

文章编号: 1006-4710(2011)01-0062-07

求解环境经济调度问题的多目标 差分粒子群优化算法

徐丽青, 吴亚丽

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 提出一种基于差分演化的改进多目标粒子群优化算法来求解电力系统环境经济调度问题。算法通过对 Pareto 最优解集的差分演化来增加 Pareto 最优解的多样性; 通过循环拥挤距离来控制归档集中非劣解的分布, 以提高对种群空间的均匀采样; 采用一种新的多目标适应值轮盘赌法选择粒子的全局最优位置, 使其更逼近 Pareto 最优前沿; 自适应惯性权重和加速度因子的动态变化可增强算法的全局搜索能力。对电力系统环境经济负荷分配模型进行仿真, 并与文献中的其他算法进行了比较。结果表明, 改进的算法能够在保持 Pareto 最优解多样性的同时具有较好的收敛性能。

关键词: 多目标优化; 环境经济调度; 差分演化; 粒子群优化算法; 循环拥挤排序

中图分类号: TM734

文献标志码: A

Multiojective Particle Swarm Optimization Based on Differential Evolution for Environmental/Economic Dispatch Problem

XU Liqing, WU Yali

(Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: An improved multiojective particle swarm optimization based on differential evolution technique is proposed for environmental/economic dispatch (EED) problem. The algorithm adopts differential evolution to increase the diversity of the Pareto set. Circular crowded sorting approach helps to generate a set of well-distributed Pareto-optimal solutions in one run. The global best individuals in multiojective optimization domain are redefined through a new multiojective fitness roulette technique. And the adaptive inertia weight and acceleration coefficients enhance the global exploratory capability. The environmental/economic loading distribution model in power system is simulated and compared with other algorithms in references. The results indicate that the improved algorithm can maintain the diversity of Pareto-optimal solutions and is of better convergency at the same time.

Key words: multiojective optimization; environmental/economic dispatch; differential evolution; particle swarm optimization; circular crowded sorting

传统的电力系统优化仅仅考虑在满足负荷和运行约束条件下发电费用最小。近年来, 随着环境污染等问题的日益突出, 多目标环境经济调度 (Environment Economic Dispatch, EED) 受到了广泛的关注。EED 模型是一个多目标优化问题, 通常多目标优化问题的解不是唯一的, 而是存在一个最优解集

合, 即 Pareto 最优解集^[1]。随着多目标优化算法的应用日益广泛, 许多群体智能算法^[2-5]已成功应用于多目标环境经济优化问题。

由于具有操作原理简单、收敛速度快、优化性能良好等特点, 粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法近几年在求解环境/经济负荷分配

收稿日期: 2010-11-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60804040); 陕西省自然科学基金资助项目(2010JQ8006); 陕西省教育厅科学研究专项基金资助项目(2010JK711)。

作者简介: 徐丽青(1983-), 男, 山东临沂人, 硕士。E-mail: xuliqing28@126.com。

吴亚丽(1975-), 女, 山西运城人, 博士, 副教授, 研究方向为复杂系统建模、优化与仿真。

E-mail: yliwu@xaut.edu.cn。

问题方面应用广泛^[6-9],文献[10]中粒子群优化算法在进化后期,由于种群中粒子多样性的缺失,收敛速度明显变慢,同时容易陷入局部极值。

为进一步提高多目标粒子群优化算法的性能,本文提出一种基于差分演化的改进多目标粒子群优化算法(DE-IMOPSO),将差分演化引入 Pareto 最优解集,通过变异操作来增加 Pareto 最优解的多样性;采用循环拥挤距离来控制归档集的大小,以避免有效 Pareto 最优解的丢失,提高对种群空间的均匀采样;多目标适应值轮盘赌法选择的粒子全局最优位置使算法获得了更逼近整个均衡面的非劣解;惯性权重和加速度因子的动态变化提高了算法的全局搜索能力。

1 电力系统环境经济负荷分配的数学模型

1.1 多目标函数

电力系统环境经济负荷分配问题的数学模型如下^[11]:

$$\min \left[\sum_{i=1}^{N_G} F_i(P_{G_i}), \sum_{i=1}^{N_G} E_i(P_{G_i}) \right] \quad (1)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N_G$, N_G 为系统内发电机总数, $F_i(P_{G_i})$ 为发电燃料耗量函数,其表达式见式(2); $E_i(P_{G_i})$ 为发电机污染气体(SO_2, NO_x)排放量函数,其表达式见式(3)。

1) 燃料消耗函数

$$F_i(P_{G_i}) = a_i + b_i P_{G_i} + c_i P_{G_i}^2 \quad (2)$$

式中, a_i, b_i, c_i 均为系统参数, P_{G_i} 为第 i 台发电机的有功功率。

2) 有害气体(SO_2, NO_x)排放量函数

$$E_i(P_{G_i}) = \alpha_i + \beta_i P_{G_i} + \gamma_i P_{G_i}^2 + \xi_i \exp(\lambda_i P_{G_i}) \quad (3)$$

式中, $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \xi_i, \lambda_i$ 均为系统参数。

1.2 约束条件

1) 发电机运行约束条件(容量约束)

每个机组的发电功率应介于其最大输出功率和最小输出功率之间,即:

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

式中, $P_{G_i}^{\min}, P_{G_i}^{\max}$ 分别为第 i 台发电机的最小和最大有功功率输出。

2) 有功功率平衡约束条件(平衡约束)

各机组发电功率之和应等于负载总的需求功率与网络损耗之和,即:

$$P_D + P_{\text{Loss}} - \sum_{i=1}^{N_G} P_{G_i} = 0 \quad (5)$$

式中, P_D 为系统总负荷需求, P_{Loss} 为系统网络损耗。

采用 B 系数法时,系统网损与发电机有功功率的关系为:

$$P_{\text{Loss}} = \sum_{i=1}^{N_G} \sum_{j=1}^{N_G} P_{G_i} B_{ij} P_{G_j} + \sum_{i=1}^{N_G} P_{G_i} B_{i0} + B_{00} \quad (6)$$

式中, B_{ij}, B_{i0}, B_{00} 称为 B 系数。

2 基于差分演化的改进多目标粒子群优化算法

2.1 多目标粒子群算法描述

标准粒子群算法是一种基于个体改进、种群协作与竞争的单目标优化算法进化计算方法。多目标 PSO 与标准 PSO 算法的区别在于^[12]: ①多目标 PSO 在种群演化的过程中需要产生非支配解并构成 Pareto 最优解集,而不是单一的全局最优解; ②经典 PSO 中速度演化中需要的全局最优解和局部最优解需要重新定义; ③Pareto 最优解集中非劣解的分布的均匀性、多样性和收敛性需要重新定义。一般多目标粒子群算法的演化步骤为:

- 1) 初始化粒子群,计算各粒子的目标向量函数适应值;
- 2) 根据非支配排序关系找出初始种群中的非支配解并保存到外部归档集中;
- 3) 确定每个粒子的初始自身最好位置;
- 4) 在外部归档集中为每个粒子选取全局最优位置;
- 5) 更新粒子群中各粒子的位置与速度;
- 6) 检验各速度和位置是否满足约束条件,若是,转到步骤7,否则调整速度和位置;
- 7) 更新外部归档集,将解集中的非支配解选入外部归档集,并删除外部归档集中的被支配个体。当外部归档集中非支配解大于归档最大容量时,采用拥挤距离对其进行修剪;
- 8) 更新粒子的全局最优位置;
- 9) 更新粒子的局部最优位置;
- 10) 判断是否达到最大迭代次数,若是,结束,输出 Pareto 最优解集,否则,令 $iter = iter + 1$,转到步骤6。

2.2 基于差分演化多目标粒子群算法的关键技术

多目标进化算法需要保证 Pareto 最优前沿的收敛性、多样性和均匀性,因此设置合理的 Pareto 解集的多样性、均匀性维持策略极为重要。为增加 Pareto 解集中的多样性,本文对当代得到的非劣解集进

行差分演化,以期产生更多的非劣解;采用一种循环拥挤距离策略对非劣解集进行维护以增强 Pareto 前沿的均匀性。

2.2.1 非支配集的构造

在传统的多目标粒子群算法中,非劣解集的构造采用 NSGA-II^[13] 中的非支配排序策略,但该策略容易丢失互不支配的个体。本文采用一种新的非劣解集策略来构成 Pareto 解集。具体步骤为:所有粒子初始时序号定义为 1,个体两两相互比较。若个体 i 支配个体 j ,则个体 j 的序号为 $rank(j) = 1 + rank(i)$;若个体 j 支配个体 i ,则个体 i 的序号 $rank(i) = 1 + rank(j)$;若个体 i 和个体 j 互不支配,则个体 i 和个体 j 的序号不变。比较完成后,将序号为 1 的粒子放入非支配解集中,形成当代的非劣解集。

2.2.2 非支配集的差分演化

为增加非劣解集中解的多样性,在每代产生的非支配集中,采用差分演化算法的变异策略产生 K_p 个解,形成新种群 Q ,对其进行比较后产生非支配解集,该解集与当代非劣解集合并产生更新的 Pareto 最优解集,加入外部归档集中。具体操作为:对任意粒子 P_i ,随机选择两个粒子 P_m 和 P_n ,新个体 Z_i 定义为:

$$Z_i = P_i + F(P_m + P_n) \quad (7)$$

式中, P_i 为第 i 个粒子的全局最优位置, P_m 和 P_n 是 Pareto 最优解集中的两个不同的个体, $i = 1, 2, \dots, K_p$, K_p 是新个体的个数; F 为位于 $[0.5, 1]$ 区间中的比例系数,变异粒子为种群规模的 50%。

2.2.3 外部归档集维护

目前外部归档集为维护策略大多采用 NSGA-II 的维护策略,即:若外部归档集未满,则新的非劣解直接进入外部归档集;若外部归档集中非劣解已满,且新解支配了外部归档集中的部分个体,则新解替代受其支配的那些归档集个体;否则,选择聚集距离较大的个体进入归档集。拥挤距离的计算方法极大地影响着外部归档集中非劣解的分布。为此,本文采用循环拥挤排序算法^[14] 来改善 Pareto 最优前沿的均匀性。实现步骤为:

- 1) 初始化每个个体的拥挤距离, $P[i]_{distance} = 0$;
- 2) 计算每个个体的拥挤距离;
- 3) 将边界点赋予最大值以确保每次它们均能入选下一代,删除外部归档集中拥挤距离最小的个体;
- 4) 重新对每个目标的函数值进行排序,更新每

个个体的拥挤距离;

5) 判断外部归档集是否达到规定值,若是,结束,否则,转入步骤 2。

由于采用了动态方式更新算子,每淘汰一个个体需重新计算相邻个体的拥挤距离,从而拥挤距离能够真实地反映出个体之间的密度关系。

2.2.4 最优粒子的选取策略

在多目标优化条件下,全局最优解是一组非劣解集。本文采用多目标适应值轮盘赌法,从外部归档集里为每个粒子选择一个最优个体,指导粒子朝向 Pareto 最优前沿聚集。具体过程为:设多目标优化问题含有 $K(K \geq 2)$ 个目标,对任意粒子 i ,随机产生 $[0, K)$ 之间的随机数 l ,对 l 取整,令 $l = \text{interger}[l] + 1$,然后选取第 l 个目标函数,采用轮盘赌策略确定的最优粒子即为该粒子的全局最优粒子。

个体最优粒子,根据粒子飞行过程中获得的新解与其现有的局部最优位置比较,若新解支配了局部最优位置,则新解为新的局部最优位置,若新解彼此不受对方支配,则从两者中随机选择一个作为新的自身最优位置;若局部最优位置支配了新解,则局部最优位置不变。

2.2.5 提高收敛速度和收敛性的策略

为提高多目标 PSO 算法的收敛速度,采用时变函数对位置更新公式中的惯性权重进行调整。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T_{\max}} t \quad (8)$$

式中, ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别为惯性权重的最小值和最大值, t 为当前迭代次数, T_{\max} 为最大迭代次数。

从上式可以看出,当迭代次数 t 较小时, ω 值较大,粒子群趋向于全局搜索,随着迭代次数的增加, ω 逐渐减小,促进粒子群能快速地局部搜索。该调整策略使 PSO 寻优速度能自适应调整,提高了算法的收敛速度,使其不容易陷入局部最优,避免早熟现象。

加速度系数 c_1 和 c_2 的调整策略为: c_1 从 c_{1i} 到 c_{1f} 变化; c_2 从 c_{2i} 到 c_{2f} 变化^[15]。

$$c_{1t} = (c_{1f} - c_{1i}) \frac{t}{T_{\max}} + c_{1i} \quad (9)$$

$$c_{2t} = (c_{2f} - c_{2i}) \frac{t}{T_{\max}} + c_{2i} \quad (10)$$

其中,设定系数参数: $c_{1i} = 2.5$, $c_{1f} = 0.5$, $c_{2i} = 0.5$, $c_{2f} = 2.5$ 。

3 求解环境经济调度问题多目标差分粒子群优化算法

本文以文[16]IEEE-30 节点,6 机组电力系统

环境经济调度问题为例来验证 DE-IMOPSO 的性能。其中发电机承担的总负荷 $P_D = 2.834 \text{ MW}$, 各发电

$$[B_{ij}] = \begin{bmatrix} 0.0218 & 0.0107 & -0.00036 & -0.0011 & 0.00055 & 0.0033 \\ 0.0107 & 0.01704 & -0.0001 & -0.00179 & 0.00026 & 0.0028 \\ -0.0004 & -0.0002 & 0.02459 & -0.01328 & -0.0118 & -0.0079 \\ -0.0011 & -0.00179 & -0.01328 & 0.0265 & 0.0098 & 0.0045 \\ 0.00055 & 0.00026 & -0.0118 & 0.0098 & 0.0216 & -0.0001 \\ 0.0033 & 0.0028 & -0.00792 & 0.0045 & -0.00012 & 0.02978 \end{bmatrix}$$

$$[B_{i0}] = [0.010731 \quad 1.7704 \quad -4.0645 \quad 3.8453 \quad 1.3832 \quad 5.55031] \times 10^{-3}$$

$$B_{00} = 0.0014$$

表1 测试系统参数表

Tab.1 The Parameters of the test system

参数	机 组					
	G_1	G_2	G_3	G_4	G_5	G_6
a	10	10	20	10	20	10
b	200	150	180	100	180	150
c	100	120	40	60	40	100
α	4.091	2.543	4.258	5.526	4.258	6.131
β	-5.554	-6.047	-5.094	-3.55	-5.094	-5.555
γ	6.49	5.638	4.586	3.38	4.586	5.151
ξ	$2.0e-4$	$5.0e-4$	$1.0e-6$	$2.0e-3$	$1.0e-6$	$1.0e-5$
λ	2.857	3.333	8.000	2.000	8.000	6.667
$P_{G_i}^{\min}$	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
$P_{G_i}^{\max}$	0.50	0.60	1.00	1.20	1.00	0.60

3.1 编码和适应值函数的选择

模型中的决策变量为发电机的有功功率,因此将环境经济负荷分配问题的目标函数作为适应值函数,决策变量序列作为单个粒子,即:

$$\{x_i\} = \{P_{G_1}, P_{G_2}, \dots, P_{G_{N_G}}\}$$

式中 $P_{G_i} (i = 1, 2, \dots, N_G)$ 采用十进制编码方式,在满足约束的条件下随机产生。

3.2 等式约束的实现

等式约束的实现过程如下。

1) 初始化群体空间中每个粒子的前 $M-1$ 维,即:在满足容量约束条件下随机产生每个粒子的前 $N_G - 1$ 个初始位置 $[x_i] (i = 1, 2, \dots, N_G - 1)$ 和 N_G 个初始速度 $[v_j] (j = 1, 2, \dots, N_G)$;

2) 根据式 $P_{N_G} = P_D - (P_1 + P_2 + \dots + P_{N_G-1})$ 计算出群体空间中的每个粒子最后一维位置;

机的耗量特性常数及有功功率容量约束见表 1。

计算网损的 B 系数如下:

3) 根据式(6) 计算出在群体空间每个粒子位置下的网络损耗;

4) 根据式 $P_{N_G} = P_D + P_{\text{Loss}} - (P_1 + P_2 + \dots + P_{N_G-1})$ 计算出符合等式约束条件的每个粒子最后一维的位置;

5) 若最后一维的位置不满足容量约束条件,则重新执行步骤 1 ~ 4。

3.3 参数的选择

在仿真过程中,各参数选择方案如下。

1) 参数设置:种群规模为 50,外部归档集大小是 50, ω 从 0.9 到 0.4 线性变换; $F = 0.5$;迭代次数 $T_{\max} = 7000$ 。

2) 位置与速度限制:每一维粒子的位置和速度都控制在相应范围内。若超出范围,则按照下述方式进行修正:

若 $x_{id}^t > x_{\max}^t$, 则 $x_{id}^t = r \times x_{\max}^t$; 若 $x_{id}^t < x_{\min}^t$, 则 $x_{id}^t = r \times x_{\min}^t$;

若 $v_{id}^t > v_{\max}^t$, 则 $v_{id}^t = r \times v_{\max}^t$; 若 $v_{id}^t < v_{\min}^t$, 则 $v_{id}^t = r \times v_{\min}^t$ 。

其中 r 为 $[0, 1]$ 区间的随机数。

4 实验结果及分析

4.1 单目标优化

为了验证本文算法的有效性,先对电力系统环境经济调度问题的以下两种情况进行单目标优化来获得极端解和均衡面。

情况 1:忽略系统网损,考虑平衡约束和容量约束;情况 2:考虑系统网损,考虑平衡约束和容量约束。

表 2 为两种情况下燃料花费和气体排放单目标寻优运算结果^[4]。在情况 1 中,燃料花费最小费用值为 600.11 (\$/h) 和气体 NO_x 排放量最小值为 0.194 2(t/h)。在情况 2 中,燃料花费最小费用值为 607.78(\$/h)和气体排放量最小值为 0.194 2(t/h)。

表2 燃料花费和污染排放单目标寻优最优解

Tab.2 The best results of single objective optimization with cost or emission

参数	情况1		情况2	
	最小花费	最小排放	最小花费	最小排放
P_1	0.109 5	0.405 8	0.115 2	0.410 1
P_2	0.299 7	0.459 2	0.305 5	0.463 0
P_3	0.524 5	0.538 0	0.597 2	0.543 5
P_4	1.016 0	0.383 0	0.980 9	0.389 5
P_5	0.524 7	0.537 9	0.514 2	0.543 9
P_6	0.359 6	0.510 1	0.354 2	0.515 0
花费/($\$/h$)	600.11	638.26	607.78	645.22
排放/(t/h)	0.222 1	0.194 2	0.219 9	0.194 2

4.2 DE-IMOPSO 优化

为验证本文算法的可靠性,在参数设置一致的情况下,将本文 DE-IMOPSO 算法与传统 MOPSO 算法进行仿真,每组实验独立运行 10 次。

表 3 和表 4 分别给出了在情况 1 中,DE-IMOPSO 算法求得的燃料花费最小费用值为 600.124 ($\$/h$)和气体排放量最小值为 0.194 20(t/h),优于 NSGA^[2]、NPGA^[3]、SPEA^[4]、FCPSO^[6]算法的结果。表 5 和表 6 给出了在情况 2 中,本文算法求得的燃料花费最小费用值为 605.891($\$/h$),气体排放量最小值为 0.194 18(t/h)。优于 NSGA^[2]、NPGA^[3]、SPEA^[4]、FCPSO^[6]、PSO^[16]的结果。与表 2 比较,表 3~6 结果表明,DE-IMOPSO 算法取得了更好的最优解。

表3 各种算法在情况1中燃料花费最小的运算结果

Tab.3 The results of minimum cost in case 1 with different algorithms

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	花费/($\$/h$)	排放/(t/h)
DE-IMOPSO	0.115 6	0.304 4	0.527 8	1.169 0	0.514 7	0.354 3	600.124	0.221 90
MOPSO	0.117 7	0.290 4	0.514 8	1.022 8	0.514 8	0.373 3	600.156	0.222 20
NSGA ^[2]	0.156 7	0.287 0	0.467 1	1.046 7	0.503 7	0.372 9	600.572	0.222 82
NPGA ^[3]	0.108 0	0.328 4	0.538 6	1.006 7	0.494 9	0.357 4	600.259	0.221 16
SPEA ^[4]	0.109 9	0.318 6	0.540 0	0.990 3	0.533 6	0.350 7	600.220	0.220 60
FCPSO ^[6]	0.107 0	0.289 7	0.525 0	1.015 0	0.530 0	0.367 3	600.131	0.222 26

表4 各种算法在情况1中气体排放量最少的运算结果

Tab.4 The results of minimum emission in case 1 with different algorithms

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	花费/($\$/h$)	排放/(t/h)
DE-IMOPSO	0.409 7	0.460 6	0.537 3	0.386 3	0.534 7	0.505 4	638.162	0.194 20
MOPSO	0.397 2	0.453 9	0.525 4	0.376 3	0.557 2	0.523 8	639.415	0.194 23
NSGA ^[2]	0.439 4	0.451 1	0.510 5	0.387 1	0.555 3	0.490 5	639.231	0.194 36
NPGA ^[3]	0.400 2	0.447 4	0.516 6	0.368 8	0.575 1	0.525 9	639.182	0.194 33
SPEA ^[4]	0.424 0	0.457 7	0.530 1	0.372 1	0.531 1	0.518 0	640.420	0.194 20
FCPSO ^[6]	0.409 7	0.455 0	0.536 3	0.384 2	0.534 8	0.514 0	638.357	0.194 20

表5 各种算法在情况2中燃料花费最小的运算结果

Tab.5 The results of minimum cost in case 2 with different algorithms

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	花费/($\$/h$)	排放/(t/h)
DE-IMOPSO	0.125 9	0.291 2	0.577 9	0.985 5	0.528 6	0.349 8	605.891	0.219 9
MOPSO	0.113 9	0.325 2	0.616 1	0.968 9	0.499 8	0.346 4	608.790	0.219 1
NSGA ^[2]	0.116 8	0.316 5	0.544 1	0.944 7	0.549 8	0.396 4	608.245	0.216 6
NPGA ^[3]	0.124 5	0.279 2	0.628 4	1.026 4	0.469 3	0.399 3	608.147	0.223 6
SPEA ^[4]	0.127 9	0.316 3	0.580 3	0.958 0	0.525 8	0.358 9	607.860	0.217 6
FCPSO ^[6]	0.127 9	0.316 3	0.580 3	0.958 0	0.525 8	0.358 9	607.860	0.217 6
PSO ^[16]	0.128 1	0.270 2	0.555 2	1.005 3	0.454 4	0.445 3	606.660	0.220 7

表 6 各种算法在情况 2 中气体排放量最少的运算结果

Tab. 6 The results of minimum emission in case 2 with different algorithms

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	花费/(\$/h)	排放/(t/h)
DE-IMOPSO	0.412 8	0.456 2	0.544 6	0.392 5	0.550 2	0.511 8	645.552	0.194 18
MOPSO	0.409 7	0.450 1	0.554 4	0.383 0	0.526 9	0.530 9	645.805	0.194 24
NSGA ^[2]	0.411 3	0.459 1	0.511 7	0.372 4	0.581 0	0.530 4	647.251	0.194 30
NPGA ^[3]	0.392 3	0.470 0	0.556 5	0.369 5	0.559 9	0.516 3	645.984	0.194 24
SPEA ^[4]	0.414 5	0.445 0	0.579 9	0.384 7	0.534 8	0.505 1	644.770	0.194 30
FCPSO ^[6]	0.406 3	0.458 6	0.551 0	0.408 4	0.543 2	0.345 0	642.896	0.194 22
PSO ^[16]	0.371 3	0.466 5	0.564 2	0.365 0	0.522 3	0.578 3	648.010	0.194 50

图 1 ~ 图 4 给出了测试系统任一次运行结果。从图可以看出,传统的 MOPSO 算法所得的 Pareto 最优解集分布不均匀;而 DE-IMOPSO 算法由于采用

了差分演化和循环拥挤距离删除策略,所得解在保持多样性的同时均匀分布性也较好,其 Pareto 最优解能遍布整个均衡面。

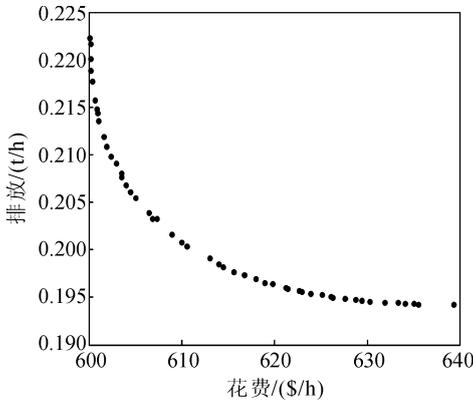


图 1 MOPSO 在情况 1 中求得的 Pareto 最优前沿
Fig. 1 Pareto-optimal obtained by the MOPSO for case 1

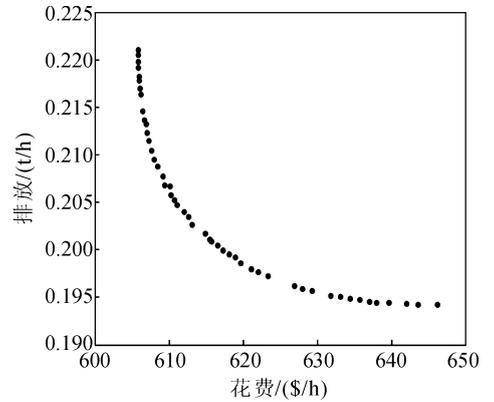


图 2 MOPSO 在情况 2 中求得的 Pareto 最优前沿
Fig. 2 Pareto-optimal obtained by the MOPSO for case 2

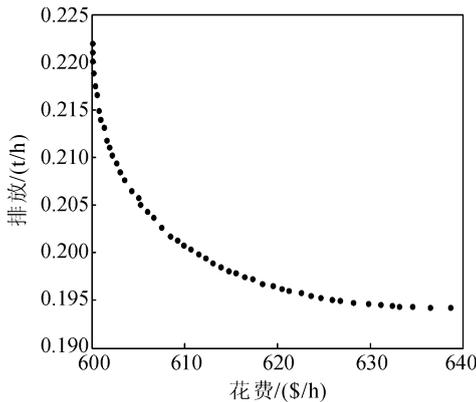


图 3 DE-IMOPSO 在情况 1 中求得的 Pareto 最优前沿
Fig. 3 Pareto-optimal obtained by the DE-IMOPSO for case 1

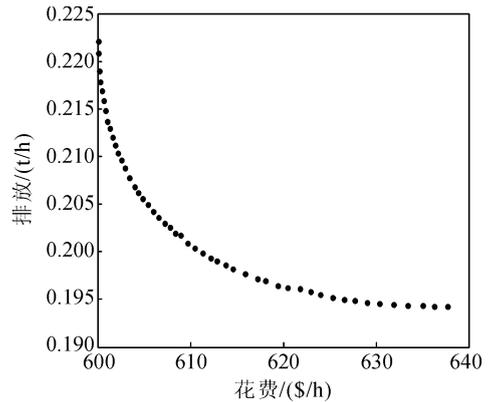


图 4 DE-IMOPSO 在情况 2 中求得的 Pareto 最优前沿
Fig. 4 Pareto-optimal obtained by the DE-IMOPSO for case 2

5 结论

为了综合考虑 Pareto 最优解集的多样性、收敛性和均匀性,本文提出一种基于差分演化的改进多目标粒子群优化算法。算法在采用新的非支配排

序策略基础上,通过对 Pareto 最优解集中的部分个体进行差分演化来增加 Pareto 最优解的多样性;为提高 Pareto 均衡面的均匀性,采用循环拥挤距离来控制外部归档集的大小同时避免了有效 Pareto 最优解的丢失;采用多目标适应值轮盘赌法选择粒子全

局最优位置,使算法获得了更多均匀分布在目标空间上的非劣解;采用惯性权重和加速度因子动态变化,提高算法的全局搜索能力。对文献中 IEEE-30 总线,6 机组的电力系统的环境经济调度问题的仿真表明,DE-IMOPSO 算法具有比传统 MOPSO 算法更好的多样性和均匀分布性。

参考文献:

- [1] Coello C A C, Pulido G T, Leehuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.
- [2] Abido M A. A novel multiobjective evolutionary algorithm for environmental/economic power dispatch[J]. Electric Power Systems Research, 2003, 65(1): 71-81.
- [3] Abido M A. A niched pareto genetic algorithm for multiobjective environmental/economic dispatch[J]. Electric Power and Energy Systems, 2003, 25(2): 97-105.
- [4] Abido M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 315-329.
- [5] Basu M. Dynamic economic emission dispatch using non-dominated sorting genetic algorithm-II[J]. Electric Power and Energy Systems, 2008, 30(2): 140-210.
- [6] Agrawal S, Panigrahi B K, Tiwari M K. Multiobjective particle swarm algorithm with fuzzy clustering for electrical power dispatch[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(5): 529-570.
- [7] Wu L H, Wang Y N, Yuan X F, et al. Environmental /economic power dispatch using multi-objective differential evolution algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2010, 80(9): 1171-1181.
- [8] Abido M A. Multiobjective particle swarm optimization for environment economic dispatch problem[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 79(7): 1105-1113.
- [9] Cai J J, Ma X Q, Li Q. A multi-objective chaotic particle swarm optimization for environment/economic dispatch[J]. Energy Conversion and Management, 2009, 50: 1318-1325.
- [10] Franchini M. Use of a genetic algorithm combined with a local search method for the automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models[J]. Hydrological Science Journal, 1996, 41(1): 21-39.
- [11] Perez-Guerrero R E, Cedefio-Maldonado J R. Differential evolution based economic environmental power dispatch; Proceedings of the 37th Annual North American[C]. American, 2005.
- [12] 陈民铀,张聪誉,罗辞勇. 自适应进化多目标粒子群算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1851-1856.
Chen Minyou, Zhang Congyu, Luo Ciyong Adaptive evolutionary multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2009, 24(12): 1851-1856.
- [13] Deb K, Pratap A, Agarwal S. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [14] 罗辞勇,陈民铀,张聪誉. 采用循环拥挤排序策略的改进 NSGA-II 算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 227-232.
Luo Ciyong, Chen Minyou, Zhang congYu. Improved NSGA-II algorithm with circular sorting[J]. Control and Decision, 2010, 25(2): 227-232.
- [15] Ratnaweera A, Halgamuge S K H, Watson H C W. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.
- [16] Hemamalini S, Simon P S. Emission Constrained Economic Dispatch with Valve-Point Effect using Particle Swarm Optimization[C]. TENCON 2008- 2008 IEEE Region 10 Conference, India, 2008.

(责任编辑 王卫勋)