

基于多目标粒子群算法的节能减排调度研究

裴 旭, 黄民翔*, 徐国丰

(浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 在节能减排背景下,综合考虑最小化机组煤耗量和污染物排放量,提出了求解多目标节能减排负荷调度的模型及改进多目标粒子群算法。该改进算法引入半可行域的概念处理约束条件,避免了惩罚因子复杂的选取过程;采用精英归档技术构建了外部精英集和个体非支配解集,提高了算法的收敛速度和解的质量;采用了自适应网格法维护外部精英集,获得了分布均匀的 Pareto 前沿;并提出了基于半可行域概念的个体极值和全局极值选取规则。利用该方法对某电厂 6 台机组系统进行了节能减排最优负荷调度,获得了分布良好的 Pareto 最优解,有效降低了系统煤耗和污染物排放量,分析结果验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: 节能减排负荷调度;多目标粒子群算法;半可行域;精英归档技术;自适应网格法;高斯变异

中图分类号:TM621;O224

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2012)03-0353-06

Research on energy-saving and emission-reduction dispatch method based on multi-objective particle swarm optimization

PEI Xu, HUANG Min-xiang, XV Guo-feng

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In order to solve the problems of economic emission load dispatch, a model of multi-objective energy-saving and emission-reduction load dispatch was established, along with an improved multi-objective particle swarm optimization algorithm. The conception of semi-feasible region was introduced to treat constrained conditions, the complicated process of finding appropriate penalty parameters was avoided. Elite filing technology were used to enhance the speed of convergence and the quality of solutions. Adaptive mesh method was adopted to renew and maintain the external elite set in order to gain the Pareto front distributed uniformly. The rules of personal best selection and global best selection were proposed based on the conception of semi-feasible region. This method was applied to multi-objective load dispatch of a real power plant of six power units, and well-distribution Pareto-optimal solutions were obtained. Fuel cost and pollution emission were reduced effectively. The analysis result confirms the feasibility and validity of this approach.

Key words: energy-saving and emission-reduction load dispatch; multi-objective particle swarm optimization algorithm; semi-feasible region; elite filing technology; adaptive mesh; Gauss mutation

0 引 言

我国能源供应日益紧张,能源短缺将成为经济社会发展的制约瓶颈。经济负荷分配问题(Economic Load Dispatch, ELD)长期以来受到电力系统工程技术人员和研究者的重视,是电力系统分析领域中的重要研究课题。此外,发电过程中产生的很多污染物也逐渐引起人们的关注。因此在满足机组约束条件下,综

合考虑燃煤成本和污染物排放量,采用多目标优化方法对机组负荷分配问题进行优化具有重要意义。

粒子群优化算法(PSO)是由Kennedy和Eberhart提出的一种优化算法^[1],由于其易实现,在许多优化问题上得到了成功应用^[2],并且很多情况下要比GA更有效。目前已有一些学者提出了基于PSO的多目标优化算法,其中Coello Coello等于2004年提出的MOPSO具有里程碑的意义^[3];Liang等提出了全面学习粒子群算法

收稿日期:2011-10-10

作者简介:裴 旭(1985-),女,天津人,主要从事电力系统规划及运行方面的研究. E-mail: peixu103@zju.edu.cn

通信联系人:黄民翔,男,教授,硕士生导师. E-mail: Huangmx@zju.edu.cn

(CLPSO)^[4], 该算法利用所有粒子的历史最好信息来更新粒子的速度; Liu等提出了一种模糊多目标粒子群算法(FMOPSO)^[5], 该算法引入了同步粒子局部搜索(SPLS)和模糊全局最好位置 $f\text{-gbest}$; Agrawal等提出了一种交互粒子群算法(IPSO)^[6], 该算法结合了Pareto支配和交互决策行为。

在综合考虑燃煤成本和污染物排放量的情况下, 很多学者提出了多种解决方案, 如人工神经网络法^[7]、免疫遗传算法^[8]、人工免疫混沌优化方法^[9]、伪并行NSGA-II方法^[10]等, 此外另有针对区域电网节能发电调度模式的研究^[11]。

本研究在节能减排背景下, 综合考虑最小化机组煤耗量和污染物排放量, 提出多目标节能减排负荷调度模型, 改进基于Pareto最优概念的多目标粒子群算法, 并对该模型进行求解。笔者按照本研究提出的方法对算例进行仿真实验, 获得了分布良好的Pareto最优解, 并有效降低了系统煤耗和污染物排放量。

1 多目标节能减排负荷调度模型

1.1 目标函数

本研究采用的节能减排发电调度模型是在满足系统运行约束和机组运行约束的条件下, 以系统燃煤成本和污染物排放量最小为目标。

(1) 最小燃料成本(或煤耗)。

燃煤成本是电厂生产最重要的经济指标, 可以用机组有功出力的二阶多项式表示:

$$\min F_1 = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i) \quad (1)$$

式中: P_i —第 i 台发电机组的有功功率; N_g —系统内发电机总数; a_i, b_i, c_i —第 i 台机组的煤耗特性系数。

(2) 最小污染物排放量。

火电机组在运行过程中会产生各种有害气体, 主要为 SO_2 和 NO_x 氮氧化物。 SO_2 和 NO_x 排放目标可用如下二次多项式表示(单位为 kg/h):

$$\min E_{\text{SO}_2} = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_{is} P_i^2 + \beta_{is} P_i + \gamma_{is}) \quad (2)$$

$$\min E_{\text{NO}_x} = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_{in} P_i^2 + \beta_{in} P_i + \gamma_{in}) \quad (3)$$

式中: $\alpha_{is}, \beta_{is}, \gamma_{is}$ 和 $\alpha_{in}, \beta_{in}, \gamma_{in}$ —第 i 台机组的 SO_2 和 NO_x 的排放特性系数。

两个目标函数的量纲不同, 宜采用标准化处理。由于本研究采用的多目标粒子群算法不需将多目标问题单目标化处理, 同时由于引入半可行域概念从而避免了采用惩罚因子处理约束条件, 只需要对相拥有同量纲的目标函数进行比较, 故目标函数量纲不同不

影响算法结果。

1.2 约束条件

(1) 系统负荷平衡约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_i = P_D + P_L \quad (4)$$

$$P_L = \mathbf{P}^T \mathbf{B} \mathbf{P} + \mathbf{P}^T \mathbf{B}_0 + \mathbf{B}_{00} \quad (5)$$

式中: P_D —系统负荷需求; P_L —系统的总网损, 一般利用 B 系数法求取^[12]; \mathbf{P} — N_g 维发电机有功功率列矢量; \mathbf{B} — $N_g \times N_g$ 维对称方阵; \mathbf{B}_0 — N_g 维列矢量; \mathbf{B}_{00} —常数。

公式(5)给出了网损与 B 系数及各发电机有功功率的关系。

(2) 机组出力约束:

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max}, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式中: $P_{i,\min}, P_{i,\max}$ —第 i 台机组的出力上、下限。

2 多目标粒子群算法及其改进

2.1 多目标优化问题

多目标优化问题的数学模型描述如下:

$$\min F(x) = \min [f_1(x), f_2(x), \dots, f_r(x)] \quad (7)$$

$$\text{s.t. } g_j(x) \leq 0 \quad (j=1, 2, \dots, p) \quad (8)$$

$$h_k(x) = 0 \quad (k=1, 2, \dots, q) \quad (9)$$

式中: x —决策向量, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbf{D}$; F —目标函数向量, $F = (f_1, f_2, \dots, f_r)$; $g_j(x)$ 和 $h_k(x)$ —约束条件; \mathbf{D} —决策空间。

解 $x_0, x_1 \in \mathbf{D}$, 当且仅当:

$$f_i(x_0) \leq f_i(x_1), \quad i=1, 2, \dots, r \quad (10)$$

$$f_i(x_0) < f_i(x_1), \quad \exists i \in \{1, 2, \dots, r\} \quad (11)$$

称 x_0 支配 x_1 , 记为 $x_0 \succ x_1$; 设 x^* 当且仅当不存在 $x \in \mathbf{D}$

使得 $x \succ x^*$ 成立, 则 x^* 是Pareto最优解; 所有Pareto最优解构成最优解集; 所有Pareto最优解对应的目标函数值所形成的区域称为Pareto最优前端。

2.2 标准粒子群算法

标准PSO中, 粒子在搜索空间的速度和位置根据如下公式确定:

$$v_{t+1} = wv_t + r_1 \cdot \text{rand}() \cdot (P_t - x_t) + r_2 \cdot \text{rand}() \cdot (G_t - x_t) \quad (12)$$

$$x_{t+1} = x_t + v_{t+1} \quad (13)$$

式中: w —惯性权重; r_1, r_2 —加速常数; $\text{rand}()$ — $[0, 1]$ 区间内产生的随机数; P_t, G_t — t 时刻粒子自身最好位置 $pbest$ 和全局最好位置 $gbest$; x_t, v_t — t 时刻的位置与速度。

PSO算法简单, 容易实现, 但使用PSO算法处理优化问题容易陷入局部最优, 且由于多目标优化问题的特殊性, PSO算法还不能直接应用于多目标优化问题, 需要对其进行改进。

2.3 改进多目标粒子群算法

2.3.1 约束条件处理

目前, 使用最广泛的约束条件处理方法是惩罚函

数法,该方法需要以大量的实验为基础来获得适当的惩罚系数,效率低下。本研究引入半可行域概念,避免了惩罚因子复杂的选取过程,通过设计PSO选择算子,并结合竞争选择对约束条件进行处理。

(1) 竞争选择^[13]:

- ①任何可行解都优于不可行解;
- ②两个可行解,目标函数值较好的为优;
- ③两个不可行解,违反约束程度小者为优。

(2) 半可行域^[14]:

大部分约束优化问题的解是在可行域边界附近取得,半可行域的引入就是对约束条件的放宽,这样可以更好地利用可行域边界附近的不可行解的有用信息。

①针对多目标优化问题,本研究对搜索空间的任一点 X 和可行域 D 之间的距离定义为:

$$d(X, D) = \sum_{j=1}^m G_j(X) \quad (14)$$

$$G_j(X) = \begin{cases} \max\{0, g_j(X)\}, & 1 \leq j \leq p \\ |h_j(X)|, & p+1 \leq j \leq p+q \end{cases} \quad (15)$$

$$G_j(X) = |h_j(X)|, \quad p+1 \leq j \leq p+q \quad (16)$$

式中: p, q —等式约束和不等式约束条件个数, $m=p+q$ 为全部约束条件个数; $G_j(X)$ —违反第 j 个约束条件程度。

公式(15)表示了搜索空间中一点 X 违反第 j 个等式约束时 $G_j(X)$ 等于 $g_j(X)$,否则为0;公式(16)表示 X 违反第 j 个不等式约束时 $G_j(X)$ 为 $|h_j(X)|$ 。显然 $d(X, D)$ 描述了给定搜索空间中一点 X 和可行域 D 之间的关系:

If $d(X, D)=0$, then $X \in D$, otherwise $X \notin D$

②对于给定的正数 $\varepsilon \in R^+$,存在 $0 < d(X, D) < \varepsilon$ 的点 X 构成的解空间区域 H ,称为半可行域, $\varepsilon \in R^+$ 称为半可行域的宽度。

③半可行解优于不可行解,但劣于可行解。

④在半可行域内的个体可由多目标函数决定的Pareto支配来判定其优劣。

(3) 选择算子^[15]。

选择算子主要有两个作用: ①形成半可行域,保证全局极值 $gBest$ 一定在半可行域或可行域中,从而保证正确的进化方向; ②当群体中的有利个体(可行解和半可行解)达到一定比例时,选择算子将逐渐减小半可行域宽度。选择算子的作用如图1所示,随着有利个体的不断增加,在已放宽的约束条件下,算法必将向此时的约束最优点(A_1 点)收敛,此时半可行域的宽度将减小,之后算法又将向另一点收敛(A_2 点),如此循环直至半可行域宽度为零,所有个体全部进入可行域,收敛于约束最优解 B 点。具体方法如下:

群体规模 N ,有利个体比例阈值 R ,初始化 $\varepsilon=0$ 。

- ①计算有利个体的比例 $rate$;

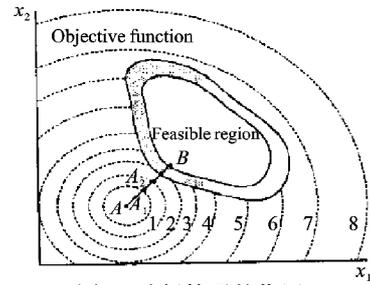


图1 选择算子的作用

- ②如果 $rate > R$ 并且 $\varepsilon=0$,结束;
- ③如果 $rate > R$ 并且 $\varepsilon > 0$,则 $\varepsilon = \varepsilon - \sigma$,转①;
- ④如果 $rate < R$,则 $\varepsilon = \varepsilon + \sigma$,转①。

一般来说 σ 的选取应该比 ε 小几个数量级。

2.3.2 非劣解集的构造

非劣解集用来保存每次迭代产生的新种群中的非支配解,外部精英集的更新将在非劣解集的基础上进行。本研究采用庄家法构造非劣解集,每一轮在群体中任选一个个体出任庄家,由庄家依次与群体中其他个体进行比较,将庄家所支配的个体淘汰出局;若庄家不被任何其他个体所支配,则庄家即为非支配个体,否则庄家也被淘汰出局。按照这种方法进行下一轮比较,直至群体为空。

2.3.3 精英归档技术

本研究采用精英归档技术,保存迭代过程中搜索到的非支配解。归档技术主要体现在两方面: ①构建外部精英集,用来保存粒子群历史最优非支配解,并作为每个粒子全局极值的候选集合,通过自适应网格法进行维护,外部集保留的最终解集就是算法求解的结果; ②构建粒子个体外部非支配解集,用来保存个体的历史最优非支配解,并作为每个粒子个体极值的候选集合。实践证明,归档机制能够大幅度提高算法的收敛速度和解的质量。

2.3.4 采用自适应网格法维护外部精英集

为了让外部集对种群起到很好的引导作用,以及获得分布均匀的Pareto前端,本研究采用自适应网格法对外部精英集进行维护。自适应网格法首先将整个目标空间分成若干个超立方体,网格的划分数和外部精英集大小为确定常数,网格的大小在搜索过程中根据当前代的个体分布情况自动调整。每个外部精英集中的粒子都对一个超立方体,定义每个超立方体中的粒子数为该超立方体的密度值;当外部精英集满溢时,本研究随机选取密度最大的超立方体中的一个粒子抛弃,以实现对外部精英集的维护和更新。本研究对新产生的个体 x 分情况进行处理,注意不要抛弃在某个目标上取最小的个体(称为极点),这样有利于使进化群体具有更好的分布性。非支配解在外部集边

界外时的外部集更新方式如图2所示。具体方法如下：

(1) 若个体 x 被外部集支配，则个体 x 不进入外部集；

(2) 若个体 x 支配外部集中的某些粒子，则将个体 x 加入外部集，并去掉外部集中的被支配粒子；

(3) 若个体 x 与外部集无关，且外部集不满，则将个体 x 加入外部集；若外部集满溢：①个体 x 在边界外或者个体 x 在边界内且不在密度最大区域，则将个体 x 加入外部集，并随机选择密度最大区域中的一个粒子抛弃；②个体 x 在边界内且在密度最大区域，则外部集保持不变。

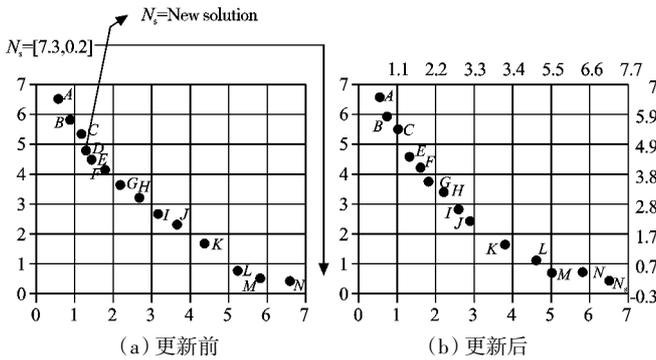


图2 新非支配解在外部集边界外时外部集更新方式

2.3.5 个体极值和全局极值的选取

(1) 个体极值 $pbest$ 的选取。本研究引入半可行域的概念和个体外部非支配集后，对每个粒子 i 基于下述规则来选取 $pbest$ ：当粒子 i 和其上一代 $pbest$ 均为非可行解时，比较二者与可行域 D 之间的距离 $d(X, D)$ （定义见半可行域）， d 小者为 $pbest$ ；当两者分别在可行域和半可行域，或者分别在半可行域和非可行域时，选取前者为 $pbest$ ；当两者同为可行解或半可行解时，以支配关系来选取 $pbest$ ；而当两者同为可行解或半可行解且是非支配关系时，把两个个体均存入个体外部非支配集，计算个体外部非支配集中非支配个体的权重系数 F_i ，对应权重系数最小的个体被选作 $pbest$ 。权重系数计算公式如下：

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^r (f_j(X_i) / \sum_{s=1}^{N_p} f_j(X_s))}{N_p} \quad (17)$$

式中： $f_j(X_i)$ —个体外部非支配解集中个体 X_i 第 j 个目标函数值， N_p —个体外部非支配解集中非支配解的数目， r —问题目标个数。

(2) 全局极值 $gbest$ 的选取。 $gbest$ 的选取直接影响算法的收敛速度和解集的分布性，本研究采取轮盘赌法和高斯变异的方法对 $gbest$ 进行选取。对外部精英集中的每个粒子 i 按照轮盘赌法选取一个超立方体（见自适应网格法），然后随机选取超立方体中的一个粒子，如果该候选粒子支配粒子 i 的上一代 $gbest$ ，则将该候选

粒子设为粒子 i 的新 $gbest$ 。在迭代过程中，每个粒子所获得的 $gbest$ 均不相同，这意味着粒子将沿不同的方向飞行，对提高算法的探索能力有利。

当算法运行到一定阶段后，作为 $gbest$ 的粒子已在非劣最优面上，此时将很难找到支配 $gbest$ 的粒子， $gbest$ 不再发生变化，最终导致算法停止搜索最优面上的其他解而影响解集的分布性。本研究采用实时变异来解决这个问题。当目前群体中的 $gbest$ 位置连续无变化或变化非常小时，保留 $gbest$ 位置并对 $gbest$ 实行高斯变异，用变异后代代替 $gbest$ 。对粒子 i 的 $gbest_{i_1}=(g_{i_1}, g_{i_2}, \dots, g_{i_m})$ 进行高斯变异，定义如下：

$$gbest'_i = gbest_i + gbest_i \cdot N(0, 1) \quad (18)$$

式中： $N(0, 1)$ —服从均值为0、均方差为1的高斯分布。

3 多目标最优负荷分配

3.1 粒子群矩阵表示方法

本研究构造粒子群矩阵 P ，维数为 $NumP \times D$ ，其中 $NumP$ 为粒子群中的粒子个数， D 为目标维数，具体形式如下：

$$P = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1D} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2D} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{NumP,1} & f_{NumP,1} & \dots & f_{NumP,D} \end{bmatrix}$$

式中： f_{ij} —第 i 个粒子的第 j 个目标函数值。

3.2 约束条件处理

对于问题的不等式约束，本研究引入半可行域的概念进行处理；对于等式约束，则先考虑前 $n-1$ 台机组出力，然后以等式约束确定第 n 台机组出力，故该问题等式约束可严格满足。

3.3 最优折中解的确定

在得到Pareto解后，为从中选择一个满意解作为最后结果，本研究采取模糊逻辑来选出最优折中解。定义模糊隶属度函数^[16]如下：

$$u_i = \begin{cases} 1, & f_i < f_{i,\min} \\ \frac{f_{i,\max} - f_i}{f_{i,\max} - f_{i,\min}}, & f_{i,\min} < f_i < f_{i,\max} \\ 0, & f_{i,\max} < f_i \end{cases} \quad (19)$$

式中： f_i —第 i 个子目标适应度值； $f_{i,\max}$ 、 $f_{i,\min}$ —适应度函数的上限和下限。对Pareto解集中每个解求其标准化满意度值，标准化满意度值最大的解即为最优折中解。标准化满意度值定义如下：

$$u^k = \left(\sum_{i=1}^{N_{obj}} u_i^k \right) / \left(\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{N_{obj}} u_i^k \right) \quad (20)$$

式中： u^k —每个解的标准化满意度值， N_{obj} —目标个数， M —Pareto解集中个体的数目。

3.4 算法基本流程

算法基本流程如下:

- (1) 初始化粒子群 P ,对每个粒子确定其初始位置和零初始速度;
- (2) 计算粒子群 P 中每个粒子的目标向量;
- (3) 初始化 $pbest$ 和 $gbest$ 为本身初始位置;
- (4) 更新粒子速度和位置;
- (5) 利用选择算子,获得足够多的有利个体;
- (6) 利用庄家法构造非劣解集;
- (7) 更新外部精英集:利用自适应网格法将非劣解集放入外部集;
- (8) 更新 $pbest$ 和 $gbest$:按照 $pbest$ 和 $gbest$ 的选取规则更新 $pbest$ 和 $gbest$;
- (9) 返回步骤(4),直至满足终止条件。

4 算例分析

根据目前的模型及算法,本研究以文献[12]中的某厂六机组系统为算例,在负荷分别为500 MW和700 MW的情况下,计算求解各机组出力并进行综合分析。机组燃煤成本系数、NO_x排放系数以及网损系数详见文献[17],系统负荷为 $P_D=500$ MW(/700 MW),种群规模为100,外部精英集规模为200,个体非支配解集规模为50,自适应网格划分数为16, $w=0.5$, $r_1=r_2=2.0$,有利个体比例阈值 $R=0.1$,半可行域初始宽度 $\varepsilon=10$,步长 $\sigma=0.001$,最大迭代次数为300,仿真实验的终止条件为达到最大迭代次数。

算例计算过程表示,在迭代至10次以上时,粒子群中的大部分粒子将收敛至可行域,这部分粒子用来作为进入外部精英集的备选粒子;另有部分粒子位于不可行域并徘徊于可行域边缘,该部分粒子将继续引导粒子群探索最优解。

负荷为500 MW和700 MW时,采用本研究使用的改进多目标粒子群算法得到的Pareto前沿的分布情况如图3、图4所示。由该Pareto前沿可见,本研究采用的

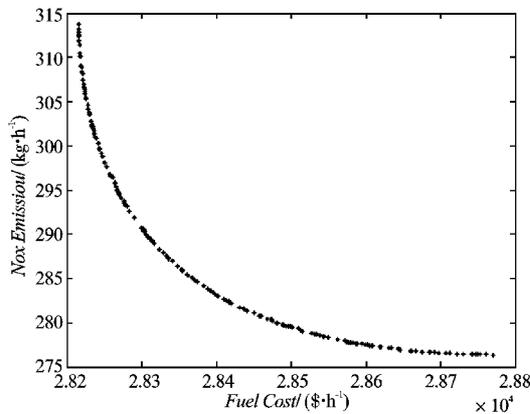


图3 负荷为500 MW时的Pareto最优解集

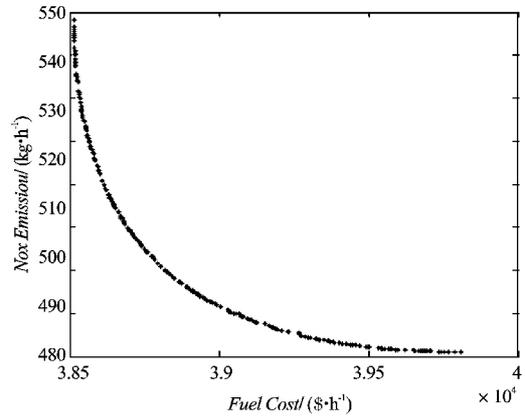


图4 负荷为700 MW时的Pareto最优解集

改进多目标粒子群算法通过使用自适应网格法维护外部精英级获得了分布均匀的Pareto最优解。此外图中显示的燃煤成本和NO_x排放量的关系说明了二者之间的矛盾性,无论是降低燃煤成本还是降低NO_x排放量都将已牺牲另一个节能减排指标为代价,而一般情况下使各目标同时最优是不可能的。本研究分别给出了燃煤成本最优、NO_x排放量最优以及折中解3种结果,决策者可根据实际情况从中选取适当的最优解使用:当以燃煤成本为主要目标时,选择最优成本解;当以污染物排放量为主要目标时,选择最优NO_x排放量解;若希望从整体角度进行节能减排优化,可选择折中解。

排放目标函数的收敛情况如图5所示,从图5中可以看出,在迭代45次后排放目标函数收敛(燃煤成本函数收敛情况类似),获得了较好的目标函数值。

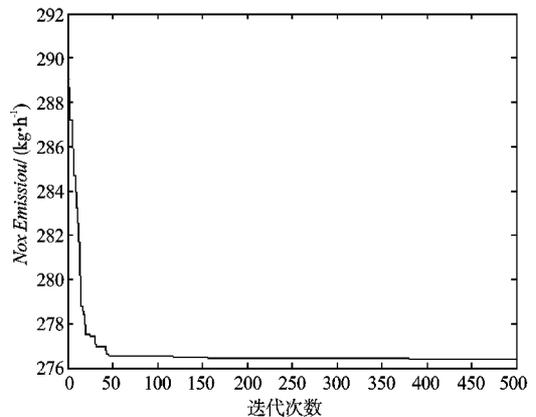


图5 排放目标函数收敛情况

在负荷为500 MW和700 MW时,笔者采用MAMOE、NSGA-II和本研究算法所求得的不同结果如表1、表2所示。由得到的不同负荷情况下的Pareto前沿及不同算法的求解结果可见:①无论是最优燃煤成本还是最优NO_x排放量均获得了更低的最优值,扩大了值域范围,说明本研究采用的改进多目标粒子群算法利用精英归档技术以及基于半可行域的个体极值和全局极值选取方法得到了具有更好多样性的Pareto

表1 本研究算法、MAMOE和NSGA-II算法在算例一中所求结果对比(500 MW)

	最优折中解			最优成本			最优 NO _x 排放量		
	MAMOE	NSGA-II	本研究算法	MAMOE	NSGA-II	本研究算法	MAMOE	NSGA-II	本研究算法
燃料成本/(\$·h ⁻¹)	28 367.983 2	28 367.902 5	28 366.963 0	28 216.867 2	28 216.844 9	28 215.580 2	28 784.725 6	28 785.271 8	28 770.778 7
NO _x 排量/(kg·h ⁻¹)	285.311 0	285.344 9	285.062 2	314.305 5	313.994 7	313.722 6	276.515 2	276.511 5	276.401 3
网损/MW	22.278 0	22.228 8	22.488 0	20.141 2	20.111 4	20.940 4	27.375 8	27.367 0	23.884 7
总出力/MW	522.278 0	522.228 8	522.488 0	520.141 2	520.111 4	520.940 4	527.375 8	527.367 0	523.884 7

表2 本研究算法、MAMOE和NSGA-II算法在算例一中所求结果对比(700 MW)

	最优折中解			最优成本			最优 NO _x 排放量		
	MAMOE	NSGA-II	本研究算法	MAMOE	NSGA-II	本研究算法	MAMOE	NSGA-II	本研究算法
燃料成本/(\$·h ⁻¹)	38 834.815	38 819.208 2	38 821.907 1	38 516.836 2	38 516.688 2	38 513.863 1	39 824.013 7	39 820.814 4	39 807.307 1
NO _x 排量/(kg·h ⁻¹)	489.789 4	490.721 5	489.844 9	548.593 9	549.949 1	548.240 0	471.384 0	471.374 3	471.098 2
网损/MW	40.118 2	40.162 6	39.992 9	38.062 5	38.188 9	38.457 1	46.492 5	46.265 9	45.799 2
总出力/MW	740.118 2	740.162 6	739.992 9	738.062 5	738.188 9	738.457 1	746.492 5	746.265 9	745.799 2

最优解; ②由表1和表2可见, 相比较MAMOE和NSGA-II所得到的结果, 本研究算法得到的最优燃煤成本、最优NO_x排放量和500 MW负荷下的最优折中解均优于前二者, 甚至在最优燃煤成本的结果中, 同时获得了更低的NO_x排放量, 最优NO_x排放结果也有类似情况, 总体来说获得了更低的煤耗成本和污染物排放效果。假定全年每台机组平均运行320天, 以负荷500 MW为例, 则本研究方法与其他两种方法相比, 一年最高可节省70多万元的燃煤成本, 污染物排放量最高可减少4.5 t, 充分说明了本研究算法的优越性。

5 结束语

本研究提出了多目标负荷调度的数学模型, 并用改进的多目标粒子群算法加以求解。利用该算法可以得到具有良好多样性和分布性的Pareto最优解, 并为决策者提供了具有不同侧重目标的最优解, 有效地降低了系统煤耗和污染物排放量, 分析结果验证了该方法的有效性和可行性。

参考文献(References):

- [1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C]. Proc. IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: [s.n.], 1995.
- [2] EBERHART R C, SHI Y. Particle Swarm Optimization: developments, applications and resources [C]. Proc. Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: [s.n.], 2001.
- [3] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [4] LIANG J J, QIN A K, SUGANTHAN P N, et al. Evaluation of comprehensive learning particle swarm optimizer[C]//Lectures Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2004: 230-235.
- [5] LIU D, TAN K C, GOH C K, et al. A multi-objective memetic algorithm based on particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 2007, 37(1): 42-50.
- [6] AGRAWAL S. Interactive particle swarm: a Pareto-adaptive meta-heuristic to multi-objective optimization [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 2008, 38(2): 258-277.
- [7] 王日见, 李渝曾, 张少华. 一种求解环境经济符合调度问题的人工神经网络新方法[J]. 电力系统自动化, 2002, 21(2): 45-48.
- [8] 马忠丽, 王科俊. 免疫遗传算法及其在电力系统 EELD 中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2006, 27(3): 408-412.
- [9] 蒙文川, 邱家驹. 电力系统经济负荷分配的人工免疫混沌优化算法[J]. 电网技术, 2006, 30(23): 41-44.
- [10] 冯士刚, 艾 芊. 基于伪并行 NSGA-II 算法的火电站多目标负荷调度[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(3): 422-425.
- [11] 范玉宏, 张 维. 区域电网节能发电调度模式研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(16): 107-111.
- [12] 唐 巍, 李殿璞. 电力系统经济负荷分配的混沌优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(10): 36-40.
- [13] KALYANMOY D. Efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, 186(2): 311-338.
- [14] RICHARD Y, FUNG K. Extension of a hybrid genetic algorithm for nonlinear programming problems with equality and inequality constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2002, 29(5): 261-274.
- [15] 张利彪, 周春光, 刘小华, 等. 求解约束优化问题的一种新的进化算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2004, 42(4): 534-540.
- [16] 苏 鹏, 刘天琪. 基于改进粒子群算法的节能调度下多目标负荷最优分配[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 49-53.
- [17] 刘立衡. 多目标进化算法的研究及其在负荷分配中的应用[D]. 北京: 华北电力大学检测科学与工程学院, 2010.

[编辑: 李 辉]