基于混合 DE-PSO 多目标算法的动态环境经济调度

刘 刚1,2,朱永利1,蒋 伟1

- (1. 华北电力大学 电气与电子工程学院,河北 保定 071003;
- 2. 贵州理工学院 电气与信息工程学院,贵州 贵阳 550003)

摘要:电力系统中的动态环境经济调度(DEED)是一个多变量、强约束、非凸的多目标优化问题,传统方法很难进行求解。基于微分进化(DE)算法的快速收敛性和粒子群优化(PSO)算法的搜索多样性,提出一种融合2种算法优点的混合 DE-PSO 多目标优化算法来求解 DEED 问题,该算法基于外部存档集和 Pareto 占优原则,采用自适应参数的 DE 和 PSO 双种群更新策略以及一种改进的 Pareto 解集裁剪方法。引入3种指标评价算法的性能,并采用模糊决策技术从 Pareto 前沿中提取折中解以供决策者进行选择。经典算例的仿真结果表明所提方法能同时优化成本和排放这2个冲突的目标,且获得了比其他算法更为宽广和均匀的 Pareto 前沿,体现了所提方法的可行性和优越性。

关键词:动态环境经济调度;多目标优化;微分进化;粒子群优化;最佳折中解

中图分类号:TM 743

文献标识码:A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.08.001

0 引言

动态经济调度 DED(Dynamic Economic Dispatch) 是在确定的机组组合方式下,根据预测负荷对不同 目标的系统运行方式进行优化,从而确定各台机组 在多个时段的出力计划^[1-2]。与传统的经济调度 ED (Economic Dispatch)相比,DED 考虑了不同时间断 面的爬坡约束,使得其调度策略更符合电网的实际 运行情况,但求解难度也相应增大。另外,随着近年 来环境污染、全球气候变暖等问题日趋严重,世界各 国都面临着节能减排的巨大挑战,因此传统以发电 成本最小为目标的经济调度逐渐转变为同时以污染 排放和发电成本为目标的多目标环境经济调度 EED (Economic Emission Dispatch)^[3-4]。动态环境经济调度 及 DEED(Dynamic Economic Emission Dispatch)即是 对 DED 和 EED 的耦合。

对于 DEED 的求解方法,通常可将其分为传统方法和智能方法。传统方法求解多目标的思路是根据某种规则和方法将多目标转化成单目标,通过调节各目标的权值来获得一组 Pareto 解,如文献[5]利用加权技术和半正定规划法进行求解。传统方法的优点是求解效率高、速度快,目前也已经有了很多商业型求解器可以供给研究者使用,但是其要求目标函数可微、初值对解的影响较为灵敏,很容易陷入局部最优,如果目标函数非凸(如阀点效应、禁止区间等所引起的目标函数不可微),可能导致问题无法求解。相反,智能方法则无此要求,它根据某种启发式规则不断更新种群,从而在整个解空间中搜索最

收稿日期:2017-12-18;修回日期:2018-05-25 基金项目:国家自然科学基金资助项目(51677072)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51677072)

优解。有种通过加权法运行多次求解程序来获得一 组 Pareto 解的智能算法[6-7],但该方法存在的问题是 通过调节权值并不一定能够得到真正的 Pareto 前 沿,且程序需要运行多次,效率较低。求解 DEED 更 多的智能方法是如 NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm-Ⅱ)^[8]、多目标粒子群优化 MOPSO (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)算法^[9]、 多目标微分进化 MODE (Multi-Objective Differential Evolution)算法[10-11]等多目标优化算法,这些方法基 于 Pareto 占优和非劣排序等规则,通过一次求解就 能获得一组 Pareto 最优解,求解效率较高。但上述 多目标算法目前还存在不少问题,如算法性能对参 数选择较为敏感、寻优能力不稳定(鲁棒性较差)、 运行耗时、收敛缓慢、解集中含有不可行解、Pareto 分布不均匀、容易陷入局部最优、全局寻优能力较弱 等问题。例如,NSGA-Ⅱ存在运行比较耗时、收敛缓 慢等问题。

在求解多目标经济调度问题方面,已有研究表明 MOPSO 和 MODE 算法的性能优于 NSGA- II [10]。 MOPSO 算法基于粒子群优化(PSO)的基本操作来实现,其每个粒子根据个体最优和全局最优来实现粒子位置更新,粒子呈现多样性,但也因此很容易陷入局部最优;MODE 算法是基于微分进化(DE)算法实现的,个体通过随机选择的不同个体之差来实现变异,再经过交叉、选择等操作来实现种群更新,全局解的寻优能力强,收敛速度较快,但是个体更新没有记忆机制,也没有全局最优来引导寻优过程。文献[12]结合 DE 和 PSO 的优缺点,提出了基于 DE-PSO 的混合算法来求解单目标经济调度问题,得到了良好的效果。基于以上的分析和受到文献[12]的启发,本文设计了一种融合 DE 和 PSO 的混合多目标优化算法来求解 DEED 问题,该方法使用自适

应参数的改进 DE 和 PSO 双种群更新策略,基于 Pareto 占优原则和一种改进的 Pareto 解集裁剪技术,能够找到较宽和更均匀的 Pareto 前沿,通过测试案例验证了该方法的可行性和优越性。最后,基于模糊决策技术,在 Pareto 解集中提取了最佳折中解以供决策者进行参考和决策。

1 DEED 数学模型

1.1 目标函数

a. 火电机组发电费用。

常规火电机组的能耗特性通常可用二次函数进行拟合,此外,由汽轮机突然开启所产生的阀点效应会在机组能耗曲线上叠加一个脉动效应 $^{[1,8]}$ 。在 T 个时段内 N 台常规机组的总能耗费用 L 表示为:

$$f_{c} = \sum_{i=1}^{T} \sum_{i=1}^{N} \{ a_{i} + b_{i} p_{i,i} + c_{i} p_{i,i}^{2} + | g_{i} \sin[h_{i}(p_{i,i} - p_{i}^{\min})] \}$$
(1)

其中, a_i 、 b_i 、 c_i 为机组 i 能耗特性参数; g_i 、 h_i 为其阀 点效应参数; $p_{i,t}$ 为机组 i 在第 t 时段计划出力; p_i^{\min} 为机组 i 出力下限。

b. 火电机组污染气体排放量。

燃煤机组在发电过程中的污染排放物主要为硫氧化物(SO_2)、氮氧化物(NO_xNO_2)等污染物,各污染气体排放量与机组有功出力的关系可以单独建模,也可综合建模。本文中,污染气体排放量 f_e 采用如下的综合排放模型[1.8].

$$f_{e} = \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{N} \left[\alpha_{i} + \beta_{i} p_{i,t} + \gamma_{i} p_{i,t}^{2} + \zeta_{i} \exp(\lambda_{i} p_{i,t}) \right]$$
(2)

其中, f_e 单位为 lb/h; α_i , β_i , γ_i , ζ_i 和 λ_i 为燃煤机组 i 的污染气体排放量系数,可根据电厂的有害气体排放检测数据采用拟合方法得到。

1.2 约束条件

a. 功率平衡约束。

对每个调度时段,系统总有功功率应与网损和负荷之和保持供需平衡,即:

$$\sum_{i=1}^{N} p_{i,i} = p_{D,i} + p_{L,i}$$
 (3)

其中, $p_{D,t}$ 、 $p_{L,t}$ 分别为第 t 时段的负荷需求预测和网损。网损可以通过潮流计算得到,但研究中通常利用 B 系数法进行求取^[13]:

$$p_{L,t} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} p_{i,t} B_{ij} p_{j,t} + \sum_{i=1}^{N} B_{0i} p_{i,t} + B_{00}$$
 (4)

其中, B_{ii} 、 B_{0i} 、 B_{00} 为网损系数。

b. 出力约束。

火电机组出力应受到其上下限约束:

$$p_i^{\min} \leq p_{i,t} \leq p_i^{\max} \tag{5}$$

其中, p_i^{max} 为机组 i 出力上限。

c. 火电机组爬坡约束。

$$-R_i^{\mathrm{D}} \leq p_{i,t} - p_{i,t-1} \leq R_i^{\mathrm{U}} \tag{6}$$

其中, R_i^D 和 R_i^U 分别为机组 i 在一个时段内(本文为 1 h) 出力下降和上升的最高速率,该速率限制了机组出力在相邻时段的可调节范围。

2 混合 DE-PSO 多目标算法

在提出本文多目标优化算法之前, 先对 DE 算法和 PSO 算法进行简要介绍。

2.1 DE 算法

DE 算法是一种高效的智能优化算法,其种群更新主要由变异、交叉、选择这 3 个操作来完成,具体描述可参见文献[14]。为了兼顾个体的多样性和算法的收敛性,本文中 DE 算法的变异操作融合了DE/rand/1 和 DE/best/1 这 2 种变异策略:

$$V_{i} = \begin{cases} X_{\text{Besi}}^{G} + F(X_{r_{1}}^{G} - X_{r_{2}}^{G}) & r \leq 0.5 \\ X_{r_{1}}^{G} + F(X_{r_{2}}^{G} - X_{r_{3}}^{G}) & r > 0.5 \end{cases}$$
 (7)

其中, V_i 为下一代的变异个体;G 为当前迭代次数; X_{Best}^G 为当前最优个体;r 为[0,1] 区间内的随机数; $X_{r_1}^G$ 入 $X_{r_2}^G$ 和 $X_{r_3}^G$ 为种群中随机选取的 3 个不同个体; r_1 、 r_2 、 r_3 为[1, N_p] 区间内不重复的随机整数, N_p 为种群规模;F 为变异算子,是 DE 算法的一个重要参数,为了克服 DE 算法的早熟现象,本文采用一种自适应的变异算子,如式(8) 所示。

$$F = F_0 \times 2^{\exp\left(1 - \frac{G_{\text{max}}}{G_{\text{max}} + 1 - G}\right)}$$
 (8)

其中, F_0 为迭代终止算子(在[0.1,0.6]间取值),初始时 $F=2F_0$,到后期逐渐接近 F_0 ; G_{max} 为最大迭代次数。

2.2 PSO 算法

PSO 算法是一种基于群体协作的智能优化算法^[15],其每个粒子(也即决策向量)的分量根据自身所获得的一个速度来进行位置更新,粒子分量的速度 $v_{i,j}$ 和位置 $x_{i,j}$ 更新公式分别为:

$$v_{i,j}(G+1) = \omega v_{i,j}(G) + c_1 \operatorname{rand}_1[P_{i,j}(G) - x_{i,j}(G)] + c_2 \operatorname{rand}_2[P_{x,i}(G) - x_{i,j}(G)]$$
(9)

$$x_{i,j}(G+1) = x_{x,j}(G) + v_{i,j}(G+1)$$
 (10)

其中, ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子; $rand_1$ 、 $rand_2$ 为[0,1]区间内相互独立的随机数; $P_{i,j}$ 为单个粒子的个体最优位置,也记作 P_{Best} ; $P_{g,j}$ 为所有粒子的全局最优位置,也记作 G_{Best} 。为了在 PSO 算法的全局和局部搜索能力间进行折中,本文采用一种自适应的 ω

$$\omega = \omega_{\text{max}} - \frac{G(\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}})}{G_{\text{max}}}$$
 (11)

其中, ω_{max} , ω_{min} 分别为最大、最小惯性权重。

2.3 混合多目标 DE-PSO 算法流程

多目标问题中,目标的度量往往不一致,且这些 目标可能是相互冲突的,即一个目标的优化会导致 另一个目标的劣化,因此希望能求出的是一组非劣 解(Pareto 最优解),即对一个或几个目标函数不可 能进一步优化而对其他目标函数不至于劣化的解, 多目标相关知识可参见文献[16]。为了求解 DEED 问题,本文设计了一种基于外部存档集合和双种群 优化机制的混合多目标算法,称之为混合多目标 DE-PSO HMO-DE-PSO (Hybrid Multi-Objective DE-PSO)算法,该算法根据某种规则将初始种群一分为 二,一个采用 DE 优化策略,另一个采用 PSO 策略。 首先对外部存档集、Pareto 解集裁剪规则、将 DE 和 PSO 算法应用到多目标优化中需要进行的改造、种 群划分规则等内容进行介绍。

a. 外部存档集合。

自从 Zitzler 等提出基于外部精英存档机制的 SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm)多目标 算法[17]后,许多学者都提出了基于该机制的多目标 优化算法。精英存档机制通过一个外部存档集合来 存放在算法迭代过程中所找出的 Pareto 最优解。初 始时,该集合为空集,算法第1次迭代所找到的 Pareto 解被存放到集合中,但从第2次迭代开始,新 找出的 Pareto 解都要——与原外部存档中的每个解 进行对比来决定外部存档集的更新,比较原则如下: 如果新的 Pareto 解被外部存档集中的任意一个解支 配(或占优),则该解不能进入集合;如果外部存档 集中某些解被新的 Pareto 解支配,那么这些被支配 的解需从原集合中删除,该新的 Pareto 解进入集合: 如果外部存档中没有任何解能支配该新的 Pareto 解,且该解也不支配存档集中的任何一个解,则该解 也作为 Pareto 解进入集合。当该集合中解的个数达 到一定的数量 N_s 时,计算每个 Pareto 解的拥挤距 离,保留拥挤距离大的前 N。个解,其余的根据规则 进行裁剪。

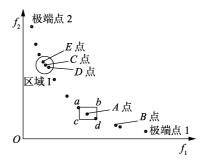
b. Pareto 解集裁剪规则。

Pareto 解集裁剪是根据每个解的拥挤距离来实 现的,拥挤距离的计算和裁剪方式决定了 Pareto 前 沿分布的均匀性,本文通过图 1 说明本文的拥挤距 离计算方法和裁剪方法。

图 1 中, f_1 、 f_2 分别为目标函数 1 和目标函数 2。因为每个目标的度量不同,在计算拥挤距离时各 目标值需要归一化到[0,1]区间,且2个极端点被赋 予最大的拥挤距离。图 1 中,如果要计算 A 点的拥 挤距离,传统的计算公式为:

$$d_{A} = \overline{ab} + \overline{ac} \tag{12}$$

其中, d_4 为 A 点的拥挤距离。通过这种计算方式,B



刘 刚,等,基于混合 DE-PSO 多目标算法的动态环境经济调度

图 1 拥挤距离计算示意图

Fig.1 Schematic diagram of crowding distance calculation 点的拥挤距离与A点的拥挤距离可能很接近,但很 明显B点比A点要拥挤得多,为了合理地体现各个 解的拥挤程度,本文采用如下的计算方式:

$$d_{A} = \frac{\overline{ab} + \overline{ac}}{\sqrt{\max(\overline{ab}, \overline{ac}) / \min(\overline{ab}, \overline{ac})}}$$
(13)

如果 ab 和 ac 很接近,则式(13)的计算结果与式 (12)的计算结果很接近,但如果 ab和 ac 相距较大, 则式(13)的计算结果要小于式(12)的计算结果,即 体现了B点要拥挤得多。

当外部存档集合中解的数量超过Ns后,需要根 据拥挤距离来裁剪集合。传统一刀切的方式会出现 这样的一种情况:如图 1 所示,如果当前要裁剪掉 3 个解,一刀切的方式将会将区域 I 中的 $E \setminus C \setminus D$ 这 3 个点都裁剪掉, Pareto 前沿中就会出现较大的一块 空白区。为此,本文采用一种每次只裁剪1个解的 循环裁剪方式,即在裁剪过程中,每次只裁剪1个拥 挤距离最小的解,然后重新计算解集中每个解的拥 挤距离,直到解集中解的数量被裁剪至 N_s 。这种方 式下图 1 中被裁剪的 3 个解将会是 C 点、E 点和 B点。

c. DE 和 PSO 的改造。

要将 DE 应用到多目标优化中,关键是要对其 变异和选择操作进行改造。变异操作主要是要找出 一个 X^c_{Best} 来引导个体变异,为了使引导具有多样性, 本文采用在外部存档集中随机选择一个 Pareto 解来 作为 X_{Best}^c 。至于选择操作,本文根据如下规则来选 择试验个体进入下一代种群:

$$X_{i}^{G+1} = \begin{cases} U_{i}^{G+1} & U_{i}^{G+1} < X_{i}^{G} \\ X_{i}^{G} & X_{i}^{G} < U_{i}^{G+1} \end{cases}$$
 (14)
ILCD(U_{i}^{G+1}, X_{i}^{G}) 互示支配

其中,"<"表示支配,即如果 U_i^{c+1} 支配 X_i^c , U_i^{c+1} 进 入下一代种群,若 X_i^c 支配 U_i^{C+1} ,则 X_i^c 进入下一代种 群,若 X_i^c 、 U_i^{c+1} 互不支配,则拥挤距离大的进入下一 代种群; ILCD()表示取得拥挤距离较大个体的 函数。

PSO 的改造只需确定单个粒子的个体最优位置 P_{Best} 和所有粒子的全局最优位置 G_{Best} 。与 DE 中的做法相同,从外部存档集中随机选择一个 Pareto 解作为 G_{Best} 。而 P_{Best} 根据支配原则来更新,即如果新的粒子支配 P_{Best} ,则 P_{Best} 被新粒子替换,如果互不支配,则统计新粒子与原 P_{Best} 各支配的粒子数量,支配粒子数量较多的为新的 P_{Best} 。

d. 种群划分规则。

前已分析,DE 算法全局解寻优能力较强,收敛 速度较快,但没有个体的记忆机制和全局最优引导, 算法容易早熟;PSO 算法的粒子呈现多样性,算法在 解空间中搜寻范围很大,但也很容易陷入局部最优, 且算法收敛不稳定。因此,基于这2种算法各自的 优缺点,在每一次迭代过程中,根据某个目标的适应 度将种群划分为优等种群和劣等种群,即将目标适 应度按升序排序(针对最小化问题),前一半为优等 群,后一半为劣等群,DE 策略应用于优等种群,充分 发挥全局解的搜索能力,PSO 策略应用于劣等群,使 算法能在更大的范围内寻优。但本文的问题是一个 两目标(发电成本和排放量)的优化问题,为了能同 时优化这2个目标,本文采取的种群划分规则是:在 奇数次迭代中按发电成本 f. 来划分, 在偶数次迭代 中按排放量 f. 来划分, 这样就能同时兼顾这 2 个目 标。综上所述,本文所提的 HMO-DE-PSO 算法流程 如图 2 所示。

3 实例分析

3.1 测试系统及算法参数设置

为了验证本文所提出的 HMO-DE-PSO 算法,在 Core i5 2.5 GHz CPU+4 GB RAM+Win7 64 bit+Java 环境下,用 1 个 10 机火电系统来进行仿真分析。火电机组煤耗参数、污染排放参数、出力限制、爬坡速率、网损系数、负荷预测数据等参见文献 [18]。算法参数设置如下: $G_{\max}=1$ 200,初始种群 $N_{\rm P}=100$ (种群划分后 DE 和 PSO 各占 50), $N_{\rm S}=40$; DE 算法中的 $F_0=0.45$, PSO 中的 $c_1=c_2=1.1$, $\omega_{\max}=0.8$, $\omega_{\min}=0.4$ 。 3.2 实验结果与分析

实际应用中最终实施的方案一般只有1个,本文采用模糊集理论以及最大最小原则从Pareto 非劣解集中确定一个最佳折中解以供决策者选取,各Pareto 解的满意度计算公式可参见文献[14]。测试结果包含以下几种情况:基于本文自适应 DE 算法的单目标(分别以发电成本和排放量为目标)优化调度结果和基于 HMO-DE-PSO 的多目标优化调度结果对比;基于 HMO-DE-PSO 的多目标优化调度结果和 MOPSO、MODE、NSGA-II 的优化结果对比。

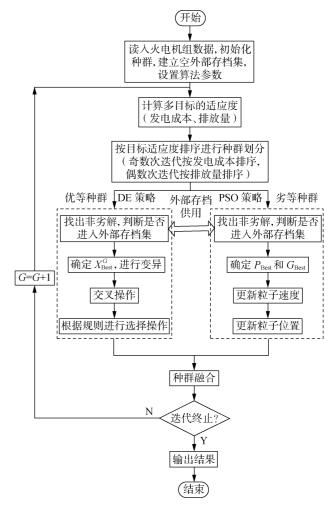


图 2 HMO-DE-PSO 算法流程

Fig.2 Flowchart of HMO-DE-PSO algorithm

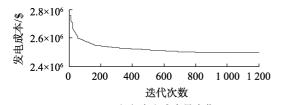
首先应用本文改进的 DE 算法分别对发电成本 和排放量进行单独优化(迭代次数为1200,分别运 行10次,取最优结果),优化结果如表1所示,各目 标的寻优过程如图 3 所示。由于文献[8]中也根据 相同的测试数据采用了 MRGA(Modified Real-coded Genetic Algorithm)算法进行求解,因此将文献[8]和 文献[18]中的单目标优化结果列于表 2 中以进行比 较。表 $1 + \min f_e$ 和 $\min f_e$ 分别表示以成本和排放最 小为目标进行优化,可以看出目标为 $min f_c$ 时,得到 的 24 个时段调度最优成本为 \$ 2 494 563.88, 而相应 的排放量则达 325 745.77 lb;目标为 $\min f_a$ 时得到的 最小排放量为 294 656.06 lb,而相应的成本则升高至 \$2617725.73,说明了发电成本和排放量是一对相互 冲突的目标。表 2 中的 $\min[wf_c + (1-w)f_c]$ 表示 w =0.5 时的加权组合优化,可以看出本文单目标优化结 果要优于文献[18]中的结果, min f 的优化结果也小 于文献[8]中的结果,但 min f_s 的优化排放量要略高 于文献[8]的结果,但文献[8]中迭代次数为20000 次,为本文的18倍。以上分析说明了本文单目标算 法是有效的。



表 1 本文改进 DE 单目标优化结果

Table 1 Results of improved DE single objective optimization

目标	发电成本/\$	污染排放量/lb
$\min f_{\mathrm{e}}$	2 494 563.88	325 745.77
$\min f_{ m e}$	2 617 725.73	294 656.06



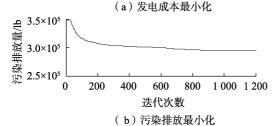


图 3 单目标优化迭代过程

Fig.3 Iterative process of single objective optimization

表 2 文献[8]和文献[18]中的优化结果

Table 2 Optimization results in reference [8] and reference [18]

文献	min $f_{\rm c}$ 发电 成本/ \$	min $f_{ m e}$ 污染 排放量/lb	$\min[wf_c + (1-w)f_e]$ 发 电成本/\$,污染排放量/lb
[8]	2.497×10 ⁶	2.924×10 ⁵	2.521×10^6 , 3.092×10^5
[18]	2.517×10^{6}	3.041×10^{5}	2.525×10^6 , 3.124×10^5

应用 HMO-DE-PSO 算法求解(同样取 10 次运行中最好的结果) DEED 模型得到的最优 Pareto 前沿(含 40 个非劣解) 如图 4 所示。

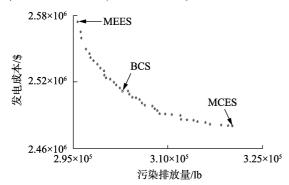


图 4 HMO-DE-PSO 得到的 Pareto 前沿

Fig.4 Pareto front achieved by HMO-DE-PSO

进一步将图 4 的 Pareto 前沿中的 2 个极端解 (排放最优解 MEES (Minimum Emission Extreme Solution)和成本最优解 MCES (Minimum Cost Extreme Solution))和 1 个最佳折中解 BCS (Best Compromise Solution)列于表 3。从中可以看出,HMO-DE-PSO 算法可以得到和单目标优化时相近的极端解,其中,虽然 MEES 中的排放量要略高于 DE 单独优化的结果,但 MCES 中的成本要远低于 DE 单独优化的结果,说明 HMO-DE-PSO 算法可以同时优化发电成本

和排放量 2 个目标。同时,BCS 与表 2 中的加权法结果相比,其成本和排放量都要小一些。若将所提取的 BCS 作为调度方案,可以在成本仅增加 3.82%的情况下,将排放量降低 7.65%。图 5 给出了 BCS调度方案下各机组的出力示意图,图中负荷点上方的部分是网损量。

表 3 BCS 和 2 个极端解的目标值

Table 3 Objective values of BCS and two extreme solutions

目标	发电成本/\$	污染排放/lb
MCES	2 479 615.56	320 235.66
MEES	2 574 352.25	295 746.86
BCS	2 511 448.06	302 819.12

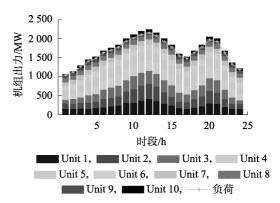
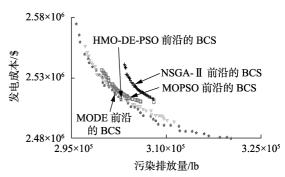


图 5 BCS 下各机组的出力计划

Fig.5 Power output of each unit under BCS

为了充分说明 HMO-DE-PSO 算法的效果,分别应用 NSGA-II、MOPSO、MODE 对测试系统进行求解,各种算法所得 Pareto 前沿如图 6 所示。图 6 中箭头指示的解为各 Pareto 前沿的 BCS,可以看出,HMO-DE-PSO 算法所得到的 Pareto 前沿几乎没有重叠的解,其分布比 MODE、MOPSO、NSGA-II 算法得到的 Pareto 前沿更靠前,解集更具多样性且分布更均匀。



* HMO-DE-PSO, V MODE, MOPSO, + NSGA-II

图 6 Pareto 前沿对比

Fig.6 Comparison of Pareto fronts

为进一步对各多目标算法性能进行合理的评价,本文引入 3 种多目标性能评价指标 PIs(Performance Indicators)来评价各算法性能,分别是分布性或多样性指标 DM(Diversity Metric)^[19]、分散性指标

MS(Maximum Spread)^[20]和一种称为基于容量空间的准确度评价指标(Accuracy PI,文献中称为 Hypervolum)^[17]。其中, DM 是用来评价多目标算法Pareto 解集分布的均匀性,该值越小说明算法所获得的 Pareto 解越均匀; MS 是测量 2 个极端 Pareto 解间的距离,用来表征解集的最大分散性,即是否能够搜索到更小的各个目标值,该值越大,Pareto 前沿分散性越好; Hypervolum 是用来评价解空间的准确度, Hypervolum 的评价思想是, 如果 Pareto 解集能够支配的适应度空间越大, Hypervolum 就越大,则相应的算法就越好^[17]。表 4 中计算了各种算法的归一化评价指标,可以看出, HMO-DE-PSO 算法获得了最大的 Hypervolum 和 MS 以及最小的 DM, 其所获得的解集从各个方面要优于其他算法的结果。

表 4 各算法归一化后的多目标评价指标值

Table 4 Multi-objective evaluation indexes after normalization of each algorithm

方法	Hypervolum	DM	MS
HMO-DE-PSO	0.002 1	0.311 8	0.084 9
MODE	0.001 6	0.379 1	0.051 5
MOPSO	0.001 0	0.553 5	0.028 8
NSGA- II	0.001 0	0.329 4	0.018 9

DEED 同时兼顾了经济性和环境两方面的因素,在目前节能减排的背景下具有重要的现实意义。多目标优化能够给决策者提供多种调度方案进行选择,若以经济性为先,则 MCES 是最好的选择,若以环境优先,则 MEES 是最好的选择,而 BCS 是两者进行折中的结果,在 DEED 中是一个很好的选择。

4 结论

由于发电机阀点效应的影响,本文的 DEED 是一个非光滑的两目标优化问题,传统方法很难进行求解。基于 DE 算法和 PSO 算法各自的优点,提出了融合 2 种算法优点的 HMO-DE-PSO 求解算法。仿真算例表明,所提算法可以同时优化发电成本和排放量 2 个目标,从解的多样性、分散性和准确性方面都得到了比 NSGA-II、MOPSO、MODE 要好的Pareto 前沿,该方法具有一定的优越性。另外,实现节能减排的另外一种措施是大力发展清洁能源,因此考虑含水电、风电和太阳能发电等可再生能源并网的 DEED 将是笔者下一步重点研究的方向。

参考文献:

- [1] 江兴稳,周建中,王浩,等. 电力系统动态环境经济调度建模与求解[J]. 电网技术,2013,37(2):385-391.
 - JIANG Xingwen, ZHOU Jianzhong, WANG Hao, et al. Modeling and solving for dynamic economic emission dispatch of power system [J]. Power System Technology, 2013, 37(2):385-391.
- [2] 姜文,程叶霞,严正,等. 考虑可靠性约束的含风电场电力系统动态经济调度[J]. 电力自动化设备,2013,33(7):27-33.

- JIANG Wen, CHENG Yexia, YAN Zheng, et al. Reliability-constrained dynamic economic dispatch of power system with wind farms [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33 (7): 27-33
- [3] 文旭,王俊梅,郭琳,等. 计及污染气体排放风险的多目标随机 动态环境经济调度模型[J]. 电力自动化设备,2015,35(5):
 - WEN Xu, WANG Junmei, GUO Lin, et al. Multi-objective stochastic and dynamic model of environmental and economic dispatch considering gas pollution emission risk [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(5):131-138.
- [4] 朱永胜,王杰,瞿博阳,等. 含电动汽车的电力系统动态环境经济调度[J]. 电力自动化设备,2016,36(10):16-23.

 ZHU Yongsheng, WANG Jie, QU Boyang, et al. Dynamic environmental and economic dispatch of power system with EVs [J].

 Electric Power Automation Equipment,2016,36(10):16-23.
- [5] JUBRIL A M, KOMOLAFE O A, ALAWODE K O. Solving multiobjective economic dispatch problem via semidefinite programming [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28 (3): 2056-2064.
- [6] JEDDI B, VAHIDINASAB V. A modified harmony search method for environmental/economic load dispatch of real-world power systems[J]. Energy Conversion & Management, 2014, 78 (2): 661-675.
- [7] YOUNES M, KHODJA F, KHERFANE R L. Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA (FireFly Algorithm) and considering wind power penetration [J]. Energy, 2014, 67(4):595-606.
- [8] 朱志键,王杰. 基于改进 NSGA-II 的电力系统动态环境经济调度[J]. 电力自动化设备,2017,37(2):176-183.

 ZHU Zhijian, WANG Jie. Dynamic economic emission dispatch based on modified NSGA-II for power system [J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(2):176-183.
- [9] 刘刚,彭春华,相龙阳. 采用改进型多目标粒子群算法的电力系统环境经济调度[J]. 电网技术,2011,35(7):139-144. LIU Gang, PENG Chunhua, XIANG Longyang. Economic-environmental dispatch using improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Technology,2011,35(7):139-144.
- [10] 邱威, 张建华, 吴旭, 等. 采用混沌多目标差分进化算法并考虑协调运行的环境经济调度 [J]. 电力自动化设备, 2013, 33 (11); 26-31.
 - QIU Wei, ZHANG Jianhua, WU Xu, et al. Environmental and economic dispatch based on chaotic multi-objective differential evolution algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(11):26-31.
- [11] LU Y, ZHOU J, HUI Q, et al. Environmental/economic dispatch problem of power system by using an enhanced multi-objective differential evolution algorithm [J]. Energy Conversion & Management, 2011, 52(2):1175-1183.
- [12] PAROUHA R P, DAS K N. DPD; an intelligent parallel hybrid algorithm for economic load dispatch problems with various practical constraints [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 63: 295-309
- [13] ZHANG H, YUE D, XIE X. Robust optimization for dynamic economic dispatch under wind power uncertainty with different levels of uncertainty budget [J]. IEEE Access, 2016, 4(99):7633-7644.
- [14] 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.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. [S.l.]: IEEE, 1995; 1942-1948.
- [16] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms—a comparative case study[C] // Inernational Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Heidelberg, Germany; Springer, 1998; 292-301.
- [17] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective evolutionary algorithms; a comparative case study and the strength Pareto approach [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4):257-271.
- [18] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2008, 30(2):140-149.
- [19] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm; NSGA- II [J]. IEEE Transactions on Evo-

- lutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [20] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms; empirical results [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2):173.

作者简介:



刘 刚(1985—),男,贵州贵阳人,博士研究生,主要研究方向为电力系统优化运行(E-mail:sino-phos@163.com);

朱永利(1963—), 男, 河北保定人, 教授, 博士, 主要研究方向为输变电设备在线监测、智能分析与智能电网(E-mail: yonglipw@163.com):

蒋 伟(1991—),男,湖北潜江人,博士研究生,主要研究方向为电力系统故障监测与诊断。

Dynamic economic emission dispatch based on hybrid DE-PSO multi-objective algorithm

LIU Gang^{1,2}, ZHU Yongli¹, JIANG Wei¹

- (1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
 - 2. School of Electrical and Information Engineering, Guizhou Institute of Technology, Guiyang 550003, China)

Abstract: The DEED (Dynamic Economic Emission Dispatch) in power system is a multivariable, strongly constrained, non-convex and multi-objective optimization problem, which is difficult to be solved by the traditional methods. Based on the fast convergence of DE (Differential Evolution) algorithm and the search diversity of PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm, a hybrid DE-PSO multi-objective optimization algorithm combined with the advantages of the two algorithms is proposed to solve the DEED problem. The algorithm is based on the external archiving set and Pareto domination principle, and adopts a bi-population update strategy of DE and PSO with adaptive parameters and an improved Pareto solution clipping method. Three indexes are introduced to evaluate the performance of the algorithm, and the fuzzy decision technology is adopted to extract the best compromise solution from the Pareto front for decision makers to choose. The simulative results of a classic case show that the proposed algorithm can optimize the two conflicting objectives simultaneously, i. e. the cost and emission, and obtain wider and uniform Pareto front than other algorithms, which shows the feasibility and superiority of the proposed method.

Key words: dynamic economic emission dispatch; multi-objective optimization; differential evolution; particle swarm optimization; best compromise solution