

电力系统多目标无功优化研究

王云, 张伏生, 陈建斌, 段光辉
(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 在传统无功优化模型的基础上, 引入了静态电压稳定性指标, 建立了综合考虑系统有功网损最小、静态电压稳定裕度最大和电压水平最好的多目标无功优化模型. 将基于 Pareto 最优概念的改进多目标粒子群算法应用到多目标无功优化的求解中, 对 IEEE30 节点系统进行了仿真计算. 优化结果表明, 该模型在实现系统经济运行的同时也增强了电网的电压稳定, 同时求得的一组最优解能够为优化方法的决策提供更多的有效参考, 具有实际意义.

关键词: 无功优化; 粒子群算法; 多目标优化

中图分类号: TM714 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)02-0213-05

Multiojective Reactive Power Optimization in Power System

WANG Yun, ZHANG Fusheng, CHEN Jianbin, DUAN Guanghui
(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Based on the traditional model of reactive power optimization, index of static voltage stability is introduced and a model of multiojective reactive power optimization is established, where the active power loss minimization, static voltage stability margin maximization and high voltage quality are taken into account, and improved multiojective particle swarm optimization algorithm based on Pareto conception is chosen to solve multiojective reactive power optimization problem for IEEE 30 bus system. The simulated results show that the model is able to heighten power system voltage stability during the economical operation, and validity of the established model and effectiveness of the proposed algorithm are verified.

Keywords: reactive power optimization; particle swarm optimization algorithm; multiojective optimization

电力系统无功优化是保证系统安全、经济运行的有效手段, 是提高电力系统电压质量的重要措施之一. 传统的无功优化模型主要考虑有功网损最小的经济性目标, 对电压稳定性考虑不足. 鉴于无功的合理优化与电网电压的稳定有着紧密的联系, 本文在传统无功优化模型的基础上, 引入了静态电压稳定性指标, 建立了综合考虑系统有功网损最小、静态电压稳定裕度最大和电压水平最好的多目标无功优化模型.

传统的多目标优化问题的求解方法是将其转化为单目标问题, 然而各目标单位不一致, 不易直接作比较, 且加权值的分配往往带有较大的主观性. 本文

研究了基于 Pareto 最优概念的多目标粒子群算法, 并针对其特点进行了一些改进, 将其应用到电力系统多目标无功优化问题的求解中, 对 IEEE30 节点系统的计算取得了较好的结果.

1 电力系统多目标无功优化模型

1.1 静态电压稳定裕度

电力系统无功优化中对电压稳定的考虑主要关心当前电力系统运行点离电压崩溃点还有多远, 即系统的静态电压稳定裕度, 因此采用静态电压分析方法. 考虑到优化速度的要求, 本文选择了计算较简单的奇异值分解方法, 通过计算收敛潮流方程雅可

比矩阵的奇异值来得到系统的静态电压稳定裕度。在直角坐标形式下,潮流方程的修正形式为

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{Pe} & J_{Pf} \\ J_{Qe} & J_{Qf} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta e \\ \Delta f \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} J_{Pe} & J_{Pf} \\ J_{Qe} & J_{Qf} \end{bmatrix} = J \in R^{m \times m} \quad m = 2(n-1) \quad (2)$$

式中: ΔP 为节点有功功率偏差; ΔQ 为节点无功功率偏差; Δe 为节点电压的实部; Δf 为节点电压的虚部; J 为潮流方程的雅可比矩阵; n 为系统节点数。

对雅可比矩阵 J 进行奇异值分解,得

$$J = UBV^T = \sum_{i=1}^m u_i \delta_i v_i^T \quad (3)$$

式中: U 、 V 均为 m 阶正交矩阵; u_i 为矩阵 U 的左奇异向量; v_i 为矩阵 V 的右奇异向量; B 为以奇异值 δ_i ($\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_m \geq 0$)为对角元素的对角矩阵。

将式(3)代入式(1),得

$$\begin{bmatrix} \Delta e \\ \Delta f \end{bmatrix} = J^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = (UBV^T)^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = VB^{-1}U \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} \quad (4)$$

在正常运行状况下, J 非奇异,最小奇异值 $\delta_{\min} = \delta_m \geq 0$ 。当系统由正常工作点向稳定极限过渡时,其收敛潮流对应的雅可比矩阵 J 则向奇异的方向变化。当系统电压达到静态稳定极限的临界点时, J 奇异,最小奇异值 $\delta_{\min} = \delta_m = 0$ 。可见, $\delta_{\min}$ 反映了雅可比矩阵 J 接近奇异的程度,是系统工作点到临界点之间的距离度量,因此可作为系统静态电压稳定裕度的指标^[1]。

1.2 多目标无功优化模型

本文建立的多目标无功优化模型主要考虑以下几个方面的目标。

(1)有功网损最小。从经济性角度出发,考虑有功网损最小

$$\min f_1 = P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^N G_k(i,j) [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\theta_i - \theta_j)] \quad (5)$$

式中: N 为系统支路数; $G_k(i,j)$ 为线路 ij 的电导; V_i 、 θ_i 为 i 节点电压幅值和相角。

(2)电压水平最好(即电压偏移最小)。选择电压与指定电压的偏差作为目标函数之一,力求使电压保持在满意的水平上

$$\min f_2 = \Delta V = \sum_{i=1}^{N_D} \left(\frac{V_i - V_i^{\text{spec}}}{\Delta V_i^{\text{max}}} \right)^2 \quad (6)$$

式中: N_D 为系统负荷节点数; ΔV_i^{max} 为负荷节点 i 允许的最大电压偏差, $\Delta V_i^{\text{max}} = V_i^{\text{max}} - V_i^{\text{min}}$; V_i^{spec} 为负荷

节点 i 的期望电压幅值,通常取 $V_i^{\text{spec}} = (V_i^{\text{max}} + V_i^{\text{min}})/2$ 。

(3)系统的静态电压稳定裕度最大。以系统收敛潮流雅可比矩阵的最小奇异值 $\delta_{\min}$ 作为系统静态电压稳定裕度的指标, $\delta_{\min}$ 越大则表示系统的稳定裕度越高。为了使各目标函数具有统一的最小化形式,对 $\delta_{\min}$ 取倒数,将静态电压稳定裕度最大转化为最小化函数形式

$$\min f_3 = 1/\delta_{\min} \quad (7)$$

本文建立的多目标无功优化模型为

$$\min f_1 = P_{\text{loss}}; \quad \min f_2 = \Delta V; \quad \min f_3 = 1/\delta_{\min} \quad (8)$$

该模型的约束条件为

$$\text{s. t. } L(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = 0; \quad G(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq 0 \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为优化的状态变量; $\mathbf{u}$ 为优化的控制变量。等式约束 $L(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = 0$ 为系统的有功功率和无功功率潮流平衡方程,不等式约束包括控制变量约束和状态变量约束,分别如下

$$\left. \begin{aligned} P_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) &= 0 \\ Q_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

$$\left. \begin{aligned} V_{G\min} &\leq V_{Gi} \leq V_{G\max} & i &= 1, 2, \dots, N_G \\ T_{j\min} &\leq T_j \leq T_{j\max} & j &= 1, 2, \dots, N_T \\ C_{k\max} &\leq C_k \leq C_{k\max} & k &= 1, 2, \dots, N_C \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

$$\left. \begin{aligned} V_{i\min} &\leq V_i \leq V_{i\max} & i &= 1, 2, \dots, N_D \\ Q_{Gj\min} &\leq Q_{Gj} \leq Q_{Gj\max} & j &= 1, 2, \dots, N_G \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: N_G 为系统中发电机节点数; N_T 为可调节变压器数; N_C 为补偿电容器个数; V_{Gi} 为第 i 台发电机的端电压; T_j 为第 j 台变压器的变比; C_k 为第 k 个可投切位置的电容器补偿容量; Q_{Gj} 为第 j 台发电机的无功出力。

2 多目标粒子群算法及其改进

2.1 粒子群算法简介^[2]

在 d 维搜索空间,粒子的群体规模为 N ,则第 i ($i=1, 2, \dots, N$)个粒子的位置可表示为 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id})$,速度可表示为 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id})$,该粒子所经历过的个体最优位置表示为 $p_{\text{best}i} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,整个群体所经历的最优位置用

$g_{\text{best}}=(g_1, g_2, \dots, g_d)$ 表示. 每个粒子根据以下公式更新自己的速度和位置

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \omega \mathbf{V}_i^k + C_1 \text{rand}()(\mathbf{p}_{\text{best}i} - \mathbf{X}_i^k) + C_2 \text{rand}()(\mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{X}_i^k) \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (14)$$

式中: k 为迭代次数; $\mathbf{V}_i^k$ 和 $\mathbf{V}_i^{k+1}$ 分别为第 i 个粒子第 k 次和第 $k+1$ 次迭代的速度向量; $\mathbf{X}_i^k$ 和 $\mathbf{X}_i^{k+1}$ 分别为第 i 个粒子第 k 次和第 $k+1$ 次迭代的位置向量; ω 为惯性权重; $\text{rand}()$ 为 $(0, 1)$ 区间内产生的随机数; C_1 、 C_2 为学习因子, 均为非负常量.

2.2 多目标优化问题基本概念

2.2.1 多目标优化问题 多目标优化问题通常包括一个含有 n 个决策变量的集合, 一个 k 个目标函数的集合, 一个 m 个约束的集合, 目标函数和约束条件都是决策变量的函数, 描述如下

$$\begin{aligned} \max/\min y &= \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})\} \\ \text{s. t. } \mathbf{x} \in \mathbf{S} &= \{\mathbf{x} \mid g_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad (i = 1, 2, \dots, m)\} \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为 n 维决策变量, $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$; $\mathbf{y}$ 为目标向量; $g_i(\mathbf{x})$ 为第 i 个约束条件; $\mathbf{S}$ 为决策变量的可行域. 本文中都以最小化目标函数进行说明.

2.2.2 Pareto 支配关系 对于两个决策变量 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{v}$, 且 $\mathbf{u} \in \mathbf{S}, \mathbf{v} \in \mathbf{S}$, 若满足

$$\begin{aligned} \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \quad f_i(\mathbf{u}) \leq f_i(\mathbf{v}) \\ \exists i \in \{1, 2, \dots, k\} \quad f_i(\mathbf{u}) < f_i(\mathbf{v}) \end{aligned} \quad (16)$$

则称决策变量 $\mathbf{u}$ 支配 $\mathbf{v}$, 或 $\mathbf{v}$ 被 $\mathbf{u}$ 支配, 记为 $\mathbf{u} > \mathbf{v}$. 此时称 $\mathbf{u}$ 为非支配的, $\mathbf{v}$ 为被支配的. 若 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{v}$ 之间不存在支配关系, 则称 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{v}$ 无支配关系.

2.2.3 Pareto 最优解 对于多目标优化问题的一个可行解 $\mathbf{x}^* \in \mathbf{S}$, 当且仅当 $\mathbf{S}$ 中不存在 $\mathbf{x}$, 使 $\mathbf{x} > \mathbf{x}^*$, 即 $\mathbf{x}^*$ 是可行域 $\mathbf{S}$ 的非支配个体, 则称 $\mathbf{x}^*$ 为多目标优化问题的 Pareto 最优解.

2.2.4 Pareto 最优解集 对于一个给定的多目标优化问题, 它的所有 Pareto 最优解构成 Pareto 最优解集, 也就是全局最优解集, 记作 $\mathbf{P}^*$.

2.3 改进的多目标粒子群算法

本文借鉴多目标进化算法^[3]的有效策略, 将粒子群算法应用到多目标优化问题的求解中, 得到了基于 Pareto 最优概念的多目标粒子群算法. 其主要思想是: 构造非支配集, 并通过迭代使非支配解集不断逼近 Pareto 最优解集, 最终达到优化目的, 具体改进方法如下.

(1) 用快速非支配排序法求解非支配解集. 使用

了一种基于快速排序的构造非支配集的算法, 该算法每一次循环都从种群中选择一个个体 i (一般选择第一个个体), 种群中其他个体依次与 i 进行比较. 通过一趟比较将种群划分为两部分, 种群的后半部分是被 i 支配的个体, 前半部分是支配 i 或者与 i 不相关的个体, 若 i 不被其他任何一个个体支配, 则将 i 并入到非支配集, 接着再对前半部分重复上述过程, 直到前半部分为空. 该算法的时间复杂度优于改进的非支配遗传算法^[3].

(2) 采用精英归档技术. 本文用一个独立于进化过程的外部集合——精英集, 保存迭代中搜索到的非支配最优解, 并迭代作为粒子群中每个粒子的全局极值的候选集合, 最终外部精英集保留的解集就是算法求解的结果.

基于支配关系对精英集进行更新: 若非支配集中的粒子被精英集中的粒子所支配, 则该粒子不进入精英集; 若非支配集中的粒子支配精英集中的某些粒子, 则剔除精英集中那些被支配的粒子, 并将非支配集中的粒子加入到精英集中; 若非支配集中这个粒子与精英集中的所有粒子均无支配关系, 则将该粒子加入到精英集中.

(3) 采用拥挤度算子维持精英集的容量. 精英集的大小是有限的, 本文采用了拥挤距离作为多余粒子的取舍根据. 拥挤度是指种群中给定个体周围的个体密度, 直观上可用拥挤距离的大小表示. 在 k 维目标空间中, 取个体 i 沿着每个目标的两边相邻个体之间的水平距离, 并将 k 个这样的水平距离相加作为个体 i 的拥挤距离 d_i .

个体的拥挤距离大则说明个体分布的较分散, 个体的多样性好. 为了保持精英集中个体的多样性, 避免最优解过于集中近似, 本文保留拥挤距离较大的粒子, 剔除拥挤距离较小的粒子, 从而维持精英集的容量.

3 多目标无功优化的求解

3.1 求解中的关键环节

3.1.1 控制变量编码 无功优化的控制变量中, 发电机节点电压连续可调是连续控制变量, 采用实数编码. 变压器分接头位置和补偿电容器投切组数都有档位的限制, 是离散变量, 采用整数编码. 3 种控制变量的混合编码形式如下

$$\begin{aligned} \mathbf{X} = [\mathbf{V}_G \mid \mathbf{T} \mid \mathbf{C}] = [V_{G1}, \dots, V_{Gt}, \dots, \\ V_{GN_G} \mid T_1, \dots, T_t, \dots, T_{N_T} \mid C_1, \dots, C_t, \dots, C_{N_C}] \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为混和编码的粒子个体; V_{Gi} 为第 i 个发电机的节点电压; T_i 为第 i 个有载调压变压器的分接头位置; C_i 为第 i 个无功补偿点的补偿容量。

3.1.2 离散变量的处理 本文通过映射编码和取整的方法对离散变量进行处理。例如, 对于一个变比调节范围在 $\{T_{j\min}, T_{j\max}\}$ 之间、共有 l 个档位分接头的变压器, 其调节步长为

$$T_{\text{step}} = (T_{j\max} - T_{j\min}) / (l - 1) \quad (18)$$

假设其对应第 j 维控制变量 $X[j]$, 则令 $X[j]$ 的取值范围等于分接头的档数, 即 $1 \leq X[j] \leq l$ 。变量在该范围内初始化, 其取值为 $[1, l]$ 之间的整数, 速度和位置更新后, 按

$$T_j = T_{j\min} + [X[j] - 1]T_{\text{step}} \quad (19)$$

将 $X[j]$ 转化为相应的变比值带入目标函数进行计算, 其中 $[\cdot]$ 表示取整。电容器投切组数的离散变量处理方法与此类似。

3.1.3 约束条件的处理 若运行状态合理、潮流计算收敛, 则等式约束中的功率平衡条件式(10)可满足。若潮流不收敛, 则将此个体对各个目标函数的适应值都指定为一个较大值 $f_{\max}$, 使其在最小化寻优的过程中无法占优。控制变量的各维变量都在其限制范围内初始化, 在更新每一维变量的速度和位置时均被限制在其允许范围内, 因此不等式约束中的控制变量约束式(11)也能被满足。真正需要考虑的约束条件是状态变量的约束条件式(12)。本文将该约束转化为一个罚函数, 并将其作为一个最小化目标加入到无功优化的目标函数中

$$\left. \begin{aligned} \min f_1 &= P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^N G_k(i, j) [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\theta_i - \theta_j)] \\ \min f_2 &= \Delta V = \sum_{i=1}^n \left(\frac{V_i - V_i^{\text{spec}}}{\Delta V_i^{\text{max}}} \right)^2 \\ \max f_3 &= \delta_{\min} \\ \min f_4 &= \lambda_1 \sum_{i=1}^{N_D} \left(\frac{V_i - V_{i\lim}}{V_{i\max} - V_{i\min}} \right)^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^{N_G} \left(\frac{Q_i - Q_{i\lim}}{Q_{i\max} - Q_{i\min}} \right)^2 \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

式中: λ_1 为节点电压幅值越限项的罚因子; λ_2 为发电机无功出力越限项的罚因子; $V_{i\lim}$ 、 $Q_{i\lim}$ 的定义为

$$V_{i\lim} = \begin{cases} V_{i\max} & V_i > V_{i\max} \\ V_{i\min} & V_i < V_{i\min} \\ V_i & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

$$Q_{i\lim} = \begin{cases} Q_{i\max} & Q_i > Q_{i\max} \\ Q_{i\min} & Q_i < Q_{i\min} \\ Q_i & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

3.2 计算步骤

利用多目标粒子群算法求解多目标无功优化问题的计算步骤如下:

(1) 读入原始数据, 包括电力系统数据和算法参数数据;

(2) 迭代次数 $t=0$, 在控制变量约束范围内, 随机初始化粒子群, 每个粒子的个体极值和全局极值均为初始位置, 精英集设置为空;

(3) 根据粒子编码的控制变量值, 对整个系统进行潮流计算, 并由此计算出每个粒子所代表的优化方案下系统的有功网损、电压偏移、静态电压稳定裕度和惩罚项这 4 个目标函数的适应值;

(4) 根据 Pareto 支配概念, 比较粒子的优劣, 并按照快速排序法构造粒子群的非支配解集, 寻找每次迭代中出现的最优解;

(5) 计算非支配解集中各粒子的拥挤度距离;

(6) 按照 Pareto 支配关系中的比较关系更新精英集, 同时结合各粒子拥挤度距离控制精英集的大小;

(7) 更新粒子的个体极值和全局极值;

(8) 更新粒子的速度和位置, 即更新各控制变量的值, 重新构造优化方案;

(9) 判断是否满足结束准则, 达到最大允许迭代次数或若最优解对应的目标函数值在给定的迭代步数内改变量小于给定值时, 停止优化并输出结果, 否则迭代次数 $t=t+1$, 返回步骤(3)。

4 算例分析

以 IEEE30 节点系统为算例进行计算分析。网络结构如图 1 所示, 该系统共有 30 个节点, 41 条支

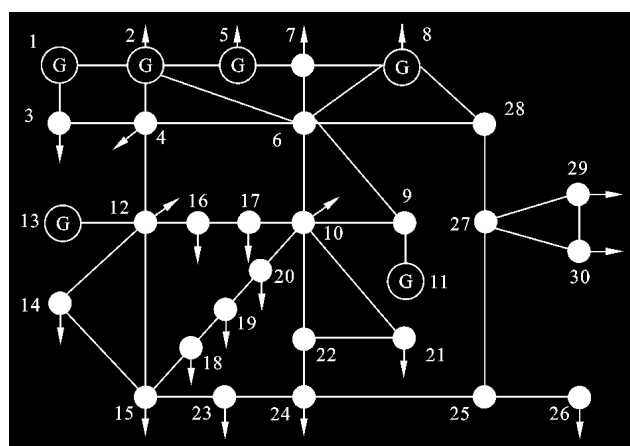


图1 IEEE30节点系统结构图

路,21个负荷节点,包含6台发电机,4条可调变压器支路,并有2个电容器无功功率补偿节点(节点10和24)。系统支路数据和变量约束见文献[4]。

算法参数设置如下:种群大小为50,最大迭代次数为100,精英集大小为50,粒子群算法中的常数 $C_1=C_2=2$ 。重复实验50次,最终得到一组 Pareto 支配概念下的最优解。根据计算50次中最优解出现的概率选取其中3个出现最频繁的解,分别对应3种优化方案,统计其结果并与优化前状态进行比较,如表1所示(表中数据均为标么值)。

优化前,发电机节点1无功出力越下限,发电机8节点无功出力越上限,共有13个节点电压越下限,其中节点30的电压最低,只有0.9162。

经过优化,系统的节点电压越限和发电机无功

表1 IEEE30节点系统无功优化前后的结果

	优化前	优化方案		
		1	2	3
有功网损	0.059 9	0.050 9	0.049 2	0.047 5
静态电压稳定裕度	0.236 0	0.249 1	0.244 0	0.245 2
电压偏移	6.267 0	2.544 0	2.457 0	3.274 0
电压越限节点数	13	0	0	0
无功越限节点数	2	0	0	0

出力越限都得到了纠正,优化结果均满足所有运行约束条件。同时,系统的有功网损均有所降低,静态电压稳定裕度都有所提高,电压水平方面也都有不同程度的改善。本文所得的解优于文献[5]中的结果,验证了本文多目标无功优化模型可以实现无功优化中对经济性和稳定性两方面的要求。

这些解的优化侧重点有所不同:优化方案1的有功网损最大,电压稳定裕度最大,但是电压偏移较大;优化方案2的有功网损适中,电压偏移最小,但是电压稳定裕度最小;优化方案3的有功网损最小,电压稳定裕度适中,但电压偏移最大。这些解为问题提供了足够的解决方案,最后由决策者根据经验或喜好对其进行选择。本例中,如果对系统运行的经济

性要求最高,优化方案3是最佳选择,如果对系统稳定运行更加重视,可选择优化方案1,如果对电压水平要求较高,优化方案2比较合适。

5 结 论

研究电力系统无功优化问题时应考虑电压稳定问题,这对于提高系统的静态电压稳定裕度、预防电压失稳具有现实意义。用IEEE30节点系统作为算例,计算结果表明,基于本文模型的无功优化结果可以同时降低系统有功网损,提高系统静态电压稳定性并改善电压水平。

基于多目标粒子群算法对无功优化问题的求解,在目标空间进行全面搜索,得到了一组 Pareto 最优解,这些解由于对各个目标函数的侧重点不同,不具有绝对最优性,对于优化方案的最后选择提供了更多的有效参考。

参考文献:

- [1] 冯治鸿,刘取,倪以信,等.多机电力系统电压稳定性分析-奇异值分解法[J].中国电机工程学报,1992,12(3):10-18.
FENG Zhihong, LIU Qu, NI Yixin, et al. Analysis of steady-state voltage stability in multimachine power systems by singular value decomposition method [J]. Proceeding of the CSEE, 1992, 12(3): 10-18.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [3] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [4] 张伯明,陈寿孙.高等电力网络分析[M].北京:清华大学出版社,1996.
- [5] 娄素华,李研,吴耀武,等.多目标电网无功优化的量子遗传算法[J].高电压技术,2005,31(9):69-71.
LOU Suhua, LI Yan, WU Yaowu, et al. Multi-objective reactive power optimization using quantum genetic algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(9): 69-71.

(编辑 杜秀杰)