

# 基于最优引导策略的分布式电源优化配置

唐林权<sup>1</sup>, 李芝荣<sup>2</sup>, 李如琦<sup>1</sup>, 周智成<sup>1</sup>

(1. 广西大学电气工程学院, 广西南宁 530004; 2. 广西电网公司玉林供电局, 广西玉林 537000)

## Distributed Generation Planning Based on the Optimized Guidance Strategy

TANG Linquan<sup>1</sup>, LI Zhirong<sup>2</sup>, LI Ruqi<sup>1</sup>, ZHOU Zhicheng<sup>1</sup>

(1. Department of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. Yulin Power Supply Bureau, Guangxi Power Grid Corp, Yulin 537000, China)

**摘 要:** 针对分布式电源(distributed generation, DG)在配电网中的优化配置问题, 考虑投资综合成本衡量方案的经济性、用系统网损衡量方案的环保性、用电压偏差衡量方案的电压稳定性, 建立了分布式电源多目标优化配置模型。运用改进的多目标粒子群算法对分布式电源配置模型进行求解, 引入最优极值引导策略对多目标粒子群算法的全局最优值选取进行改进, 将非支配排序和精英保留策略嵌入算法中, 有效地提高了算法的全局寻优性能, 使算法能够快速有效地收敛到 Pareto 最优前沿。并以 IEEE33 节点配电网标准测试系统为例, 对分布式电源的安装位置和容量进行优化, 将所得到的结果与 NSGA-II 算法进行比较, 结果表明算法具有更好的全局收敛效率和寻优能力。

**关键词:** 分布式电源; 优化配置; 粒子群算法; 多目标优化; 非支配排序

**Abstract:** According to the planning problem of distributed generation (DG) in the distribution network, a multi-objective optimization allocation model of DG is established by considering of schemes economic evaluated by comprehensive investment cost, the environmental protection of schemes evaluated by system loss, and the voltage stability of schemes evaluated by the voltage deviation. The distributed generation optimal allocation model is solved by using of the multi-objective particle swarm algorithm, the optimized guidance strategy is adopted to improve the selection of global optimization values for the multi-objective particle swarm algorithm, and the global optimization performance is effectively improved by introducing the non-dominated sorting and elitist strategy into algorithm, which make algorithm quickly converge to the Pareto optimal front. Taking testing system of IEEE33 node distribution network as an example, after optimizing the distributed generation installation position and capacity, the proposed algorithm has better global convergence and searching capability compared to the results obtained with the NSGA-II algorithm.

**Keywords:** distributed generation; optimized allocation; particle swarm algorithm; multi-objective optimization; non-dominated sorting

## 0 引 言

新型的分布式发电技术近几年发展迅速, 分布式电源大多都是小型的单元发电装置, 其合理接入系统后可以改善电压水平, 减少系统网络损耗, 降低支路的负载率, 减少对环境的影响, 提高能源利用率, 延缓系统网架的升级。但是分布式电源(DG)接入的容量和位置不合理, 就会导致系统网损增大, 电压稳定性降低, 从而对配电网的安全生产和运行带来影响。因此对配电网中分布式电源(DG)的配置进行优化很有必要。

DG 的优化配置已经有大量学者进行了相关研究。文献 [1] 考虑了网络建设成本与运行费用, 对分布式电源选址和定容进行了优化。文献 [2] 考虑环境、网损、电压 3 个指标, 利用规划方法求解多目标数学模型, 结果表明了 DG 能改善配电网的运行状况。文献 [3-4] 运用不同的方法对分布式电源优化配置的多目标数学模型进行求解, 得到了方案的一组帕累托最优解集, 规划决策者可以从中选取合适的方案。

在多目标优化问题中, 当提高其中某个或几个目标时, 其它目标不可避免地会被削弱, 所以得到的通常不是单个最优解, 而是一组折中的非劣解。本文参考相关文献 [3-4], 选取投资综合成本、系统有功网损、节点电压偏差等 3 个指标, 建立了分布式电源优化配置的多目标数学优化模型。提出了最优引导策略对多目标粒子群算法中涉及到全局最优粒子的确定方法进行改进, 并利用改进后的多

目标粒子群算法对3个目标函数同时协调优化,最终得到一组分布式电源优化配置方案。

## 1 配电网中分布式电源配置的多目标模型

满足用户相应需求的情况下合理有效地对分布式电源规划可以改善配电网系统运行中的各项性能指标。根据文献[3-4]中提出的有功网损、电压偏差、综合成本等目标函数,本文建立了如下DG规划的多目标数学模型:

$$\begin{cases} \min C_{\text{invest}} = \left[ \left( \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} \right) C_1 + C_2 \right] P_{\text{DG}} \\ \min P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^l r_b I_i^2 \\ \min dU = \sum_{i=1}^N \left( \frac{U_i - U_c}{U_0} \right)^2 \end{cases} \quad (1)$$

约束条件包括等式约束和不等式约束方程:

① 功率平衡约束方程

$$P_G + P_{\text{DG}} = P_L + P_{\text{loss}} \quad (2)$$

② 节点分布式电源最大安装容量约束

$$P_{\text{DGmin}} \leq P_{\text{DG}} \leq P_{\text{DGmax}} \quad (3)$$

③ 分布式电源最大安装容量约束

$$P_{\text{DG}} \leq aP_L \quad (4)$$

④ 节点电压约束

$$U_{\text{min}} \leq U_i \leq U_{\text{max}} \quad (5)$$

⑤ 支路容量约束

$$S_i \leq S_{\text{max}} \quad (6)$$

式中:  $C_{\text{invest}}$ 、 $P_{\text{loss}}$ 、 $dU$  分别为分布式发电的综合成本、配电网系统的有功网损及负荷节点电压稳定裕度;  $N$  表示系统中节点数;  $l$  为系统总支路数;  $r_b$  表示第  $b$  条支路的电阻值;  $n$  为投资回收年限;  $r$  为现有贴现率;  $C_1$  和  $C_2$  分别表示单位容量 DG 的投资和运行的综合成本,其中设备综合成本包括原动机成本、发电机和其它相关辅助设备成本及其安装成本;  $I_i$  表示第  $i$  条支路电流;  $P_{\text{DG}}$  代表安装分布式电源有功总容量;  $P_L$  表示配电网中负荷的有功容量;  $a$  表示系统允许安装分布式电源有功总容量的系数;  $U_i$  表示  $i$  节点电压赋值;  $U_c$  节点电压期望值;  $U_0 = U_{\text{max}} - U_{\text{min}}$ 。

## 2 基于最优极值引导的多目标粒子群算法

### 2.1 标准粒子群算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization,

PSO) 是一种新兴的群体优化智能算法,其数学原理简单,十分易于编程,拥有良好的全局寻优特性,能够适用于求解各种复杂的优化问题,目前已在电力系统的多个领域中得到了很好的应用<sup>[5]</sup>。粒子群算法的基本模型为

$$v_{id}^{(k+1)} = \omega v_{id}^{(k)} + c_1 \alpha [p_{\text{best}}^{(k)} - x_{id}^{(k)}] + c_2 \beta [g_{\text{best}}^{(k)} - x_{id}^{(k)}] \quad (7)$$

$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \quad (8)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, n$ ;  $d=1, 2, \dots, m$ ;  $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子;  $n$  为种群数;  $k$  为迭代次数;  $m$  为粒子的维数;  $\alpha$ 、 $\beta$  为  $[0, 1]$  区间内均匀分布的随机数;  $x_{id}^{(k)}$  为  $i$  粒子第  $k$  次迭代的位置;  $x_{id}^{(k+1)}$  为粒子  $i$  第  $k+1$  次迭代的速度;  $\omega$  为惯性权重;  $p_{\text{best}}^{(k)}$  为当前第  $k$  代最优粒子的位置;  $g_{\text{best}}^{(k)}$  为迭代到第  $k$  代全局最优粒子的位置。

### 2.2 Pareto 非支配排序和外部精英存档策略

目前在针对多目标优化问题时,一般将问题的多个目标利用线性加权法和模糊隶属法,转换成具有相同量纲的单目标问题进行求解。但这种做法转换过程中权重确定和隶属度函数的选取往往具有很大的主观性。文献[6]提出的 NSGA-II 算法已经被广泛应用于多目标优化问题的求解。NSGA-II 算法利用快速非支配排序进行种群的等级划分,在同一非支配等级中,利用个体之间的拥挤度距离进行筛选,最终得到分布均匀的 Pareto 最优前沿。

种群每次进化过程中粒子的位置都会发生变化,需要建立一个外部存档集,对进化过程中产生的精英个体进行保存。本文建立一个外部存档集,将进化过程中产生的新种群与存档集内部的种群合并,并利用非支配排序选择,实现精英个体的保存。

### 2.3 最优引导策略

粒子群算法的本质主要是利用个体粒子最优位置 ( $p_{\text{best}}$ ) 和群体粒子最优位置 ( $g_{\text{best}}$ ) 向着最优解的方向进化,因此如何选取最优粒子是整个算法能否快速有效地寻找全局最优值的关键。已有相关文献对多目标粒子群算法的最优极值选取进行研究。文献[7]通过对目标函数进行加权求和来确定个体的适应度,但选取合适的权重又十分困难。文献[8]选择全局最优粒子的方法为从外部存档集中随机选取全局最优,该方法选取最优粒子具有很大

的随机性，其选出的最优粒子不一定能够引导整个群体向 Pareto 最优前沿进化。为此，本文提出参考拥挤度距离，并利用目标排序的方法来选择最优粒子。

首先，计算出每个个体的拥挤度距离，其中一些粒子的拥挤度距离是无穷大(inf)，这些粒子周围大多比较稀疏，需要引导整个种群往这个区域进化，先将这些拥挤度为无穷大(inf)的粒子选出作为最优粒子的候选集合。

其次，针对数学模型中的每个目标函数都存在着一个优劣的排序。根据各个可行解计算各个目标函数的适应度，表达式如式(9)、式(10)所示。

$$f_i(x_j) = \begin{cases} (m - e_i(x_j))^2, e_i(x_j) > 1 \\ \theta m^2, e_i(x_j) = 1, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (9)$$

$$f(x_j) = \sum_{i=1}^n f_i(x_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

式中： $x_j$  为种群第  $j$  个个体； $e_i(x_j)$  为个体  $x_j$  在种群中对目标  $i$  的排序； $f_i(x_j)$  为个体  $x_j$  对目标  $i$  的适应度； $f(x_j)$  为个体  $x_j$  对总目标函数所得的适应度； $m$  为种群的个体数目； $n$  为目标函数的个数； $\theta$  为  $[1, 2]$  区间的常数。将上一步选出的候选集合中的粒子，代入到式(9)及式(10)计算出这些粒子的适应度，适应度最大的即为全局最优粒子。

#### 2.4 自适应参数调节控制

粒子群算法的性能对参数的选取具有很强的依赖性。惯性权重  $\omega$  的取值对于整个算法的收敛性能有很大的影响，当  $\omega$  较大时，粒子全部寻优能力强；当  $\omega$  较小时，粒子进行局部寻优能力强。本文惯性权重  $\omega$  的设置采用自适应动态调节的机制，其表达式为

$$\omega_i = \omega_{\max} - \frac{g}{g_{\max}}(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \quad (11)$$

式中： $\omega_i$ 、 $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$  分别为惯性权重的当前值、最小值和最大值； $g$  为当前迭代次数， $g_{\max}$  为最大迭代次数。算法迭代初期  $\omega$  较大，有利于算法的全局搜索；迭代后期  $\omega$  的值逐渐减小，利于算法的局部搜索。

学习因子  $c_1$  与  $c_2$  体现粒子的对全局最优与个体最优的认知能力。本文采取动态调整策略设置学习因子：

$$c_1 = c_{1d} - \frac{g}{g_{\max}}(c_{1u} - c_{1d}) \quad (12)$$

$$c_2 = c_{2d} - \frac{g}{g_{\max}}(c_{2u} - c_{2d}) \quad (13)$$

式中： $c_{1d} = 2.5$ ， $c_{1u} = 0.5$ ； $c_{2d} = 2.5$ ， $c_{2u} = 0.5$ 。在算法进化的初始阶段， $c_1$  值较小， $c_2$  值较大，使粒子对个体极值最优的学习能力较强；迭代后期， $c_1$  值较大， $c_2$  值较小，粒子对全局最优的学习能力较强。这样设置使粒子在前期个体认知系数大，后期群体认知系数大。

#### 2.5 引入变异机制

多目标粒子群算法继承了粒子群算法收敛速度快的特性，但过快的收敛速度会导致算法的搜索范围受到限制，导致算法收敛到局部 Pareto 最优前沿而非全局的 Pareto 前沿。因此，本文将小概率变异机制引入到算法中，对粒子产生一个小范围的变异，增强整个算法的全局搜索效能。

#### 2.6 算法流程

本文采用实数和整数的混合编码方式，假设单位分布式电源的额定容量为  $P_e = 10\text{kW}$ ，则  $P_{DG_i} = x_i P_e$ ，其中  $P_{DG_i}$  表示第  $i$  个节点加入的分布式电源容量， $x_i$  为算法的控制变量， $x_i = 0$  表示在某一节点不接入分布式电源，对应的节点分布式电源容量为 0，分布式电源接入位置包含在粒子的位置向量中，没有必要再对位置进行单独编码。

算法的流程图如图 1 所示。

### 3 算例分析

本文对 IEEE33 节点<sup>[9]</sup>配电网系统进行仿真。假设负荷都为恒功率，分布式电源的功率因数为 0.9，且都看成是 PQ 节点。粒子群算法参数设置为：种群规模为 100，外部存档集规模为 100，最大迭代次数为 2000，惯性权重  $\omega$  通过式(11)求取，其中  $\omega_{\max} = 0.9$ ， $\omega_{\min} = 0.4$ ，学习因子通过式(12)和(13)求取。分布式电源安装总容量不超过系统总负荷的 20%，即  $a = 0.02$ ；节点电压上下限分别为  $U_{\max} = 1.05$ ， $U_{\min} = 0.95$ ；节点电压期望值  $U_e = 1.00$ ；单个节点分布式电源安装的最大容量为  $P_{DG_{\max}} = 100\text{kW}$ ；本文规划年  $n$  为 10，贴现率为 0.1；单位功率的分布式电源购买和安装成本分别为 1200 元/kW、800 元/kW。

系统数据见文献 [9]，整个系统总负荷为 3715kW 和 2300kvar，系统初始网损为 202.68kW，DG 待选安装节点为 1-32。

首先，选取网损和成本的目标函数，运用改进的多目标粒子群算法 IMOPSO 与 NSGA-II 算法对

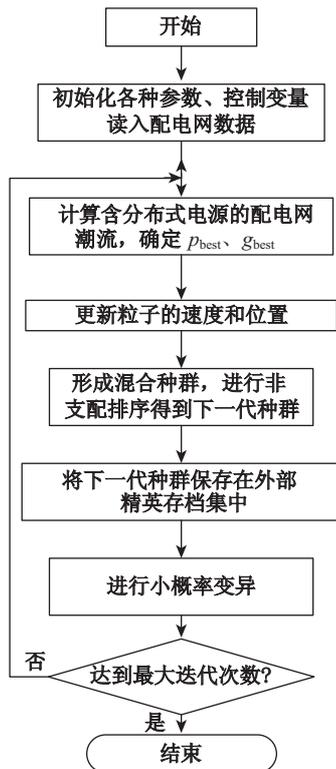


图1 基于改进多目标粒子群算法分布式电源优化配置

分布式电源配置进行优化, 优化结果如图2所示。

由图2可知分布式电源投资的综合成本目标函数与配电系统的有功网损之间存在着竞争关系。这两个目标函数之间并不是按照线性方式发生变化。当分布式电源的投资综合成本很小时, 配电系统的有功网损降低也很少; 而配电系统有功网损降低很多时, 分布式电源的投资成本又无法满足投资者对经济性的要求。因此, 在多目标优化问题中, 对多个目标函数进行同时协调优化, 并找到一组折中的优化方案是具有重要意义的。

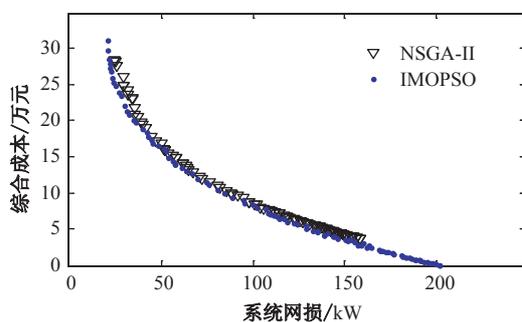


图2 IMOPSO和NSGA-II对系统网损和综合成本优化结果

通过两种算法结果的对比, 可以发现 NSGA-II

算法并未找到该问题的 Pareto 最优前沿, IMOPSO 算法得到的 Pareto 解集更加均匀, 且更靠近 Pareto 最优前沿; 同时最优 Pareto 前沿要比 NSGA-II 算法更加地完整, NSGA-II 算法并未找到小于 24.45kW 或大于 158.39kW 以上的网损目标函数。通过对分布式电源优化配置问题的应用, 验证了改进的多目标粒子群算法有效性和实用性。

考虑投资综合成本、系统有功网损、节点电压偏差等 3 个目标函数的模型分别应用 NSGA-II 和 IMOPSO 算法进行求解。运用两种算法对 3 个目标优化的迭代收敛曲线如图 3~5 所示, 可以看出 IMOPSO 算法对成本目标函数只用在 100 代就可以收敛了, 而 NSGA-II 算法则需要 1700 代; 对网损的目标函数不到 100 代就收敛了, 而 NSGA-II 算法则需要约 1700 代; 对电压目标函数在 100 代以内就收敛了, 而 NSGA-II 算法则需要约 1700 代; 因此 IMOPSO 算法的收敛速度相对于 NSGA-II 算法优势较明显。通过结果可以看出 IMOPSO 算法求出的 3 个目标的最优结果均好于 NSGA-II 算法 3 个结果, 验证了 IMOPSO 算法全局寻优特性相对于 NSGA-II 算法也较好。两种算法对 3 个目标函数进行优化后的 Pareto 最优解集如图 6 所示。

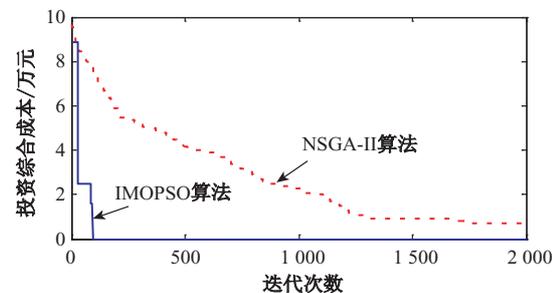


图3 IMOPSO和NSGA-II对综合成本目标函数优化的迭代曲线

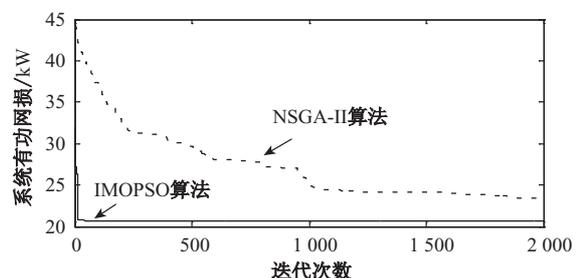


图4 IMOPSO和NSGA-II对系统网损目标函数优化的迭代曲线

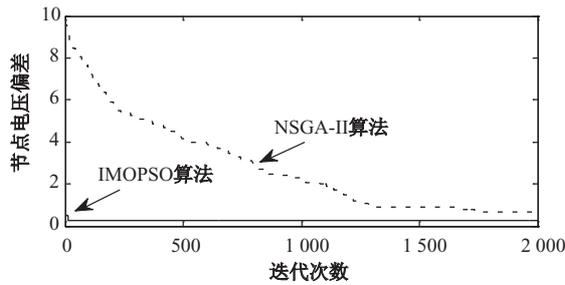


图 5 IMOPSO 和 NSGA-II 对电压偏差目标函数优化的迭代曲线

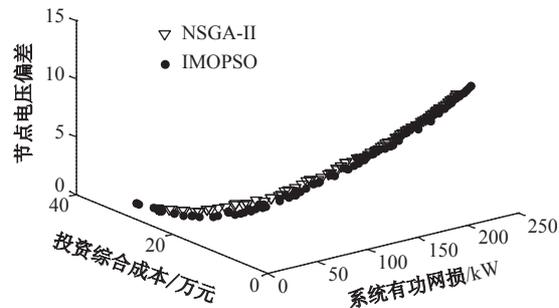


图 6 IMOPSO 和 NSGA-II 优化后的 Pareto 最优解集

## 4 结 论

针对配电网系统中分布式电源优化配置问题，提出了基于最优引导策略多目标粒子群算法，考虑用投资综合成本衡量方案的经济性、用系统网损衡量方案的环保性、用电压偏差衡量方案的电压稳定性，建立了多目标分布式电源优化配置模型。并对传统的多目标粒子群算法进行了改进，提出将最优引导策略，解决了全局最优粒子的选取问题；将参数设置成自适应控制模式，减少主观因素对算法性能的影响；在算法中引入非支配排序和外部精英解存档策略，提高了算法的全局寻优性能；嵌入了小概率变异模块，使得粒子能够跳出局部最优，增加了整个算法种群的多样性。通过算例验证本文算法的合理性与有效性，并对比 NSGA-II 算法，发现 IMOPSO 算法可以获得更加完整的 Pareto 最优解集，且较 NSGA-II 算法具有更好的全局收敛性。

## 参 考 文 献

- [1] 王成山, 陈恺, 谢莹华, 等. 配电网扩展规划中分布式电源的选址和定容 [J]. 电力系统自动化, 2006, 30(3): 38-43.
- [2] 郑漳华, 艾芊, 顾承红, 等. 考虑环境因素的分布式发电多目标优化配置 [J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(13): 23-28.
- [3] 王瑞琪, 李珂, 张承慧, 等. 基于多目标混沌量子遗传算法的分布式电源规划 [J]. 电网技术, 2011, 35(12): 183-189.
- [4] 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.
- [5] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995(4): 1942-1948.
- [6] 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.
- [7] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S, et al. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.
- [8] 李中凯, 谭建荣, 冯毅雄, 等. 基于拥挤距离排序的多目标粒子群优化算法及其应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(7): 1329-1336.
- [9] Goswami S K, Basu S K. A new algorithm for reconfiguration of distribution feeders for loss minimization [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992, 7(3): 1484-1491.

收稿日期: 2013-03-11

作者简介:

唐林权(1987—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统最优规划与运行, E-mail: tls8521@sina.com;

李芝荣(1987—), 男, 硕士, 从事电网调度运行、电力设备检修维护工作;

李如琦(1959—), 女, 教授, 研究方向为电力系统最优规划与运行, E-mail: liruqi59@gxu.edu.cn.

(责任编辑: 林海文)