

基于人工蜂群算法的多目标最优潮流问题的研究

刘前进, 许慧铭, 施超

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 以污染气体排放量、网损最小为目标, 建立多目标电力系统最优潮流数学模型, 并提出一种基于人工蜂群的多目标算法对其进行求解。该算法利用外部存档技术来保存进化过程中已经找到的 Pareto 最优解, 并在每次迭代后更新。最后根据模糊集理论从 Pareto 最优解集中选取最优折衷解, 为决策者提供科学的决策依据。通过 IEEE-30 节点系统及 IEEE-57 节点系统的仿真, 验证了该算法在求解大规模电力系统多目标问题上的有效性, 相比其他多目标算法能有效避免局部收敛。

关键词: 最优潮流; 无功优化; 人工蜂群算法; 多目标; 污染气体排放

Research on power flow optimization based on multi-objective artificial bee colony algorithm

LIU Qianjin, XU Huiming, SHI Chao

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Taking the minimum pollutant emission and active loss as objective functions, this paper builds a multi-objective optimization model for power flow optimization of power system. In the proposed algorithm, an external archive of non-dominated solutions is kept which is updated at each iteration. Moreover, a method based on fuzzy set theory is employed to extract one of the Pareto-optimal solutions set as the best compromise one to provide the scientific decision basis for decision-makers. Simulation of IEEE-30 bus system and IEEE-57 bus system testify that this algorithm can avoid the local convergence effectively compared with other multi-objective optimization algorithm.

Key words: optimal power flow; reactive power optimization; artificial bee colony; multi-objective; pollutant emission

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2015)08-0001-07

0 引言

最优潮流(Optimal Power Flow, OPF)是电力系统规划、运行和控制的核心问题。它的主要目标是在满足一定等式和不等式约束条件下找到该电力网控制变量的最优设定值以达到一个或多个目标函数的最优化。许多传统的优化方法如线性规划法^[1]、二次规划法^[2]、牛顿法^[3-4]和内点法^[5]已经用来求解电力系统优化问题。这里面的有些方法具有很好的收敛性, 因此广泛应用于工业领域。然而这些方法不可以处理非光滑、非凸、不可微的目标函数和约束条件。因此, 提出了如遗传算法^[6-7]、模拟退火算法^[8]、粒子群算法^[9-10]、差分进化算法^[11]、生物地理学算法^[11]等启发式算法解决电力系统优化问题。

传统的电力系统优化问题以网损最小为目标函数, 随着能源和气候问题的日益凸显, 我国提出了资源节约型的发展道路, 并制定了火电

厂污染气体排放限值法规, 在发展中必须兼顾污染气体排放量的多少。因此仅考虑单一目标的算法已经无法满足现实环境与经济发展的需求, 必须建立一个评估多种属性的最优潮流模型。本文建立考虑污染气体排放量及网损的多目标电力系统最优潮流数学模型。

常用的多目标解法有基于粒子群算法的多目标算法、基于免疫算法的多目标算法、NSGA-II等。这些算法已经广泛应用于电力系统中^[12-14]。

但是当系统具有高度相关的目标函数并且优化变量较多的时候, 这些多目标算法在搜索过程中可能会丢失许多非支配解, 或者把解误分类为非支配解, 造成目标函数收敛于局部解不能找到更合适的 Pareto 最优解。

基于上述问题, 本文提出一种基于人工蜂群^[15](Artificial Bee Colony algorithm, ABC)的多目标算法用于求解多目标电力系统最优潮流数学模型, 最后运用模糊集理论计算折衷解。结果表明,

在求解某些多目标问题上,多目标人工蜂群算法(Multi-objective Artificial Bee Colony, MOABC)能搜索到比其他多目标算法更合适的 Pareto 最优解。因此把多目标人工蜂群算法作为一种新的多目标算法引入电力系统多目标决策中具有一定的参考价值。

1 多目标最优潮流模型

最优潮流的多目标定义为

$$\begin{aligned} & \min[E, P_{\text{loss}}] \\ \text{s.t. } & g(x, u) = 0 \\ & h(x, u) \leq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: E , P_{loss} 分别是目标函数污染气体排放量及网损; $g(x, u)$ 是等式约束, $h(x, u)$ 是不等式约束, x 和 u 分别表示状态变量和控制变量。状态变量包括平衡节点的有功功率, 负荷节点的电压幅值, 发电机的无功功率。控制变量包括发电机的有功功率、发电机端电压、无功补偿设备的出力和可调变压器的变比。

1.1 目标函数

1.1.1 污染气体排放量最小^[16]

$$E = \sum_{i=1}^{G_N} 10^{-2} (\alpha_i + \beta_i P_{G_i} + \gamma_i P_{G_i}^2) + \xi_i \exp(\lambda_i P_{G_i}) \quad (2)$$

式中, α_i 、 β_i 、 γ_i 、 ξ_i 和 λ_i 是第 i 个发电机的污染气体排放系数。

1.1.2 网损最小

$$P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^N g_k [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)] \quad (3)$$

式中: g_k 是第 k 条支路的电导; V_i 、 V_j 、 δ_i 、 δ_j 分别是支路 k 两端的电压幅值和相角; N 是参与网损计算的支路总数。

1.2 等式约束

有功功率和无功功率约束方程为

$$P_{G_i} - P_{D_i} - \sum_{j=1}^{N_b} V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \quad (4)$$

$$Q_{G_i} - Q_{D_i} - \sum_{j=1}^{N_b} V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \quad (5)$$

式中: P_{G_i} 、 Q_{G_i} 是第 i 条母线发电机的有功功率和无功功率; P_{D_i} 、 Q_{D_i} 是第 i 条母线的负荷有功功率和无功功率; N_b 是系统的节点总数。

1.3 不等式约束

1.3.1 控制变量约束

(1) 有功功率

$$P_{G_{i\min}} \leq P_{G_i} \leq P_{G_{i\max}}, i=1, \dots, G_N \quad (6)$$

式中: $P_{G_{i\min}}$ 、 $P_{G_{i\max}}$ 分别是第 i 个发电机有功功率的最小值和最大值; 这里的 G_N 是除去平衡机的节点编号。

(2) 电压幅值

$$V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max}, i=1, \dots, G_N \quad (7)$$

式中, $V_{i\min}$ 、 $V_{i\max}$ 分别是第 i 个发电机电压幅值的最小值和最大值。

(3) 变压器变比

$$T_{i\min} \leq T_i \leq T_{i\max}, i=1, \dots, T_N \quad (8)$$

式中: $T_{i\min}$ 、 $T_{i\max}$ 分别是变压器变比的最小值和最大值; T_N 是变压器数量。

(4) 无功补偿量

$$Q_{ci\min} \leq Q_{ci} \leq Q_{ci\max}, i=1, \dots, C_N \quad (9)$$

式中: $Q_{ci\min}$ 、 $Q_{ci\max}$ 分别是无功补偿量的最小值和最大值; C_N 是无功补偿装置的数量。

1.3.2 状态变量约束

(1) 无功功率

$$Q_{G_{i\min}} \leq Q_{G_i} \leq Q_{G_{i\max}}, i=1, \dots, G_N \quad (10)$$

式中, $Q_{G_{i\min}}$ 、 $Q_{G_{i\max}}$ 分别是第 i 个发电机的无功功率的最小值和最大值。

(2) 平衡节点的有功功率

$$P_{G_{1\min}} \leq P_{G_1} \leq P_{G_{1\max}} \quad (11)$$

式中, $P_{G_{1\min}}$ 、 $P_{G_{1\max}}$ 分别是平衡节点有功功率的最小值和最大值。

(3) 负荷节点电压幅值

$$V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max}, i=1, \dots, N_L \quad (12)$$

式中: $V_{i\min}$ 、 $V_{i\max}$ 分别是负荷节点电压的最小值和最大值; N_L 是负荷节点数。

1.4 Pareto 最优解(非支配解)

在大多数情况下,各目标函数是相互冲突的,同时使多个目标均达到最优是不可能的。因此,多个目标优化问题的最优解是任何一个目标函数的值在不使其他目标函数劣化的条件下已不可能进一步优化的一组解,即 Pareto 最优解集。以下为多目标优化中常用的几个定义^[17]:

定义 1(Pareto 占优) 假设 X_A 、 X_B 是多目标优化问题的两个可行解,则称与 X_B 相比, X_A 是 Pareto 占优的,也称为 X_A 支配 X_B 当且仅当

$$F_i(X_A) \leq F_i(X_B), i=1, 2, \dots, m \quad (13)$$

$$F_i(X_A) < F_i(X_B), \exists i=1, 2, \dots, m \quad (14)$$

记作 $X_A \succ X_B$ 。 $F_i(g_A)$ 为第 i 个目标函数。

定义 2(Pareto 最优解) 一个解被称为 Pareto 最优解(或非支配解), 当且仅当

$$\neg \exists X : X_A \succ X_B \quad (15)$$

定义 3(Pareto 最优解集) 定义如下:

$$P_s = \{X_A \mid \neg \exists X: X_A \succ X_B\} \quad (16)$$

定义 4(Pareto 最优前沿) 所有 Pareto 最优解对应的目标函数所形成的区域, 定义如下:

$$P_F = \{F(X) = (F_1(X), F_2(X), \dots, F_m(X)) \mid X \in P_s\} \quad (17)$$

多目标函数优化的主要目标就是尽可能多地找到 Pareto 最优解, 以供决策者根据实际情况所需, 挑出一个或者多个最优解使用。

1.5 模糊决策^[18]

得到 Pareto 最优解集后, 需要使用模糊集理论选取折衷解。这里定义一个线性成员函数 u_i^k :

$$u_i^k = \begin{cases} \frac{F_i^{\max} - F_i^k}{F_i^{\max} - F_i^{\min}}, F_i^{\min} < F_i^k < F_i^{\max} \\ 1, F_i^k \leq F_i^{\min} \\ 0, F_i^k \geq F_i^{\max} \end{cases} \quad (18)$$

式中, F_i^{\max} 、 F_i^{\min} 分别是第 i 个目标函数的最大值和最小值。目标函数第 k 个非支配解的规范隶属度函数可表示为

$$\mu^k = \frac{\sum_{i=1}^{N_F} u_i^k}{\sum_{k=1}^{N_p} \sum_{i=1}^{N_F} u_i^k} \quad (19)$$

式中: N_F 是目标函数个数; N_p 是非支配解个数。 μ^k 取值最大时即为折衷解。

2 MOABC

ABC 算法^[19]是基于蜜蜂行为的一种智能优化算法。食物源和蜜蜂是这种算法的两个必不可少的元素。在这种算法中, 食物源的位置表示待优化问题的一个可能解, 食物源的蜜源量对应着解的质量。蜜源越充足, 表示解的质量越好, 一群蜜蜂就会去寻找蜜源, 从而找到一个比较好的解。本文将上述人工蜂群算法与多目标优化的思想相结合, 利用外部存档技术保存非支配解, 形成多目标人工蜂群算法, 具体步骤如下。

2.1 初始化时期

初始群体的每个个体都是在可行区间内随机生成的。在 MOABC 算法的初始时期, 随机生成维数为 D 的 SN 个初始个体, 公式为

$$x_{ij} = x_{j\min} + \text{rand}[0,1] \times (x_{j\max} - x_{j\min}) \quad (20)$$

式中: $i \in \{1, \dots, SN\}$, $j \in \{1, \dots, D\}$; SN 是食物源的数量; $x_{j\min}$ 和 $x_{j\max}$ 分别是第 j 个控制变量的最

小值和最大值; $\text{rand}[0,1]$ 表示 0~1 范围内的服从均匀分布的随机数。

计算每个个体的适应度值, 并把非支配解存入外部档案 ψ 。外部档案用来存储每次迭代生成的非支配解。

2.2 雇佣蜂时期

初始化之后, 雇佣蜂会根据其记忆中的食物源的位置寻找食物源附近更好的食物源。可以用以下公式产生一个附近的食物源。

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij} \times (x_{ij} - x_{\psi_j}) \quad (21)$$

式中: $j \in \{1, \dots, D\}$, 与原人工蜂群算法不同; MOABC 的 x_{ψ_j} 是从外部档案 ψ 随机选择的一个食物源; v_{ij} 是新食物源的位置; ϕ_{ij} 表示区间 $[-1,1]$ 内的随机数。

通过上式产生的值如果超过预先定义的极限值, 这个值就设为极限值。产生新食物源 v_{ij} 后, 计算它的适应度值, 如果新食物源的位置支配旧食物源, 则用新食物源的位置代替旧食物源的位置。否则, 保持旧食物源的位置不变。

2.3 观察蜂时期

当所有的雇佣蜂完成搜索后, 它们会与观察蜂分享获得的食物源信息。观察蜂按照概率选择食物源。食物源的选择概率计算如下:

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{n=1}^{SN} \text{fit}_n} \quad (22)$$

这里的 fit_i 计算与人工蜂群算法的不同, 多目标人工蜂群算法的 fit_i 计算公式为

$$\text{fit}_i = \frac{\text{dom}_i}{N_F} \quad (23)$$

式中: dom_i 是食物源 i 支配其他食物源的数量; N_F 是食物源的个数。

2.4 侦察蜂时期

当进行给定的搜索次数后, 食物源的蜜源已经耗尽或蜜源的收益率没有提高, 则对应的雇佣蜂就转换为侦察蜂, 其拥有的解也会被放弃。侦察蜂就在搜索空间内按照式(20)随机生成新的食物源。

3 MOABC 算法在最优潮流问题的应用

用 MOABC 算法求解多目标最优潮流的具体步骤如下。

(1) 读入系统数据。设置最大循环次数 MCN。

(2) 初始化种群。按照式(20)随机产生 SN 个初始解 x_i , $i=1, \dots, SN$ 。

(3) 计算每个个体的适应度值,将非支配解存入外部档案 Ψ 。设置循环次数 $C=1$ 。

(4) 雇佣蜂从外部档案随机选取一个非支配解,按照式(21)生成食物源的新位置 v_i 并计算其适应度值。

(5) 对 x_i 和 v_i 进行比较。如果新食物源的位置 v_i 支配旧食物源 x_i ,则用新食物源的位置代替旧食物源的位置。否则,保持旧食物源的位置不变。

(6) 观察蜂按照式(22)以概率选择食物源,并依照式(21)更新食物源的位置。

(7) 判断是否存在要放弃的解。如果存在,则使用式(20)产生新的随机解代替。

(8) 用当前食物源中非支配解更新外部档案 Ψ 。

(9) 设置循环次数 $C=C+1$,如果 $C < MCN$ 则返回步骤5,否则算法结束,从外部档案输出 Pareto 最优解集。

4 算例分析

为了验证本文提出的算法,采用 Matlab 编程分别对 IEEE-30 节点系统、IEEE-57 节点系统进行网损和污染气体排放量的多目标优化计算。

4.1 IEEE-30 节点系统

IEEE-30 节点系统包括 41 条输电线,6 个发电机,4 个非标准变比的变压器,分别在 6-9、6-10、4-12 和 27-28,无功补偿装置安装在节点 10、12、15、17、20、21、23、24、29。发电机节点和负荷节点的电压幅值的范围分别为 0.95~1.1 pu 和 0.9~1.05 pu。变压器变比的上下限分别是 1.1 pu 和 0.9 pu。无功补偿的上下限分别是 0.05 pu 和 0.0 pu。详细数据见文献[20]。所有的功率和电压都为标幺值,基准容量为 100 MVA。发电机的大气污染气体排放系数及发电机有功功率上下限见表 1^[16]。

表 1 发电机的大气污染物排放量系数

Table 1 Pollutant emission coefficients and limits for generators

	α	β	γ	λ	ξ	$P_{Gmin}/$ p.u.	$P_{Gmax}/$ p.u.
G_1	4.091	-5.554	6.490	2.857	$2.0e-4$	0.5	2.0
G_2	2.543	-6.047	5.638	3.333	$5.0e-4$	0.2	0.8
G_5	6.131	-5.555	5.151	8.000	$1.0e-6$	0.15	0.5
G_8	4.258	-5.094	4.586	2.000	$2.0e-3$	0.1	0.35
G_{11}	4.258	-5.094	4.586	8.000	$1.0e-6$	0.1	0.3
G_{13}	5.326	-3.550	3.380	6.667	$1.0e-5$	0.12	0.4

使用提出的多目标人工蜂群算法同时优化

IEEE-30 节点系统的网损和污染气体排放量。为验证该算法的有效性,将该算法与 NSGA-II 进行比较,两种算法都取总迭代次数为 200,种群规模为 100,比较结果如表 2 所示。图 1 和图 2 分别为 NSGA-II 及 MOABC 算法生成的 Pareto 最优解分布图。Pareto 最优解分布图两边分别对应的是最优网损和最优污染气体排放量。

由图 1、图 2 可以看出两种算法的污染气体排放量的优化范围相差不大,都在 0.205 t/h 与 0.208 t/h 之间,但从优化网损的范围看,NSGA-II 生成的 Pareto 最优解分布图优化网损的范围在 3.55~3.85 MW,而 MOABC 的优化网损范围在 3.20~3.32 MW。尽管 NSGA-II 生成的 Pareto 最优解比 MOABC 的要多,但是由以上分析可以看出 MOABC 的解要更优,而且在 NSGA-II 生成的 Pareto 最优解分布图中,有些解还被错误分类为非支配解。从表 2 的优化结果更可以清楚看到 MOABC 算法求出的解要比 NSGA-II 更优。

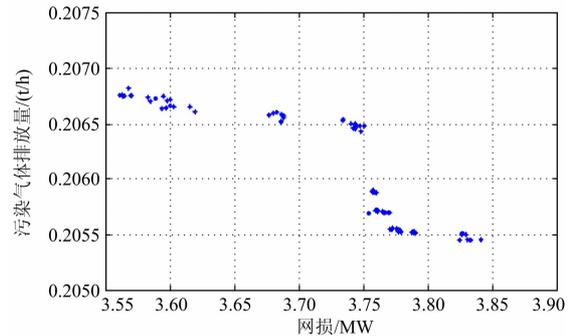


图 1 NSGA-II 算法生成的 Pareto 最优解集

Fig. 1 Pareto optimal solution set obtained from NSGA-II

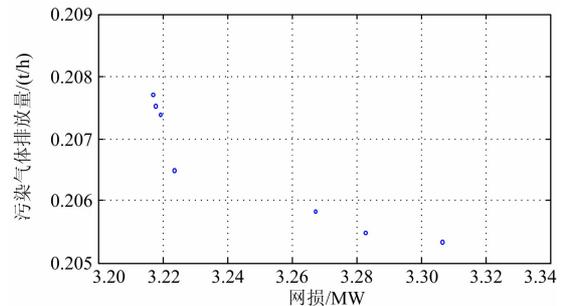


图 2 MOABC 算法生成的 Pareto 最优解集

Fig. 2 Pareto optimal solution set obtained from MOABC

以上分析可以用 C 指标^[21]来进一步说明以比较不同算法的性能差异。C 指标定义为

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B : \exists a \in A, a \succ b\}|}{|B|} \quad (24)$$

表 2 优化结果
Table 2 Optimal results

	NSGA-II			MOABC		
	污染气体排放量最优	网损最优	折衷解	污染气体排放量最优	网损最优	折衷解
P_1	0.665 9	0.672 9	0.672 6	0.624 7	0.529 1	0.603 9
P_2	0.652 9	0.645 7	0.646 1	0.694 5	0.786 8	0.714 5
P_5	0.50	0.50	0.50	0.499 7	0.174 7	0.50
P_8	0.35	0.35	0.35	0.349 1	0.232 7	0.349 8
P_{11}	0.30	0.30	0.30	0.299 3	0.275 9	0.299
P_{13}	0.40	0.40	0.40	0.40	0.145 8	0.399 3
V_1	1.058	1.061	1.061	1.055	1.062	1.063
V_2	1.052	1.051	1.051	1.049	1.056	1.056
V_5	1.028	1.029	1.029	1.030	1.028	1.036
V_8	1.039	1.039	1.039	1.039	1.040	1.041
V_{11}	1.006	1.024	1.021	1.10	1.10	1.094
V_{13}	1.10	1.10	1.10	1.042	1.068	1.046
T_{6-9}	1.003 4	0.995 6	0.994 3	1.012 3	1.021 6	1.016 5
T_{6-10}	0.904 9	0.909 6	0.909 1	1.052 3	1.022 7	1.016 7
T_{4-12}	1.087 2	1.077 2	1.077 1	1.005 3	1.016 3	1.003 7
T_{28-27}	0.969 9	0.969 6	0.969 7	0.989 7	0.978 6	0.987 5
Q_{c10}	0.010 2	0.008 3	0.008 6	0.050	0.05	0.05
Q_{c12}	0.047 0	0.046 9	0.046 9	0.036 4	0.043 2	0.05
Q_{c15}	0.048 4	0.048 1	0.048 1	0.05	0.043 5	0.05
Q_{c17}	0.049 3	0.045 6	0.045 4	0.05	0.05	0.05
Q_{c20}	0.049 9	0.047 5	0.047 4	0.05	0.05	0.046 8
Q_{c21}	0.047 6	0.049 9	0.049 7	0.05	0.05	0.047 6
Q_{c23}	0.049 6	0.045 9	0.046 0	0.039 8	0.037 6	0.039 6
Q_{c24}	0.002 3	0.022	0.002 2	0.047 3	0.05	0.05
Q_{c29}	0.004 8	0.004 4	0.004 4	0.030 7	0.020 9	0.032 8
网损/MW	3.48	3.46	3.47	3.32	3.18	3.26
污染气体排放量/(t/h)	0.205 4	0.205 5	0.205 5	0.205 4	0.207 2	0.205 6

C 指标表示集合 B 中至少被 A 中一个解支配的个体数与集合 B 中个体总数之比。当 $C(A, B)$ 大于 $C(B, A)$ 时, 表示解集 A 在非支配排序上整体表现优于解集 B 。考虑算法的随机性, 两种算法各运行50次比较 C 指标。表3是50次运算的 C 指标统计结果。

表3 IEEE-30节点系统运行50次 C 指标统计

Table 3 C metric values for 50 trials for IEEE30 bus system		
	$C(\text{MOABC}, \text{NSGA-II})$	$C(\text{NSGA-II}, \text{MOABC})$
最好	1	0.003
最差	0.98	0
平均值	0.99	0.002

由以上分析可得出, 尽管 NSGA-II 生成的 Pareto 最优解较多, 但容易陷于局部最优值, 再多的 Pareto 最优解在实际作决策时的参考价值也不大。

4.2 IEEE-57 节点系统

IEEE-57 节点系统有 80 条输电线, 7 个发电机, 15 个非标准变比的变压器, 无功补偿位置在节点 18、25 和 53。7 个发电机的有功功率范围在 0.5~3.0 pu, 发电机节点和负荷节点的电压幅值的范围分别为 0.95~1.1 pu 和 0.94~1.06 pu。变压器变比范围是 0.95~1.1 pu。无功补偿的范围是 0.0~0.05 pu。系统数据取自 MatPower^[22]。NSGA-II 及 MOABC 的 Pareto 最优解分布图如图 3 所示。图 3 是考虑网损及污染气体排放量的 Pareto 最优解分布图, 明显看出, MOABC 计算出的 Pareto 最优解集具有支配 NSGA-II 的解, 也就是 MOABC 存在 Pareto 最优解优于 NSGA-II 的 Pareto 最优解集中的每一个解。 C 指标的统计结果如表 4 所示。在决策者做决策时, 决策者会选择 MOABC 的结果作为最优方案。

由以上研究结果可得出以下结论：尽管 NSGA-II 应用范围广也各具优点，但在求解有些规模较大及优化变量较多的目标函数时易陷入局部最优解而不能收敛于全局最优解。MOABC 在求解多目标优化问题上有其自身的优势，因此，实际应用中，本文提出的多目标人工蜂群算法计算的结果可以作为电力系统多目标决策的参考，以获得最优方案。

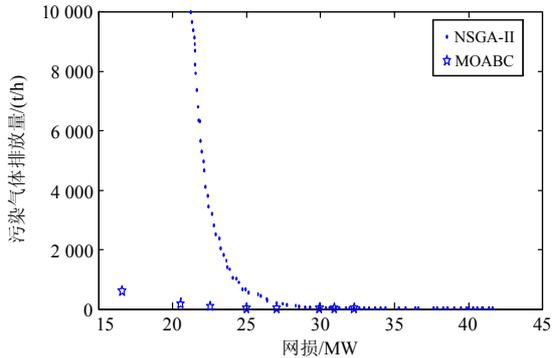


图 3 IEEE-57 节点系统不同算法生成的 Pareto 最优解集

Fig. 3 Pareto optimal solution set obtained from different algorithms for IEEE-57 bus system

表 4 IEEE-57 节点系统运行 50 次 C 指标统计

Table 4 C metric values for 50 trials for IEEE57 bus system

	C(MOABC,NSGA-II)	C(NSGA-II,MOABC)
最好	1	0.005
最差	0.9	0
平均值	0.95	0.002

5 结论

本文提出了基于人工蜂群算法的多目标最优潮流模型，并在 IEEE-30 节点系统、IEEE-57 节点系统进行仿真，仿真结果与其他多目标算法进行了比较。结果表明，MOABC 具有与其他多目标函数相比拟的优势，而且在大规模、优化变量较多的电力系统中，MOABC 的寻优能力相比其他多目标算法具有其自身优势，可以作为新的多目标算法引入到电力系统多目标决策中。

参考文献

- [1] 付钢, 刘明波. 含暂态能量裕度约束最优潮流问题的线性规划解法[J]. 继电器, 2005, 33(10): 12-16.
FU Gang, LIU Mingbo. Linear programming algorithm for optimal power flow problem incorporating transient energy margin constraint[J]. Relay, 2005, 33(10): 12-16.
- [2] 沈如刚. 电力系统无功功率综合优化—二次规划法[J]. 中国电机工程学报, 1986, 6(5): 42-50.
SHEN Rugang. Reactive power optimization in power system quadratic programming method[J]. Proceedings of the CSEE, 1986, 6(5): 42-50.
- [3] 孙健, 江道灼. 基于牛顿法的配电网 Zbus 潮流计算方法[J]. 电网技术, 2004, 28(15): 40-44.
SUN Jian, JIANG Daozhuo. A Zbus power flow calculation method for distribution network based on Newton method[J]. Power System Technology, 2004, 28(15): 40-44.
- [4] 胡博, 谢开贵, 曹侃. 基于 Beowulf 集群的大规模电力系统牛顿法潮流求解的并行 GMRES 方法[J]. 电工技术学报, 2011, 26(4): 145-152.
HU Bo, XIE Kaigui, CAO Kan. Parallel GMRES techniques for solving Newton power flow of large scale power systems on the Beowulf cluster[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(4): 145-152.
- [5] 简金宝, 杨林峰, 全然. 基于改进多中心校正解耦内点法的动态最优潮流并行算法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(6): 232-241.
JIAN Jinbao, YANG Linfeng, QUAN Ran. Parallel algorithm of dynamic optimal power flow based on improved multiple centrality corrections decoupling interior point method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(6): 232-241.
- [6] 麻秀范, 崔换君. 改进遗传算法在含分布式电源的配电网规划中的应用[J]. 电工技术学报, 2011, 26(3): 175-181.
MA Xiufan, CUI Huanjun. An improved genetic algorithm for distribution network planning with distributed generation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(3): 175-181.
- [7] 赵昆, 耿光飞. 基于改进遗传算法的配电网无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 35(9): 57-62.
ZHAO Kun, GENG Guangfei. Reactive power optimization of distribution network based on improved genetic algorithm[J]. Power System Power and Control, 2011, 35(9): 57-62.
- [8] 乐秀璠, 覃振成, 尹峰. 基于自适应模拟退火遗传算法的多目标最优潮流[J]. 继电器, 2005, 33(7): 10-15.
LIE Xiufan, QIN Zhencheng, YIN Feng. Multi-objective optimal power flow based on adaptive simulated annealing genetic algorithm[J]. Relay, 2005, 33(7): 10-15.
- [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] 李娟, 杨琳, 刘金龙, 等. 基于自适应混沌粒子群优化算法的多目标无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(9): 26-31.
LI Juan, YANG Lin, LIU Jinlong, et al. Multi-objective reactive power optimization based on adaptive chaotic particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(9): 26-31.
- [11] 李静文, 赵晋泉, 张勇. 基于改进差分进化-生物地理学优化算法的最优潮流问题[J]. 电网技术, 2012, 36(9): 115-119.
LI Jingwen, ZHAO Jinquan, ZHANG Yong. Optimal power flow on basis of combining improved differential evolution algorithm with biogeography-based optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2012, 36(9): 115-119.
- [12] 赵国波, 刘天琪, 王春明, 等. 基于NSGA-II算法的分布式电源优化配置[J]. 现代电力, 2012, 29(1): 1-5.
ZHAO Guobo, LIU Tianqi, WANG Chunming, et al. Optimized configuration of distributed generators based on NSGA-II algorithm[J]. Modern Electric Power, 2012, 29(1): 1-5.
- [13] 颜楠楠, 傅正财. 基于多目标粒子群优化算法的UPFC协调控制[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(8): 43-48.
YAN Nannan, FU Zhengcai. Coordinated design of UPFC based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(8): 43-48.
- [14] 熊虎岗, 程浩忠, 李宏仲. 基于免疫算法的多目标无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 102-108.
XIONG Hugang, CHENG Haozhong, LI Hongzhong. Multi-objective reactive power optimization based on immune algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 102-108.
- [15] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report-TR06, Erciyes University, 2006.
- [16] ABIDO M A. Multiobjective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 79: 1105-1113.
- [17] 刘文颖, 谢昶, 文晶, 等. 基于小生境多目标粒子群算法的输电网检修计划优化[J]. 中国电机工程学报, 2013, 34(4): 141-148.
LIU Wenyong, XIE Chang, WEN Jing, et al. Optimization of transmission network maintenance scheduling based on niche multi-objective particle swarm algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 141-148.
- [18] 曾鸣, 杜楠, 张鲲, 等. 基于多目标静态模糊模型的分布式电源规划[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 954-959.
ZENG Ming, DU Nan, ZHANG Kun, et al. Distributed generation planning based on multiobjective static fuzzy model[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 954-959.
- [19] 任新新, 周玲, 赵峰, 等. 基于人工蜂群算法的配电网无功优化[J]. 现代电力, 2012, 29(4): 41-45.
REN Xinxin, ZHOU Ling, ZHAO Feng, et al. Reactive power optimization of distribution network based on artificial bee colony algorithm[J]. Modern Electric Power, 2012, 29(4): 41-45.
- [20] ABOU EL ELA A A, ABIDO M A, SPEA S R. Optimal power flow using differential evolution algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2010, 80(7): 878-885.
- [21] AGRAWAL S, DASHORA Y, TIWARI M K, et al. Interactive particle swarm: a Pareto-adaptive metaheuristic to multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2008, 38(2): 258-277.
- [22] MATPOWER. [EB/OL]. <http://www.ee.washington.edu/research/pstca>.

收稿日期: 2014-06-05; 修回日期: 2015-01-08

作者简介:

刘前进(1967-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统运行与控制;

许慧铭(1984-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统优化、运行与控制; Email:xuhuiming880@163.com

施超(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制。

(编辑 葛艳娜)