

# 基于多目标粒子群算法的高维多目标无功优化

蔡博, 黄少锋

(华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206)

**摘要:** 提出一种高维多目标电力系统无功优化模型。相比于传统的电力系统无功优化模型, 该模型能够在无功优化中同时兼顾系统的有功损耗、电压水平、静态电压稳定性以及供电能力。针对已有的求解多目标无功优化模型的算法应用于求解所提模型时存在的局限性, 进一步引入一种基于帕雷托熵的高维多目标粒子群优化算法并加以改进, 使得该算法能够有效求解高维多目标优化问题。最后, 利用 IEEE-39 节点系统验证了所提模型和求解算法的正确性和有效性。仿真结果表明, 在传统的多目标无功优化模型中引入系统供电能力, 能够在不恶化其他目标函数优化效果的情况下, 使系统的供电能力得到提高。

**关键词:** 无功优化; 高维多目标优化; 供电能力; 粒子群算法

## Multi-objective reactive power optimization based on the multi-objective particle swarm optimization algorithm

CAI Bo, HUANG Shaofeng

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Source,  
North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** The paper proposes a high-dimensional multi-objective reactive power optimization model of power system. Compared with the traditional power system reactive power optimization model, the proposed model can balance the active loss, voltage level, static voltage stability and power supply capacity in reactive optimization. Owing to the limitations of the existing algorithm for solving the multi-objective reactive power optimization model, a new high-dimensional multi-objective particle swarm optimization algorithm based on Pareto entropy is introduced and improved further in this paper to effectively solve the high-dimensional multi-objective optimization problem. Finally, the correctness and validity of the proposed model and the algorithm are verified by IEEE-39 node system. In addition, the simulation results show that the introduction of power supply capacity into traditional multi-objective reactive power optimization model can improve system's power supply capacity with no deterioration in optimization of other objective functions.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51677069).

**Key words:** reactive power optimization; high-dimensional multi-objective optimization; power supply capacity; particle swarm optimization algorithm

## 0 引言

无功优化在电力系统优化运行中起着非常重要的作用, 静态无功优化问题是指在系统负荷水平给定的情况下, 通过改变电容器组的投切数量、有载调压变压器分接头位置、发电机机端电压, 从而使系统的安全指标和经济指标在满足系统运行约束的

前提下达到最优<sup>[1-6]</sup>。

传统的静态无功优化问题只考虑最小化网损、最小化电压偏差或两者的结合, 且同时考虑两者时简单地通过权重将多目标转化为单目标求解<sup>[7-8]</sup>。基于权重的多目标优化算法的优化结果受权重的影响很大, 对于权重不同的取值往往会导致不同的优化结果<sup>[9]</sup>; 而基于帕雷托占优的多目标进化算法因为能够得到一组帕雷托最优解而受到研究人员的关注。文献[10]建立了同时考虑最小化网损和最小化

电压偏差的静态无功优化模型, 并通过基于帕雷托占优的多目标粒子群算法进行求解。文献[11]在文献[10]的基础上, 又考虑了最大化静态电压稳定裕度, 建立了三维多目标静态无功优化模型, 并采用 NSGA-II 进行求解。文献[12]建立的无功优化模型与文献[11]基本相同, 但采用快速的基于帕雷托占优的多目标粒子群算法进行求解。以上传统的多目标静态无功优化问题均属于二维或者三维的多目标优化问题, 采用传统的基于帕雷托占优的多目标进化算法能够取得满意的帕雷托最优解。

本文在传统多目标静态无功优化问题的基础上, 将系统的供电能力最大考虑入目标函数, 构成四维多目标静态无功优化模型。针对模型的高维属性, 引入并改进了基于帕雷托熵的高维多目标粒子群算法求解模型。最后, 通过 IEEE39 节点系统对所提模型及求解算法的正确性和有效性进行了验证。

## 1 基于潮流熵的供电能力指标

系统的供电能力一方面由系统中线路和变压器的最大传输容量决定, 另一方面也受到系统的潮流分布的影响。潮流分布越均衡, 系统的供电能力越强。

熵是系统混乱和无需状态的一种量度, 文献[13]中引入熵的概念来衡量线路潮流分布的不均衡性。设线路  $i$  的额定有功传输功率为  $F_i^{\max}$ , 系统运行时线路  $i$  上实际传输的有功功率为  $F_i^0$ , 则线路  $i$  的负载率  $\mu_i$  表示为

$$\mu_i = \left| \frac{F_i^0}{F_i^{\max}} \right| \quad i=1, 2, \dots, N_1 \quad (1)$$

式中,  $N_1$  为系统中的线路总数。

给定常数序列  $U = \{U_1, U_2, \dots, U_k, \dots, U_n\}$ , 设  $l_k$  表示满足  $\mu_i \in (U_k, U_{k+1}]$  的线路条数, 对不同负载率区间内的线路条数概率化可得

$$P(k) = \frac{l_k}{\sum_{k=1}^{n-1} l_k} \quad (2)$$

式中,  $P(k)$  表示满足负载率  $\mu_i \in (U_k, U_{k+1}]$  的线路占总线路的比例。

由式(1)、式(2)得系统的潮流熵为

$$H = -C \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \ln P(k) \quad (3)$$

潮流熵的最小值  $H_{\min}$  和最大值  $H_{\max}$  由式(4)给出。

$$H_{\min} = 0, \quad H_{\max} = -C \ln \frac{1}{N_1} \quad (4)$$

定义由有功潮流分布均衡度决定的供电能力指标如式(5)所示。

$$SC = \frac{e^{-H} - e^{-H_{\min}}}{e^{-H_{\max}} - e^{-H_{\min}}} \quad (5)$$

供电能力指标  $SC$  越大, 表明系统的供电能力越强, 且  $SC \in [0, 1]$ 。

## 2 高维多目标无功优化模型

传统的多目标无功优化数学模型以有功网损最小、电压水平最好、静态电压稳定裕度最大作为多目标无功优化问题的目标。无功优化过程中对无功功率分布的调节也会引起节点电压变化, 从而导致系统有功潮流分布的变化。从这一角度出发, 可以将无功优化看作是有功潮流分布的微调。而有功潮流分布的均衡程度直接影响系统的供电能力。因此, 在静态无功优化问题中引入由有功潮流分布均衡度决定的供电能力指标很有意义。

将供电能力指标引入传统多目标无功优化问题后的数学模型为

$$\begin{cases} \min F(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \begin{pmatrix} f_1(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2), f_2(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2), \\ f_3(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2), -f_4(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) \end{pmatrix} \\ \text{s.t. } g(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = 0 \\ h(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{X}_1 = [U_G^T, \mathbf{Q}_C^T, \mathbf{T}_B^T]^T$  表示优化变量构成的向量,  $U_G^T$  为发电机机端电压幅值向量,  $\mathbf{Q}_C^T$  为无功补偿装置(本文仅考虑并联电容器组)的无功出力向量,  $\mathbf{T}_B^T$  为有载调压变压器变比向量;  $\mathbf{X}_2 = [U_L^T, \boldsymbol{\theta}^T]^T$  表示状态变量,  $U_L^T$  为非发电机节点电压幅值向量,  $\boldsymbol{\theta}^T$  为节点电压相角向量。各目标函数和约束条件的含义见下文。

### 2.1 目标函数

目标函数向量  $F(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$  中,  $f_1$  表示系统的有功功率损耗, 其表达式为

$$f_1(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \sum_{k \in N_B} g_k (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (7)$$

式中:  $N_B$  表示系统支路集合;  $U_i$  表示支路  $k$  的首端节点电压幅值;  $U_j$  表示支路  $k$  的末端节点电压幅值;  $\theta_{ij}$  表示支路  $k$  两端的电压相角差。

$f_2(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$  表示系统的电压水平, 采用负荷节点的电压偏差量计算, 其表达式为

$$f_2(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \frac{\sum_{i \in N_l} \lambda_i \frac{|U_i - U_i^*|}{U_{i,\max} - U_{i,\min}}}{\sum_{i \in N_l} \lambda_i} \quad (8)$$

式中:  $N_l$  表示系统负荷节点集合;  $\lambda_i$  表示负荷节点  $i$  的重要程度,  $\lambda_i$  越大表明负荷节点  $i$  对电压水平的要求越高;  $U_i^*$  表示负荷节点  $i$  电压幅值的期望值;  $U_{i,\max}$  和  $U_{i,\min}$  分别表示负荷节点  $i$  电压幅值的上限值和下限值。

$f_3(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$  表示系统的静态电压稳定性, 本文采用文献[14-15]中的快速电压稳定性指标计算, 其表达式为

$$f_3(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \frac{\sum_{k \in N_B} 4 \times \left( \frac{U_j}{U_i} - \frac{U_j^2}{U_i^2} \right)}{|N_B|} \quad (9)$$

需要说明,  $f_3(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$  越小, 表明系统的静态电压稳定性越强。

$f_4(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$  表示系统由有功潮流分布均衡度决定的供电能力, 结合第 1 节给出的基于潮流熵的供电能力指标, 直接给出其表达式为

$$f_4(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \frac{e^{-H} - e^{-H_{\max}}}{e^{-H_{\min}} - e^{-H_{\max}}} \quad (10)$$

其中,

$$H = -C \sum_{k=1}^{n-1} P(k) \ln P(k) \quad (11)$$

## 2.2 约束条件

约束条件中  $g(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = 0$  表示系统的潮流约束, 其表达式为

$$\begin{cases} P_{G,i} - P_{L,i} - U_i \sum_{j \in N_l} U_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_{G,i} - Q_{L,i} - U_i \sum_{j \in N_l} U_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $N_A$  表示系统所有节点构成的集合,  $N_l$  表示系统中与节点  $i$  相连的节点构成的集合;  $P_{G,i}$  和  $Q_{G,i}$  分别表示节点  $i$  发电机的有功出力和无功出力, 若无发电机则均为 0;  $P_{L,i}$  和  $Q_{L,i}$  分别表示节点  $i$  的有功负荷功率和无功负荷功率;  $g_{ij}$  和  $b_{ij}$  分别表示系统节点导纳矩阵中与节点  $i$  和节点  $j$  对应元素的实部和虚部。

约束条件  $h(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) \geq 0$  为不等式约束, 包括无功补偿装置出力约束、有载调压变压器变比约束、节点电压幅值约束、支路传输容量约束等, 具体为

$$\begin{cases} U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \\ Q_{C,\min} \leq Q_C \leq Q_{C,\max} \\ T_{B,\min} \leq T_B \leq T_{B,\max} \\ S_{\min} \leq S \leq S_{\max} \\ Q_C = k \cdot \Delta Q_C \quad k \in \mathbb{Z} \\ T_B = 1 + k \cdot \Delta T_B \quad k \in \mathbb{Z} \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $U$  表示所有节点电压幅值构成的向量;  $S$  表示所有支路传输的视在功率构成的向量;  $\Delta Q_C$  表示无功补偿装置的最小调节间隔构成的向量;  $\Delta T_B$  表示有载调压变压器分接头的最小调节间隔构成的向量;  $U_{\max}$  和  $U_{\min}$  分别表示节点电压的最大值向量和最小值向量;  $T_{C,\max}$  和  $Q_{C,\min}$  分别表示无功补偿装置的最大无功出力向量和最小无功出力向量;  $T_{B,\max}$  和  $T_{B,\min}$  分别表示有载调压变压器变比的最大值向量和最小值向量。

## 3 基于帕雷托熵的多目标粒子群算法

与传统的多目标无功优化模型相比, 本文所提出的多目标无功优化模型增大了目标函数的维度, 从数学模型的本质上讲属于高维多目标优化模型(即目标函数个数大于 3 的多目标优化模型)。以 NSGA-II 为代表的求解传统多目标无功优化模型的算法能够有效解决包含 2 个或 3 个目标函数的多目标优化模型, 而当这一类算法应用于求解高维多目标优化问题时, 会出现随着迭代次数增加, 非占优个体在种群中所占比例迅速上升的现象, 从而导致算法的寻优能力下降<sup>[16]</sup>。

文献[17]提出了一种基于帕雷托熵的多目标粒子群算法, 该算法在高维多目标优化测试问题中表现出很好的优化性能, 但实际上该算法在设计过程中并未考虑优化模型的高维属性。为求解提出的高维多目标无功优化模型, 本文引入文献[17]中提出的基于帕雷托熵的多目标粒子群算法, 并针对优化模型的高维属性, 在算法中采用松散的帕雷托占优关系对个体进行占优关系的评估, 为简化表达, 下文简称该算法为 PMOPSO。以下给出 PMOPSO 中的重要概念、操作和基本流程, 详细的理论基础参见文献[17]。

### 3.1 平行格坐标变换

PMOPSO 并未直接在笛卡尔坐标系下进行寻优, 而是通过平行格坐标变化将帕雷托前端转化到二维平面, 并将笛卡尔坐标值映射为整数值, 从而, 帕雷托前端被转换至二维平行网络中, 称为平行格坐标系统(PCCS)。平行格坐标变换的转换公式如式(14)。

$$L_{k,m} = \left\lceil K \frac{f_{k,m} - f_m^{\min}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right\rceil \quad (14)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, K$ ,  $K$  为外部档案中的成员个数;  $m=1, 2, \dots, M$ ,  $M$  为优化模型中目标函数的个数; “ $\lceil \cdot \rceil$ ” 为向上取整函数;  $L_{k,m} \in \{1, 2, \dots, K\}$  表示在 PCCS 中帕雷托前端的第  $k$  个非占优解的第  $m$  个格坐标分量;  $f_m^{\max}$  和  $f_m^{\min}$  分别表示帕雷托前端包含的所有个体中第  $m$  个目标函数的最大值和最小值。

### 3.2 帕雷托熵及其差熵

PMOPSO 采用熵来衡量迭代过程中帕雷托前端的多样性, 在第  $t$  次迭代中得到的帕雷托前端的帕雷托熵由式(15)给出。

$$Entropy(t) = - \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \frac{Cell_{k,m}(t)}{KM} \log \frac{Cell_{k,m}(t)}{KM} \quad (15)$$

式中,  $Cell_{k,m}(t)$  表示在 PCCS 中第  $t$  次迭代后, 在第  $k$  行、第  $m$  列格子中帕雷托最优解的个数。

另外, 用差熵  $\Delta Entropy$  来表示当前迭代与前次迭代相比帕雷托前端的变化程度, 对于第  $t$  次迭代, 差熵  $\Delta Entropy$  的计算公式如式(16)。

$$\Delta Entropy(t) = Entropy(t) - Entropy(t-1) \quad (16)$$

### 3.3 PCCS 中的个体密度

PMOPSO 的外部档案更新策略与一般的多目标粒子群算法相同, 仅个体密度采用 PCCS 中的个体密度进行评估。外部档案中的帕雷托前端被映射到 PCCS 后, 对于任意一个帕雷托最优解  $P_i$ , 其个体密度按照式(17)计算。

$$Density(P_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^K \frac{1}{PCD(P_i, P_j)^2} \quad (17)$$

式中:  $K$  表示帕雷托前端中帕雷托最优解的个数;  $PCD(P_i, P_j)$  表示帕雷托最优解  $P_i$  和  $P_j$  之间的平行格距离, 按照式(18)计算。

$$PCD(P_i, P_j) = \begin{cases} 0.5 & \text{若 } \forall m, L_{i,m} = L_{j,m} \\ \sum_{m=1}^M |L_{i,m} - L_{j,m}| & \text{若 } \exists m, L_{i,m} \neq L_{j,m} \end{cases} \quad (18)$$

式中,  $L_{i,m}$  和  $L_{j,m}$  按照式(14)计算。

### 3.4 松散的帕雷托占优关系

PMOPSO 在进行外部档案更新时要进行帕雷托占优关系的判断, 为了提高 PMOPSO 在求解高维多目标优化问题时的寻优能力, 本文在 PMOPSO 中采用松散的帕雷托占优关系来降低迭代过程中非占优个体在种群中所占的比例。

如图 1 所示, 松散的帕雷托占优关系中, 对解  $(f_1^2, f_2^2)$  缩小  $\varepsilon$  倍后再与解  $(f_1^1, f_2^1)$  进行帕雷托占

优关系的比较, 从而确定两者的优劣关系。

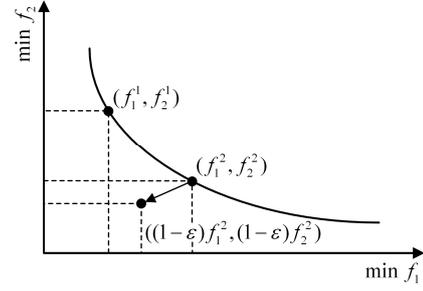


图 1 松散的帕雷托占优关系示意图

Fig. 1 Loose Pareto dominant diagram

### 3.5 格占优强度

为了评估外部档案中帕雷托最优解的收敛性, 在 PCCS 中引入格占优强度的概念。首先给出格占优的定义如下。

格占优: 对于解  $x_1$  和  $x_2$ , 若  $\forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 均有  $L_{x_1,m} \leq L_{x_2,m}$ , 其中  $L_{x_1,m}$  和  $L_{x_2,m}$  分别表示解  $x_1$  和  $x_2$  在 PCCS 中的第  $m$  个格坐标分量; 并且存在  $\exists m \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 使得  $L_{x_1,m} < L_{x_2,m}$ , 则称  $x_1$  格占优  $x_2$ , 或称  $x_2$  被  $x_1$  格占优。

进一步, 定义任意一个帕雷托最优解  $x \in A$  ( $A$  表示帕雷托最优解集) 的格占优强度  $S_c(x)$  为  $A/x$  中被  $x$  格占优的帕雷托最优解的个数。

### 3.6 算法进化状态判定及全局最优解选择策略

在 PMOPSO 中, 全局最优解选择策略及之后的自适应参数调整策略中需要对算法迭代过程中种群所处的进化状态进行判断, 即需要判断当前迭代下种群处于收敛状态、多样化状态亦或是停滞状态。三种进化状态的判定规则如下:

- 1) 收敛状态  $|\Delta Entropy(t)| > \delta_c$ ;
- 2) 多样化状态  $\delta_s < |\Delta Entropy(t)| < \delta_c$ ;
- 3) 停滞状态  $|\Delta Entropy(t)| < \delta_s$ 。

其中:  $\delta_c = (2 \log 2) / H$ ;  $\delta_s = (2 \log 2) / (MK)$ ;  $H$  为外部档案中的个体总数;  $K$  为外部档案中个体总数的最大值;  $M$  为目标函数的个数。

对于基于种群的多目标优化算法, 迭代过程中全局最优解的选择尤为关键。全局最优解的选择需要同时考虑多样性和收敛性两方面, 而个体密度最小的帕雷托最优解可被选择为代表多样性的全局最优解, 格占优强度最大的帕雷托最优解可被选择为代表收敛性的全局最优解。据此, PMOPSO 根据 PCCS 中个体密度和格占优强度, 按照如图 2 所示的策略进行全局最优解的选择。

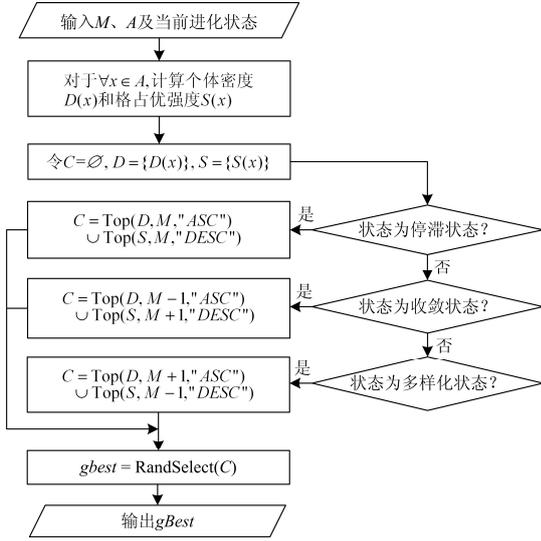


图2 全局最优解选择策略流程图

Fig. 2 Flow chart of global optimal solution selection strategy

图2中,  $M$  表示目标函数的个数,  $A$  表示外部档案中存储的帕雷托最优解集,  $C$  表示候选的全局最优解构成的集合;  $\text{Top}(D|S, n, \text{"ASC"}|\text{"DESC"})$  表示将集合  $D$  或集合  $S$  按照升序(对应于“ASC”)或降序(对应于“DESC”)的方式排列后, 返回最前面的  $n$  个成员;  $\text{RandSelect}(C)$  为随机选择函数, 表示从集合  $C$  中随机返回一个元素;  $gbest$  表示全局最优解。

### 3.7 自适应参数调整策略

粒子群算法的运动方程中参数  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$  的取值对算法的寻优能力影响很大, 在 PMOPSO 中采用自适应的参数调整策略, 对迭代过程中的  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$  进行动态调整, 具体的自适应参数调整策略如式(19)一式(21)所示。

$$w(t) = \begin{cases} w(t-1) & \phi_t = \phi_1 \\ w(t-1) - 2\text{Step}_w (1 + |\Delta\text{Entropy}(t)|) & \phi_t = \phi_2 \\ w(t-1) + \text{Step}_w |\Delta\text{Entropy}(t)| & \phi_t = \phi_3 \end{cases} \quad (19)$$

$$c_1(t) = \begin{cases} c_1(t-1) & \phi_t = \phi_1 \\ c_1(t-1) - 2\text{Step}_{c_1} (1 + |\Delta\text{Entropy}(t)|) & \phi_t = \phi_2 \\ c_1(t-1) + \text{Step}_{c_1} |\Delta\text{Entropy}(t)| & \phi_t = \phi_3 \end{cases} \quad (20)$$

$$c_2(t) = \begin{cases} c_2(t-1) & \phi_t = \phi_1 \\ c_2(t-1) - 2\text{Step}_{c_2} (1 + |\Delta\text{Entropy}(t)|) & \phi_t = \phi_2 \\ c_2(t-1) + \text{Step}_{c_2} |\Delta\text{Entropy}(t)| & \phi_t = \phi_3 \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $\phi_t$  表示种群的进化状态,  $\phi_1$ 、 $\phi_2$  和  $\phi_3$  分别对应于停滞状态、收敛状态和多样化状态;  $\text{Step}_w$ 、 $\text{Step}_{c_1}$  和  $\text{Step}_{c_2}$  分别表示参数  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$  的调节步

长, 其取值由式(22)给出(仅给出  $\text{Step}_w$  的计算公式,  $\text{Step}_{c_1}$  和  $\text{Step}_{c_2}$  同理)。

$$\text{Step}_w = \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T_{\max}} \quad (22)$$

式中:  $w_{\max}$  和  $w_{\min}$  分别表示  $w$  的取值上限和下限;  $T_{\max}$  表示最大迭代次数。

### 3.8 算法的整体流程

假设待求解的多目标优化问题的目标函数个数为  $M$ , 优化变量的个数为  $D$ , 优化问题的可行域表示为  $SD$ , 外部档案存储的帕雷托最优解的最大个数表示为  $K$ , PMOPSO 中种群粒子数表示为  $N$ , 最大迭代次数表示为  $T_{\max}$ , 全局外部档案中帕雷托最优解集表示为  $gArchive$ , 个体外部档案为  $pArchive$ , 全局最优解为  $gbest$ , 个体最优解为  $pbest$ 。则 PMOPSO 的整体流程如图3所示。

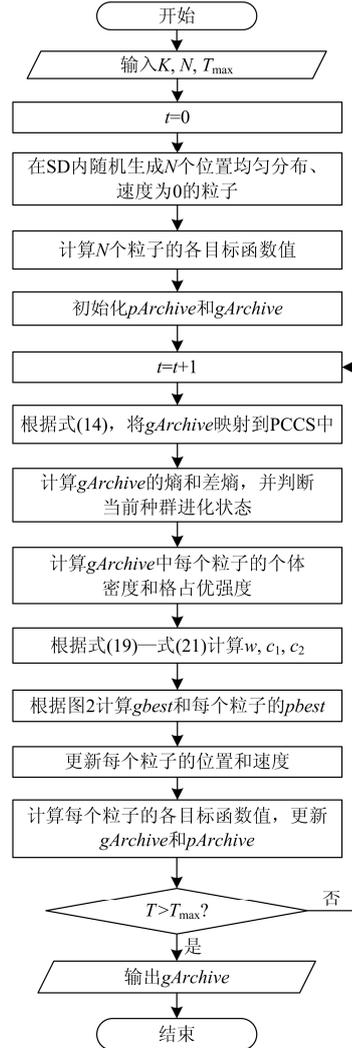


图3 PMOPSO 算法整体流程图

Fig. 3 Overall flow chart of PMOPSO algorithm

### 4 算例分析

本节利用 IEEE39 节点系统<sup>[18]</sup>, 对提出的高维多目标无功优化模型及 PMOPSO 求解算法的正确性和有效性进行验证。

#### 4.1 算例参数

IEEE39 节点系统的单线图如图 4 所示, 假设系统中包含 5 台有载调压变压器 T1~T5, 各有载调压变压器的变比调节范围均为 0.95~1.05, 变比的最小调节间隔为 0.025; 母线 3、4、8、16、20 处加装有并联无功补偿装置, 各无功补偿装置的额定容量为 -100~150 Mvar, 无功输出的最小调节间隔为 25 Mvar; 系统内 10 台发电机的机端电压调节范围均设为 0.94~1.06 p.u., 在此范围内机端电压可连续调节; 假设各负荷母线的重要程度相等, 均令  $\lambda_i = 1$ ; 其余系统参数维持不变, 参见文献[15]。对于 PMOPSO 算法, 取种群粒子数  $N = 200$ , 最大迭代次数  $T_{max} = 200$ , 外部档案存储的帕雷托最优解的最大个数  $K = 200$ ,  $w$ 、 $c_1$  和  $c_2$  的初始值分别取 0.9、1.5 和 1.5。

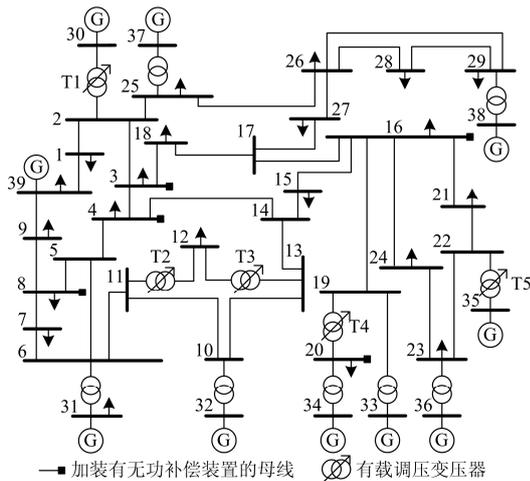


图 4 IEEE39 节点单线图

Fig. 4 Chart of IEEE39 node single line

另外, 无功优化前系统的各目标函数值如表 1 所示。

表 1 无功优化前的各目标函数值

Table 1 Values of the objectives before optimization

$\chi$ /MW	$f_2$	$f_3$	$f_4$
47.1925	0.1931	0.0476	0.9797

#### 4.2 算例结果及分析

图 5 给出了利用 PMOPSO 求解提出的高维多目标无功优化模型时算法迭代过程中帕雷托熵

$Entropy(t)$  和差熵  $\Delta Entropy(t)$  的变化曲线。从图中可以看出, 在前期的迭代过程中,  $Entropy(t)$  及  $\Delta Entropy(t)$  的值不断发生变化, 说明 PMOPSO 不断得到新的帕雷托最优解, 从而使得外部档案中旧的帕雷托最优解不断被新解占优, 导致得到的帕雷托前端不断变化已逼近优化模型的真实帕雷托前端。另外, 在前期的迭代过程中,  $Entropy(t)$  及  $\Delta Entropy(t)$  的变化规律呈现出波动性的特点, 说明了 PMOPSO 能够不断摆脱局部最优解, 具有良好的全局寻优能力。 $\Delta Entropy(t)$  在 120 次左右迭代后趋于 0, 此时 PMOPSO 已经收敛到了全局最优解, 说明 PMOPSO 在求解提出的高维多目标无功优化模型时具有良好的收敛性。

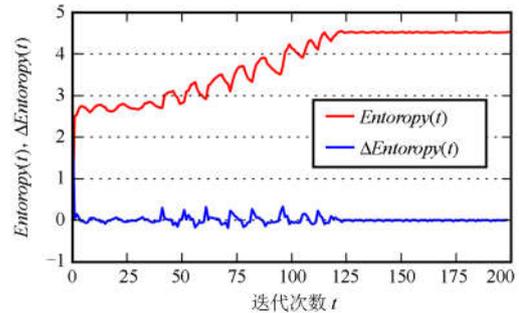


图 5 迭代过程中  $Entropy(t)$  和  $\Delta Entropy(t)$  的变化曲线

Fig. 5  $Entropy(t)$  and  $\Delta Entropy(t)$  change curve during iterative process

图 6 为通过 PMOPSO 得到的高维多目标无功优化问题的帕雷托前端在 PCCS 中的分布图, 从图中可以看出, 得到的帕雷托前端的分布表现出良好的均匀性和多样性。因此, 利用 PMOPSO 求解提出的高维多目标无功优化模型能够为电网运行人员提供多样化的帕雷托最优解。

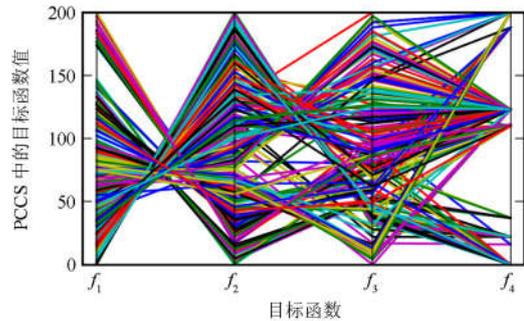


图 6 PCCS 中的帕雷托前端

Fig. 6 Pareto front end in PCCS

图 7 给出了将帕雷托前端投影到不同的目标函数构成的二维平面中的情况。结合图 7 和表 1 可得,

对于所有的帕雷托最优解, 系统的有功功率损耗  $f_1$  均小于优化前的值 47.1925 MW(可从图 7(c)、图 7(e)或图 7(f)中看出); 静态电压稳定性指标  $f_3$  均大于优化前的值 0.0476, 静态电压稳定性较优化前增强(可从图 7(b)、图 7(d)或图 7(f)中看出); 供电能力指标  $f_4$  均大于优化前的值 0.9797, 供电能力较优化前增大(可从图 7(a)、图 7(b)或图 7(c)中看出)。而对于图 7 中绝大多数的帕雷托最优解, 电压水平指标  $f_2$  小于优化前的值 0.1931, 电压水平较优化前提高(可从图 7(a)、图 7(d)或图 7(e)中看出)。

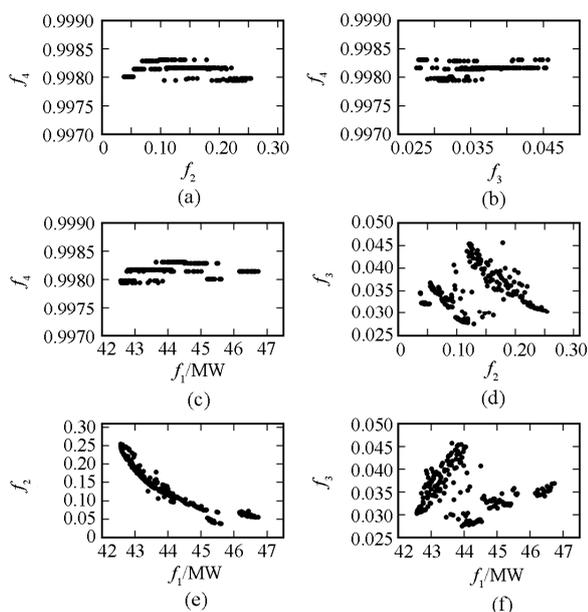


图 7 帕雷托前端投影到不同二维平面中的情况

Fig. 7 Projection of the front end of Pareto to different two-dimensional planes

另外, 根据图 7(d)、图 7(e)及图 7(f)可得, 不同帕雷托最优解的系统有功功率损耗、电压水平和静态电压稳定性之间均呈现出一定的相关性, 但根据图 7(a)、图 7(b)及图 7(c)可得, 系统的供电能力与其余三个目标函数之间并不存在相关性。进一步, 以图 7(e)和图 7(c)为例, 由于系统有功功率损耗  $f_1$  和电压水平指标  $f_2$  之间存在一定的负相关性, 因而优化过程中对电压水平的提高是以牺牲系统有功功率损耗为代价的; 而由于系统供电能力  $f_4$  和有功功率损耗  $f_1$  之间不存在相关性, 因而优化过程中对系统供电能力的提升并不会对系统的有功功率损耗产生显著的影响。因此, 根据图 7(a)、图 7(b)和图 7(c)不难得出, 在传统的多目标无功优化模型中加入系统的供电能力后, 可在不影响其他三个目标函数优化效果的情况下, 使系统的供电能力得到提高。

## 5 结论

本文全面考虑无功优化问题对系统特性的影响, 建立了综合考虑系统有功功率损耗、电压水平、静态电压稳定性及供电能力的高维多目标无功优化模型。为求解所建立的多目标无功优化模型, 针对所模型的高维属性, 引入了 PMOPSO 算法并加以改进。最后, 利用 IEEE-39 节点系统验证了所提模型和求解算法的有效性和有效性; 另外, 仿真结果表明, 在传统的多目标无功优化模型中引入系统供电能力, 能够在不恶化其他目标函数优化效果的情况下, 使系统的供电能力得到提高。

## 参考文献

- [1] 郑爱霞, 陈星莺, 余昆, 等. 基于关联矩阵和动态规划法的地区电网无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(6): 128-134.  
ZHENG Aixia, CHEN Xingying, YU Kun, et al. Reactive power optimization of regional power network based on incidence matrix and dynamic programming[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(6): 128-134.
- [2] 冷永杰, 张路寅, 赵建峰, 等. 基于多线程遗传算法的目标分级地区电网电压无功优化控制[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(18): 37-41.  
LENG Yongjie, ZHANG Luyin, ZHAO Jianfeng, et al. Optimal control of voltage and reactive power in regional power grid based on multi thread genetic algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(18): 37-41.
- [3] 刘前进, 许慧铭, 施超, 等. 改进教与学方法在电力系统无功优化中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9): 82-88.  
LIU Qianjin, XU Huiming, SHI Chao, et al. Application of improved teaching and learning method in reactive power optimization of power system[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(9): 82-88.
- [4] 刘文学, 梁军, 负志皓, 等. 基于可信理论的多目标模糊机会约束无功优化[J]. 电工技术学报, 2015, 30(21): 82-89.  
LIU Wenjun, LIANG Jun, YUN Zhihao, et al. Multi-objective fuzzy chance constrained optimal reactive power flow based on credibility theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(21): 82-89.
- [5] 李俊, 邓大上, 房鑫炎, 等. 考虑电压稳定裕度约束的点估计随机最优无功调度方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(7): 27-33.  
LI Jun, DENG Dashang, FANG Xinyan, et al. Stochastic optimal reactive power dispatch method based on point

- estimation considering voltage stability margins[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(7): 27-33.
- [6] 罗庆跃, 刘白杨, 孙柳青, 等. 基于松弛域模型的电容器无功补偿优化配置[J]. 电工技术学报, 2015, 30(17): 79-84.
- LUO Qingyue, LIU Baiyang, SUN Liuqing, et al. Optimal capacitor reactive power compensation method based on slack region model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(17): 79-84.
- [7] KURSAT A ULAS K. Artificial bee colony algorithm solution for optimal reactive power flow[J]. International Journal of Applied Soft Computing, 2012, 12: 1477-1482.
- [8] VAISAKH K, KANTA P. Differential evolution based optimal reactive power dispatch for voltage stability enhancement[J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2008, 4: 700-709.
- [9] SHARMA T, SRIVASTAVA L. Evolutionary computing techniques for optimal reactive power dispatch: an overview and key issues[C] // Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2014 Fourth International Conference on, April, 2014: 7-9.
- [10] ARUNA P, DEVARAJ D. Multi-objective genetic algorithm for reactive optimization including voltage stability[J]. International Journal of Engineering Science and Technology, 2010, 2(7): 2715-2729.
- [11] GODWIN D, CHRITOBBER C. A multi objective genetic algorithm approach to reactive power and voltage control in power system[J]. International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET), 2013, 2: 174-178.
- [12] ZHANG Congyu, CHEN Minyou, LUO Ciyong. A multi-objective optimization method for power system reactive power dispatch[C] // Proceedings of the Intelligent Control and Automation (WCICA), 28th World Congress, July, 2010: 6-10.
- [13] 曹一家, 王光增, 曹丽华, 等. 基于潮流熵的复杂电网自组织临界态判断模型[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(7): 1-6.
- CAO Yijia, WANG Guangzeng, CAO Lihua, et al. Self-organized critical state judgment model for complex power grid based on power flow entropy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(7): 1-6.
- [14] MUSIRIN I, RAHMAN T K A. Novel fast voltage stability index (FVSI) for voltage stability analysis in power transmission system[C] // Research and Development, 2002. SCORED 2002. Student Conference on, 2002: 265-268.
- [15] MUSIRIN I, RAHMAN T K A. On-line voltage stability based contingency ranking using fast voltage stability index (FVSI)[C] // Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES, Oct. 2002, 2: 6-10.
- [16] 孔维健, 丁进良, 柴天佑. 高维多目标进化算法研究综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(3): 321-326.
- KONG Weijian, DING Jinliang, CHAI Tianyou. A review of research on high-dimensional multi-objective evolutionary algorithms[J]. Control and Decision, 2010, 25(3): 321-326.
- [17] 胡旺, YEN G G, 张鑫. 基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2014, 25(5): 1025-1050.
- HU Wang, YEN G G, ZHANG Xin. Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on Pareto entropy[J]. Journal of Software, 2014, 25(5): 1025-1050.
- [18] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E, THOMAS R J. MATPOWER: steady-state operations, planning and analysis tools for power systems research and education[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 12-19.

收稿日期: 2017-04-14; 修回日期: 2017-05-28

作者简介:

蔡博(1993—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析与控制; E-mail: 86935477@qq.com

黄少锋(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统分析与控制。E-mail: huangsf15@gmail.com

(编辑 周金梅)