

DOI: 10.7667/PSPC160752

基于多目标粒子群算法的电力系统环境经济调度研究

张子泳¹, 仇梦林², 李莎³

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510000; 2. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 3. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广东 广州 510000)

摘要: 提出了一种新的多目标粒子群优化(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)算法, 用于求解电力系统的环境/经济调度问题。通过设计特定的约束修正因子, 将不可行解修正成可行解, 并在此基础上用惩罚函数法构建了新的适用于多目标粒子群的适应度函数模型。根据帕累托占优条件形成历史帕累托最优解集和全局帕累托最优解集, 引入稀疏度排序法选择全局最优解, 基于帕累托最优前沿的斜率特性, 提出用斜率法筛选非劣解, 采用基于模糊数学的满意度评价模型选择 POF 的折衷最优解。最后, 用 IEEE-30 节点标准测试系统对所提算法进行了仿真测试, 并与其他算法进行了对比。仿真结果表明所提算法可行、有效。

关键词: 环境经济调度; 多目标粒子群; 约束处理; 帕累托最优解; 斜率法; 折衷最优解

Environmental/economic power dispatch based on multi-objective particle swarm constraint optimization algorithm

ZHANG Ziyong¹, ZHANG Menglin², LI Sha³

(1. Guangdong Power Dispatch and Control Center, Guangzhou 510000, China; 2. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. Guangdong Power Science Academy, Guangzhou 510000, China)

Abstract: A new multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) technique for environmental/economic dispatch (EED) is proposed. Infeasible solutions can be revised to feasible ones by designing specific constraints correction factor. And on the basis of that, a new fitness function model for multi-objective particle swarm is built based on the penalty function method. The historical set and global set for non-dominated solutions are formed, according to the Pareto dominant conditions. A crowding distance-based approach is introduced to assign the global leader. Moreover, a new technique called slope method is proposed to further filter the non-dominated solutions based on the slope characteristics of the Pareto optimal front (POF). Then, fuzzy mathematical method for satisfaction evaluation is employed to extract the best compromise solution over the POF. Finally, several optimization runs of the proposed algorithm are carried out on the standard IEEE 30-bus test system, the results validate that the proposed method is feasible and effective.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51207113), Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (No. 20110141110032), and State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment of Xi'an Jiaotong University (No. EIPE13205).

Key words: environmental economic dispatch; multi-objective particle swarm optimization; constraint handling; Pareto optimal solution; slope method; best compromise solution

0 引言

电力系统经济调度是在满足电力供需平衡及机组出力上下限的条件下, 求解使系统发电成本或燃料

费用最低的调度方案^[1]。然而, 火电机组在发电过程中不可避免地大气排放硫氧化物、氮氧化物及二氧化碳等污染气体。随着人们环保意识的增强, 限制污染气体的排放量也成为电力系统的一个重要调度目标, 电力系统由原来的单目标经济调度转变为多目标环境/经济调度(Environmental/Economic Dispatch, EED)。

相比其他减排措施, EED 因其投资少见效快而备受研究者的青睐^[2]。含 EED 因素的多目标优化问题,

基金项目: 国家自然科学基金项目(51207113); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20110141110032); 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室资助(EIPE13205)

其早期求解方法多采用约束法和权系数和法^[3]。约束法^[4-5]将污染气体排放指标作为经济调度的一个新约束,其求解仍属单目标优化,但该方法未考虑环境与经济间的折衷关系。权系数和法^[6-8]把多个优化目标线性组合,从而将多目标优化转化为单目标优化,该方法通过调整各目标的加权系数获得一组帕累托最优解,但需多次运行算法。另外,该方法缺少选择最优权系数的基础研究。

与约束法和权系数和法不同,文献[9]用线性规划法对两个调度目标同时进行优化,但EED是一个高维非线性优化问题,基于梯度等的传统优化方法难以找到其全局最优解。

近年,进化算法、粒子群算法等启发式算法及各种混合启发式算法被广泛应用于电力系统的经济调度中,并取得了一定的成效^[10-12]。进化算法虽然能克服传统优化方法的一些不足,但编码、杂交等操作较复杂,且容易出现早熟的现象。相比进化算法,粒子群算法简单、易操作、收敛速度快,且通过惯性权重设置,能很好地平衡全局寻优能力和局部寻优能力。

文献[13-16]将多目标粒子群优化算法扩展到电力系统的环境/经济调度中。多目标粒子群优化算法需重新定义种群的全局最优解和个体最优解,不同文献给出了不同的定义方法,目前尚没有统一的定义方法。与单目标优化不同,多目标优化的解并不唯一,其优化结果为一组帕累托最优解或帕累托最优前沿(Pareto Optimal Front, POF),文献多借助外部存档技术以获得多目标优化问题的POF。文献[2]提出带等式约束的帕累托占优条件,但其求解结果中,各发电机出力之和小于负荷与网损之和,功率平衡约束未能严格满足。文献[17]提出用基于小生境的非劣解排序法确定各粒子的稀疏度,选择稀疏度最大的解作为全局最优解,以促使POF均匀分布,但算法需要设置小生境的半径。文献[13]提出用聚类法优化POF,对相似的解进行聚类,且每个类只保留离聚类中心最近的解,确保POF上最优解的个数不超过预先设定的容量,算法取得了较好的结果,但计算较为复杂,运行时间长。

针对以上问题,本文提出一种改进的多目标粒子群算法,通过设计特定的约束修正因子,使功率平衡约束严格满足;采用基于拥挤距离的稀疏度排序法选择全局最优解,避免基于小生境法的半径设置;基于外部存档法设置历史帕累托最优解集和全局帕累托最优解集;并提出用斜率法筛选最优前沿上的非劣解;采用基于模糊理论的满意度评价指标选择折衷最优解。用IEEE 6机30节点的标准系统对算法进行了仿真测试,考虑了忽略网损和计及网损两种情况下的调度,并将仿真结果与其他方法的结果进行对比。

1 EED问题的数学模型

EED是在满足电力供需平衡及机组出力限制条件下,求解使两个目标函数(燃料费用和污染气体排放量),同时取得最优值的调度方案。对EED的数学描述具体如下。

1.1 目标函数

1.1.1 经济调度

经济调度以燃料费用最低为调度目标。每台发电机组的燃料成本曲线通常用一个二次函数来表示,系统总燃料成本 $F(P_G)$ 可表示为

$$F(P_G) = \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) \quad (1)$$

式中: N 为火电机组总数; a_i 、 b_i 、 c_i 为火电机组 i 的燃料成本系数; P_{Gi} 为火电机组 i 的有功出力; P_G 为系统火电机组有功出力向量,可表示为

$$P_G = [P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{GN}] \quad (2)$$

1.1.2 环境调度

环境调度以污染气体排放量最少为调度目标。火电机组在发电过程中排放多种污染气体,各污染气体排放量都可与火电机组有功出力单独建立函数关系,但为方便计算,采用污染气体综合排放模型,则系统总污染气体排放量可表示为^[18]

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^N [10^{-2}(\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) + \zeta_i \exp(\lambda_i P_{Gi})] \quad (3)$$

式中, α_i 、 β_i 、 γ_i 、 ζ_i 、 λ_i 为火电机组 i 的污染气体排放量系数。

1.2 约束条件

1.2.1 火电机组出力约束

$$P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \quad (4)$$

式中: $P_{Gi \min}$ 、 $P_{Gi \max}$ 分别为火电机组 i 的最小有功出力和最大有功出力。

1.2.2 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi} - P_D - P_1 = 0 \quad (5)$$

式中: P_D 为系统总负荷需求; P_1 为系统总传输网损。本文采用 B 系数法求解 P_1 ^[19],其计算为

$$P_1 = P_G B P_G^T + B_0 P_G^T + B_{00} \quad (6)$$

式中: P_G^T 为 P_G 的转置; B 为 $N \times N$ 维矩阵; B_0 为 N 维行向量; B_{00} 为一个标量。

1.2.3 旋转备用约束

电力系统存在机组停运及负荷预测误差等问题,为应对这些问题给电力系统调度带来的影响,在调度中要考虑旋转备用约束^[20]。系统旋转备用容量满足如式(7)约束。

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi\max} - P_D - P_l \geq P_{SR} \quad (7)$$

式中, P_{SR} 为给定负荷下的系统备用容量, 一般取系统总负荷的 5%^[21]。

1.3 数学模型

将上述目标函数及各约束条件整合在一起, 即可得到 EED 问题的数学模型为

$$\begin{cases} \min Y(\mathbf{X}) = \min[F(\mathbf{X}), E(\mathbf{X})] \\ \text{s.t.} \\ h_i(\mathbf{X}) = 0, i = 1, 2, \dots, L \\ g_j(\mathbf{X}) \geq 0, j = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X} = P_G$ 为优化问题的解向量; h 、 g 分别为模型的等式约束和不等式约束; L 、 K 分别为等式约束和不等式约束的总数。

2 多目标优化的帕累托最优解

EED 属于多目标优化问题, 多目标优化问题的基本特点之一在于各目标间的矛盾性, 即用某种方案改进某个目标值的同时, 该方案可能使另一个目标值变劣。

各目标间的矛盾性使多目标优化问题的解并不唯一, 即不存在既能满足所有约束条件, 又能使所有目标同时达到各自最优值的解。因此, 对于多目标优化问题, 只能求解其非劣解。多目标优化问题的非劣解也称为有效解, 或帕累托最优解, 其定义如下。

定义 1 对于求最小值的多目标优化问题, 若 x_1 、 x_2 都是可行域中的解向量, 当且仅当以下两个条件同时满足时, 称 x_1 占优, 或称 x_1 支配 x_2 :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, N_{\text{obj}}\}: f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \quad (9)$$

$$\exists j \in \{1, 2, \dots, N_{\text{obj}}\}: f_j(x_1) < f_j(x_2) \quad (10)$$

式中, N_{obj} 为目标函数的个数。

在目标函数的整个可行域中, 若不存在其他可行解支配 x_1 , 则称 x_1 为帕累托最优解。由所有帕累托最优解组成的集合称为帕累托最优解集或帕累托最优前沿(POF)。

3 多目标粒子群算法

3.1 标准粒子群算法

标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种模仿鸟群觅食的启发式算法, 该算法通过粒子间的合作与竞争进行智能指导寻优。

设一个种群有 m 个粒子, 每个粒子有 n 维变量,

第 i 个粒子在第 k 次迭代过程中的位置和飞行速度分别为 $X_i^k = [x_{i,1}^k, x_{i,2}^k, \dots, x_{i,n}^k]$ 和 $V_i^k = [v_{i,1}^k, v_{i,2}^k, \dots, v_{i,n}^k]$ 。通过评价目标函数的适应度值, 确定各粒子的个体最优位置 $P_i^k = [p_{i,1}^k, p_{i,2}^k, \dots, p_{i,n}^k]$ 及种群的最优位置 $G_i^k = [g_{i,1}^k, g_{i,2}^k, \dots, g_{i,n}^k]$, 并通过公式(11)确定粒子 i 在下一迭代时的速度和位置。

$$\begin{cases} v_{i,j}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,j}^k + c_1 r_1 \cdot (p_{i,j}^k - x_{i,j}^k) + \\ \quad c_2 r_2 \cdot (g_{i,j}^k - x_{i,j}^k) \\ x_{i,j}^{k+1} = x_{i,j}^k + v_{i,j}^{k+1} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中: r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 区间上服从均匀分布的随机数; c_1 、 c_2 为学习因子, 两者均为正常数; ω 为惯性权重, 用来平衡粒子间的全局寻优和局部寻优能力, 通常用式(12)计算 ω 的值。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{K} \cdot k \quad (12)$$

式中: K 为最大迭代次数; k 为当前迭代次数; $\omega_{\max} = 0.9$; $\omega_{\min} = 0.4$; 粒子 i 在各维的速度 $v_{i,j}$ 应满足 $-v_{j\max} \leq v_{i,j} \leq v_{j\max}$, $v_{j\max}$ 为粒子 i 在第 j 维空间中的最大飞行速度, 通常取 $v_{j\max}$ 为第 j 维变量搜索空间的 10%~20%^[7]。

3.2 PSO 算法的约束处理方法

EED 属于约束优化问题, 应用 PSO 算法求解约束优化问题的一个关键点是如何处理问题的约束。PSO 算法处理约束的方法主要分为两类^[22]:

- 1) 惩罚函数法;
- 2) 设计特定的约束修正因子。

基于此, 本文将上述两种方法相结合, 提出了一种新的约束处理方法。

3.2.1 设计特定的约束修正因子

该约束处理方法仅针对等式约束。

设 $p_{Gi} = [P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{GN}]$ 代表系统的一个有功调度方案, p_{Gi} 中的各元素分别代表 N 台发电机组的有功出力。为满足式(5)中的有功平衡, 选 N 台机组中容量最大的一台作为平衡机组, 平衡机组的有功出力用式(13)计算。

$$P_{Gd} = P_D + P_1 - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq d}}^N P_{Gj} \quad (13)$$

若不考虑式(13)中的网损 P_1 , 则平衡机组的有功出力 P_{Gd} 可由已知负荷值和其他机组的出力值直接求解得到; 若考虑网损, 则对式(6)中 P_G 、 B 、 B_0 进行分割, 并将式(6)改写成如式(14)形式。

$$P_1 = [P_{Gd} | P_{Ga}] \begin{bmatrix} B_{dd} & B_{da} \\ B_{ad} & B_{aa} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{Gd} \\ P_{Ga}^T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{0d} & B_{0a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{Gd} \\ P_{Ga}^T \end{bmatrix} + B_{00} \quad (14)$$

式中： P_{Ga} 为除去平衡机组后的其他 $(N-1)$ 台发电机组的有功出力向量； $P_{Ga} = [P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{Gd-1}, P_{Gd+1}, \dots, P_{GN}]$ ； B_{aa} 为 $(N-1) \times (N-1)$ 矩阵； B_{da} 、 B_{0a} 均为 $(N-1)$ 维行向量； B_{ad} 为 $(N-1)$ 维列向量； B_{dd} 、 B_{0d} 、 B_{00} 均为标量。

将式(14)代入式(13)，化简后得到一个关于 P_{Gd} 的二次方程式(15)。

$$aP_{Gd}^2 + bP_{Gd} + c = 0 \quad (15)$$

式中：

$$a = B_{dd} \quad (16)$$

$$b = P_{Ga} B_{ad} + B_{da} P_{Ga}^T + B_{0d} - 1 \quad (17)$$

$$c = P_{Ga} B_{aa} P_{Ga}^T + B_{0a} P_{Ga}^T + B_{00} + P_D - \text{sum}(P_{Ga}) \quad (18)$$

式(18)中， $\text{sum}(P_{Ga})$ 为向量 P_{Ga} 中各元素之和，解方程(15)可得到关于 P_{Gd} 的两个解 P_{Gd}^1 、 P_{Gd}^2 ，则平衡机组的有功出力为

$$P_{Gd} = \min\{P_{Gd}^1, P_{Gd}^2\} \quad (19)$$

通过设计特定的约束因子来修正不满足等式约束的粒子，修正后有两种结果，第一种：等式约束满足，且平衡机组出力 P_{Gd} 满足其出力约束，即 $P_{Gd} \in [P_{Gd \min}, P_{Gd \max}]$ ；第二种：等式约束满足，但平衡机组出力 P_{Gd} 超出其出力范围。

当修正后的结果属于第二种情况时，若 $P_{Gd} < P_{Gd \min}$ ，则令 $P_{Gd} = P_{Gd \min}$ ；若 $P_{Gd} > P_{Gd \max}$ ，则令 $P_{Gd} = P_{Gd \max}$ 。这里有两种处理方法：第一种是目前常用处理方法，是对于平衡机出力超出上下限的粒子进行惩罚，重新进行计算；第二种是将超出平衡机上下限部分按照除平衡机外其他机组进行平均分配。通过实验表面，第二种方法更为简单方便，同时所得的结果是良好的，实际操作中优于第一种方法。

3.2.2 惩罚函数法

当使用约束修正因子法仍不能使粒子满足等式约束或粒子不满足不等式约束时，则通过罚函数法来处理约束。

对式(8)中的约束优化问题作辅助函数如式(20)。

$$Z(X, M_F, M_E) = [P_F(X, M_F), P_E(X, M_E)] \quad (20)$$

其中：

$$P_F(X, M_F) = F(X) + M_F P(X) \quad (21)$$

$$P_E(X, M_E) = E(X) + M_E P(X) \quad (22)$$

$$P(X) = \sum_{i=1}^L |h_i(X)|^2 + \sum_{j=1}^K [\min\{g_j(XX), 0\}]^2 \quad (23)$$

取 M_F 、 M_E 为适当大小的正数，则式(8)中的约束优化问题转化为求无约束问题 $Z(X, M_F, M_E) = [P_F(X, M_F), P_E(X, M_E)]$ 取最小值的解的问题。

P_F 、 P_E 分别是关于燃料成本和污染气体排放量的惩罚函数， M_F 、 M_E 为惩罚因子， $M_F P(X)$ 、 $M_E P(X)$ 为惩罚项。

若无约束问题 $\min Z(X, M_F, M_E)$ 的最优解 X^* 满足等式约束 $h_i(X) = 0, i = 1, 2, \dots, L$ 及不等式约束 $g_j(X) \geq 0, j = 1, 2, \dots, K$ ，则 X^* 就是原问题的最优解。

3.2.3 适应度函数

将所提约束处理方法应用到多目标粒子群算法中，即按如下公式计算各粒子的适应度值：

$$\min Y = \begin{cases} \min[F(X), E(X)]; & \text{if } A \\ \min[F(X) + M_F P(X), E(X) + M_E P(X)]; & \text{if } B \end{cases} \quad (24)$$

式中： A 表示用约束修正因子法对粒子修正后，粒子能满足等式约束和不等式约束； B 表示修正后粒子至少违背一个约束。

3.3 改进的多目标粒子群算法

多目标粒子群优化算法得到的是一组帕累托最优解，为了不断更新迭代中产生的帕累托最优解，本文借助存档技术，在迭代过程中设置历史帕累托最优解集和全局帕累托最优解集。

全局帕累托最优解集：该解集存放当前迭代过程中产生的所有帕累托最优解。

假设一个种群中含有 m 个粒子，每个粒子有 N_{obj} 个目标函数值，则通过以下程序寻找每次迭代产生的全局帕累托最优解集：

1) 令 $i = 1$ 。

2) 对所有 $j = 1, 2, \dots, m$ 且 $j \neq i$ ，用式(9)、式(10)来比较粒子 x_i 与粒子 x_j 。

3) 若存在 j ，使粒子 x_j 支配 x_i ，则将粒子 x_i 标记为劣解。

4) 若 $i > m$ ，转向5)；否则令 $i = i + 1$ ，转向2)。

5) 除去所有被标记的解，剩下的所有解组成本次迭代的全局帕累托最优解集。

历史帕累托最优解集：该解集用来存放整个迭代过程中的帕累托最优解。每次迭代中更新历史帕累托最优解集：将本次迭代产生的全局帕累托最优解集并

入历史帕累托最优解集, 并根据式(9)、式(10)中的帕累托占优条件寻找其中的非劣解, 删除所有劣解。

随着迭代次数的增加, 历史帕累托最优解集中解的个数迅速增大, 为提高算法运行速度, 限定历史帕累托最优解集中解的个数不超过预先设定的值 N_c 。当历史帕累托最优解集中解的个数超过 N_c 时, 采用基于拥挤距离的稀疏度排序法将解集中解的个数减少至 N_c [23]。

在多目标粒子群优化算法中, 需重新定义种群的个体最优解和全局最优解。本文将多目标粒子群优化算法的个体最优解和全局最优解定义如下。

个体最优解: 若本次迭代产生的粒子支配上一次迭代的个体最优解, 则将粒子的个体最优解更新为本次迭代产生的粒子; 否则, 对粒子的个体最优解不作更新。

全局最优解: 全局最优解从历史帕累托最优解集中选取。根据解集中各粒子的稀疏度排序, 选择稀疏度最大的粒子作为当前迭代的全局最优解。

斜率法: 为改善帕累托最优前沿解的分布情况, 本文提出一种基于帕累托最优前沿斜率特性的斜率法。如图 1 所示。

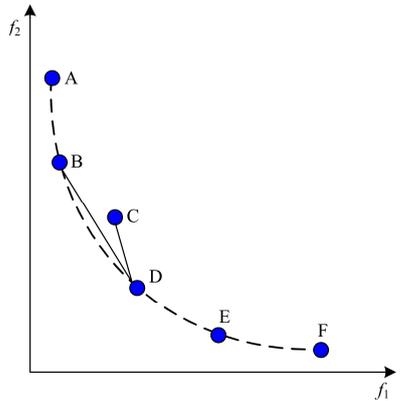


图 1 斜率法
Fig. 1 Slope method

以一个双目标优化问题为例, f_1 、 f_2 分别为各目标函数值, 假设所得帕累托最优前沿上有 A、B、C、D、E、F 6 个解。从图 1 中可以看出, A、B、D、E、F 5 个点均位于理想帕累托最优前沿曲线上(图中虚线所示), C 点虽然也属于帕累托最优解, 但其偏离最优前沿, 且当 C 点偏离较远时, 有 $k_{CD} < k_{BD}$, k_{CD} 为 C、D 两点之间的斜率, k_{BD} 为 B、D 两点之间的斜率。由于 f_1 、 f_2 的量纲不同, 因此按式(25)、式(26)计算帕累托最优解之间的斜率。

$$k_{i,i+1} = \frac{(f_{2,i} - f_{2,i+1}) / (f_{2,max} - f_{2,min})}{(f_{1,i} - f_{1,i+1}) / (f_{1,max} - f_{1,min})} \quad (25)$$

$$k_{i-1,i+1} = \frac{(f_{2,i-1} - f_{2,i+1}) / (f_{2,max} - f_{2,min})}{(f_{1,i-1} - f_{1,i+1}) / (f_{1,max} - f_{1,min})} \quad (26)$$

式中: $k_{i,i+1}$ 为帕累托最优解 i 与其相邻解 $i+1$ 之间的标准化斜率, $k_{i-1,i+1}$ 为与帕累托最优解 i 相邻的两个解 $i-1$ 与 $i+1$ 之间的标准化斜率。若 $k_{i,i+1} > k_{i-1,i+1}$, 则说明帕累托最优解 i 离理想帕累托最优前沿较近, 保留这样的解; 若 $k_{i,i+1} \leq k_{i-1,i+1}$, 则说明帕累托最优解 i 偏离理想帕累托最优前沿较远, 删除这样的解。

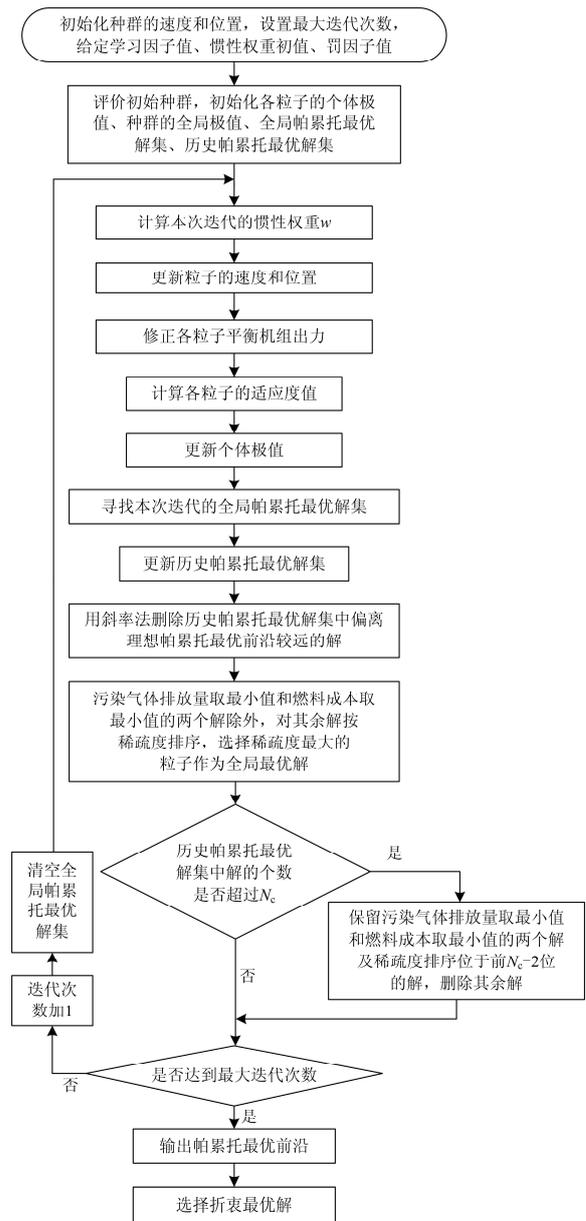


图 2 算法流程图

Fig. 2 Computational flow chart of the proposed method

3.4 选择折衷最优解

在得到优化问题的 POF 后, 采用模糊数学法计算各帕累托最优解的满意度, 以辅助决策者选择折衷最优解。各帕累托最优解在某一维目标函数中的满意度为^[24]

$$\mu_i^m = \begin{cases} 1, & f_i^m \leq f_i^{m,\min} \\ \frac{f_i^{m,\max} - f_i^m}{f_i^{m,\max} - f_i^{m,\min}}, & f_i^{m,\min} < f_i^m < f_i^{m,\max} \\ 0, & f_i^m \geq f_i^{m,\max} \end{cases} \quad (27)$$

式中: f_i^m 为第 i 个最优解的第 m 维目标函数值, $m \in \{1, 2, \dots, N_{obj}\}$; $f_i^{m,\min}$ 、 $f_i^{m,\max}$ 分别为第 m 维目标函数值的最小值和最大值。

各帕累托最优解的满意度为

$$\mu_i = \frac{\sum_{m=1}^{N_{obj}} \mu_i^m}{\sum_{i=1}^{N_c} \sum_{m=1}^{N_{obj}} \mu_i^m} \quad (28)$$

式中, N_c 为 POF 上解的个数。选择满意度最大的帕累托最优解作为折衷最优解。本文所提算法的计算流程如图 2 所示。

4 仿真测试

本文选用 IEEE 6 机 30 节点标准系统对所提算法进行测试, 系统单线图见文献[13]。系统总负荷为 283.4 MW, 各发电机组的出力上下限、燃料成本系数及污染物排放量系数如表 1 所示。

表 1 发电机组数据

Table 1 Data of the generators					
机组 编号	$a/$ \$	$b/$ \$(/(\text{MWh}))	$c/$ \$(/(\text{MW}^2\text{h}))	$P_{\min}/$ MW	$P_{\max}/$ MW
G ₁	10	2.0	0.010	5	150
G ₂	10	1.5	0.012	5	150
G ₃	20	1.8	0.004	5	150
G ₄	10	1.0	0.006	5	150
G ₅	20	1.8	0.004	5	150
G ₆	10	1.5	0.010	5	150

机组 编号	$\alpha/$ (t/h)	$\beta/$ (t/(MW·h))	$\gamma/$ (t/(MW ² ·h))	$\zeta/$ (t/h)	$\lambda/$ MW ⁻¹
G ₁	4.091	-5.554×10 ⁻²	6.490×10 ⁻⁴	2.0×10 ⁻⁴	0.028 57
G ₂	2.543	-6.047×10 ⁻²	5.638×10 ⁻⁴	5.0×10 ⁻⁴	0.033 33
G ₃	4.258	-5.094×10 ⁻²	4.586×10 ⁻⁴	1.0×10 ⁻⁶	0.080 00
G ₄	5.326	-3.550×10 ⁻²	3.380×10 ⁻⁴	2.0×10 ⁻³	0.020 00
G ₅	4.258	-5.094×10 ⁻²	4.586×10 ⁻⁴	1.0×10 ⁻⁶	0.080 00
G ₆	6.131	-5.555×10 ⁻²	5.151×10 ⁻⁴	1.0×10 ⁻⁵	0.066 67

计算网损用的 B 、 B_0 、 B_{00} 均为系统基准容量 100 MVA 下的标幺值, 其值如下所示^[15]:

$$B = \begin{bmatrix} 0.1382 & -0.0299 & 0.0044 & -0.0022 & -0.0010 & -0.0008 \\ -0.0299 & 0.0487 & -0.0025 & 0.0004 & 0.0016 & 0.0041 \\ 0.0044 & -0.0025 & 0.0182 & -0.0070 & -0.0066 & -0.0066 \\ -0.0022 & 0.0004 & -0.0070 & 0.0137 & 0.0050 & 0.0033 \\ -0.0010 & 0.0016 & -0.0066 & 0.0050 & 0.0109 & 0.0005 \\ -0.0008 & 0.0041 & -0.0066 & 0.0033 & 0.0005 & 0.0244 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = [-0.0107 \quad 0.0060 \quad -0.0017 \quad 0.0009 \quad 0.0002 \quad 0.0030]$$

$$B_{00} = 9.8573 \times 10^{-4}$$

为说明所提算法的有效性, 考虑以下两种不同复杂程度的仿真。

case 1: 为将所提算法仿真得到的结果与其他文献中的已知结果进行比较, case 1 不考虑功率平衡约束中的网损;

case 2: 考虑功率平衡约束中的网损。

4.1 单目标优化

为得到帕累托最优前沿的两个边界解, 即燃料费用取最小值的解和污染气体排放量取最小值的解, 并验证所提多目标粒子群算法得到的 POF 上的解是否具有良好的分布特性, 首先用单目标 PSO 算法分别对系统进行经济调度和环境调度^[25-27]。在单目标 PSO 中, 粒子数设为 60; 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; 罚因子 $M_F = 10$ 、 $M_E = 0.0001$; 最大迭代次数设为 100。

分别求解忽略网损和计及网损时的经济调度、环境调度, 所得最优解如表 2、表 3 所示。

从表 2 和表 3 可以看出以下几点。

1) 无论是否计及网损, 相比其他算法, 本文所提算法求解得到的调度方案均能使等式约束(5)严格满足。

2) 在 case 1 中, 各算法对等式约束的违背量都较小, 约束违背量最大的为 0.01 MW; 在 case 2 中, 文献[2]中的随机黑洞粒子群算法((MORBHPSO)对等式约束的违背量较大, 该算法求解经济调度时, 各发电机组出力总和比负荷与网损之和少 4.2526 MW, 求解环境调度时, 各发电机组出力总和比负荷与网损之和少 0.0161 MW。值得注意的是, 当某种算法所求调度方案对约束的违背量较大时, 即使该算法取得了较小的目标函数值, 也不能说明该算法的优越性。

3) 在 case 1 中, 本文算法与 MA θ -PSO^[14]算法及 MOPSO^[13]算法所求最优值相同或相近, 均要优于其他算法。在 case 2 中, SMOPSO 算法求解得到的燃料费用虽然优于本文结果, 但其发电机组出力总和比负荷与网损之和少 0.017 MW, 因此不能说明其结果的优越性; 在污染气体排放量的求解中, 本文算法与 MA θ -PSO^[14]算法所求结果最优。

图 3 和图 4 分别为经济调度和环境调度的收敛曲线, 从图 3 和图 4 可以看出, 本文提出的算法具有较好的收敛性。

表 2 经济调度、环境调度结果(case 1)

Table 2 Results for economic dispatch and environmental dispatch (case 1)

	算法	G_1	G_2	G_3	G_4	G_5	G_6	$(\sum G_i - P_D)/MW$	燃料费用(\$/h)	污染物(t/h)
经济调度	本文算法	10.9714	29.9758	52.4324	101.6216	52.4271	35.9717	0	600.1114	0.2221
	NSGA ^[17]	15.67	28.70	46.71	104.67	50.37	37.29	-0.01	600.572	0.222 82
	SPEA ^[28]	10.62	28.97	52.89	100.25	54.02	36.64	0.01	600.150	0.22151
	MOPSO ^[13]	10.98	29.97	52.38	101.64	52.49	35.94	0	600.1114	0.2221
	FCPSO ^[16]	10.70	28.97	52.5	101.5	53.00	36.73	0	600.132	0.2226
	MODEPSO ^[15]	10.78	30.4	52.37	101.47	52.23	36.16	-0.01	600.115	0.22201
	MA θ -PSO ^[14]	10.9719	29.9766	52.4298	101.6199	52.4298	35.9719	0.0001	600.111 408 187	0.222 144 9
环境调度	本文算法	40.6093	45.9072	53.7959	38.2924	53.7968	50.9984	0	638.2757	0.194 202 94
	NSGA ^[17]	43.94	45.11	51.05	38.71	55.53	49.05	0.01	639.209	0.194 356
	SPEA ^[28]	41.16	45.32	53.29	38.32	53.83	51.48	0	638.507	0.194 210
	MOPSO ^[13]	40.61	45.90	53.77	38.33	53.79	50.99	0.01	638.24	0.1942
	FCPSO ^[16]	40.97	45.5	53.63	38.42	53.48	51.40	0	638.358	0.194 207
	MODEPSO ^[15]	40.61	45.81	54.08	38.22	53.76	50.91	0.01	638.27	0.194 203
	MA θ -PSO ^[14]	40.6074	45.9069	53.7939	38.2953	53.7939	51.0027	-0.0001	638.273 440 57	0.194 202 94

表 3 经济调度、环境调度结果(case 2)

Table 3 Results for economic dispatch and environmental dispatch (case 2)

	算法	G_1	G_2	G_3	G_4	G_5	G_6	网损/MW	$(\sum G_i - (P_D + P_L))/MW$	燃料费用(\$/h)	污染物(t/h)
经济调度	本文算法	12.0962	28.6327	58.3572	99.2875	52.3938	35.1888	2.5562	0	605.998 363 3	0.2207
	MA θ -PSO ^[14]	12.0969	28.6312	58.3557	99.2854	52.397	35.1899	2.5562	-0.0001	605.998 369 6	0.2206
	MODEPSO ^[15]	12.2	28.43	58.57	99.62	51.49	35.66	2.555	0.015	606.0073	0.220 890
	CMOPSO ^[15]	11.55	27.64	58.09	98.58	53.42	36.69	2.560	0.01	606.0472	0.220 468
	SMOPSO ^[15]	12.17	29.33	57.07	99.59	52.68	35.14	2.597	-0.017	605.9909	0.220 692
	TVMOPSO ^[15]	14.82	30.62	57.98	100.05	45.29	37.25	2.604	0.006	606.4208	0.219 770
	MORBHPSO ^[2]	10.7512	30.1498	60.0600	94.1820	51.9874	34.9710	2.9540	-4.2526	606.9373	0.220 52
环境调度	本文算法	41.0880	46.3706	54.4424	39.0360	54.4444	51.5514	3.5328	0	646.2073	0.194 178 51
	MA θ -PSO ^[14]	41.0925	46.3668	54.4419	39.0374	54.4459	51.5485	3.533	0	649.2070	0.194 178 51
	MODEPSO ^[15]	41.18	46.16	54.35	39.22	54.54	51.48	3.535	-0.005	646.0243	0.194 179
	CMOPSO ^[15]	40.67	46.66	54.47	39.17	54.17	51.77	3.517	-0.007	645.9985	0.194 182
	SMOPSO ^[15]	39.8	47.83	54.98	36.29	55.18	52.82	3.495	0.005	648.5035	0.194 250
	TVMOPSO ^[15]	39.26	47.24	54.84	41.33	55.03	49.09	3.3922	-0.0022	642.7938	0.194 267
	MORBHPSO ^[2]	41.1293	46.3291	54.2831	39.0060	54.5336	51.3441	3.2413	-0.0161	645.4903	0.194 18

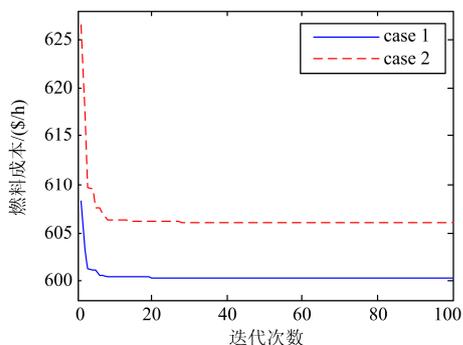


图 3 经济调度收敛曲线

Fig. 3 Convergence curve for economic dispatch

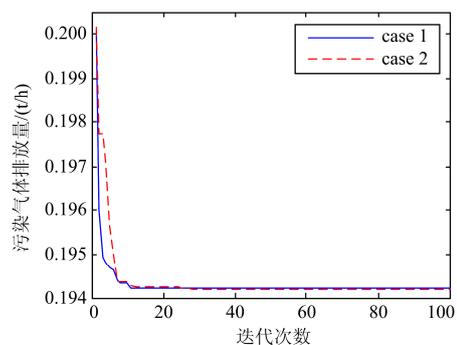


图 4 环境调度收敛曲线

Fig. 4 Convergence curve for environmental dispatch

为了说明不同初始解对调度结果的影响,让所提算法随机产生 50 次初始解,所得经济调度最优值与环境调度最优值的分布分别如图 5 和图 6 所示。

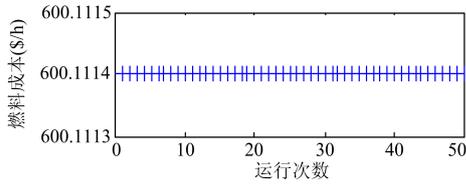


图 5 不同初始解下的经济调度最优值 (case 1)

Fig. 5 Optimal results for economic dispatch with 50 different initial solutions (case1)

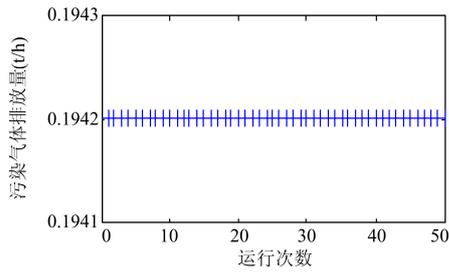


图 6 50 次不同初始解下的环境调度最优值(case 1)

Fig. 6 Optimal results for environmental dispatch with 50 different initial solutions (case 1)

从图 5、图 6 可以看出:本文提出的算法具有良好的全局搜索能力,50 次优化均能找到全局最优值,且不受初始解的影响。值得注意的是,当最大迭代次数减少时,能够找到全局最优解的次数会相应减少。

4.2 多目标优化调度

在多目标优化中,每代粒子数设为 60,最大迭代次数为 1000,在 case 1 和 case 2 中,帕累托最优前沿上解的个数都设为 30。用所提多目标粒子群算法分别对 case 1 和 case 2 进行优化,所得 POF 如图 7、图 8 所示。若仅使用基于拥挤距离的稀疏度排序法,所得 POF 分别如图 9、图 10 所示。

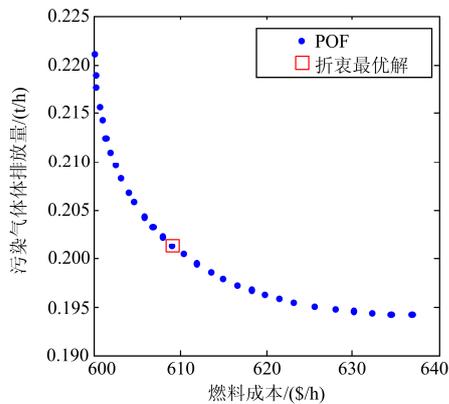


图 7 斜率法得到的 POF(case 1)

Fig. 7 POF using slope method (case 1)

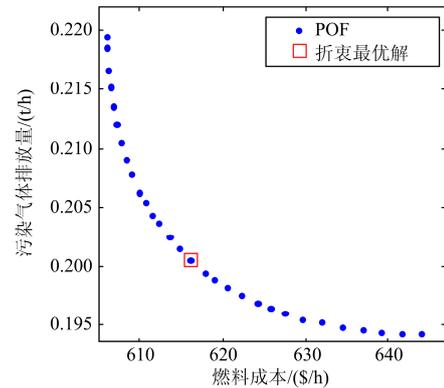


图 8 斜率法得到的 POF(case 2)

Fig. 8 POF using slope method (case 2)

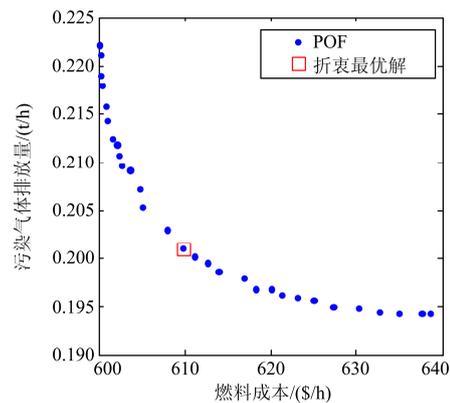


图 9 稀疏度排序法得到的 POF(case 1)

Fig. 9 POF using sparsity sorting method (case 1)

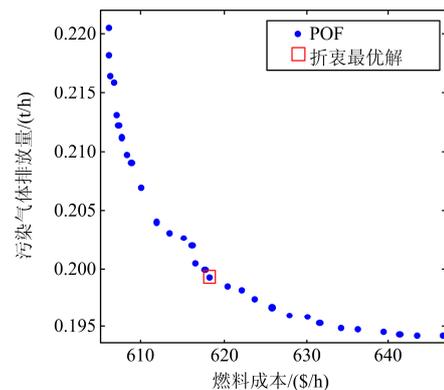


图 10 稀疏度排序法得到的 POF(case 2)

Fig. 10 POF using sparsity sorting method (case 2)

比较图 7、图 8、图 9 和图 10 可以看出,本文所提出的斜率法得到的 POF 要比仅使用基于拥挤距离的稀疏度排序法得到的 POF 更光滑均匀。

从图 7 和图 8 可以看出,POF 的两个边界点分别对应经济调度和环境调度的最优值,各边界点的计算结果如表 4 所示,折衷最优解如表 5 所示。

将表 4 中的结果与表 2 和表 3 中的单目标优化

结果进行对比, 可以看出两者相差很小, 这说明本文提出的多目标算法在不同情况下均能找到较好的边界解, 所得 POF 分布范围广^[25-27]。

表 4 POF 的边界解

Table 4 Boundary solution of POF

机组 编号	case 1		case 2	
	经济最优	环境最优	经济最优	环境最优
G_1	11.0659	41.0296	13.1120	41.1143
G_2	30.1702	46.3128	29.0086	47.5790
G_3	51.9628	53.3329	57.4938	53.7410
G_4	101.6971	38.5041	98.8030	38.8887
G_5	53.1211	53.3819	51.9222	54.4830
G_6	35.3829	50.8387	35.6285	51.1540
燃料费用/(\$/h)	600.1180	638.4672	606.0206	646.7563
污染气体/(t/h)	0.222 218	0.194 207	0.219 865	0.194 192

表 5 折衷最优解

Table 5 Best compromise solution

机组编号	case 1	case 2
G_1	25.1935	25.4726
G_2	36.9593	37.6234
G_3	53.7415	57.0078
G_4	71.0606	68.1824
G_5	53.5121	54.6521
G_6	42.9330	43.0657
燃料费用/(\$/h)	608.8184	616.0108
污染气体/(t/h)	0.2015	0.2006

4.3 算法运行时间

本文所提算法用 Matlab 语言编写, 计算机配置为奔腾酷睿双核, 主频 3.20 GHz, 内存 2 GB。所提算法在不同调度目标下分别运行 20 次, 20 次的平均运行时间如表 6 所示。

表 6 算法运行时间

Table 6 Running time of the proposed algorithm

	调度目标 及方法	粒 子 数	最大 迭代 次数	POF 解的 个数	平均运 行时间/s	
单 目 标 调 度	case 1	经济调度	60	100	-	0.58
		环境调度	60	100	-	0.19
	case 2	经济调度	60	100	-	0.78
		环境调度	60	100	-	0.80
多 目 标 调 度	case 1	环境经济调 度(斜率法)	60	1000	30	4.49
		环境经济调 度(稀疏度排 序法)	60	1000	30	3.76
		环境经济调 度(斜率法)	60	1000	30	10.42
	case 2	环境经济调 度(稀疏度排 序法)	60	1000	30	9.72

从表 6 可以看出, 用本文提出的斜率法求解经济/环境调度的时间要比仅使用稀疏度排序法求解的时间稍长, 这主要是由于斜率法要在稀疏度排序法的基础上删除不满足斜率特性的解。

5 结论

本文提出了一种新的基于约束处理和帕累托最优前沿斜率特性的多目标粒子群算法, 并将其用于电力系统的环境/经济调度问题中。用 IEEE 6 机 30 节点标准系统对所提算法进行了忽略网损和计及网损两种不同复杂程度的仿真测试, 得到以下结论:

- (1) 本文提出的约束处理方法可行有效, 能使等式约束严格满足, 要优于其他算法的约束处理方法;
- (2) 提出的算法具有较好的稳定性和收敛性, 不同初始解下均能找到全局最优解, 且收敛速度快;
- (3) 用提出的斜率法得到的 POF, 其上的解分布均匀、分布范围广, 算法简单易行, 运行速度快;
- (4) 可以考虑对所得帕累托最优前沿进行定量分析, 并将该算法应用于求解含风电并网的电力系统环境/经济调度问题。

参考文献

- [1] 刘继春. 电力调度优化理论及其应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
- [2] 刘静, 罗先觉. 采用多目标随机黑洞粒子群算法的环境经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(34): 105-111.
- [3] LIU Jing, LUO Xianjue. Environmental economic dispatch adopting multiobjective random black hole particle swarm optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(34): 105-111.
- [4] TALAQ J H, FERAI A, EI-HAWARY M E. A summary of environmental /economic dispatch algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(3): 1508-1516.
- [5] GRANELLI G P, MONTAGNA M, PASINI G L, et al. Emission constrained dynamic dispatch[J]. Electric Power Systems Research, 1992, 24(1): 55-64.
- [6] RAMANATHAN R. Emission constrained economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(4): 1994-2000.
- [7] CATALAO J P S, MARIANO S J P S, MENDES V M F, et al. Short-term scheduling of thermal units: emission constraints and trade-off curves[J]. European Transactions on Electrical Power, 2008, 18(1): 1-14.
- [8] HEMAMALINI S, SIMON S P. Emission constrained economic dispatch with valve-point effect using particle swarm optimization[C] // 2008 IEEE Region 10 Conference, 2008.
- [9] 何潜, 王岗, 雷雨, 等. 基于改进粒子群优化算法的火电机组负荷多目标优化[J]. 电网技术, 2010, 34(8): 118-122.
- [10] HE Qian, WANG Gang, LEI Yu, et al. Economic-

- environmental dispatch using improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2010, 34(8): 118-122.
- [9] FARAG A, AL BAIYAT S, CHENG T C. Economic load dispatch multi-objective optimization procedures using linear programming techniques[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(2): 731-738.
- [10] SINHA N, CHAKRABARTI R, CHATTOPADHYAY P K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(1): 83-93.
- [11] CHEN P H, CHANG H C. Large-scale economic dispatch by genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(4): 1919-1926.
- [12] GANG Z L. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(3): 1187-1195.
- [13] ABIDO M A. Multi-objective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 79(7): 1105-1113.
- [14] NIKNAM T, DOAGOU-MOJARRAD H. Multi-objective economic/emission dispatch by multi-objective θ -particle swarm optimization[J]. Transmission & Distribution, 2012, 6(5): 363-377.
- [15] GONG Dunwei, ZHANG Yong, QI Chengliang. Environmental/economic power dispatch using a hybrid multi-objective optimization algorithm[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2010, 32(6): 607-614.
- [16] AGRAWAL S, PAIGRAHI B K, TIWARI M K. Multi-objective particle swarm algorithm with fuzzy clustering for electrical power dispatch[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(5): 529-541.
- [17] ABIDO M A. novel multi-objective algorithm for environmental/economic power dispatch[J]. Electric Power Systems Research, 2002, 65(1): 71-81.
- [18] 彭春华, 孙惠娟. 基于非劣排序微分进化的多目标优化发电调度[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(34): 71-76.
- PENG Chunhua, SUN Huijuan. Multi-objective optimization power dispatch based on non-dominated sorting differential evolution[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(34): 71-76.
- [19] WONG K P, FUNG C C. Simulated annealing based economic dispatch algorithm[J]. IEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution, 1993, 140(6): 509-515.
- [20] 邱威, 张建华, 刘念. 含大型风电场的环境经济调度模型与解法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(19): 8-16.
- QIU Wei, ZHANG Jianhua, LIU Nian. Model and solution for environmental/economic dispatch considering large-scale wind power penetration[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(19): 8-16.
- [21] 孙元章, 吴俊, 李国杰, 等. 基于风速预测和随机规划的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 41-47.
- SUN Yuanzhang, WU Jun, LI Guojie, et al. Dynamic economic dispatch considering wind power penetration based on wind speed forecasting and stochastic programming[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 41-47.
- [22] 王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 1-10.
- [23] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [24] 陈道君, 龚庆武, 乔卉, 等. 采用改进生物地理学算法的风电并网电力系统多目标发电调度[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(31): 150-158.
- CHEN Daojun, GONG Qingwu, QIAO Hui, et al. Multi-objective generation dispatching for wind power integrated system adopting improved biogeography-based optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 150-158.
- [25] 刘蔚, 赵勇, 吴琛, 等. 一种提高多小水电群送出能力的 PSS 参数协调优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(4): 44-50.
- LIU Wei, ZHAO Yong, WU Chen, et al. A method of PSS parameters coordinated optimization for the improvement of transmission capacities of multiple small hydropower station groups[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(4): 44-50.
- [26] 刘欢, 刘志刚. 基于改进粒子群算法的牵引变电所维修优化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(11): 87-94.
- LIU Huan, LIU Zhigang. An improved particle swarm algorithm study on optimization model of maintenance schedules for railway traction substations[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(11): 87-94.
- [27] 李如意, 黄明山, 周东国, 等. 基于粒子群算法搜索的非侵入式电力负荷分解方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(8): 30-36.
- LI Ruyi, HUANG Mingshan, ZHOU Dongguo, et al. Optimized nonintrusive load disaggregation method using particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(8): 30-36.
- [28] ABIDO M A. Multi-objective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 315-329.

收稿日期: 2016-05-25; 修回日期: 2016-10-18

作者简介:

张子泳(1987-), 男, 博士, 主要研究方向为大型互联电力系统低频振荡分析、新能源并网优化研究; E-mail: zzyhohai@163.com

仇梦林(1987-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统环境经济调度、风电预测; E-mail: 951057354@qq.com

李莎(1989-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为复杂电力系统建模与稳定分析. E-mail: lisacut@126.com

(编辑 葛艳娜)