解集分布如图 3 所示。个体解集均匀分布在三维空间对角线所在的平面,空间中心个体对应的解在 3 个目标上表现平均,可以作为无偏好最优解。

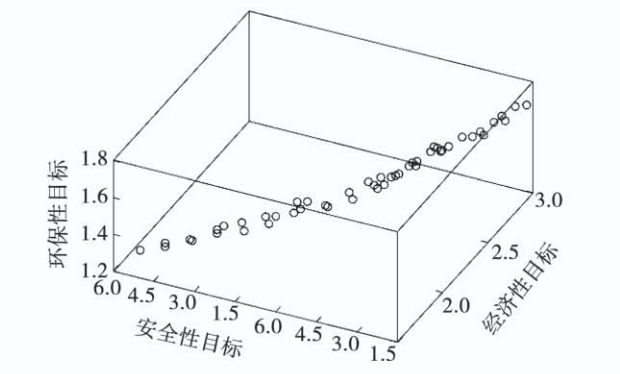


图 3 个体解集分布

Fig. 3 Distribution of individual solution set

利用优化算法得到的煤种编号和对应比例计算混煤煤质指标,其中水分、硫分和发热量属于线性指标,采用加权平均的方法,挥发分、灰分和灰熔点属于非线性指标,在已保存好权值和阈值的 PSO-BP 神经网络下预测,列出部分个体解集如表 4 所示。

由表 4 可知,混煤各项指标适中且煤价均低于市场参考煤价,说明多目标优化配煤方法可以综合考虑经济性、安全性和环保性指标,同时得出满足要求的解集。当期望煤价最低时,选择个体 2;当期望发热量最高时,选择个体 5;当期望硫含量最低时,选择个体 6。配煤人员可以根据电厂的实时情况调整指标的系数并选择最佳的配煤方案,灵活解决燃煤煤种复杂多变的情况,增加了方案的多样性和实用性。

表 4 部分个体解集

Tab. 4 Partial individual solution set

个体	煤种 1	煤种/ %	煤种 2	配比 2/%	煤种 3	配比 3/%	$Q_p/$ $\text{MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$	$V_p/$ %	$A_p/$ %	$M_p/$ %	$S_p/$ %	$ST_p/$ $^{\circ}\text{C}$	$P/\text{元}$
1	3	55	6	12	2	33	22.232	24.98	16.54	9.355	0.629	1421	806
2	2	14	5	38	6	48	20.732	25.14	16.92	8.428	0.562	1300	727.3
3	8	51	7	13	3	36	22.201	23.44	16.01	10.001	0.485	1342	805.1
4	1	19	5	62	6	19	21.871	24.50	15.61	9.566	0.409	1198	798.2
5	4	14	3	23	8	63	22.456	24.76	15.80	9.292	0.398	1254	818.65
6	9	27	5	48	6	25	21.723	23.86	16.15	9.055	0.385	1312	791.55

4 结 论

(1) 针对混煤不同煤质成分非线性和线性的特点,分别采用 PSO-BP 神经网络和线性加权的方法进行预测,结果表明前者对挥发分、灰分和灰熔点的预测精度较后者提高了 4.55%、3.24% 和 5.60%,具有更高的可信度。

(2) 模型同时建立经济性、安全性和环保性多个目标,优化后的配煤方案更具有准确性和参考价值,适当调整不同目标的权重系数,可以增加配煤方法的灵活性。

(3) 多目标优化往往得出多个结果,为了在不同情况下确定最合适的配煤方案,可以采用决策方法实现自动选配煤。

参考文献:

[1] 华志刚. 混煤掺烧全过程优化系统及算法模型研究[D]. 武汉:华中科技大学,2011.

HUA Zhi-gang. The system model and algorithm research of the optimization of the whole process of mixed coal blended burning[D]. Wuhan:Huazhong University of Science & Technology,2011.

[2] YIN Chun-gen, LUO Zhong-yang, ZHOU Jun-hu, et al. A novel non-linear programming-based coal blending technology for power plants[J]. Chemical Engineering Research and Design,2000,78(1):118-124.

[3] 贾艳阳. 线性优化法的配煤入洗研究[J]. 黑龙江科技信息, 2015(28):139.

JIA Yan-yang. Study on coal allocation into washing by linear optimization method[J]. Heilongjiang Science and Technology Information,2015(28): 139.

[4] 李 颖,周俊虎. BP 神经网络在优化配煤预测模型中的研究[J]. 煤炭转化,2002(2):79-85.

LI Ying,ZHOU Jun-hu. Research on BP neural network in the prediction model of optimized coal blending[J]. Coal Conversion, 2002(2): 79-85.

[5] 王英敏,张志刚等. 火电机组混煤掺烧与优化系统研究与应用[J]. 科学技术与工程,2020,20(14):5633-5638.

WANG Ying-min,ZHANG Zhi-gang, et al. Research and application of blended coal combustion and optimization system for thermal power unit[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(14): 5633-5638.

[6] 付轩熠,茅大钧,印琪民. 基于多种算法的火电厂配煤优化方法研究[J]. 煤炭工程,2018,50(9):150-154.

FU Xuan-yi,MAO Da-jun,YIN Qi-min. Research on coal blending optimization method based on multiple algorithms in thermal power plant[J]. Coal Engineering,2018,50(9): 150-154.

[7] 夏 季,华志刚,彭 鹏,等. 基于非支配排序遗传算法的无约束多目标优化配煤模型[J]. 中国电机工程学报,2011,31(2): 85-90.

XIA Ji, HUA Zhi-gang, PENG Peng, et al. A model of unconstrained multi-objective optimization of coal blending based on the non-dominated sorting genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(2): 85-90.

[8] 银星黎. 基于改进多目标鲸鱼算法的水库群供水-发电-生态优化调度研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019.

YIN Xing-li. A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of master of engineering[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology,2019.

[9] 王 朝. 高维多目标进化算法的关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学,2018.

WANG Chao. Key technology research of many-objective[D]. Harbin: Harbin Engineering University,2018.

(金圣迪 编辑)