

用于配电网多目标无功优化的改进粒子群优化算法

李晓利, 高金峰

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:针对配电网多目标无功优化的应用需求以及优化算法存在的收敛性和多样性问题,基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法,提出一种应用于多目标无功优化的改进粒子群优化算法。该算法在全局外部档案更新过程中引入冗余集策略,避免迭代过程中陷入局部最优解。将算法应用于配电网无功优化中时,采用离散变量取整方法,加快算法的收敛速度。建立网损、电压偏差及无功补偿装置投资最小的配电网多目标无功优化模型,并以 IEEE 33 节点配电网为算例进行仿真,结果表明改进后的算法兼顾了优化的收敛性和多样性,能够在不同的优化要求下得到有效的无功优化方案。

关键词:配电网;无功优化;优化算法;多目标粒子群优化算法;冗余集

中图分类号:TM 744

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.01.016

0 引言

配电网无功优化是一个多变量、多目标、多约束的非线性规划问题^[1]。针对该问题,国内外学者进行了大量研究,也取得了一些进展。文献[2]仅以配电网有功网损最小建立单目标优化模型,不能有效满足现有无功优化的需求。对于含分布式电源(DG)的多目标优化问题,可以通过模糊理论、权重法等将多目标问题转化为单目标优化问题进行求解,如文献[3]采用模糊聚类理论和学习自动机法将多目标问题转化为单目标问题,虽然充分考虑了多个目标的优化,但是其本质上还是单目标优化的方法。对于单一目标函数不能准确反映优化结果的问题,文献[4]以无功补偿装置的单位投资收益最大、有功损耗最小、电压偏差最小为目标,构建了多目标无功优化模型。

在优化算法上,传统的线性规划法、非线性规划法、牛顿法和内点法等算法对求解含有离散变量的多目标问题存在一定的局限性。近年来,遗传算法、粒子群优化(PSO)算法、禁忌搜索算法、免疫算法、模拟退火算法等智能优化算法的出现弥补了传统算法的缺点,并在无功优化领域中得到了广泛运用。文献[5]提出一种适用于油田区域配电网的无功优化模型,并用差分进化算法进行求解;文献[6]提出用小生境多目标粒子群优化算法求解微电网运营管理优化模型;文献[7]提出改进自适应多目标粒子群优化算法对配电网无功优化模型进行求解;文献[8]建立高维多目标无功优化模型,并用基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法进行求解。

本文综合考虑系统的经济性、稳定性、安全性等方面的问题,建立含有网损、电压偏差和无功补偿装置投资 3 个目标函数的多目标无功优化模型。通过对无功优化模型中的离散变量进行取整处理,提出

一种基于 Pareto 熵的多目标粒子群的改进优化算法。使用 C 语言编写优化算法程序,通过 IEEE 33 节点系统的分析计算,表明该算法具有较好的全局搜索能力和收敛性,并能得到兼顾多个目标函数的无功优化方案。

1 多目标优化

1.1 多目标优化问题的数学描述

多目标优化问题^[10] MOP (Multi-objective Optimization Problem) 也可以称为多标准优化问题,不失一般性,最小化多目标优化问题可表示为:

$$\begin{cases} \min \mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_M(\mathbf{x}))^T \\ \text{s.t. } g_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, p \\ h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, q \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in \mathbf{X} \subset \mathbf{R}^n$ 为 n 维决策变量向量, \mathbf{X} 为 n 维决策空间; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M] \in \mathbf{Y} \subset \mathbf{R}^M$ 为 M 维目标函数向量, \mathbf{Y} 为 M 维目标空间; $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ 中的 M 个目标函数定义了 M 个映射函数,将决策空间映射到目标空间; $g_i(\mathbf{x}) \leq 0 (i = 1, 2, \dots, p)$ 定义了 p 个不等式约束; $h_j(\mathbf{x}) = 0 (j = 1, 2, \dots, q)$ 定义了 q 个等式约束。上式可表示一个具有 n 个决策变量、 M 个目标函数的多目标优化问题。

1.2 多目标优化相关的定义

在多目标优化中,大多数目标函数之间是相互冲突的,不可能同时达到所有目标函数最小值或最大值。因此,多目标优化问题就需要在多个目标函数之间进行权衡,使得任何一个函数值都能在保证其他所有函数值不继续劣化的条件下得到一组优化解,即 Pareto 解,下面是关于多目标优化的相关定义。

定义 1(可行解) 对于任意一个 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$,若 \mathbf{x} 满足式(1)中的等式约束 $h_j(\mathbf{x}) = 0 (j = 1, 2, \dots, q)$ 和不等式约束 $g_i(\mathbf{x}) \leq 0 (i = 1, 2, \dots, p)$,则称 \mathbf{x} 为可

行解。

定义 2(Pareto 占优) 若对于任意的 2 个向量 $\mathbf{x}^*, \mathbf{x} \in X_f$, 有且仅有式(2)成立, 则称 \mathbf{x}^* 占优 \mathbf{x} , 或者 \mathbf{x} 被 \mathbf{x}^* 占优, 记作 $\mathbf{x}^* > \mathbf{x}$, 其中 X_f 为多目标优化问题整个可行解集。

$$\begin{aligned} f_k(\mathbf{x}^*) &\leq f_k(\mathbf{x}) \quad \forall k=1,2,\dots,M \\ f_i(\mathbf{x}^*) &< f_i(\mathbf{x}) \quad \wedge \exists t=1,2,\dots,M \end{aligned} \quad (2)$$

定义 3(Pareto 最优解) 如果在某一集中不存在任何其他解 \mathbf{x}^* 可以支配 \mathbf{x} , 则 \mathbf{x} 为该集中的 Pareto 非支配解(简称非支配解); 如果 \mathbf{x} 为多目标优化问题整个可行解集 X_f 中的非支配解, 则称 \mathbf{x} 为该问题的 Pareto 最优解。

1.3 配电网多目标优化模型

1.3.1 建模思路

本文从配电网运行的经济性、安全性、稳定性等方面考虑, 建立以网损、电压偏差及无功补偿装置投资为目标的优化模型。另外, 考虑到大量分布式电源接入配电网, 本文以 PQ 型分布式电源为例, 建立含分布式电源的配电网无功优化模型。

1.3.2 目标函数

a. 网损。在配电网中, 网损虽然不能消除, 但可以使其减小, 从而可以保护线路, 改善电压水平, 并带来经济性和环境效益等, 所以将网损最小作为优化的一个目标函数。

$$\min f_1 = \min P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^{m_1} G_{k(i,j)} (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (3)$$

其中, U_i 和 U_j 分别为节点 i 和节点 j 的电压幅值; $G_{k(i,j)}$ 和 θ_{ij} 分别为节点 i 和节点 j 之间的电导和相位差; m_1 为支路总数。

b. 电压偏差。负荷的不断变化使得系统的电压稳定性降低, 可能会引起网络电压崩溃的问题。另外, 分布式电源的接入也会影响网络电压的分布。因此, 从配电网的稳定运行方面考虑, 将节点电压偏差最小作为优化的目标函数。

$$\min f_2 = \min U_{\text{ad}} = \sum_{j=1}^n \frac{|U_j - U_j^{\text{spec}}|}{\Delta U_j^{\text{spec}}} \quad (4)$$

其中, n 为节点总数; U_j^{spec} 为节点 j 电压期望值; ΔU_j^{spec} 为节点 j 电压最大偏差。

c. 无功补偿装置投资。从经济性方面考虑, 减少无功补偿设备的投入成本有利于系统的经济运行。无功补偿设备投资最省也就是无功补偿容量最小。在本文中, 以无功补偿装置投入系统的容量表示无功投资最省, 即将无功补偿容量最小作为优化的一个目标函数。

$$\min f_3 = \min P_{\text{invest}} = C_{\text{CAPS}} \sum_{i=1}^{N_c} |Q_{Ci}| \quad (5)$$

其中, N_c 为无功补偿节点数; Q_{Ci} 为节点 i 实际投入的无功补偿容量; C_{CAPS} 为单位容量投资, 当 $C_{\text{CAPS}} = 1$ 时, 表示无功补偿容量最小, 在本文的算法求解中使得 $C_{\text{CAPS}} = 1$ 。

1.3.3 约束条件

为了确保电网电能质量、配电网络的安全性和经济性, 变量必须要满足一定的约束条件。这些约束可分为等式约束和不等式约束。

a. 等式约束。负荷节点电压必须满足有功和无功功率的平衡, 即潮流约束平衡:

$$P_{Gi} - P_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (6)$$

$$Q_{Gi} + Q_{Ci} - Q_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (7)$$

其中, P_{Gi} 和 Q_{Gi} 分别为发电机注入的有功和无功功率, 包括分布式电源提供的有功功率; P_{Li} 和 Q_{Li} 分别为负荷消耗的有功和无功功率; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 和节点 j 之间的电导、电纳。

b. 不等式约束。变量的范围约束包括控制变量和状态变量。

状态变量约束: 即是电压幅值约束, 电压幅值超限可能引起网络运行不稳定, 这是对所有的节点电压都应有约束。

$$U_{L\text{imin}} \leq U_{Li} \leq U_{L\text{imax}} \quad i=1,2,\dots,n \quad (8)$$

其中, U_{Li} 为节点 i 的电压; max 和 min 分别表示最大和最小值。

控制变量约束: 分布式电源和无功补偿装置的无功出力都不能超过规定的无功范围。

$$\begin{cases} Q_{\text{DGjmin}} \leq Q_{\text{DGj}} \leq Q_{\text{DGjmax}} & j=1,2,\dots,N_{\text{DG}} \\ Q_{\text{Ckmin}} \leq Q_{\text{Ck}} \leq Q_{\text{Ckmax}} & k=1,2,\dots,N_c \end{cases} \quad (9)$$

其中, Q_{DGj} 为分布式电源 j 提供的无功功率; Q_{Ck} 为无功补偿设备 k 的容量; N_{DG} 为接入配电网的分布式电源的数目。

2 改进多目标粒子群优化算法

2.1 基本粒子群优化算法

在粒子群优化算法中, 每个无质量的粒子 i 都代表所求解问题的一个解, 它可以由速度向量 \mathbf{v}_i 和位置向量 \mathbf{s}_i 来表示, 通过种群中个体的交互作用更新粒子的速度和位置, 以寻求复杂问题的优化解。优化过程中, 粒子 i 的速度和位置根据下面的公式进行更新:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_i(t+1) = w\mathbf{v}_i(t) + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i - \mathbf{s}_i(t)) + c_2 r_2 (\mathbf{g}_p - \mathbf{s}_i(t)) \\ \mathbf{s}_i(t+1) = \mathbf{s}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \end{cases} \quad (10)$$

其中, t 表示当前的迭代次数; $w, c_1, c_2 \geq 0$, w 为权重

系数, C_1, C_2 为加速系数; r_1 和 r_2 为在 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; p_i 为第 i 个粒子的个体最优解; g_p 为整个群体的全局最优解。

2.2 多目标粒子群优化算法

2.2.1 基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法简介

针对多目标无功优化模型,对现有的多目标无功优化算法进行改进。文献[11]给出一种基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法,简称 PMOPSO 算法,该算法为保证在求解 Pareto 最优解时的多样性和收敛性,使用目标空间坐标变换的概念将近似 Pareto 前端映射到平行格坐标系统(PCCS)的二维网格中。PMOPSO 算法在多目标优化测试函数中具有良好的性能。

为避免 PMOPSO 算法优化时陷入局部最优解,加快全局最优解的收敛速度,在外部档案更新中引入冗余集策略,并为了求解本文所提的配电网多目标无功优化模型,采用离散变量取整的方法处理优化模型中的离散变量。将该改进算法简称为 GMOPSO 算法。下面是 GMOPSO 算法的相关操作,其他具体概念和理论详见文献[11]。

2.2.2 Pareto 熵及进化状态检测

a. 坐标变换。采用平行格坐标系统,将外部档案中的多维 Pareto 前端转化到二维平面,并将 Pareto 解的笛卡尔坐标转换成整数数值坐标,从而转换成一张二维平面网格图。坐标变换公式如下:

$$L_{k,m} = \left\lceil K \frac{f_{k,m} - f_m^{\min}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right\rceil \quad (11)$$

其中, $f_{k,m}$ 为 Pareto 最优解集中第 k 个非占优解对应的第 m 个目标值; $L_{k,m}$ 为最优解转换到二维平面网格中的坐标; $\lceil x \rceil$ 表示向上取整函数,返回不小于 x 的最小整数; $k = 1, 2, \dots, K$, K 为在当前迭代中外部档案的最优解个数; $m = 1, 2, \dots, M$, M 为待优化的目标个数; $f_m^{\max} = \max_k f_{k,m}$ 和 $f_m^{\min} = \min_k f_{k,m}$ 分别为当前 Pareto 前端上第 m 个目标的最大值和最小值,当 $f_{k,m} = f_m^{\min}$ 时,令 $L_{k,m} = 1$ 。

b. Pareto 熵与差熵。外部档案中的 Pareto 最优解经过坐标变换后,可以用熵度量近似 Pareto 前端的分布均匀性,表达当前种群的多样性特征,并用差熵表示近似 Pareto 前端在相邻迭代时刻的熵的变化。差熵越大,意味着近似 Pareto 前端重新分布的范围越大;差熵越小,近似 Pareto 前端重新分布的范围越小,这是因为在外部档案维护过程中,质量更好(如个体密度较小)的新解替换了质量较差(个体密度较大)的旧解而引起个别格坐标分量的重新分布。

在第 t 次迭代过程中, Pareto 熵表示为:

$$E(t) = - \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \frac{C_{k,m}(t)}{KM} \lg \frac{C_{k,m}(t)}{KM} \quad (12)$$

其中, $C_{k,m}(t)$ 为近似 Pareto 前端被映射到 PCCS 后落在第 k 行第 m 列的格子中的格坐标分量的个数。

差熵可以表示为:

$$\Delta E(t) = E(t) - E(t-1) \quad (13)$$

2.2.3 算法改进

a. 在全局外部档案的更新中,为了避免算法在优化过程中陷入局部最优,提出外部档案冗余集机制^[12]。先将全局外部档案根据粒子个体密度排序,随机选择一定数量 R_s 个精英粒子,将这些精英粒子放入冗余集中,并对其进行变异。变异过程可采用以下变异公式:

$$x_d(t) = x_d(t-1) + \lambda(x_d^{\max} - x_d^{\min}) \quad (14)$$

$$\lambda = \begin{cases} (2r)^{\frac{1}{\mu+1}} - 1 & r < 0.5 \\ 1 - [2(1-r)]^{\frac{1}{\mu+1}} & r \geq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

$$V = e^{-\frac{1}{D} \sum_{i=1}^N \frac{v_i}{N} + 0.5} \quad (16)$$

其中, N 为种群个数; D 为决策变量的维数; $R_s = \alpha K$, 一般取 $\alpha = 0.5$; r 为 $[0, 1]$ 上的随机数; μ 为变异分布指数; λ 为变异因子; x_d 为选择的精英粒子的随机被选中的第 d 维决策变量; x_d^{\max} 和 x_d^{\min} 分别为第 d 维决策变量的最大值和最小值; V 为种群速度, V_{\lim} 为种群速度的界限值,本文根据实验观察令 $V_{\lim} = 1.45$ 。

根据式(14)和式(15)对冗余集中的粒子进行变异,若种群速度 $V < V_{\lim}$,在变异后的冗余集中随机选择 R ($R \leq 5$) 个粒子替代种群中个体密度最大的 R 个粒子,最后根据外部档案维护策略更新全局外部档案。

b. 离散变量取整。由于在配电网无功优化中部分控制变量是离散的,引入离散变量取整方法可以使得 GMOPSO 算法在无功优化的应用中更加有效。虽然现在配电网使用较多的静止同步补偿器(STATCOM)和静止无功补偿器(SVC)设备具有连续无功补偿能力,但是使用补偿电容器进行补偿时,无功补偿装置提供的无功补偿容量可以是离散的。对于连续无功补偿设备,在算法中的处理方式与分布式电源的无功出力的处理方式一致。对于可能出现的离散无功补偿容量,则可以将这些补偿容量以组数的形式表示,每一组代表的无功容量相同,记为 V_p 。若无功补偿装置一共有 n_n 组,则初始化无功补偿容量为:

$$k_k = \text{RandomInt}(1, n_n) \quad (17)$$

$$Q_c^{(0)} = k_k V_p \quad (18)$$

其中, k_k 为补偿装置的组数; $\text{RandomInt}(1, n_n)$ 表示随机选择 $[1, n_n]$ 之间的整数; $Q_c^{(0)}$ 为初始化时无功补偿容量。

若第 t 次迭代时无功补偿容量的变化量为

ΔQ_C , 则:

$$m_2 = \text{int}(\Delta Q_C / V_p) \quad (19)$$

$$Q_C^{(t)} = Q_C^{(t-1)} + m_2 V_p \quad (20)$$

其中, m_2 为第 t 次迭代时无功补偿装置需要变化的组数; $\text{int}(x)$ 表示取不大于 x 的整数; $Q_C^{(t)}$ 和 $Q_C^{(t-1)}$ 分别为第 t 次和第 $t-1$ 次迭代时无功补偿容量。

2.3 多目标粒子群优化算法流程

2.3.1 算法流程

将改进后的 GMOPSO 算法应用到无功优化中可以满足无功优化中多目标函数的要求, 本文中, 在 C 语言环境中编写多目标粒子群优化算法程序, 并设定算法种群规模 $N = 100$, 最大迭代次数 $T_{\max} = 200$, 无功优化的算法流程图如附录中图 A1 所示。

2.3.2 配电网无功优化的算法流程

针对本文中含分布式电源的配电网多目标无功优化模型, 具体的求解步骤如下。

a. 配电网系统参数设置及初始化。 设定算法种群规模 N 、最大迭代次数 T_{\max} 。根据分布式电源和无功补偿装置的无功功率的约束条件, 随机初始化种群 P 中个体的位置和初始速度。初始化个体最优 p_i 及个体外部档案 p_{Archive} , 令全局外部档案 $g_{\text{Archive}} = 0$, 迭代次数 $t = 0$ 。

b. 评估进化环境。 计算潮流, 求得粒子的目标函数值并确认种群 P 中的非支配解, 更新外部档案 g_{Archive} 。将 g_{Archive} 映射到 PCCS, 并根据式 (12) 和式 (13) 分别计算 g_{Archive} 的 Pareto 熵和差熵, 最后评估种群的进化状态。计算 g_{Archive} 中每个 Pareto 最优解的个体密度和格占优强度。

c. 自适应参数选择。 根据种群的进化状态, 分别计算当前粒子运动参数 $w(t)$ 、 $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 。

d. 更新种群。 根据上述计算的个体密度和格占优强度, 更新粒子的个体最优解 p_i 和全局最优解 g_p , 最后按照式 (10) 更新种群粒子的速度和位置。重新计算种群中粒子的目标函数值, 更新个体外部档案 p_{Archive} 和全局外部档案 g_{Archive} 。

e. 若满足结束条件, 则输出全局外部档案的 Pareto 最优解集, 即是一组无功优化方案, 决策者可根据需要选择相应解决方案。若不满足, 则 $t = t + 1$, 返回步骤 b。

3 算例分析

3.1 IEEE 33 节点系统参数配置

本文以 IEEE 33 节点配电网为例对算法进行验证。IEEE 33 节点系统三相功率的基准值为 $10 \text{ MV} \cdot \text{A}$, 线电压的基准值为 12.66 kV 。优化结果均采用标幺值表示。假设将分布式电源 DG_1 和 DG_2 分别接入节点 1 和节点 12, 每个分布式电源的有功出力均为 1 MW (0.1 p.u.); 无功出力的范围为 $-0.1 \sim$

0.5 Mvar ($-0.01 \sim 0.05 \text{ p.u.}$); 在节点 5 和节点 30 处分别安装无功补偿装置 C_1 和 C_2 , C_1 的容量为 $4 \times 0.15 \text{ Mvar}$, C_2 的容量为 $7 \times 0.15 \text{ Mvar}$, 无功补偿器的变化范围分别为 $0 \sim 0.06 \text{ p.u.}$ 、 $0 \sim 0.105 \text{ p.u.}$ 。根据电能质量的要求, 本文采用的节点电压的范围为 $0.93 \sim 1.07 \text{ p.u.}$ 。

在本文算法更新全局外部档案的步骤中, 引入节点越限的要求滤除不满足节点电压范围的优化方案。

其中, 接入分布式电源后未进行优化前, 即只考虑分布式电源的有功出力, 系统的网损和电压偏差分别为 $0.012 671 \text{ p.u.}$ 、 $9.477 3 \text{ p.u.}$ 。

3.2 算法优化性能分析

用本文所提出的 GMOPSO 算法求解多目标无功优化问题, 得到的 Pareto 最优前沿如图 1 所示, 图中前 3 幅图为将 Pareto 前沿投影到不同目标函数的二维平面图中的情况, 最后 1 幅图为三维平面内 3 个目标函数对应的 Pareto 最优前沿。从图中可以看出, 优化得到的 Pareto 前沿具有良好的多样性和均匀性, 即能够提供多样化的无功优化方案。

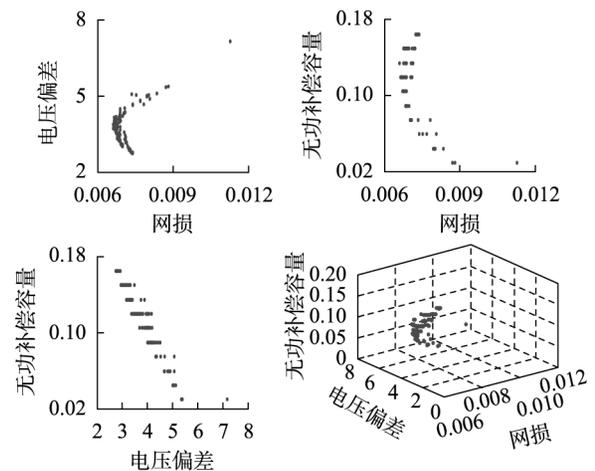


图 1 Pareto 最优前沿

Fig.1 Pareto optimal frontier

由于最优解集的数量较大, 限于篇幅, 本文只列出部分最优解以及对应的分布式电源和无功补偿设备提供的无功容量。按照网损从大到小编号, 列出其中 10 个 Pareto 最优解如附录中表 A1 和表 A2 所示。由表中的结果可以看出, 优化后的网损以及电压偏差都得到明显的改善。

将优化结果与文献 [7] 中采用自适应多目标粒子群优化 (AMOPSO) 算法的优化结果进行对比, 如表 1 所示, 表中所示的电压与网损的改善情况均是相对于优化之前的数据。由表 1 的对比结果可以看出, 本文所得到的优化方案中网损和电压的整体改善情况明显优于 AMOPSO 算法。

为进一步证明本文所提算法的有效性和收敛性, 图 2 给出了 PMOPSO 算法及改进后的 GMOPSO

表 1 GMOPSO 与 AMOPSO 算法优化结果对比

Table 1 Comparison of optimization results between GMOPSO and AMOPSO algorithms

| 优化方案 | GMOPSO | | AMOPSO | |
|------|--------|--------|--------|--------|
| | 网损改善/% | 电压改善/% | 网损改善/% | 电压改善/% |
| 1 | 48.03 | 48.03 | 40.86 | 64.20 |
| 2 | 47.64 | 48.86 | 39.79 | 60.25 |
| 3 | 46.98 | 47.49 | 39.03 | 58.36 |
| 4 | 46.10 | 53.82 | 37.44 | 53.31 |
| 5 | 45.49 | 58.37 | 35.85 | 50.35 |
| 6 | 44.27 | 53.82 | 33.12 | 44.84 |
| 7 | 43.76 | 57.83 | 29.48 | 38.92 |
| 8 | 41.92 | 61.58 | 24.99 | 32.66 |

算法在迭代时差熵的变化。根据文献[11]的算法理论可知,差熵的变化可以表示在迭代过程中 Pareto 最优解的变化范围以及种群的多样化特征。差熵的变化越大,说明越多的最优解被发现,增加了种群的寻优范围,有利于发现全局最优解。

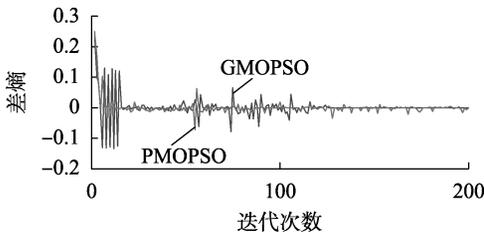


图 2 迭代过程中 PMOPSO 算法和 GMOPSO 算法的差熵变化

Fig.2 Difference entropy of PMOPSO and GMOPSO algorithms in iterative process

图 2 中改进前 PMOPSO 算法的差熵变化曲线表示近似 Pareto 前端只是小范围内的波动,即算法产生的新解仅占优或替代一小部分的旧解,不能充分发现更多高质量的最优解,容易陷入局部最优解。而从图 2 中可以明显看出,在迭代进化过程中 GMOPSO 算法的差熵经历了多个大幅度的波动,表明 GMOPSO 算法在前期阶段产生的 Pareto 前端频繁地被最新解替代,有利于算法跳出局部最优解的限制,发现更多高质量的最优解,使得得到的 Pareto 前端不断变化来逼近优化模型的真实 Pareto 前端。另一方面,GMOPSO 算法优化时差熵在迭代 125 次左右后趋于 0,说明算法已经收敛到全局最优解。因此,本文所提 GMOPSO 算法具有良好的寻优能力和收敛性。

4 结论

本文提出了一种基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化改进算法,引入冗余集策略以及离散变量取整的方法,避免了算法陷入局部最优解,加快了算法的收敛速度。为了验证 GMOPSO 算法在配电网多目标无功优化方面的应用有效性,建立了以网损、电压

偏差以及无功补偿装置投资最小的多目标优化模型。IEEE 33 节点配电网系统算例的优化结果显示,GMOPSO 算法能够有效避免陷入局部最优解,且能在迭代 120 次的情况下收敛到全局最优解,能够提供一组高质量、供决策者灵活选择的无功补偿优化方案。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 李静,戴文战,韦巍. 基于混合整数凸规划的含风力发电机组配电网无功补偿优化配置[J]. 电工技术学报,2016,31(3):121-129.
LI Jing,DAI Wenzhan,WEI Wei. A mixed integer convex programming for optimal reactive power compensation in distribution system with wind turbines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(3):121-129.
- [2] 董雷,田爱忠,于汀,等. 基于混合整数半定规划的含分布式电源配电网无功优化[J]. 电力系统自动化,2015,39(21):66-72,125.
DONG Lei,TIAN Aizhong,YU Ting,et al. Reactive power optimization for distribution network with distributed generators based on mixed integer semi-definite programming[J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(21):66-72,125.
- [3] 付英杰,汪泓,谭阳红. 基于 Pareto 最优解的含分布式电源配电网无功优化[J]. 电力系统及其自动化学报,2017,29(1):18-23.
FU Yingjie,WANG Feng,TAN Yanghong. Reactive power optimization of distribution network containing distributed generation based on Pareto optimal[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2017,29(1):18-23.
- [4] MARTINEZ-ROJAS M,SUMPER A,GOMIS-BELLMUNT O,et al. Reactive power dispatch in wind farms using particle swarm optimization technique and feasible solutions search[J]. Applied Energy,2011,88(12):4678-4686.
- [5] 康忠健,訾淑伟. 基于差分进化算法的油田区域配电网无功优化技术的研究[J]. 电工技术学报,2013,28(6):226-231.
KANG Zhongjian,ZI Shuwei. Research on the reactive power optimization of oil-field regional distribution network based on differential evolution[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2013,28(6):226-231.
- [6] 李存斌,张建业,李鹏. 考虑成本、排污及风险的微电网运营多目标优化模型[J]. 中国电机工程学报,2015,35(5):1051-1058.
LI Cunbin,ZHANG Jianye,LI Peng. Multi-objective optimization model of micro-grid operation considering cost,pollution discharge and risk[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(5):1051-1058.
- [7] 程杉,陈民铀,黄慧宸. 含分布式发电的配电网多目标无功优化策略研究[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(10):45-50.
CHENG Shan,CHEN Minyou,HUANG Yichen. Multi-objective reactive power optimization of distribution system penetrated with distributed generation[J]. Power System Protection and Control,2013,41(10):45-50.
- [8] 蔡博,黄少锋. 基于多目标粒子群算法的高维多目标无功优化[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(15):77-84.
CAI Bo,HUANG Shaofeng. Multi-objective reactive power optimization based on the multi-objective particles swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control,2017,45(15):77-84.

- [9] GAO W F, LIU S Y, HUANG L L. A novel artificial bee colony algorithm based on modified search equation and orthogonal learning [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 2013, 43 (3): 1011-1024.
- [10] 杨培宏,刘连光,刘春明,等. 基于粒子群优化算法的电网 GIC-Q 多目标优化策略[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3) : 93-99.
YANG Peihong, LIU Lianguang, LIU Chunming, et al. Multi-objective optimization strategy based on PSO algorithm for GIC-Q of power grid[J]. Electric Power Automation equipment, 2017, 37(3) : 93-99.
- [11] HU W, YEN G G, ZHANG X. Multi-objective particle swarm optimization based on Pareto entropy[J]. Journal of Software, 2014, 25 (5): 1025-1050.
- [12] 杨景明,穆晓伟,车海军,等. 多策略改进的多目标粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(3) : 435-442.
YANG Jingming, MU Xiaowei, CHE Haijun, et al. Improved multi-objective particle swarm optimization algorithm based on multiple strategies[J]. Control and Decision, 2017, 32(3) : 435-442.
- [13] 李佳,刘天琪,李兴源,等. 改进粒子群-禁忌搜索算法在多目标无功优化中的应用[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(8) : 71-77.
LI Jia, LIU Tianqi, LI Xingyuan, et al. Application of improved particle swarm-tabu search algorithm in multi-objective reactive power optimization[J]. Electric Power Automation equipment, 2014, 34 (8): 71-77.
- [14] TAHER N, MOHAMMAD R N, RASOUL A A, et al. Multi-objective optimal reactive power dispatch and voltage control: a new opposition-based self-adaptive modified gravitational search algorithm [J]. IEEE Systems Journal, 2013, 7(4) : 742-753.
- [15] AEABALI A, GHOFRANI M, ETEZADI-AMOLI M, et al. A multi-objective transmission expansion planning framework in deregulated power systems with wind generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(6): 3003-3011.
- [16] 文立斌,李俊,邓大上,等. 基于电压稳定极限曲面法向量的风电接入配电网随机无功优化[J]. 电力自动化设备, 2015, 35 (10): 95-100.
WEN Libin, LI Jun, DENG Dashang, et al. Stochastic reactive power optimization based on normal vector of voltage stability limit surface for distribution network with wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 95-100.
- [17] GODWIN D, CHRITOBER 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(4) : 174-178.
- [18] ZHANG Congyu, CHEN Minyou, LUO Ciyong. A multi-objective optimization method for power system reactive power dispatch[J]. Intelligent Control and Automation, 2010, 20(1) : 6-10.

作者简介:



李晓利

李晓利(1991—),女,河南开封人,硕士研究生,主要研究方向为配电网电能质量与优化(E-mail: lixiaolizhu@126.com);

高金峰(1963—),男,河南项城人,教授,博士,主要研究方向为非线性系统理论(E-mail: jfgao@zzu.edu.cn)。

Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network

LI Xiaoli, GAO Jinfeng

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at the application requirement of multi-objective reactive power optimization in distribution network and the convergence and diversity problems of optimization algorithms, an improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization is proposed based on the multi-objective particle swarm optimization algorithm with Pareto entropy, which introduces the redundancy set strategy in the process of global external file update to avoid falling into the local optimal solution in the iterative process. The discrete variable integral method is adopted to accelerate the convergence speed of the algorithm when it is applied to the reactive power optimization of distribution network. A multi-objective reactive power optimization model for distribution network with minimum network loss, voltage deviation and investment of reactive power compensation device is built, the IEEE 33-bus distribution network is taken as an example, and results show that the improved algorithm considers both the convergence and diversity of optimization, and can obtain effective reactive power optimization schemes under different optimization requirements.

Key words: distribution network; reactive power optimization; optimization algorithm; multi-objective particle swarm optimization algorithm; redundant set

附录:

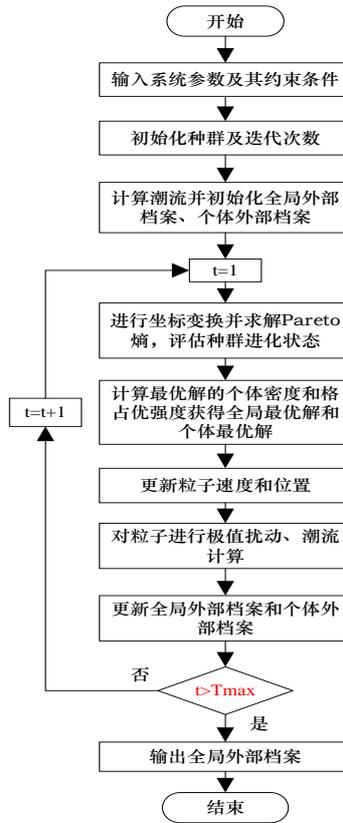


图 A1 GMOPSO 算法流程图

Fig. A1 Flowchart of GMOPSO algorithm

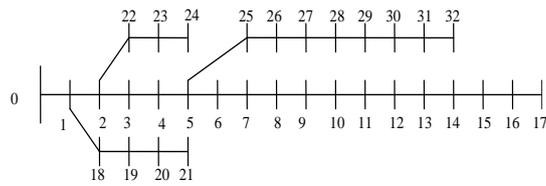


图 A2 IEEE 33 节点配电网系统图

Fig.A2 IEEE 33-bus distribution network

表 A1 优化结果

Table A1 Optimization results

| 编号 | f_1 | f_2 | f_3 |
|----|----------|----------|-------|
| 1 | 0.006585 | 3.862745 | 0.135 |
| 2 | 0.006635 | 3.815340 | 0.120 |
| 3 | 0.006718 | 3.900830 | 0.105 |
| 4 | 0.006830 | 3.245150 | 0.150 |
| 5 | 0.006907 | 3.112924 | 0.150 |
| 6 | 0.007062 | 3.453106 | 0.120 |
| 7 | 0.007126 | 3.149286 | 0.135 |
| 8 | 0.007252 | 2.866650 | 0.165 |
| 9 | 0.007359 | 2.745418 | 0.165 |
| 10 | 0.007931 | 4.991253 | 0.045 |

表 2 优化方案对应设备提供的无功容量

Table A2 Reactive capacity of equipment provided by optimization scheme

| 编号 | 无功容量/Mvar | | | |
|----|-----------------|-----------------|----------------|----------------|
| | DG ₁ | DG ₂ | C ₁ | C ₂ |
| 1 | 0.5 | 0.36223 | 0.60 | 0.750 |
| 2 | 0.5 | 0.40992 | 0.45 | 0.750 |
| 3 | 0.5 | 0.45573 | 0.30 | 0.750 |
| 4 | 0.5 | 0.42414 | 0.60 | 0.900 |
| 5 | 0.5 | 0.47095 | 0.60 | 0.900 |
| 6 | 0.5 | 0.46832 | 0.15 | 0.105 |
| 7 | 0.5 | 0.5 | 0.30 | 0.105 |
| 8 | 0.5 | 0.44942 | 0.60 | 0.105 |
| 9 | 0.49524 | 0.49618 | 0.60 | 0.105 |
| 10 | 0.5 | 0.5 | 0.150 | 0.300 |