

# 基于非劣排序微分进化的多目标优化发电调度

彭春华, 孙惠娟

(华东交通大学电气与电子工程学院, 江西省 南昌市 330013)

## Multi-objective Optimization Power Dispatch Based on Non-dominated Sorting Differential Evolution

PENG Chun-hua, SUN Hui-juan

(School of Electrical & Electronics Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, Jiangxi Province, China)

**ABSTRACT:** The environmental and economic optimization power dispatch (EED) problem is a nonlinear constrained multi-objective optimization problem with competing objectives for minimizing both emissions and power purchase costs. A new multi-objective optimization algorithm based on the non-dominated sorting differential evolution (NSDE) was proposed to handle the problem. The proposed approach integrated the Pareto non-dominated sorting mechanism with the differential evolution algorithm, and improved the individual crowding mechanism and the mutation strategy to overcome the premature convergence and search bias problems. The fuzzy set theory was employed to extract the best compromise non-dominated solution. The proposed approach has been tested on a 6-unit system. The results demonstrate the capabilities of the proposed approach to generate well-distributed and general Pareto-optimal solutions for the EED problem. The comparison with the classical non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II) demonstrated the superiority of the proposed approach and confirms its potential to solve the multi-objective EED problem.

**KEY WORDS:** environmental and economic dispatch; Pareto non-dominated sorting; differential evolution; best compromise; multi-objective optimization

**摘要:** 环境和经济优化发电调度(economic optimization power dispatch, EED)问题是一个针对总购电成本和总污染排放量均尽量低这 2 个相互制约的目标进行优化的非线性约束多目标优化(multi-objective optimization problem, MOP)问题, 基于非劣排序微分进化(non-dominated sorting differential evolution, NSDE)过程设计了一种新的多目标优化算法来对其进行求解。该算法通过将帕累托(Pareto)非劣排序操作与微分进化算法有机融合, 对个体的排挤机制和变

异策略进行改进以克服进化早熟和搜索不均的问题, 并采用模糊集理论提取出最优折中非劣解。以一个包含 6 个发电单元的电力系统为例进行环境和经济多目标优化发电调度, 测试结果验证了该算法能得到完整且分布均匀的帕累托最优解集, 通过与普通非劣排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA) NSGA-II 进行比较, 进一步论证了该算法的优越性及求解多目标优化发电调度问题的能力。

**关键词:** 环境和经济调度; 帕累托非劣排序; 微分进化; 最优折中; 多目标优化

## 0 引言

传统的经济发电调度问题一般是指在满足系统负荷需求和各项约束条件的同时, 寻找一种最优的各发电单元的输出功率分配组合, 以实现系统发电燃料总耗量最少的目标<sup>[1-3]</sup>。实行“厂网分开”以后, 电网调度部门更多的是以系统购电成本最少为目标进行经济发电调度。目前环境问题越来越受到社会的广泛关注, 对火电厂污染气体排放控制和治理已成为当前电力系统一个不可回避的问题<sup>[4-8]</sup>。在我国由于很多高污染的小火电一般为老电厂旧机组, 早已过折旧期, 无还贷压力, 其发电总成本很低, 可压低报价; 而那些新建或环保投入大的大型火电、核电以及新能源发电等环保机组因其造价高、还贷压力大, 其上网电价相反会较高。因此如果仅按常规的购电成本最小化进行发电调度, 实际上将鼓励小旧机组的发展而打击新建环保机组, 造成严重的环境污染, 也加大了电力结构调整难度。

基于上述原因, 本文将综合考虑各电厂上网电价差异与污染排放差异, 按总购电成本和总污染排放量均尽量低的原则, 兼顾电网、电厂以及社会三方的利益, 建立电力系统环境和经济发电调度多目

标优化模型,并针对该模型所呈现的非线性、变量耦合、求解难度大的特点,提出一种新型的基于帕累托非劣排序的微分进化算法对其进行求解,以得到多目标优化发电调度的帕累托最优解集。

## 1 发电调度多目标优化问题

### 1.1 多目标优化问题描述

在工程实践中的优化问题大多是多目标优化问题,以在一组约束条件下的最小化多目标问题为例,多目标优化问题数学描述如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & V_i = f_i(\mathbf{X}), i=1,2,\dots,N_{\text{obj}} \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_d], \mathbf{X} \in \mathbf{R}^d \\ g_j(\mathbf{X}) \leq 0, j=1,2,\dots,J \\ h_k(\mathbf{X}) = 0, k=1,2,\dots,K \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $f_i(\mathbf{X})$  为目标函数;  $\mathbf{X}$  为  $d$  维决策向量;  $N_{\text{obj}}$  为目标函数个数;  $g_j(\mathbf{X})$  为不等式约束函数;  $h_k(\mathbf{X})$  为等式约束函数。

MOP 中各目标的度量标准往往不一致,且可能会相互制约,即改进其中某个目标值常会以损害其他目标为代价,因此一般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,使各目标都尽可能达到最优。为了客观地评价多目标问题解的优劣性,对于决策向量  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ , 在 MOP 中常用到如下定义:

1) 帕累托占优。  $\mathbf{A} < \mathbf{B}$  ( $\mathbf{A}$  占优  $\mathbf{B}$ ) 当且仅当

$$\begin{cases} f_i(\mathbf{A}) \leq f_i(\mathbf{B}), \forall i \in \{1,2,\dots,N_{\text{obj}}\} \\ f_j(\mathbf{A}) < f_j(\mathbf{B}), \exists j \in \{1,2,\dots,N_{\text{obj}}\} \end{cases} \quad (2)$$

2) 帕累托最优或帕累托非劣解。解  $\mathbf{A}$  是帕累托最优解(非劣解), 当且仅当

$$\neg \exists \mathbf{X} \in \mathbf{R}^d : \mathbf{X} < \mathbf{A} \quad (3)$$

式(2)、(3)均应满足式(1)中的约束条件。

所有帕累托最优解的集合称帕累托最优解集,帕累托最优解对应的目标函数值称为非劣目标向量,由所有非劣目标向量形成的区域称为帕累托前沿。对 MOP 的求解实际上是设法找到尽可能多的帕累托最优解,且对应的各目标向量在帕累托前沿中能均匀分布。

### 1.2 发电调度多目标优化模型

1) 购电成本目标函数。

设系统中共有  $n$  个电厂, 电厂  $i$  上网电价为  $r_i$  (元/MW·h), 则系统总购电成本  $C$  (元/h) 的目标函数为

$$\min C = \sum_{i=1}^n p_i r_i \quad (4)$$

式中  $p_i$  为在电厂  $i$  的输出功率, MW。

2) 有害气体排放量目标函数。

电厂排放的有害气体主要包括  $\text{CO}_2$ 、 $\text{SO}_2$ 、 $\text{NO}_x$  等, 各气体排放量与输出功率的关系可单独建立模型, 本文在此采用有害气体综合排放模型<sup>[5]</sup>, 系统有害气体排放量  $E$  (单位为 t/h) 的目标函数可表示为

$$\min E = \sum_i^n 10^{-2} (\alpha_i p_i^2 + \beta_i p_i + \gamma_i) + \xi_i \exp(\lambda_i p_i) \quad (5)$$

式中  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 、 $\gamma_i$ 、 $\xi_i$ 、 $\lambda_i$  均为电厂  $i$  的污染气体排放系数, 可根据该电厂的有害气体排放监测数据采用最小二乘法得到<sup>[9]</sup>。

3) 约束条件(以下各功率单位均为 MW)。

发电约束:

$$p_{i\min} \leq p_i \leq p_{i\max} \quad (6)$$

式中  $p_{i\min}$  和  $p_{i\max}$  分别为电厂  $i$  在调度时段内的最小出力和最大出力。设电厂  $i$  最低出力指标为  $p_{i0}$ , 电厂  $i$  共有  $m$  台机组, 其中机组  $k$  的输出功率上下限为  $[p_{k1}, p_{k2}]$ , 爬坡速率限制为  $v_k$ , 当前出力为  $p_k$ , 则  $p_{i\min}$  和  $p_{i\max}$  分别为

$$\begin{cases} p_{i\min} = \max(p_{i0}, \sum_k^m \max(p_{k1}, p_k - v_k)) \\ p_{i\max} = \sum_k^m \min(p_{k2}, p_k + v_k) \end{cases} \quad (7)$$

功率平衡约束为

$$\sum_{i=1}^n p_i = P_D + P_{\text{loss}} \quad (8)$$

式中:  $P_D$  为系统总负荷需求;  $P_{\text{loss}}$  为全网网损。  $P_{\text{loss}}$  与各机组出力、线路参数、电网结构等有关, 本文中  $P_{\text{loss}}$  采用式(9)<sup>[7]</sup>表示:

$$P_{\text{loss}} = \sum_i^n \sum_j^n p_i B_{ij} p_j \quad (9)$$

式中  $B_{ij}$  为电厂  $i$  和电厂  $j$  之间的网损系数。

综合目标函数式(4)、(5)以及约束条件式(6)、(8), 即为电力系统中的环境和经济发电调度多目标优化模型。对该模型寻求一种准确高效的多目标优化算法是研究的关键所在。

## 2 NSDE 算法设计

### 2.1 帕累托非劣排序与选择

传统的多目标优化算法主要是采用有加权、约束等方法, 将多目标问题转换为单目标优化问题进行简化求解, 具有很大的局限性。近年来, 多目标进化算法因其不需准确衡量各目标间的权重关系, 而是利用其强大的全局搜索能力找到最优解集的

特点已成为研究热点<sup>[10-12]</sup>，其中最有效也是最常用的多目标进化算法之一是NSGA-II算法，它改进了常规的非劣排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA)<sup>[13]</sup>，采用帕累托非劣解快速排序、精英保留策略以及基于解的排序等级和拥挤距离的选择算子，使算法性能得到很大提高。NSGA-II算法流程及帕累托非劣解排序操作过程可参考文献[14]。

在同一帕累托非劣排序等级中，个体的拥挤距离越大，说明其所处的区域越稀疏，则该区域内的个体越有价值，在进化选择过程中越应被保留。在NSGA-II算法中正是根据这一原则进行选择操作的。若设个体B的前后相邻2个体分别为A和C，在NSGA-II算法中，个体B的拥挤距离(稀疏度)  $D_c(B)$  计算式如下：

$$D_c(B) = \sum_{i=1}^{N_{obj}} |f_i(A) - f_i(C)| \quad (10)$$

式中 $f_i(A)$ 与 $f_i(C)$ 分别为个体A和C在第*i*个目标函数上的值。对于边界个体，其拥挤距离定义为无穷大，以保证边界个体无条件被选取进入下一代。

此计算式虽然简单快速，但存在较大局限性。以图 1 所示的两目标优化问题为例，A、B 和 C 为同一帕累托非劣排序等级内的个体，按式(10)得出个体 B 的拥挤距离即为虚线四边形的长与宽之和。很明显，个体 B 在图 1(a)中的稀疏度要优于图 1(b)与图 1(c)，然而按此计算方法只能判断出个体 B 在图 1(a)中比在图 1(b)中稀疏度更好，但不能区分出个体 B 在图 1(a)与图 1(c)中的稀疏度差别。这样会使得一些均匀分布的个体可能被淘汰，而一些分布很不均匀的个体群却可能被保留下来，导致随着进

化代数增加，解的多样性和分布性劣化，难以均匀而准确地收敛到帕累托前沿。

为此，如图 1(d)所示，设个体A和C的中心点为O，本文将处于A和C之间的个体B的拥挤距离 $D_c(B)$ 计算式改进为

$$D_c(B) = \sum_{i=1}^{N_{obj}} (|f_i(A) - f_i(C)| - |f_i(B) - f_i(O)|) = \sum_{i=1}^{N_{obj}} (|f_i(A) - f_i(C)| \times 0.5 + \min[|f_i(A) - f_i(B)|, |f_i(B) - f_i(C)|]) \quad (11)$$

式中 $f_i(B)$ 与 $f_i(O)$ 分别为个体B和邻域中心O在第*i*个目标函数上的值。

式(11)能综合反映出个体B的稀疏度既与其在各目标函数上的邻域大小(用 $|f_i(A) - f_i(C)|$ 表示)有关，又与分布均匀程度(用个体距邻域中心的距离 $|f_i(B) - f_i(O)|$ 表示)有关，即随着 $|f_i(A) - f_i(C)|$ 的上升或 $|f_i(B) - f_i(O)|$ 的下降， $D_c(B)$ 增大。采用式(11)则很容易判断出个体B在图 1(a)中的稀疏度要优于图 1(c)。

此外，由于NSGA-II算法采用的是遗传算法的交叉和变异机制，而遗传算法本身存在收敛不稳定、速度慢和容易早熟等缺陷，因此NSGA-II算法同样也常存在着这些不足。基于此，本文将引入微分进化操作替代NSGA-II算法中的遗传操作，发展出NSDE算法。

### 2.2 微分进化算法

微分进化算法(differential evolution algorithm, DEA)是一种简单有效的智能优化计算方法，由Rainer Storn和Kenneth Price于1995年提出。该算法直接采用实数运算，不需进行编码和解码操作，收敛速度快，稳定性好，对各种非线性函数适应性强，在诸多优化问题的求解过程中，其性能被证明要优于遗传算法、粒子群优化、模拟退火算法等其他算法<sup>[15-19]</sup>。DEA流程的详细描述可参考文献[15]，不再赘述。在微分进化中，若种群规模为 $N_p$ ，对于第*G*代的每个目标个体向量 $X_{i,G}$ ，一般可根据实际效果按式(12)、(13)或(14)等方式进行变异操作产生中间个体 $Y_{i,G+1}$ ：

$$Y_{i,G+1} = X_{r_3,G} + F(X_{r_1,G} - X_{r_2,G}) \quad (12)$$

$$Y_{i,G+1} = X_{best,G} + F(X_{r_1,G} - X_{r_2,G}) \quad (13)$$

$$Y_{i,G+1} = X_{i,G} + F(X_{best,G} - X_{i,G}) + F(X_{r_1,G} - X_{r_2,G}) \quad (14)$$

式中： $i, r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, N_p\}$ ， $r_1, r_2$ 和 $r_3$ 均随机选取，且 $i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$ ； $X_{best,G}$ 为第*G*代的最优个体向量，由第*G*代的帕累托最优解集中随机选出；变异尺度

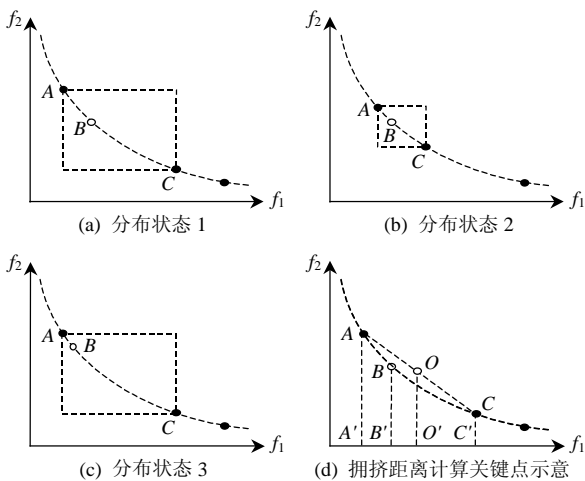


图 1 拥挤距离计算示意

Fig. 1 Crowding distance calculation

因子 $F$ 为 $[0,2]$ 间的实常数。

根据各式的结构原理,式(12)~(14)分别命名为DE/rand/1、DE/best/1、DE/local-to-best/1等,以区分微分进化中不同的变异策略。通过反复比较,在式(13)中引入随机扰动因子得到式(15),并以此作为变异策略,结果证明效果更好。

$$\mathbf{Y}_{i,G+1} = \mathbf{X}_{\text{best},G} + (F + 0.001C_{\text{rand}})(\mathbf{X}_{r_1,G} - \mathbf{X}_{r_2,G}) \quad (15)$$

式中 $C_{\text{rand}}$ 为 $[0,1]$ 间的随机实数。

然后通过式(16)进行交叉操作,由目标个体向量 $\mathbf{X}_{i,G}$ 和中间个体向量 $\mathbf{Y}_{i,G+1}$ 的分量交叉组合出一个下代候选个体 $\mathbf{Z}_{i,G+1}$ ,从而使种群保持多样性。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{i,G} = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}) \\ \mathbf{Y}_{i,G+1} = (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,d}) \\ \mathbf{Z}_{i,G+1} = (z_{i,1}, z_{i,2}, \dots, z_{i,d}) \\ z_{i,j} = \begin{cases} x_{i,j}, & R_j > C_R \\ y_{i,j}, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, d\}$ ;  $R_j$ 为 $[0,1]$ 间的随机实数;交叉概率因子 $C_R$ 为 $[0,1]$ 间的实常数。

### 2.3 NSDE 算法流程

针对发电调度多目标优化问题,本文基于上述改进的帕累托非劣排序与微分进化算法设计的NSDE优化算法流程如下。

设系统中共有 $n$ 个电厂,初始父种群 $U_0$ 由随机产生的 $m$ 个长度为 $n$ 的实数编码个体组成,个体可表示成 $[u_1, u_2, \dots, u_n]$ ,其中 $u_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为 $[0,1]$ 间随机实数。初始子种群 $S_0$ 为空。发电厂的出力 $p_i$ 通过式(17)进行初始化:

$$p_i = p_{i\min} + u_i (p_{i\max} - p_{i\min}) \quad (17)$$

代入式(9)计算网损 $P_{\text{loss}}$ ,并最终将出力 $p_i$ 表示为式(18),该式中的绝对值项为个体不满足功率平衡约束的惩罚项。

$$p_i = p_i + |P_D + P_{\text{loss}} - \sum_{i=1}^n p_i| \quad (18)$$

代入式(4)和式(5)计算 $U_0$ 中所有个体的各目标函数值,然后进行以下循环迭代过程。

当进化代数 $g \leq G_{\max}$ 时:

1) 种群混合。将子种群 $S_g$ 与父种群 $U_g$ 混合成一个更大规模的临时种群 $M_g$ ,对其中重复个体进行局部变异实现个体各异,并由式(18)、(4)及(5)计算所有新生个体的各目标函数值。

2) 帕累托非劣排序。按帕累托非劣排序策略,比较 $M_g$ 中各个体的目标函数值,找出当前种群的帕累托非劣个体集合作为 $P_s(1)$ ,将 $P_s(1)$ 中所有个体从

当前种群中移出,在剩余个体群中再找出新的帕累托非劣个体集合作为 $P_s(2)$ ,依此类推,直到所有个体都完成分级排序。然后,按式(11)计算出各级中各个体的拥挤距离。

3) 父种群更新。在一个空种群中按先后顺序依次填充入 $P_s(1)$ 、 $P_s(2)$ 、 $\dots$ ,直到若进一步填充 $P_s(i)$ 后则种群规模将超过 $m$ 时,则改为对 $P_s(i)$ 中的个体按拥挤距离由大到小逐个填充,直到种群规模正好等于 $m$ 时则停止填充,即形成新的父种群 $U_{g+1}$ 。

4) 子种群更新。

① 锦标赛选优。从 $U_{g+1}$ 中按排序等级值越小越优先、同一等级则拥挤距离越大越优先的原则,采用随机锦标赛的形式产生优选种群,优选种群规模一般设置为父种群规模的一半左右。

② 微分进化。对以上优选种群采用2.2节中的微分进化变异和交叉机制,得到新的子种群 $S_{g+1}$ 。由于个体为 $[0,1]$ 间的实数编码,在此对式(15)得到的 $\mathbf{Y}_{i,G+1}$ 按式(19)进行编码校验。

$$y_{i,j} = \begin{cases} 1 + C_{\text{rand}}(x_{\text{best},j} - 1), & y_{i,j} > 1 \\ y_{i,j}, & 0 \leq y_{i,j} \leq 1 \\ C_{\text{rand}}x_{\text{best},j}, & y_{i,j} < 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m$ ;  $j=1, 2, \dots, n$ 。

5)  $g=g+1$ ,进入下一次循环。

最终得到的父种群即为多目标优化问题的帕累托最优解集。

### 2.4 确定最优折中解

实际运行中,最终实施的方案一般只有一个,因此决策者需要从帕累托最优解集中选取出一个最优折中解。在此,可根据模糊集理论来确定最优折中解<sup>[20]</sup>。每个帕累托解中各目标函数对应的满意度可用模糊隶属度函数来表示,定义如下:

$$h_i = \begin{cases} 1, & f_i \leq f_i^{\min} \\ \frac{f_i^{\max} - f_i}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}, & f_i^{\max} > f_i > f_i^{\min} \\ 0, & f_i \geq f_i^{\max} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $i \in \{1, 2, \dots, N_{\text{obj}}\}$ ;  $f_i$ 为目标函数;  $N_{\text{obj}}$ 为目标函数个数;  $f_i^{\max}$ 和 $f_i^{\min}$ 分别为第 $i$ 个目标函数的最大和最小值;  $h_i$ 为0或1时则分别代表对第 $i$ 个目标函数值完全不满意或完全满意。可用式(21)求得帕累托解集中各解的标准化满意度:

$$h = \frac{1}{N_{\text{obj}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{obj}}} h_i \quad (21)$$

最后通过比较，将具有最大  $h$  值的帕累托最优解确定为最优折中解。

### 3 算例及分析

为验证本文方法的有效性，在此以一个拥有 6 个发电厂的电力系统为例进行发电调度多目标优化分配。每个电厂作为一个发电单元，各电厂的最小出力和最大出力根据式(7)得到，各相关参数如表 1 所示。表 2 为网损系数矩阵<sup>[7]</sup>。

表 1 发电单元各项参数  
Tab. 1 Parameters of generation units

发电单元	$r$ /(元/MW.h)	$\alpha/10^{-4}$	$\beta/10^{-2}$	$\gamma$
U <sub>1</sub>	415	6.490	1.035	8.235
U <sub>2</sub>	418	5.859	-2.094	9.118
U <sub>3</sub>	420	4.266	-5.457	6.131
U <sub>4</sub>	422	3.669	-4.116	6.285
U <sub>5</sub>	430	2.380	-8.550	5.426
U <sub>6</sub>	428	1.153	-9.712	4.613

发电单元	$\xi$	$\lambda/10^{-3}$	$P_{\min}/MW$	$P_{\max}/MW$
U <sub>1</sub>	0.002	8.800	30	350
U <sub>2</sub>	0.001	8.000	30	400
U <sub>3</sub>	0.010	3.100	100	600
U <sub>4</sub>	0.010	3.000	100	650
U <sub>5</sub>	0.010	2.300	250	800
U <sub>6</sub>	0.010	2.000	300	1 000

表 2 网损系数 $B_{ij}$

Tab. 2 Loss coefficients  $B_{ij}$

$B_{i1}$	$B_{i2}$	$B_{i3}$	$B_{i4}$	$B_{i5}$	$B_{i6}$
0.002 022	-0.000 286	-0.000 534	-0.000 565	-0.000 454	0.000 103
-0.000 286	0.003 243	0.000 016	-0.000 307	-0.000 422	-0.000 147
-0.000 534	0.000 016	0.001 085	0.000 831	0.000 023	-0.000 270
-0.000 565	-0.000 307	0.000 831	0.001 129	0.000 113	-0.000 295
-0.000 454	-0.000 422	0.000 023	0.000 113	0.000 460	-0.000 153
0.000 103	-0.000 147	-0.000 270	-0.000 295	-0.000 153	0.000 898

采用本文所设计的NSDE算法(最大迭代次数为 2 000、种群规模为 100、 $F$ 为 0.85、 $C_R$ 为 0.5)，分别在系统总负荷需求为 1 600、2 000 和 2 400 MW 时进行发电调度优化，得到各自的最优折中解如表 3 所示。反映出本文方法可应用于各种不同负荷需求下的发电调度优化，对负荷变动具有较好的适应性。

表 3 发电调度最优折中解

Tab. 3 Best compromise solutions of power dispatch

负荷需求/ MW	U <sub>1</sub> 出力/ MW	U <sub>2</sub> 出力/ MW	U <sub>3</sub> 出力/ MW	U <sub>4</sub> 出力/ MW	U <sub>5</sub> 出力/ MW
1 600	225.105	161.194	180.130	203.281	573.003
2 000	292.553	207.637	248.096	234.732	748.702
2 400	349.998	306.472	337.825	434.512	799.998

U <sub>6</sub> 出力/MW	总出力/MW	网损/MW	总排放量/(t/h)	总购电成本/(元/h)
439.125	1 781.838	181.838	1.179	756 574.01
569.836	2 301.556	301.556	2.099	977 317.09
816.693	3 045.498	645.498	3.582	1 292 148.76

为了对比，同时还采用了流行的NSGA-II算法(最大迭代次数 10 000、种群规模 100、遗传操作交叉概率 0.95，变异概率 0.05)对该优化问题进行求解。限于篇幅，在此仅将 2 000 MW 负荷需求时 2 种算法得到的帕累托前沿展示，如图 2 和图 3 所示。由图可知，NSDE 算法相比于常规的NSGA-II 算法，在寻优速度、帕累托前沿完整性、非劣解分布均匀性以及收敛特性等方面都有明显改进。

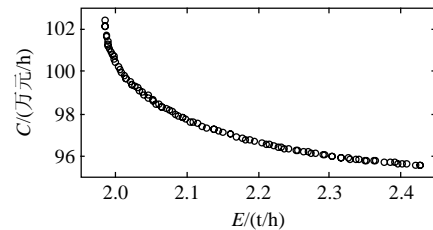


图 2 NSDE 的帕累托前沿

Fig. 2 Pareto front of NSDE

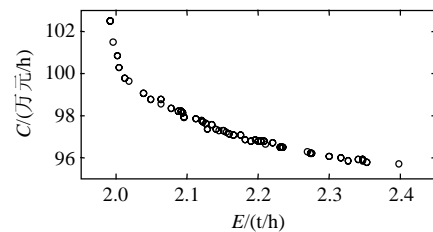


图 3 NSGA-II 的帕累托前沿

Fig. 3 Pareto front of NSGA-II

在表 4 中还将 NSGA-II 算法得到的最优折中解 NSGA-II(B)与 NSDE 算法得到的两组相近的帕累托最优解 NSDE(1)和 NSDE(2)进行了对比，可知前者的总排放量和总购电成本均大于后两者，说明 NSGA-II(B)并不是帕累托最优解。可见，对于发电调度多目标优化问题，NSDE 算法可得到更加准确而多样的帕累托最优解。

表 4 优化结果对比

Tab. 4 Optimal solutions comparison

算法	U <sub>1</sub> 出力/ MW	U <sub>2</sub> 出力/ MW	U <sub>3</sub> 出力/ MW	U <sub>4</sub> 出力/ MW	U <sub>5</sub> 出力/ MW
NSGA-II(B)	278.258	204.185	216.679	255.745	774.151
NSDE(1)	287.788	206.269	236.578	261.871	747.175
NSDE(2)	286.146	204.081	234.732	261.807	749.296

算法	U <sub>6</sub> 出力/ MW	总出力/ MW	网损/MW	总排放量/ (t/h)	总购电成 本/(元/h)
NSGA-II(B)	576.691	2 305.709	305.709	2.096	979 464.26
NSDE(1)	563.961	2 303.642	303.642	2.093	978 185.50
NSDE(2)	569.835	2 305.897	305.897	2.087	979 213.10

### 4 结论

本文设计的 NSDE 算法是将帕累托非劣排序操作与微进化算法进行有机融合，并对进化过程中

个体的排挤机制和变异策略进行了有效改进。对于实现总购电成本和总污染排放量均尽量低的电力系统环境和经济双目标优化发电调度问题的求解,该算法具有明显的优越性,可简单快速地实现全局多目标寻优,得到准确而完整的帕累托前沿。这种环境和经济双目标优化方法可为电力调度部门制定合理的发电调度计划提供有效的帮助。下一步工作还将对兼顾总发电能耗尽量低的三目标优化节能发电调度进行深入研究。

## 参考文献

- [1] El-Saadavi M M, Tantawi M A, Tawfik E. A fuzzy optimization-based approach to large scale thermal unit commitment[J]. *Electric Power Systems Research*, 2004, 72(3): 245-252.
- [2] 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.  
Tang Wei, Li Dianpu. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2000, 20(10): 36-40(in Chinese).
- [3] 侯云鹤, 鲁丽娟, 熊信良, 等. 改进粒子群算法及其在电力系统经济负荷分配中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2004, 24(7): 95-100.  
Hou Yunhe, Lu Lijuan, Xiong Xinyin, et al. Enhanced particle swarm optimization algorithm and its application on economic dispatch of power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2004, 24(7): 95-100(in Chinese).
- [4] 王欣, 秦斌, 阳春华, 等. 基于混沌遗传混合优化算法的短期负荷环境和经济调度[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(11): 128-133.  
Wang Xin, Qin Bin, Yang Chunhua, et al. Short term environmental/economic generation scheduling based on chaos genetic hybrid optimization algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26(11): 128-133(in Chinese).
- [5] Abido M A. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms[J]. *IEEE Trans. on Power Systems*, 2003, 18(4): 1529-1537.
- [6] 彭春华. 综合环境保护及竞价风险的发电侧经济运行[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(28): 97-102.  
Peng Chunhua. Economic operation problem of generating side considering environmental protection and bidding risk[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(28): 97-102(in Chinese).
- [7] Rughooputh H, King A. Environmental/economic dispatch of thermal units using an elitist multiobjective evolutionary algorithm[C]. *Proceedings of 2003 IEEE ICIT, Maribor, Slovenia*, 2003.
- [8] 刘盛松, 郇能灵, 侯志俭, 等. 基于最优潮流与模糊贴近度的电力系统环境保护研究[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(4): 22-26.  
Liu Shengsong, Tai Nengling, Hou Zhijian, et al. Study on environmental protection of power systems based on optimal power flow and fuzzy nearness[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(4): 22-26(in Chinese).
- [9] Talaq J H, El-Hawary F, El-Hawary M E. A summary of environmental/economic dispatch algorithms[J]. *IEEE Trans. on Power Systems*, 1994, 9(3): 1508-1516.
- [10] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach[J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 1999, 3(4): 257-271.
- [11] Laumanns M, Thiele L, Zitzler E. Running time analysis of multiobjective evolutionary algorithms on pseudo-Boolean functions [J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2004, 8(2): 170-182.
- [12] Abido M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 315-329.
- [13] Srinivas N, Deb K. Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 1995, 2(3): 221-248.
- [14] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [15] Storn R, Price K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space[J]. *Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [16] Abbass H A, Sarker R. The Pareto differential evolution algorithm[J]. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 2002, 11(4): 531-552.
- [17] 刘自发, 张建华. 一种求解电力经济负荷分配问题的改进微分进化算法[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(10): 100-105.  
Liu Zifa, Zhang Jianhua. An improved differential evolution algorithm for economic dispatch of power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(10): 100-105(in Chinese).
- [18] Storn R. Designing nonstandard filters with differential evolution[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(1): 103-106.
- [19] Paterlini S, Krink T. Differential evolution and particle swarm optimisation in partitionial clustering[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2006, 50(5): 1220-1247.
- [20] Farina M, Amato P. A fuzzy definition of "optimality" for many-criteria optimization problems[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 2004, 34(3): 315-326.



彭春华

收稿日期: 2009-06-25.

作者简介:

彭春华(1973—), 男, 博士, 副教授, 主要从事电力系统及其自动化方向的研究, chinapch@163.com;

孙惠娟(1982—), 女, 硕士, 助教, 主要从事电力系统及其自动化方向的研究, hjsun@4y.com.cn.

(责任编辑 刘浩芳)