

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200604

# 基于连锁环网与改进离散粒子群算法的多目标配电网重构

徐泽, 杨伟, 张文强, 陈盛凯

(南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094)

**摘要:** 配电网重构本质上是一个复杂的高维数非线性组合优化问题。为避免其不可行解的影响, 同时实现快速寻优, 提出了一种通过连锁环网矩阵快速判断粒子是否满足配电网拓扑约束的方法。采用基于 Pareto 准则的离散二进制粒子群算法(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)以求解配电网重构多目标优化问题。从三方面对 BPSO 算法进行改进: 改进粒子更新策略以提升新代粒子的可行概率; 改进 sigmoid 函数同时提出邻域搜索机制以强化算法后期的收敛能力; 提出基于次优解保留策略的小生境共享机制以改进群体最优粒子更新方式, 进而强化算法的全局搜索能力。对 IEEE33 系统算例进行仿真, 结果表明改进 BPSO 算法在求解含分布式电源(Distributed Generation, DG)的配电网重构多目标优化问题时, 能够更加精确高效地收敛至 Pareto 最优前沿。

**关键词:** 连锁环网矩阵; 多目标配电网重构; Pareto 准则; 改进离散粒子群算法; 次优解保留策略; 小生境共享机制; 邻域搜索机制

## Multi-objective distribution network reconfiguration based on chain loops and improved binary particle swarm optimization

XU Ze, YANG Wei, ZHANG Wenqiang, CHEN Shengkai

(College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** Distribution network reconfiguration is essentially a complex multi-objective nonlinear integer combinatorial optimization problem. In order to overcome the influence of the infeasible solution and achieve fast convergence, a fast method for judging whether particles meet topological constraints through chain loops matrix is proposed. A discrete Binary Particle Swarm Optimization (BPSO) algorithm based on the Pareto criterion is proposed to solve the multi-objective optimization problem of a distribution network. The algorithm is improved from three aspects: improving the method for updating particles to increase the feasible probability of the new particles; improving the sigmoid function and proposing a neighborhood search mechanism to enhance the convergence ability of the algorithm in the later stage; proposing a niche sharing mechanism based on the sub-optimal solution retention strategy to improve the method for updating a group's optimal particle, thereby enhancing the algorithm's global search capability. Through the IEEE33 node distribution system, it is verified that the improved BPSO can converge to the Pareto optimal frontier accurately and efficiently when solving the multi-objective optimization problem of a distribution network with Distributed Generation (DG).

This work is supported by the Science and Technology Project of the State Grid Corporation of China (No. JSDL-XLFW-SQ-2016-10-092).

**Key words:** chain loops matrix; multi-objective distribution network reconfiguration; Pareto criterion; improved BPSO; sub-optimal solution retention strategy; niche sharing mechanism; neighborhood search mechanism

## 0 引言

配电网通过改变内部分段开关与联络开关的开

断状态实现拓扑结构的改变, 以转移馈线间的负荷, 达到降低网损、稳定电压、均衡负荷、稳健运行等目的<sup>[1-3]</sup>。配电网重构本质上是一个复杂的高维数非线性组合优化问题, 相对于其他组合优化问题, 由于配电网正常运行需要满足电压、电流、拓扑等约束条件, 其备选解集中会存在大量不可行解<sup>[4-7]</sup>。配

基金项目: 国家电网公司科技项目资助(JSDL-XLFW-SQ-2016-10-092)

电网重构相对于其他的配电网优化问题, 其特殊点在于每一次重构后, 其结构都会发生改变, 判断配电网结构是否保持辐射形和连通性, 即是否满足拓扑约束, 是求解配电网最优重构方案的前提。

文献[8]对配电网支路进行分组, 简化了网络, 从而显著降低了维数, 缩短了编码长度, 降低了不满足拓扑约束的无效解的产生概率。文献[9]提出了一种配电网重构可行解生成方法, 通过建立用于重构并简化过的图并给出重构图支路树枝的概率, 采用以节点度和支路概率为引导的树枝、连枝分类算法, 得到重构图的最小生成树, 以生成对应配电网重构的可行解。文献[10]提出一种动态拓扑分析法, 对遗传算法编码和新个体进行校验, 判断其是否满足拓扑约束, 保证整个求解过程只在可行解空间进行。文献[11]提出一种基本环矩阵自动生成算法与无不可行解的编码方式, 有效避免不满足拓扑约束的解产生。文献[12]基于环网编码讨论了判断网络辐射形的规则与流程, 并通过建立连通矩阵判断了网络的连通性, 以得到满足拓扑约束的可行解集合。文献[13]在环网编码的基础上, 通过节点度的大小来判断配电网的拓扑可行性。

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)具有原理简单、鲁棒性强和易于实现等特点, 广泛应用于各类组合优化问题中[14-17]。文献[18]将遗传算法的交叉操作和变异操作引入粒子群算法, 以避免早熟, 从而提高算法的全局搜索能力, 改进算法的性能。文献[19]将混合蛙跳思想引入二进制粒子群算法, 形成双重混合粒子群算法对支路组间进行搜索, 提高了寻优的速度。文献[20]针对粒子群算法易陷入局部最优的问题, 将蚁群算法和粒子群算法相结合, 生成了新的混合型粒子群算法, 具有较高的收敛速度与全局搜索能力。文献[21]将模拟退火算法中的动态变异机制引入到改进的二进制粒子群算法中, 解决了算法易陷入局部最优的缺点。

本文提出了基于连锁环网的拓扑筛选法, 在原有的环网编码筛选法的基础上, 进一步通过连锁环网对各选解中的粒子进行筛选以确保所有粒子均满足拓扑约束; 对离散二进制粒子群算法进行多方面改进, 使之在求解含 DG 的多目标配电网重构优化问题时能够精确高效地收敛至全局 Pareto 最优解集。

## 1 配电网重构的数学模型

本文综合考虑配电网重构的各类优化目标, 建立多目标重构模型。

以经济性为优化目标, 令网损最低为目标函数

$$\min f_1 = \sum_{i=1}^T \alpha_i r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \quad (1)$$

式中:  $T$  为系统支路数;  $\alpha_i$  为支路  $i$  的开关状态, 0 代表打开, 1 代表闭合;  $P_i$ 、 $Q_i$  分别为支路  $i$  流过的有功功率和无功功率;  $U_i$  为支路  $i$  首段节点的电压幅值。

以电压质量为优化目标, 令系统节点电压偏移指数最低为目标函数

$$\min f_2 = \sum_{i=1}^M \left( \frac{V_i - V_N}{V_N} \right)^2 \quad (2)$$

式中:  $M$  为系统节点数;  $V_i$  为节点  $i$  的电压幅值;  $V_N$  为各节点额定电压值。

以负荷平衡为优化目标, 令系统负荷均衡度最低为目标函数

$$\min f_3 = \sum_{i=1}^T \left( \frac{S_i}{S_{i\max}} \right)^2 \quad (3)$$

式中:  $T$  为系统支路数;  $S_i$  和  $S_{i\max}$  为支路  $i$  流过的复功率幅值及其允许最大值。

约束条件为

1) 潮流约束。

2) 节点电压约束

$$V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \quad (4)$$

式中:  $V_{\max}$ 、 $V_{\min}$  为节点电压的上下限;  $V_i$  为节点  $i$  的电压。

3) 支路电流约束

$$I_i \leq I_{\max} \quad (5)$$

式中:  $I_{\max}$  为支路电流的上限;  $I_i$  为支路  $i$  的电流。

4) 拓扑约束。

## 2 离散二进制粒子群算法概述

### 2.1 离散二进制粒子群算法

PSO 算法<sup>[22]</sup>是由 J.Kennedy 和 R.C.Eberhart 于 1995 年提出的智能优化算法, 主要用于优化计算实值的连续性问题, 具有构成简单、搜索速度快、效率高的优点。为了使其能解决离散组合优化问题, J.Kennedy 和 R.C.Eberhart 在 1997 年设计了 PSO 算法的离散二进制版本 BPSO 算法<sup>[23]</sup>用来优化离散二进制空间的问题。

BPSO 算法应用于求解单目标问题时, 通过不同粒子的适应度大小以比较粒子的优劣, 适应度最优的粒子即为单目标问题的最优解; 应用于求解多目标重构问题时, 可采用 Pareto 准则以形成多目标

二进制离散粒子群算法 (Multi-objective Binary Particle Swarm Optimization, MOBPSO), 通过不同粒子间的支配关系以比较粒子的优劣, 对于式(6)所示的多目标优化问题

$$\begin{aligned} \min f_i(x) \quad & i=1,2,\dots,n \\ \text{s.t.} \quad & g(x)=0, h(x)\leq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

式中:  $n$  为目标函数的个数;  $g(x)$ 和  $h(x)$ 为等式约束和不等式约束。

若粒子  $x_1$  和  $x_2$  若满足式(7), 则定义  $x_1$  支配  $x_2$ 。若对于粒子  $x$ , 不存在其他粒子  $y$  满足  $y$  支配  $x$ , 则称粒子  $x$  为多目标问题的一个 Pareto 最优解, 所有 Pareto 最优解构成 Pareto 最优解集, 即多目标问题的最优解。

$$\begin{aligned} \forall f_i, f(x_1) \leq f(x_2) \\ \exists f_i, f(x_1) < f(x_2) \end{aligned} \quad (7)$$

BPSO 算法的速度更新公式与 PSO 算法一致, 如式(8)所示。通过 Sigmoid 函数对粒子各维速度  $v_i$  进行映射, 得到使粒子各维位置  $x_i$  置 1 的概率  $s(v_i)$ , 如式(9)所示。根据  $s(v_i)$ , 可以对  $x_i$  进行更新以产生下一代粒子, 如式(10)所示。

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_i^t - x_i^t) + c_2 r_2 (p_g^t - x_i^t) \quad (8)$$

式中:  $\omega$  为惯性因子;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  分别为独立在  $[0,1]$  区间的随机数;  $p_i$  和  $p_g$  分别为个体极值与全局极值;  $v_i$  和  $x_i$  为粒子第  $i$  维的速度和位置;  $t$  为当前迭代次数。

$$s(v_i) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \quad (9)$$

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \text{rand} < s(v_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

## 2.2 算法局限性

BPSO 算法的局限性主要集中在算法自身的局限性以及应用于配电网重构问题时的局限性, 具体如下。

1) BPSO 算法无法收敛于粒子的全局最优位置, 并且随着算法迭代运行, 其随机性越来越强, 缺乏后期的局部搜索能力, 这一缺陷在文献[24]中得到了具体验证。

2) 拓扑约束是配电网重构的前提条件, BPSO 算法在生成初始粒子与粒子更新环节中, 均是随机生成对应不同拓扑结构的粒子, 其中绝大多数粒子为不满足拓扑约束的不可行解, 这会大大拖累算法的求解速度。

3) MOBPSO 算法求解多目标重构问题时, 全局最优解从单目标时的单一解转变为多目标时的一组

解, 算法难以搜索到所有的全局 Pareto 最优解, 易局部收敛和早熟。

## 3 基于连锁环网的拓扑筛选法

针对多数粒子不满足拓扑约束的问题, 本节提出了基于连锁环网的拓扑筛选法, 通过生成连锁环网矩阵, 对随机生成粒子的拓扑进行高效判断, 以筛选可行解。

### 3.1 基于环网编码方式的拓扑筛选法

配电网的所有开关只有打开与闭合两种状态, 传统二进制算法以单个开关的状态为一个维度, 以二进制值 1 或 0 为该维度赋值, 记开关闭合为 1, 打开为 0。对于一个拥有  $T$  条支路的配电网, 每条支路分别对应一个开关, 故该配电网的开关状态共有  $N_{\text{sum}}$  种组合方式, 对应二进制算法的  $N_{\text{sum}}$  个备选解总数,  $P_{\text{sum}}$  为  $N_{\text{sum}}$  个备选解的集合。

$$N_{\text{sum}} = 2^T \quad (11)$$

式中:  $N_{\text{sum}}$  为备选解总数;  $T$  为配电网支路数。

当配电网规模扩大时, 支路数剧增, 二进制算法中的变量维度剧增, 同时开关组合方式, 即备选解总数  $N_{\text{sum}}$  几何倍增, 产生大量不可行解, 大大降低算法求解配电网重构问题的效率。

配电网保持辐射状是配电网重构的约束条件之一。如果合上联络开关, 配电网内部则会形成环网, 从而破坏原本的辐射状, 因此必须在环网中打开一个分段开关, 使配电网恢复辐射状。环网编码方式利用这一特点, 将备选解总数大大缩减至  $N_{\text{loop}}$  个,  $P_{\text{loop}}$  为  $N_{\text{loop}}$  个备选解的集合。

$$N_{\text{loop}} = \prod_{i=1}^N \text{Loop}_i \quad (12)$$

式中:  $N_{\text{loop}}$  为经过环网编码方式筛选后的备选解总数;  $N$  为配电网环网的个数;  $\text{Loop}_i$  为第  $i$  个环网所包含的分段开关与联络开关的总个数。

然而在环网中打开一个分段开关仅是使配电网恢复辐射状的必要条件, 而非充要条件, 即筛选后的备选解集  $P_{\text{loop}}$  中仍存在备选解, 使得配电网不满足保持辐射状的要求。

为实现拓扑的进一步筛选, 对筛选的依据进行分析。拓扑约束包含网络辐射性与网络连通性的判断, 网络连通性的判断包括孤点与孤岛的判断。

孤点的判断: 对于度为  $n$  的节点, 当且仅当打开与该节点相连的  $n$  条支路时, 才能形成孤点。

孤岛的判断: 对孤岛进行判断时, 可将孤岛看作一个整体, 简化为一个孤点, 判断依据同理。

在环网编码的基础上, 网络内每形成一个孤点/

孤岛, 则会多出现一个环网, 若网络内未形成孤点/孤岛, 则网络内不存在环网, 必满足辐射性。

以上可知, 只需筛选掉满足环网编码筛选, 同时满足形成孤点/孤岛条件的拓扑, 即可完成进一步筛选。为此, 本文提出基于连锁环网的拓扑筛选法, 利用连锁环网矩阵  $C$ , 可实现对备选解集  $P_{loop}$  中不可行解的完全筛选。

### 3.2 连锁环网定义

连锁环网由复数个环网构成, 将环网比作锁链中的一环, 连锁环网即可比作一条首尾衔接的锁链。对连锁环网作如下定义。

定义 2 维连锁环网: 存在 2 个拥有共同支路的环网, 即该 2 个环网构成一个 2 维连锁环网。

定义  $N$  维连锁环网( $N > 2$ ): 存在  $N$  个环网, 每个环网有且仅与另外 2 个环网拥有共同支路, 即该  $N$  个环网构成一个  $N$  维连锁环网。

不同种类、数量以及排列顺序的环网可以构成不相同的连锁环网。对于一个拥有  $N$  个环网的配电网, 最多可以构成一个  $N$  维连锁环网以及数个低于  $N$  维的连锁环网。

### 3.3 连锁环网矩阵定义

定义连锁环网矩阵  $C=(C_{ij})_{a \times (N+1)}$ , 其中,  $a$  为连锁环网的个数,  $N$  为环网的个数。非零元素  $C_{ij}$  表示第  $i$  个连锁环网中包含的环网  $j$ 。连锁环网矩阵的生成步骤如下。

1) 形成环网关联矩阵  $L=(L_{ij})_{N \times N}$ , 其中,  $N$  为环网的个数。 $L_{ij}=1$  表示环网  $i$  与环网  $j$  不为同一环网且环网  $i$  与环网  $j$  之间有共同支路;  $L_{ij}=0$  表示环网  $i$  与环网  $j$  为同一环网或环网  $i$  与环网  $j$  之间无共同支路。

2) 按照以下规定对矩阵  $L$  完成各层遍历: 任意在矩阵  $L$  某一行, 从左往右依次遍历, 找到值为 1 的元素  $L_{i_1 j_1}$ , 记录该元素对应的行数  $i_1$ , 记为第 1 层遍历。从矩阵  $L$  第  $j_{n-1}$  行开始( $2 \leq n \leq N+1$ ), 从左往右依次遍历, 找到值为 1 的元素  $L_{i_n j_n}$ , 记录该元素对应的行数  $i_n$ , 记为第  $n$  层遍历。对第  $n$  层遍历设置终止条件: 如果值为 1 的元素  $L_{i_n j_n}$  对应的列数  $j_n$  属于  $\{i_k | k=1, 2, \dots, n-1\}$ , 则输出向量  $(i_1, i_2, \dots, i_n)$  后继续该层遍历, 否则进行下一层遍历。当第  $n$  层遍历结束时, 返回并继续第  $n-1$  层遍历; 当第 1 层遍历结束时, 遍历结束。

3) 将上一步输出的向量作为矩阵  $I$  的行, 构成遍历输出矩阵  $I=(I_{ij})_{b \times (N+1)}$ , 其中,  $N$  为环网的个数,  $b$  为输出向量的个数, 用 0 补全矩阵  $I$  中元素数目小于  $N+1$  的行。非零元素  $I_{ij}$  表示第  $i$  次遍历输出的第  $j$  个元素。

4) 对遍历输出矩阵  $I$  进行修正: 矩阵  $I$  中第  $i$  行非零元素为  $\{I_{ik} | k=1, 2, \dots, r, \dots, e\}$ , 其中  $I_{ie}$  为第  $i$  行最后一个非零元素,  $I_{ir}$  为第  $i$  行中唯一与  $I_{ie}$  相同的元素。置零各行中元素  $I_{ir}$  之前的所有元素与元素  $I_{ie}$ , 删去元素数值相同但组合顺序不同的重复行, 将各行零元素置于行末, 各行首元素添加至末位非零元素之后, 即得到连锁环网矩阵  $C$ 。

图 1 为 IEEE33 配电网系统, 共有 33 个节点, 32 个分段开关, 5 个联络开关, 5 个环网, 对各环网如图编号, 得到对应的环网关联矩阵  $L$  为

$$L = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

根据上述步骤得到 IEEE33 配电网系统的连锁环网矩阵  $C$  为

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 5 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 5 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 5 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 5 & 4 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & 5 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 5 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 5 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & 2 & 5 & 1 & 0 \\ 2 & 3 & 5 & 4 & 2 & 0 \\ 1 & 4 & 2 & 3 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$

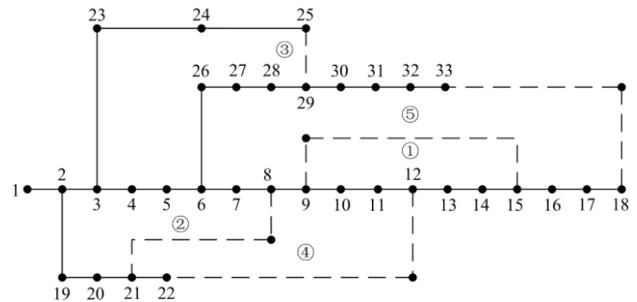


图 1 IEEE33 节点系统图

Fig. 1 IEEE 33-node system diagram

由 IEEE33 配电网系统的连锁环网矩阵  $C$  可知, 该配电系统共拥有 13 个连锁环网, 包括 7 个 2 维连锁环网, 3 个 3 维连锁环网, 2 个 4 维连锁环网以及

1 个 5 维连锁环网。

### 3.4 连锁环网矩阵对拓扑的进一步筛选

利用连锁环网矩阵  $C$  对备选解集  $P_{loop}$  进行筛选的具体步骤如下。

1) 生成环网共同支路集合: 连锁环网矩阵  $C$  的第  $i$  行非零元素为  $\{C_{ik} | k=1,2,\dots,e\}$ , 其中  $C_{ie}$  为连锁环网矩阵  $C$  第  $i$  行的最后一个非零元素。其对应的环网共同支路集合为  $\{T_{ik} | k=1,2,\dots,e-1\}$ , 其中,  $T_{ik}$  为连锁环网矩阵  $C$  中第  $i$  行的环网  $C_{ik}$  与环网  $C_{i,k+1}$  的共同支路。

2) 生成备选解  $p = \{x_k | k=1,2,\dots,T\}$ ,  $p \subseteq P_{loop}$ ,  $x_k$  为第  $k$  个支路开关的状态, 闭合为 1, 打开为 0,  $T$  为配电网支路数。生成对应打开开关的支路集合  $t = \{t_k | k=1,2,\dots,N\}$ ,  $t_k$  为配电网第  $k$  个环网打开开关对应的支路,  $N$  为环网个数。判定条件如下。

若存在环网共同支路集合  $\{T_{ik} | k=1,2,\dots,e-1\}$ , 对于其中所有元素  $T_{ik}$ ,  $\{t_k | k=1,2,\dots,N\}$  中均存在元素属于  $T_{ik}$ , 则该备选解不能满足配电网保持辐射状的要求, 为不可行解。

3) 去备选解集  $P_{loop}$  中所有不满足上述判定要求的备选解, 得到经过连锁环网筛选的备选解集  $P_{chain}$ ,  $N_{chain}$  为备选解集  $P_{chain}$  中备选解的总数。

表 1 为 IEEE33 配电网系统中  $P_{sum}$ 、 $P_{loop}$  和  $P_{chain}$  对应  $N_{sum}$ 、 $N_{loop}$  和  $N_{chain}$  的数值, 通过节点分层的方法, 可验证  $P_{chain}$  中所有备选解均满足拓扑约束, 重构后均可形成辐射形网络。

表 1 33 节点系统备选解集比较

Table 1 Comparison of solution sets of 33-node system		
备选解集	备选解集个数	满足拓扑约束占比/%
$P_{sum}$	$2^{37}$	$3.693 \times 10^{-5}$
$P_{loop}$	86 240	58.549
$P_{chain}$	50 751	100

## 4 离散粒子群算法的改进

### 4.1 Sigmoid 函数的改进

在 BPSO 算法后期, 粒子各维速度  $v_i$  逐渐趋零,  $s(v_i)$  趋于二分之一, 这意味着粒子各维取 1 与取 0 的概率将趋于一致, 算法将呈现发散状态, 无法有效收敛。文献[24]从位改变概率的角度对 BPSO 算法进行分析, 得到了与之相似的结论, 即当粒子速度趋零时, 位变异概率越高, 最终将导致种群多样性越来越丰富, 在算法后期丧失局部搜索的能力。为使粒子整体趋于稳定, 算法进入收敛状态, 粒子的位变化概率需在算法后期逐渐趋零, 对 BPSO 算法的 Sigmoid 函数做出如下改动, 如式(13)所示。

$$s(v_i) = \begin{cases} 1 - \frac{2}{1 + \exp(-v_i)} & v_i \leq 0 \\ \frac{2}{1 + \exp(-v_i)} - 1 & v_i > 0 \end{cases} \quad (13)$$

### 4.2 粒子更新策略的改进

BPSO 算法根据概率  $s(v_i)$  对粒子各维的二进制位进行改动, 以产生下一代粒子, 在该方式下得到的粒子为可行解的概率极低, 严重影响算法的寻优效率。对 BPSO 算法的粒子位置更新方式做出如下改动, 以大大提高下一代粒子满足约束条件的概率。具体步骤如下。

1) 由新的 Sigmoid 函数产生各粒子  $x_i$  置 1 的概率  $s(v_i)$ 。

2) 分别生成各环网内开关置 1 的概率集合  $\{s_{jk}(v_i) | k=1,2,\dots,k_{Loop,j}\}$ ,  $s_{jk}(v_i)$  为第  $j$  个环网内第  $k$  个开关置 1 的概率,  $k_{Loop,j}$  为第  $j$  个环网内的开关总数。

3) 通过轮盘赌的方法, 分别按照概率集合  $\{s_{jk}(v_i) | k=1,2,\dots,k_{Loop,j}\}$  打开各环网中的某一开关, 产生下一代粒子。

4) 通过连锁环网矩阵对该粒子进行拓扑判断, 若不满足拓扑约束, 则回到步骤 3)。

5) 通过潮流计算对该粒子进行包括电压约束、电流约束在内的其他约束判断, 若均满足则输出该备选解, 否则回到步骤 3)。

为了保证算法新代粒子后期的多样性和算法的寻优效率, 对  $s(v_i)$  作如式(14)所示操作

$$s(v_i) = \begin{cases} s(v_i) & s(v_i) \geq s_{limit} \\ s_{limit} & s(v_i) < s_{limit} \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $s_{limit}$  为粒子各维置 1 的概率最低阈值。过低或者不设置该阈值, 新代粒子在后期将类型单一化, 可能出现其均不满足约束条件, 导致算法陷入死循环的情况; 该阈值设置过高, 可能使算法在后期丢失最优粒子, 导致寻优精度降低。本文设置  $s_{limit}$  为固定值 0.01, 以保证粒子的多样性与获得较好寻优精度之间的平衡。

该方法基于环网编码, 从各环网中选取打开一个开关进而生成下一代粒子; 轮盘赌的方法不仅具有随机性, 而且根据粒子各维置 1 的概率进行选择, 使更新后的粒子有更大的概率获得更高的适应度。该粒子更新方式相对于原有方式, 可行粒子的生成概率显著提升, 大大提升了算法效率。

### 4.3 群体最优粒子更新方式的改进

MOBPSO 算法在生成初始粒子时, 记录所有粒子中的非支配解, 形成非支配解集, 每次粒子更新

时, 根据更新后的粒子同步更新非支配解集。算法采用从非支配解集中随机选择粒子作为群体最优粒子的群体最优粒子更新方式, 这会导致解集中密集区域的非支配解的占比大于稀疏区域的非支配解, 易先搜索到密集区域内的全局 Pareto 最优解, 从而在后续粒子更新的过程中丢失稀疏区域内的非支配解, 使算法最终难以搜索到稀疏区域内的全局 Pareto 最优解, 致使算法局部收敛和早熟。

为改善 MOBPSO 算法的全局搜索能力, 提出基于次优解保留策略的小生境共享机制。

小生境共享机制<sup>[25]</sup>对当前非劣解集中的各粒子按相似程度赋予选择度, 相似度越小的粒子被选取作为群体最优粒子的概率越大, 从而降低粒子间的相似性, 使粒子均匀分布于解空间, 以改善全局搜索能力。

次优解保留策略的思想为除了非支配解, 额外保留部分适应度相对较高且与非支配解相似程度较低的劣解, 称为次优解, 与非支配解一同经小生境共享机制选择群体最优粒子, 使算法有机会向稀疏区域的全局 Pareto 最优解收敛。具体步骤如下。

1) 从更新后的粒子中筛选非劣解, 以筛选后的劣解为新的群体, 从中进一步筛选非劣解, 重复上述步骤至群体个体数为零。根据每个粒子被筛选的次数, 赋予劣解罚因子  $\mu$ , 记  $\mu=1$  的粒子为总群体非劣解,  $\mu$  越大的粒子表示其恶劣程度越大。劣解粒子的保留度计算如式(15)所示。

$$F_i = \frac{\mu^\eta}{A_i} \quad i=1,2,\dots,N_{np} \quad (15)$$

式中:  $F_i$  为粒子  $i$  的保留度;  $\mu$  为劣解罚因子;  $\eta$  为调节参数, 一般取 0.1~1;  $A_i$  为粒子  $i$  的个体共享度, 由式(16)确定;  $N_{np}$  为劣解个数。

$$A_i = \sum_{j=1}^{N_p} sh(d_{ij}) \quad j=1,2,\dots,N_p \quad (16)$$

式中:  $sh(d_{ij})$  为劣解粒子  $i$  和总群体非劣解粒子  $j$  的共享函数, 表示两粒子间的相似程度, 由式(17)确定;  $N_p$  为总群体非劣解个数。

$$sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma_s}\right)^\gamma & 0 \leq d_{ij} < \sigma_s \\ 0 & d_{ij} \geq \sigma_s \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $d_{ij}$  为粒子  $i$  和粒子  $j$  的海明距离;  $\sigma_s$  为共享半径;  $\gamma$  为形状参数, 一般取 1~2。

2) 通过轮盘赌的方法, 按保留度大小筛选保留劣解粒子, 直至非劣解粒子与劣解粒子之和等于粒子数上限  $N_m$ 。

3) 将得到的非劣解粒子与次优解粒子送入小

生境共享机制, 按式(18)计算每个粒子的选择度。

$$G_i = \frac{\mu^\theta}{B_i} \quad i=1,2,\dots,N_m \quad (18)$$

式中:  $G_i$  为粒子  $i$  的选择度;  $\mu$  为劣解罚因子;  $\theta$  为调节参数, 一般取 0.1~1;  $B_i$  为粒子  $i$  的个体共享度, 由式(19)确定;  $N_m$  为粒子个数。

$$B_i = \sum_{j=1}^{N_m} sh(d_{ij}) \quad j=1,2,\dots,N_m \quad (19)$$

式中,  $sh(d_{ij})$  为粒子  $i$  和粒子  $j$  的共享函数, 表示两粒子间的相似程度, 由式(17)确定。

4) 通过轮盘赌的方法, 按选择度大小从非劣解粒子与次优解粒子中选择群体最优粒子。

#### 4.4 邻域搜索机制

邻域搜索机制通过找出所有与输入粒子的海明距离小于等于  $d_s$  的粒子, 进一步筛选出所有粒子中的非支配解, 有助于算法收敛到全局 Pareto 最优前沿, 同时丰富全局 Pareto 最优解的数量。其中,  $d_s$  为邻域搜索半径, 其取值不宜过大, 以避免搜索耗时过长, 本文应用于配电网重构问题时一般取 2。

具体步骤为: 在迭代结束后, 采用邻域搜索机制对输出解集中所有非劣解粒子与次优解粒子的附近区域进一步搜索, 以二次更新该解集。对更新后解集中的粒子重复上述操作直至最后两次更新得到的解集完全一致, 该解集即为 Pareto 最优解集, 输出该解集。

#### 4.5 求解配电网重构的步骤

具体流程如图 2 所示。

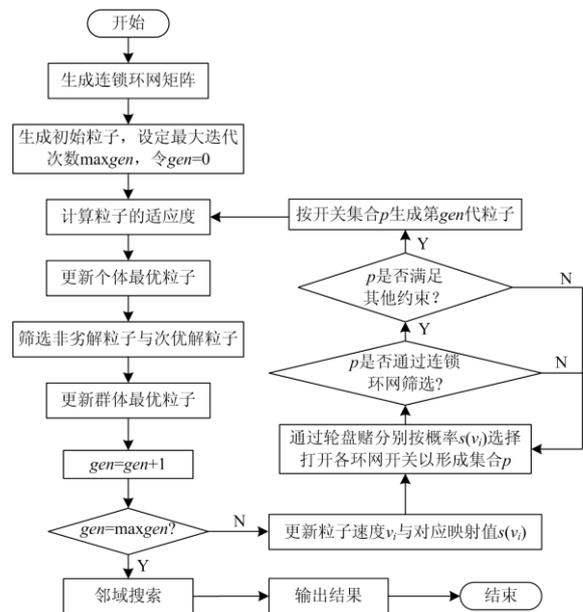


图 2 配电网重构流程

Fig. 2 Flow chart of distribution network reconfiguration

### 5 算例分析

以 IEEE33 配电网系统为例进行仿真分析，以验证算法性能。IEEE33 配电网系统参考文献[26]，母线电压为 12.66 kV，有 33 个节点，32 个分段开关，5 个联络开关，系统总负荷为 3715+j2300 kVA。

分别在 IEEE33 配电网系统的不同节点接入不同的 DG，分析 DG 加入对配电网状态的影响。其中，DG 均采用 PQ 类型，参数如表 2 所示。

表 2 DG 参数

Table 2 Parameter of DGs

编号	接入节点	容量/kW	功率因数
DG1	6	150	0.85
DG2	12	125	0.8
DG3	21	100	0.75
DG4	29	75	0.7

由表 3 可以看出，DG 接入后对网损、电压稳定和负荷平衡均有改善作用，数值分别改善了 25.2%、27.8% 和 25.1%。

表 3 DG 加入前后的网络状态

Table 3 Network status before and after connecting DG

是否接入 DG	网损/kW	系统电压偏移指数	负荷均衡度	断开支路
否	202.67	0.117 1	0.747 9	33,34,35,36,37
是	151.65	0.084 5	0.560 4	33,34,35,36,37

表 4 为按上述方式接入 DG 后的配电网重构多目标优化问题的 Pareto 最优前沿，其中差异度由不同方案粒子之间的海明距离之和表示，值越大表示该方案粒子与其他方案粒子的构成差异越大。

表 4 Pareto 最优前沿

Table 4 Global Pareto optimal frontier

方案	网损/kW	系统电压偏移指数	负荷均衡度	断开支路	差异度
1	106.96	0.035 3	0.403 1	7,9,14,32,37	28
2	110.13	0.042 0	0.400 0	6,11,32,34,37	50
3	110.14	0.040 6	0.396 1	6,9,14,32,37	34
4	110.28	0.046 3	0.385 2	7,9,14,31,37	34
5	112.51	0.033 3	0.392 5	7,9,14,28,32	28
6	114.70	0.033 2	0.401 7	7,9,14,28,36	36
7	115.43	0.045 6	0.381 4	7,9,14,28,31	34
8	115.58	0.032 8	0.417 1	11,28,32,33,34	52

由表 4 可知方案 1、方案 8 和方案 7 分别是以网损最小、系统电压偏移指数最小和负荷均衡度最小为目标函数的单目标重构问题的最优方案。相较

于单目标重构问题，多目标重构问题在求解时，花费相近的时间，不仅将所有单目标重构最优方案囊括其中，还额外提供了其他 5 个备选方案，具有一定的优越性。

根据文献[27]提出的“后评价”选择机制，分别赋予网损、系统电压偏移指数和负荷均衡度相同的决策权重，可得方案 1 为最优折衷方案，并将其作为配电网重构多目标优化问题的最终方案。由表 5 可知，重构后网损、系统电压偏移指数和负荷均衡度均获得相当程度的改善，改善比例分别为 29.5%、58.2% 和 28.1%。由图 3 可知，重构后配电网的最低节点电压由重构前的 11.73 kV 抬升至 11.96 kV，电压分布更具均衡性。

表 5 重构前后的网络状态

Table 5 Network status before and after reconfiguration

	网损/kW	系统电压偏移指数	负荷均衡度	断开支路
重构前	151.65	0.084 5	0.560 4	33,34,35,36,37
重构后	106.96	0.035 3	0.403 1	7,9,14,32,37

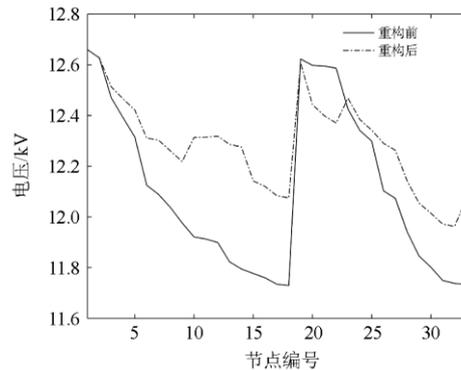


图 3 重构前后各节点电压分布

Fig. 3 Voltage profile before and after reconfiguration

此外，表 4 中方案 2 和方案 8 对应粒子的差异度值要远高于其余方案粒子，这意味着方案 2、8 的对应粒子零散分布于解空间内，而其余方案对应的粒子则相对密集分布于解空间内，由于算法在搜索非劣解粒子时，更倾向于搜索到密集区域内的非劣解粒子而易于忽视密集区域外的零散非劣解粒子，方案 2、8 对应的全局 Pareto 最优解相对于其他方案，较难被搜索到。

为验证上述推论，同时分析改进 BPSO 算法处理配电网重构多目标优化问题时的性能，设置算法参数如下：种群规模为 50，最大迭代次数为 50，最低阈值  $S_{limit}$  为 0.01，粒子上限数  $N_m$  为 10，调节参

数  $\mu$  和  $\theta$  分别为 1 和 0.5, 共享半径  $\sigma_s$  为 10.5, 形状参数  $\gamma$  为 2, 邻域搜索半径  $d_s$  为 2。

分别以是否采用次优解保留策略和是否采用邻域搜索机制为比较点, 构造相应的算法以求解配电网重构多目标优化问题, 记录数据于表 6。其中, 密集解和零散解分别为方案 1、3、4、5、6、7 和方案 2、8 对应的全局 Pareto 最优解, 每种算法的结果均选取 50 次计算结果的平均值。

表 6 算法性能分析

Table 6 Algorithm performance analysis

次优解保留策略	邻域搜索机制	搜索到全局 Pareto 最优解的占比		
		密集解	零散解	全部解
×	×	76.3%	39.0%	67.0%
√	×	70.3%	54.0%	66.3%
×	√	100.0%	46.0%	86.5%
√	√	100.0%	69.0%	92.3%

由表 6 可知, 未加入次优解保留策略与邻域搜索机制时, 算法偏向于在密集区域搜索, 搜索到密集解的概率远大于零散解, 验证了上述推论。加入次优解保留策略后, 算法搜索到零散解的概率由 39% 提升至 54%, 证明了该策略的有效性, 由于算法迭代次数固定, 即群体最优粒子的选择次数固定, 更多地在零散区域内搜索即意味着在密集区域内搜索的次数降低, 算法搜索在密集解的概率相应会降低, 由 76.3% 下降至 70.3%。

加入邻域搜索机制后, 无论是否加入次优解保留策略, 算法搜索到密集解和零散解的概率均有较大提升, 这意味着在邻域搜索前, 算法输出解集内的部分粒子已分布在全局 Pareto 最优解的附近, 邻域搜索机制有助于这些粒子加速收敛至最优解。通过加入次优解保留策略, 能够使更多的粒子收敛到零散解的附近, 进而借助邻域搜索进一步提高搜索到零散解的概率。

为进一步分析算法的性能, 不考虑邻域搜索机制, 以是否采用次优解保留策略为比较点对比算法的收敛速度, 设置算法的最大迭代次数为 100, 其余参数保持不变, 算法的收敛特征曲线如图 4 所示, 算法 1、2 分别为未采用和采用次优解保留策略的 MOBPSO 算法, 每种算法的结果均选取 50 次计算结果的平均值。由图可知, 在约 50 次迭代后, 算法 2 搜索到的全局最优解个数要越发优于算法 1, 验证了上文结论, 即次优解保留策略有助于算法搜索到零散解, 有效提升算法收敛到 Pareto 前沿的概率。

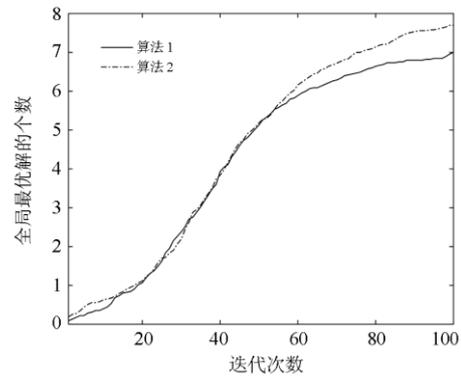


图 4 算法收敛特征曲线

Fig. 4 Convergence characteristic curve

## 6 结论

本文提出了一种基于连锁环网的拓扑筛选法, 能够实现对粒子拓扑约束的高效判断。针对 BPSO 算法的缺陷, 通过改进粒子更新策略, 以提升算法运行效率, 提出基于次优解保留策略的小生境共享机制, 以提升算法的全局搜索能力, 通过改进 Sigmoid 函数与提出邻域搜索机制, 以提高算法的局部收敛能力。具体结论如下。

1) 本文提出的基于连锁环网的拓扑筛选法, 能够与 BPSO 算法相结合, 快速筛选不满足拓扑约束的粒子, 提升算法的运行效率。

2) 本文提出的基于次优解保留策略的小生境共享机制, 能够帮助算法在解空间内均匀搜索非劣解, 同时加强对非密集区域的搜索, 增加搜索到零散分布的全局 Pareto 解的概率, 避免算法局部收敛和早熟。

3) 邻域搜索机制可帮助算法实现快速收敛, 减少了后续收敛需要的迭代次数, 同时提升了算法搜索到全局 Pareto 最优解的概率。

4) 改进后的 BPSO 算法应用于求解含 DG 的多目标配电网重构优化问题时, 能够更加精确高效地收敛至全局 Pareto 最优前沿。

## 参考文献

- [1] 李猛, 王利利, 刘向实, 等. 基于门当户对遗传算法的配电网多目标主动重构研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 30-38.  
LI Meng, WANG Lili, LIU Xiangshi, et al. Multi-objective active reconfiguration of distribution network based the "properly matched marriage" genetic algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 30-38.
- [2] 王瑞峰, 王庆荣. 基于改进双层聚类多目标优化的配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(21): 92-99.

- WANG Ruifeng, WANG Qingrong. Multi-objective optimization of dynamic reconfiguration of distribution network based on improved bilayer clustering[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(21): 92-99.
- [3] TANMAY J, DEBOMITA G, DUSMANTA K M. Augmentation of situational awareness by fault passage indicators in distribution network incorporating network reconfiguration[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(4): 323-336. DOI: 10.1186/s41601-019-0140-6.
- [4] 李顺昕, 张姚, 岳云力, 等. 基于重构有效性和最优网架选择的配电网动态重构研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(7): 30-37.
- LI Shunxin, ZHANG Yao, YUE Yunli, et al. Research on dynamic reconfiguration of distribution network based on reconstruction effectiveness and optimal network selection[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(7): 30-37.
- [5] 张欣, 裴立耕, 王永庆, 等. 基于灰狼算法的多目标配电网重构[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(3): 34-41.
- ZHANG Xin, FEI Ligeng, WANG Yongqing, et al. Multi-objective distribution network reconfiguration based on grey wolf algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(3): 34-41.
- [6] 卞艺衡, 桂恒立, 别朝红. 考虑重构和微电网分区的分布式电源优化配置[J]. 智慧电力, 2020, 48(7): 8-15.
- BIAN Yiheng, GUI Hengli, BIE Chaohong. Optimal DG allocation considering reconfiguration and microgrid zoning[J]. Smart Power, 2020, 48(7): 8-15.
- [7] 郑能, 胡瑞馨, 丁晓群, 等. 考虑多种类型的分布式电源和网络重构的配电网无功优化[J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 90-96.
- ZHENG Neng, HU Ruixin, DING Xiaoqun, et al. Reactive power optimization of distribution network considering multiple types of distributed generations and network reconfiguration[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 90-96.
- [8] 李振坤, 陈星莺, 余昆, 等. 配电网重构的混合粒子群算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 35-41.
- LI Zhenkun, CHEN Xingying, YU Kun, et al. Hybrid particle swarm optimization for distribution network reconfiguration[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31): 35-41.
- [9] 董张卓, 刘魁, 陈雷, 等. 配电网重构图及配电网重构可行解生成[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(11): 57-64.
- DONG Zhangzhuo, ZHANG Kui, CHEN Lei, et al. Generation of feasible solutions with graph for distribution network reconfiguration[J]. Proceedings of the CSU-EPSSA, 2020, 32(11): 57-64.
- [10] 颜湘武, 段聪, 吕正, 等. 基于动态拓扑分析的遗传算法在配电网重构中的应用[J]. 电网技术, 2014, 38(6): 1639-1643.
- YAN Xiangwu, DUAN Cong, LÜ Zheng, et al. Application of dynamic topological analysis based genetic algorithm in distribution network reconfiguration[J]. Power System Technology, 2014, 38(6): 1639-1643.
- [11] 陈春, 汪飒, 刘蓓, 等. 基于基本环矩阵与改进和声搜索算法的配电网重构[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(6): 55-60.
- CHEN Chun, WANG Feng, LIU Bei, et al. Network reconfiguration based on basic ring matrix and improved harmony search algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(6): 55-60.
- [12] 麻秀范, 丁宁, 李龙. 配电网重构中网络辐射形与连通性的判断[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 289-293.
- MA Xiufan, DING Ning, LI Long. Judging radial and connectivity of network in distribution networks reconfiguration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 289-293.
- [13] 杨铭, 刘建辉. 基于遗传蚁群算法配电网重构[J]. 现代电子技术, 2020, 43(2): 128-132.
- YANG Ming, LIU Jianhui. Distribution network reconfiguration based on genetic and colony algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(2): 128-132.
- [14] 马立新, 徐嘉辉, 杨天笑. 基于 MPSO 算法含电动汽车的微网优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(8): 116-122.
- MA Lixin, XU Jiahui, YANG Tianxiao. Optimal scheduling of microgrid with electric vehicles based on MPSO algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(8): 116-122.
- [15] 黄焯麒, 叶蓓, 潘景志, 等. 基于二次插值粒子群算法的配电网多目标双阶段故障恢复策略[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(9): 69-75.
- HUANG Zhuolin, YE Bei, PAN Jingzhi, et al. Multi-objective two-stage fault recovery strategy for distribution networks based on quadratic interpolation particle swarm optimization[J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(9): 69-75.
- [16] 刘煜, 王俊江, 焦青, 等. 基于量子行为粒子群算法的含分布式电源的配电网故障定位[J]. 智慧电力, 2020, 48(8): 51-55.
- LIU Yu, WANG Junjiang, JIAO Qing, et al. Fault Location of distribution network with distributed power supply based on quantum behavior particle swarm

- optimization algorithm[J]. Smart Power, 2020, 48(8): 51-55.
- [17] 刘永强, 郑宁宁, 邵云峰, 等. 基于混合粒子群优化的含分布式电源配电网分层规划方法研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(12): 85-92, 109.  
LIU Yongqiang, ZHENG Ningning, SHAO Yunfeng, et al. Bi-level planning method for distribution network with distributed generations based on hybrid particle swarm optimization[J]. Smart Power, 2019, 47(12): 85-92, 109.
- [18] 张涛, 史苏怡, 徐雪琴. 基于二进制量子粒子群算法的含分布式电源配电网重构[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(4): 22-28.  
ZHANG Tao, SHI Suyi, XU Xueqin. Distribution network reconfiguration with distributed generation based on improved quantum binary particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(4): 22-28.
- [19] 马草原, 孙展展, 尹志超, 等. 基于双重混合粒子群算法的配电网重构[J]. 电工技术学报, 2016, 31(11): 120-128.  
MA Caoyuan, SUN Zhazhan, YIN Zhichao, et al. Reconfiguration of distribution network based on double hybrid particle swarm algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(11): 120-128.
- [20] 袁玉松, 钟建伟, 李沁, 等. 混合型粒子群算法在含分布式电源配电网重构中的应用[J]. 电气自动化, 2019, 41(6): 55-57, 99.  
YUAN Yusong, ZHONG Jianwei, LI Qin, et al. Application of hybrid particle swarm optimization to the reconfiguration of distribution networks with distributed generation[J]. Power System and Automation, 2019, 41(6): 55-57, 99.
- [21] 游文霞, 崔雷, 李文武, 等. 基于模拟退火粒子群算法的含 DG 配电网重构研究[J]. 三峡大学学报: 自然科学版, 2013, 35(3): 45-49.  
YOU Wenxia, CUI Lei, LI Wenwu, et al. Research on distribution network reconfiguration with DG based on simulated annealing and particle swarm optimization[J]. Journal of Three Gorges University: Natural Sciences, 2013, 35(3): 45-49.
- [22] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, Penth, Australia: 1942-1948.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C] // Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October 12-15, 1997, Orlando, FL, USA: 4104-4108.
- [24] 刘建华, 杨荣华, 孙水华. 离散二进制粒子群算法分析[J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2011, 47(5): 504-514.  
LIU Jianhua, YANG Ronghua, SUN Shuihua. The analysis of binary particle swarm optimization[J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2011, 47(5): 504-514.
- [25] 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, 33(4): 141-148, 19.  
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, 19.
- [26] BARAN M E, WU F F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(2): 1401-1407.
- [27] 卢扬, 吴俊勇, 郝亮亮. 基于改进 MOBPSO 算法的含分布式电源的多目标配电网重构[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 62-68.  
LU Yang, WU Junyong, HAO Liangliang. Multi-objective distribution network reconfiguration with distributed generations based on improved MOBPSO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 62-68.

收稿日期: 2020-05-29; 修回日期: 2020-09-10

作者简介:

徐泽(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析、运行、控制与规划; E-mail: xuze@njust.edu.cn

杨伟(1965—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统分析、运行、控制与规划。E-mail: weiyang@mail.njust.edu.cn

(编辑 葛艳娜)