

DOI: 10.7667/PSPC170463

离散学习优化算法在含分布式电源的配网重构中的应用

范心明¹, 陈锦荣¹, 吴树鸿¹, 伍肇龙², 郭为斌¹, 蔡广林²

(1. 广东电网有限责任公司佛山供电局, 广东 佛山 528000;

2. 广州市奔流电力科技有限公司, 广东 广州 511475)

摘要: 灵活的网架重构作为主动配电网的重要特征, 利于高效消纳分布式能源。传统的数学规划方法难以求解非凸的含分布式电源的配电网重构问题。为此, 提出了一种离散学习优化算法(DLOA), 并将其应用于有源配电网重构问题。所提方法主要包括三个模块: 学习优化算法、离散策略以及拓扑结构分析技术。其中, 学习优化算法作为程序优化的核心, 离散策略用于确定配电网线路的开关状态, 拓扑结构分析技术则用于分析配电网的网架结构。通过33节点测试系统验证离散学习优化算法的有效性, 算例分析表明, 所提方法能够有效求解高度非凸的含分布式电源的配电网重构问题。

关键词: 主动配电网; 配电网重构; 优化算法; 分布式电源

Application of discrete learning optimization algorithm to distribution network reconfiguration considering distributed generation

FAN Xinming¹, CHEN Jinrong¹, WU Shuhong¹, WU Zhaolong², GUO Weibin¹, CAI Guanglin²

(1. Foshan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Company, Foshan 528000, China;

2. Guangzhou Power Electrical Technology Co., Ltd., Guangzhou 511475, China)

Abstract: Flexible network reconfiguration is considered as an essential characteristic of active distribution network and it is helpful for accommodating distributed energy resources high-efficiently. However, many conventional mathematical programming methods can not tackle the problem of non-convex distribution network reconfiguration with DG. This paper presents a Discrete Learning Optimization Algorithm (DLOA) to solve this problem, which mainly includes three modules, learning optimization algorithm, discrete strategy, and topology analysis technique. It takes learning optimization algorithm as the core of program optimization, uses discrete strategy to determine the on/off status of distribution line, and applies topology analysis technique to analyze the structure of distribution network. The validity of DLOA is testified through 33-bus test system. Simulation results show that DLOA can effectively solve the highly non-convex distribution network reconfiguration with DG.

This work is supported by Technology Project of Guangdong Power Grid Company (No. GDKJQQ20152029).

Key words: active distribution network; distribution network reconfiguration; optimization algorithm; distributed generation

0 引言

配电网规划与运行的一个重要设计原则是“闭环设计, 开环运行”, 而实现配电网开或闭环运行的重要可控资源则为线路的分段开关和线路之间的联络开关。在配电网实际运行中, 配电网的拓扑一般为辐射状结构, 根据实际运行要求, 如以网络损耗最小的经济运行、配电网保护、故障状态的负荷转

供等, 合理改变分段开关或联络开关的状态, 可以达到配电网重构的效果。

伴随着人们对能源短缺和环境保护问题关注度的提高以及可再生能源消纳技术的改进, 越来越多的风电、光伏等分布式电源接入配电网中。分布式电源的接入使得配电网由单电源供电模式、单相潮流分布的辐射状网络演化为多端电源供电模式、双向潮流分布的复杂网络, 从而导致传统配电网的规划、运行控制、继电保护等技术领域发生重大改变。考虑分布式电源的配电网重构作为实现配电网

优化运行的一种重要技术手段^[1-6], 必然受到分布式电源接入的影响。大量分布式电源接入配电网后, 配电网的潮流大小和方向都发生较大的变化, 配电网潮流呈现出随机变化的特点, 同时, 分布式电源发电出力的不确定性容易引起配电网运行电压的较大波动, 甚至导致电压越限问题, 这大大增加了配电网重构的难度。

主动配电网已成为未来配电网的重要发展方向, 在未来的配电网中, 将含有大量风力发电、光伏发电、储能设备、小型燃气轮机等分布式电源, 并有各种电力电子可控设备接入配电网^[7]。主动配电网将根据系统运行条件的变化, 恰当调用可控开关设备, 改变配电网网架结构, 从而达到提高分布式能源接入比例、减少配电网网络损耗、满足充电汽车快速发展要求、适应可调控负荷快速变化规律等效果。文献[8]指出基于远动可控的开关设备进行配电网重构, 将为未来智能配网自动化功能提供重要的基础技术支持, 通过控制开关设备的开闭状态可提高消纳分布式能源的能力, 并有利于适应不同负荷模式, 比如多变的电动汽车充电模式。

从数学优化角度来看, 配电网重构问题属于一个混合整数非线性规划问题, 其中整数变量代表开关的开闭状态, 连续变量表示配电网的决策和状态变量。根据组合优化理论, 通过穷举法能够得到不同开关组合下的配电网拓扑结构, 进而找到最优开关配置方案。但是, 这种方法的求解效率较低, 随着配电网规模的扩大, 此方法将面临“维数灾”问题, 因此实际应用价值不大。针对配电网重构问题, 早期的学者提出了基于启发式策略的研究方法。根据开关状态交换的观点, 文献[9]所提方法的核心是: 一个开关的打开状态对应另一个开关的闭合状态, 使配电网保持辐射状的拓扑结构, 在调整开关状态的过程中不断优化配电网结构, 达到减少网络损耗的效果。在文献[10]提出的方法中, 每次两个开关进行状态交换时, 只能限定在一个回路。近年来, 有学者提出根据环路组搜索方式和分环替代策略相结合的配电网重构方法^[11]。

近年来, 智能启发式方法在配电网重构问题中得到广泛应用。由于该类方法具有随机搜索机制, 因此可将其归类为随机性优化方法。智能启发式方法通常基于自然界的进化规律或人工智能技术, 通过迭代进化的方式更新寻优的种群, 推进优化方案的过程, 实现求解复杂的配电网重构问题。智能启发式方法通常具有不同的寻优策略, 使其能够搜索复杂的解空间, 并可以有效地平衡全局和局部搜索的过程^[12], 因此, 智能启发式方法能够求解非线性、

非凸、高维度的复杂配电网重构问题。已用于配电网重构的智能启发式方法包括: 模拟退火法^[13]、差分进化算法^[14]、遗传算法^[15-17]、禁忌搜索算法^[18]、粒子群优化算法^[19]、和声搜索算法^[20-21]等。但是, 上述智能启发式方法往往需要设置较多控制参数, 且算法性能对控制参数的变化较为灵敏。

为了解决高度非凸的含分布式电源的配电网重构问题, 本文基于智能启发式方法在求解复杂问题的优势, 提出一种具有原理简单、控制参数较少特点的离散学习优化算法(DLOA), 具体包括: 学习优化算法、离散策略以及拓扑结构分析技术, 并通过33节点测试系统验证离散学习优化算法在配电网重构中的有效性。

1 配电网重构数学模型

1.1 目标函数

本文以网络损耗最小化为配电网重构问题的目标函数, 如式(1)所示。

$$f = \sum_{i=1}^{NL} I_i^2 R_i \quad (1)$$

式中: f 为配电网的网络损耗; NL 为线路的数量; I_i 为线路 i 的电流幅值; R_i 为线路 i 的电阻。

1.2 约束条件

1) 节点有功功率平衡约束

$$P_{DG,i} - P_{D,i} = \sum_{j \in \Theta(i)} \omega_{ij} [G_{ij} V_i^2 - V_i V_j G_{ij} \cos \theta_{ij} - V_i V_j B_{ij} \sin \theta_{ij}] \quad (2)$$

式中: $P_{DG,i}$ 和 $P_{D,i}$ 分别为注入到节点 i 的分布式电源和负荷的有功功率; $\Theta(i)$ 表示通过线路与节点 i 相连的节点集合; 节点 i 与节点 j 之间有线路相连, 则 ω_{ij} 为 1, 否则为 0; G_{ij} 和 B_{ij} 分别为节点 i 与节点 j 之间线路的电导和电纳; 节点数量记为 N 。

2) 节点无功功率平衡约束

$$Q_{DG,i} - Q_{D,i} = \sum_{j \in \Theta(i)} \omega_{ij} [-(B_{ij} + 0.5 B_{ij}^{sh}) V_i^2 + V_i V_j B_{ij} \cos \theta_{ij} - V_i V_j G_{ij} \sin \theta_{ij}] \quad (3)$$

式中: $Q_{DG,i}$ 和 $Q_{D,i}$ 分别为注入到节点 i 的分布式电源和负荷的无功功率; B_{ij}^{sh} 表示节点 i 与节点 j 之间线路的充电电纳。

3) 节点电压约束

$$V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中: V_i 为节点 i 的电压; $V_{i,\min}$ 和 $V_{i,\max}$ 分别为节点 i 的最小和最大电压幅值; N 为节点的数量。

4) 线路电流约束

$$I_i \leq I_i^{\max} \quad i=1, 2, \dots, NL \quad (5)$$

式中, I_i^{\max} 为线路 i 的最大电流幅值。

5) 拓扑结构约束

在正常运行时, 配电网通常为开环运行状态, 即配电网的拓扑结构为辐射状。同时, 必须保证所有负荷都有供电路径, 因此要求整个配电网的拓扑结构为连通的。

2 离散学习优化算法

在配电网重构问题中, 分段开关和联络开关的状态只有闭合和打开两种, 因此, 可以通过离散的方式进行描述。本文在学习优化算法的基础上, 增加离散策略来描述开关的开闭状态。本文所述离散学习优化算法主要有三个模块, 如下所示。

1) 学习优化算法

基于种群学习进化策略, 作为离散学习优化算法的核心。

2) 离散策略

根据连续空间与离散空间的映射关系, 确定配电网线路的开闭状态。

3) 拓扑结构分析技术

结合图论的基本原理和广度搜索算法, 分析配电网的网架结构。

2.1 学习优化算法

学习优化算法作为一种基于种群的新型智能启发式优化算法, 其基本原理为“学习有助于提高认知水平”。该算法主要包含导师教学环节和自主学习环节, 通过教与学来迭代更新种群, 提高整个学习群体的认知水平, 从而达到优化效果。在导师教学环节中, 由于个体的进化策略主要与整个种群的平均水平有关, 且该环节中唯一的学习因子参数可由产生的随机数核定, 因此, 该环节无需设置控制参数; 在自主学习环节中, 个体的进化策略只与被选中的学习对象有关, 同样无需设置额外的控制参数。该算法具有原理简单和控制参数少的特点, 已成功应用于多种工程优化领域。

首先介绍关于学习优化算法的重要概念: 群体记为 $X = [X_1, \dots, X_i, \dots, X_{NP}]$, NP 为种群的数量; 个体记为 $X_i = [x_{i,1}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,NV}]^T$, NV 为决策变量的数量; 最优个体记为 X^{best} ; 种群个体平均值记为 $M = [m_1, \dots, m_j, \dots, m_{NV}]^T$, 其中 $m_j = \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} x_{i,j}$ 。

下面将对学习优化算法进行描述:

(1) 导师教学环节

在导师教学环节中, 以整个学习群体中的最优

个体为导师, 导师将会根据学习群体的平均认知水平以及个体本身的差异, 向学习群体中的其他个体传授知识。导师与群体平均认知水平之间的差异表示为

$$\Delta X_i = \alpha_i^T \cdot (X^{\text{best}} - \beta_i \cdot M) \quad (6)$$

式中: $\alpha_i^T = [r_1, \dots, r_j, \dots, r_{NV}]^T$, 且 r_j 表示(0,1)之间的随机数; “ \cdot ”表示点乘符号, 用于向量元素之间相乘; β_i 表示学习因子, 如式(7)所示。

$$\beta_i = \text{round}(1 + \alpha_i) \quad (7)$$

式中, $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入取整函数。

在教学环节中, 导师向个体传授知识的方式如式(8)所示。

$$X_i^{T,k+1} = X_i^{T,k} + \Delta X_i \quad (8)$$

式中: 上角标 T 表示导师教学环节; k 表示迭代次数。

如果 $f(X_i^{T,k+1}) < f(X_i^{T,k})$, 则按照式(8)更新第 i 个个体; 否则, $X_i^{T,k+1} = X_i^{T,k}$ 。

(2) 自主学习环节

在学习优化算法中, 学习种群中的个体一方面由导师教授知识, 另一方面个体本身也会主动向其他群体个体学习, 从而提高自身的认知水平。在自主学习环节中, 每个个体 $X_i^{L,k}$ 将随机地选取学习群体中的其他一个个体 $X_j^{L,k}$ ($i \neq j$) 作为学习对象, 并以取长补短为学习依据。

当 $f(X_j^{L,k}) < f(X_i^{L,k})$ 时, 个体的主动学习策略如式(9)所示。

$$X_i^{L,k+1} = X_i^{L,k} + \alpha_i^L \cdot (X_j^{L,k} - X_i^{L,k}) \quad (9)$$

式中: $\alpha_i^L = [R_1, \dots, R_j, \dots, R_{NV}]^T$, 且 R_j 表示(0,1)之间的随机数。

当 $f(X_j^{L,k}) \geq f(X_i^{L,k})$ 时, 个体的主动学习策略如式(10)所示。

$$X_i^{L,k+1} = X_i^{L,k} - \alpha_i^L \cdot (X_j^{L,k} - X_i^{L,k}) \quad (10)$$

如果 $f(X_i^{L,k+1}) < f(X_i^{L,k})$, 则按照式(9)或式(10)更新第 i 个个体; 否则, $X_i^{L,k+1} = X_i^{L,k}$ 。

优化过程中将重复执行导师教学环节和自主学习环节, 直到满足算法终止判据。

2.2 离散策略

本文首先定义用于离散策略的随机变量 ω 和离散搜索空间 $S = [D_1, D_2, \dots, D_K]$ 。为增加学习优化算法的深度搜索能力, 本文根据自然界生物的混沌动态行为所表现出来的物理规律, 按照以下逻辑映射规则更新随机变量 ω 。

$$\omega_{k+1} = \mu \omega_k (1 - \omega_k) \quad (11)$$

式中: μ 为比例系数, 一般设置为 4; ω_k 的取值为 $\omega_k = \{\omega_k | \omega_k \in (0, 1), \omega_k \notin \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}\}$ 。

对于 ω , 通过以下方式将其映射到离散空间中的某个整数的下标 η 。

$$\eta = \text{ceil}(\omega K) \quad (12)$$

式中: $\text{ceil}(\cdot)$ 为上取整函数; 根据式(12)的映射关系, η 的取值范围为 $[1, 2, \dots, K]$ 。

根据 η 可以得到离散空间中的整数 D_η , 即

$$\eta \rightarrow D_\eta \quad (13)$$

为了阐述离散策略, 假设 $S = [3, 6, 8, 12]$, 则有 $K = 4$ 。当随机变量 $\omega_k = 0.2$ 时, $\omega_{k+1} = 0.64$, 接着求得 $\eta = 3$, 从而得到离散空间中的 $D_3 = 8$ 。需要指出的是, 该离散策略无需引入额外的控制参数。

2.3 拓扑结构分析技术

配电网正常运行时通常为辐射状结构, 根据图论的概念, 此时的配电网拓扑结构称为“树”, 即一张不含回路的连通图。对于一张含有 n 个节点和 m 条边的图, 其为“树”的一个充分必要条件是:

- (1) 边数比节点数少 1, 即 $m = n - 1$;
- (2) 给定的图为连通图。

本文结合图论的基本原理, 运用广度搜索算法, 确定含环网配电网拓扑结构中的树及其树枝, 并对各个节点进行分层和编号。

如图 1 所示, 左边子图为原拓扑结构图, 右边子图为对节点分层和编号后的拓扑结构图。本文采用的广度搜索算法通过队列来实现, 如下所示。

Step 1: 初始化所有节点为未读状态, 记节点计数器为 1, 分层计数器为 1, 且根节点属于第一层节点。把根节点(节点①)放到队列的末尾。

Step 2: 每次从队列的头部取出一个节点, 根据与该节点相连的线路, 确定此元素所有的下一层节点。分层计数器增加 1。

Step 3: 逐个判断下一层节点的读取状态。如果为已读, 则跳过操作; 否则, 把它们逐个放到队列的末尾, 并把这个节点记为它下一级元素的父节点, 节点计数器增加 1。

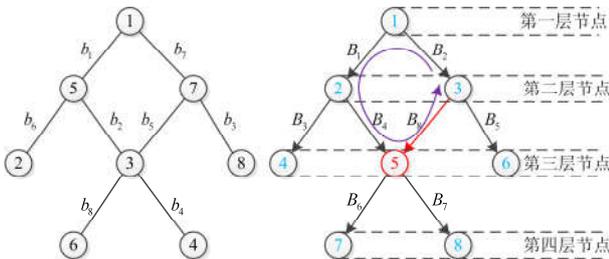


图 1 考虑环网的配电网拓扑结构中的一个树

Fig. 1 A tree in the meshed distribution network topology

Step 4: 遍历整个拓扑结构图, 直到所有节点都已被读取。

基于上述步骤, 可确定原拓扑结构图节点的读取顺序: ①→⑤→⑦→②→③→⑧→⑥→④。针对原拓扑结构图, 在遍历节点⑦的下一层节点③时, 由于节点③属于节点⑤的下一层节点, 并已读, 因此执行跳过操作。相应的线路 b_5 被排除在树之外, 称为连支。根据连支两端的节点, 分别往上层回溯其父节点, 直到找到共同的父节点, 从而确定添加该连支后形成的独立回路: ①→②→⑤→③→①。

下面结合图 1 中的独立回路, 阐述拓扑结构分析技术与离散策略的关系。

以线路编号作为离散量, 得到与独立回路对应的离散搜索空间 $S = [1, 2, 4, 8]$, 则有 $K = 4$ 。当随机变量 $\omega_k = 0.2$ 时, $\omega_{k+1} = 0.64$, 可求得 $\eta = 3$, 从而得到离散空间中的 $D_3 = 4$ 。当配电网线路 B_4 退出运行时, 通过拓扑结构分析技术可检测出剩余的拓扑结构为连通图, 且边数比节点数少 1 的条件, 即满足“树”的一个充分必要条件, 因此, 此时的配电网拓扑结构为辐射状网络。

2.4 算法实现流程(图 2)

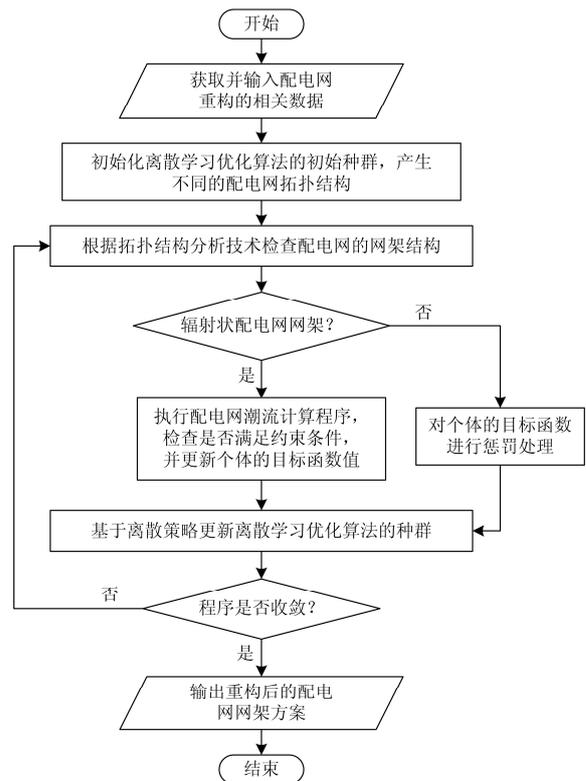


图 2 离散学习优化算法的流程

Fig. 2 Flow chart of discrete learning optimization algorithm

针对考虑分布式电源接入的配电网重构问题, 本文所述离散学习优化算法的实现流程如下所示。

Step 1: 输入与配电网重构相关的数据, 包括网络参数、负荷数据、分布式电源的数据以及线路分段开关和联络开关的状态数据。

Step 2: 初始化离散学习优化算法的初始种群, 产生不同的配电网拓扑结构。

Step 3: 根据拓扑结构分析技术检查配电网的网架结构。如果个体对应的配电网网架为辐射状, 则执行配电网潮流计算程序, 检查是否满足约束条件, 并更新个体的目标函数值; 否则, 对个体的目标函数进行惩罚处理。

Step 4: 基于离散策略更新离散学习优化算法的种群, 并执行 Step 3。

Step 5: 检查收敛条件。如果收敛, 则输出重构后的配电网网架方案; 否则, 返回 Step 4。

3 算例分析

3.1 实验平台和测试系统

本文采用 Matlab R2016a 软件开发离散学习优化算法, 并将其应用于含分布式电源的配电网重构问题, 所有仿真测试都在 64 位的 Win7 操作系统上进行。实验硬件平台则是英特尔酷睿 i5-6200U 双核处理器, CPU 的主频为 2.3 GHz, 8 GB 内存。

本文通过 33 节点测试系统验证离散学习优化算法求解含分布式电源的配电网重构问题的有效性。33 节点测试系统为一个 12.66 kV 电压等级的配电网系统。在该测试系统中, 共有 37 条配电网线路, 其中 32 条线路(实线表示)含有分段开关, 5 条线路(虚线表示)含有联络开关, 如图 3 所示。在初始状态下, 所有分段开关为闭合状态, 联络开关为打开状态。此系统的总有功功率和无功功率分别为 3 715 kW 和 2 300 kvar。该系统参数请参见文献[22]。

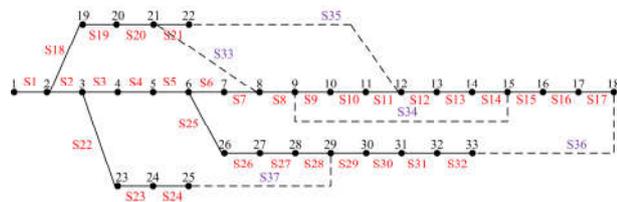


图 3 33 节点配电网系统

Fig. 3 The 33-bus distribution system

本文将测试情景分成四大类, 如表 1 所示, 以此来全面测试所述方法的有效性。同时, 为了有效验证本文所述方法的性能, 本文对用于求解配电网重构的粒子群优化算法(PSO)进行重新编码, 并以此作为比较对象。PSO 的关键参数设置如下: 惯性权重为 0.73, 两个加速常数都为 2.05, 粒子最大速度为粒子允许的上下限差值的 0.1 倍。与 PSO 相比,

本文所述的 DLOA 无需设置控制参数。需要说明的是, 在本文所述方法和粒子群优化算法中, 种群个体数量都为 30, 且以迭代 100 次为收敛条件。此外, 两者都重复独立执行程序 30 次。

表 1 配电网重构算例分类

Table 1 Classification of simulation cases of distribution network reconfiguration

测试情景	算例	并网节点/接入容量(kW)/功率因数
配网初始状态	Case 1	—
无分布式电源	Case 2	—
	Case 3	6/50/0.90
	Case 4	6/100/0.95
单分布式电源	Case 5	6/150/0.98
	Case 6	6/200/1.00
	Case 7	6/50/0.98 12/50/0.99 24/100/0.98 29/50/1.00
多分布式电源	Case 8	6/100/0.98 12/100/0.99 24/200/0.98 29/100/1.00
	Case 9	6/150/0.98 12/150/0.99 24/300/0.98 29/150/1.00

3.2 不考虑分布式电源的配电网重构

本文首先不考虑分布式电源, 通过离散学习优化算法求解 33 节点配电网系统的网架重构问题。为了阐述所述方法的网损降低效果, 本文选取配电网初始运行状态的网损作为基准值。表 2 列出了不考虑分布式电源的配电网重构对比结果。由表 2 可知, 在本文所述离散学习优化算法的网架重构方案中, 断开的开关包括 S7、S9、S14、S32 以及 S37, 该方案对应的网络损耗为 139.55 kW。与配电网的初始运行状态相比, DLOA 的网架重构方案的网损降

表 2 配电网重构的结果

Table 2 Results of distribution network reconfiguration

算例	方法	打开的开关	最大/平均/最小网损/kW	网损降低率
1	初始状态	33/34/35/36/37	202.53	—
2	PSO	7/9/14/32/37	147.81/142.95/139.55	31.1%
	DLOA	7/9/14/32/37	147.97/142.90/139.55	31.1%
3	PSO	7/9/14/32/37	148.93/140.00/136.31	32.7%
	DLOA	7/9/14/32/37	144.66/140.58/136.31	32.7%
4	PSO	7/9/14/32/37	142.27/138.31/133.74	34.0%
	DLOA	7/9/14/32/37	141.61/138.05/133.74	34.0%
5	PSO	7/9/14/32/37	142.23/136.38/131.65	35.0%
	DLOA	7/9/14/32/37	141.91/137.17/131.65	35.0%
6	PSO	7/9/14/32/37	141.06/135.40/130.69	35.5%
	DLOA	7/9/14/32/37	139.18/136.17/130.69	35.5%
7	PSO	7/9/14/28/32	136.89/129.32/126.52	37.5%
	DLOA	7/9/14/28/32	133.98/130.21/126.52	37.5%
8	PSO	7/9/14/32/37	123.74/116.75/114.90	43.3%
	DLOA	7/9/14/28/32	120.67/117.13/114.22	43.6%
9	PSO	11/28/32/33/34	109.77/104.65/104.06	48.6%
	DLOA	7/9/14/28/32	109.21/105.95/103.06	49.1%

低率达到 31.1%。根据 Case 2 的对比结果, DLOA 与 PSO 得到相同的最优配电网重构方案, 其相应的最小网损相同; 在最大网损方面, PSO 稍微优于 DLOA; 但是, 在平均网损方面, DLOA 优于 PSO。

3.3 考虑单分布式电源不同容量下的配电网重构

目前, 传统配电网正向主动配电网演化, 光伏等分布式电源接入配电网逐渐成为常态, 本小节分析单个分布式电源在同一并网点下接入不同容量的配电网重构问题。单分布式电源接入下的配电网重构结果可参见表 2。根据表 2 的结果, 在节点 6 接入不同容量的分布式电源时, 由离散学习优化算法求得的网架重构方案相同, 但网损降低率稍微不同, Case 3、Case 4、Case 5 和 Case 6 的网损降低率分别为 32.7%、34.0%、35.0% 和 35.5%。基于上述结果可知, 提高分布式电源的接入容量, 可显著降低配电网的网络损耗。在 Case 3、Case 4、Case 5 和 Case 6 中, DLOA 与 PSO 都得到相同的最优配电网重构方案; 在上述四个算例的最大网损方面, DLOA 都优于 PSO; 在 Case 3、Case 5 和 Case 6 中, PSO 所得配电网重构方案的平均网损优于 DLOA, 在 Case 4 的平均网损方面, DLOA 则稍微优于 PSO。

3.4 考虑多分布式电源接入的配电网重构

为了进一步研究含分布式电源的配电网重构问题, 本小节考虑多分布式电源接入配电网, 并分析不同渗透率对配网损耗的影响。多分布式电源接入下的配电网重构结果可参见表 2。在 Case 7 中, 分布式电源的渗透率为 6.73%, 此时网损为 126.52 kW。虽然此时的渗透率处于较低水平, 但与配电网的初始运行状态相比, 降低网损的效果已较为显著, 达到 37.5%; 在 Case 8 中, 分布式电源的渗透率提高到 13.46%, 网损进一步降低, 网损降低率为 43.7%; 在 Case 9 中, 渗透率进一步提高并到达 20.19%, 配电网的网损约为初始运行状态的一半。基于上述结果可知, 本文所述离散学习优化算法适用于不同分布式电源渗透率下的配电网重构问题, 能够在有效消纳分布式能源的同时大幅降低配电网的网络损耗。

与 PSO 相比, DLOA 在 Case 7 中得到相同的配电网重构方案, 但在 Case 8 和 Case 9 中, DLOA 所得的最优配电网重构方案则优于 PSO; 在最大网损方面, DLOA 所得的配电网重构方案都优于 PSO; 但是, 在平均网损方面, PSO 则优于 DLOA, 这说明 PSO 能够得到更为均衡的配电网重构方案。

分布式电源的接入会给配电网带来众多影响,

其中很重要的一点就是改变主动配电网的潮流, 进而引起电压分布的变化。图 4 列出了含分布式电源的配电网重构前后的节点电压分布情况。由图 4 可知: 在配电网的初始运行状态下, 配电网为单电源供电模式, 远离电源点的节点(比如节点 18 和节点 33), 存在电压偏低问题; 在不考虑分布式电源时, 经过配电网重构后, 各节点电压趋于平滑, 远离电源点的节点电压得到改善; 当计及分布式电源时, 配电网重构后的节点电压在整体上得到进一步改善, 且分布式电源并网点及其相邻节点的电压改善较大, 能够显著提高远离电源点的节点电压水平。

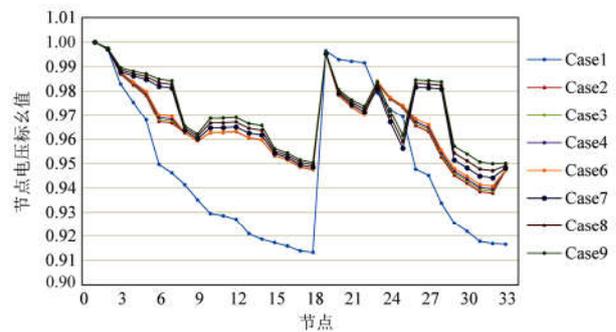


图 4 配电网重构前后的节点电压分布

Fig. 4 Node voltage profile before and after distribution network reconfiguration

4 结语

本文基于学习优化算法、离散策略以及拓扑结构分析技术, 提出一种离散学习优化算法, 以解决含分布式电源的配电网重构问题。本文所述方法适用于不同分布式电源渗透率条件下的配电网重构问题。在 33 节点测试系统的基础上, 通过 9 个算例分析了离散学习优化算法在单分布式电源、多分布式电源以及不同分布式电源渗透率条件下的优化效果。算例仿真结果表明, 本文的离散学习优化算法能够有效求解含分布式电源的配电网重构问题, 并可在降低配网损耗的同时, 改善配网电压分布。

本文主要考虑单时段的有源配电网重构问题, 并认为分布式电源处于恒功率因数运行方式。在实际操作中, 分布式电源的出力时序特性差异较大, 且分布式电源也可在变功率因数方式下运行。因此, 计及分布式电源的出力时序特性和运行方式的多时段的配电网重构问题, 将是本文的后续研究方向。

参考文献

- [1] 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.
- [2] HSU Y Y, YI J H. Planning of distribution feeder reconfiguration with protective device coordination[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1993, 8(3): 1340-1347.
- [3] RAJU G K V, BIJWE P R. An efficient algorithm for minimum loss reconfiguration of distribution system based on sensitivity and heuristics[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1280-1287.
- [4] 徐君茹, 叶笑莉, 翁毅选, 赵洁, 王俊. 基于降维与搜索的网架重构[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 34-39.
XU Junru, YE Xiaoli, WENG Yixuan, ZHAO Jie, WANG Jun. Dimensionality reduction and search based skeleton-network reconfiguration[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 34-39.
- [5] 汪芳宗, 王兆丰. 基于混合整数二次锥规划方法的含分布式电源配电网优化重构方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(24): 24-30.
WANG Fangzong, WANG Zhaofeng. An optimum reconfiguration method for distribution networks with DG based on mixed integer second-order cone programming[J]. Power System Technology, 2016, 44(24): 24-30.
- [6] TIAN Z, WU W, ZHANG B, et al. Mixed-integer second-order cone programming model for VAR optimisation and network reconfiguration in active distribution networks[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(8): 1938-1946.
- [7] FRANCO J F, RIDER M J, LAVORATO M, et al. A mixed-integer LP model for the reconfiguration of radial electric distribution systems considering distributed generation[J]. Electric Power Systems Research, 2013, 97: 51-60.
- [8] JABR R A, SINGH R, PAL B C. Minimum loss network reconfiguration using mixed-integer convex programming[J]. IEEE Transactions on Power systems, 2012, 27(2): 1106-1115.
- [9] CIVANLAR S, GRAINGER J J, YIN H, et al. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1988, 3(3): 1217-1223.
- [10] GOSWAMI S K, BASU S K. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992, 7(3): 1484-1491.
- [11] 薛毓强, 吴小雁, 魏文新. 基于环路组搜索方式及分环替代策略相结合的配电网重构[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 263-269.
XUE Yuqiang, WU Xiaoyan, WEI Wenxin. Distribution network reconfiguration with BPSO based on combination of loop group search and individual loop replacement[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 263-269.
- [12] DABRA V, PALIWAL K K, SHARMA P, et al. Optimization of photovoltaic power system: a comparative study[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 29-39. DOI 10.1186/s41601-017-0036-2.
- [13] CHIANG H D, JEAN-JUMEAU R. Optimal network reconfigurations in distribution systems, I. A new formulation and a solution methodology[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1990, 5(4): 1902-1909.
- [14] CHIOU J P, CHANG C F, SU C T. Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(2): 668-674.
- [15] CARRENO E M, ROMERO R, PADILHA-FELTRIN A. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(4): 1542-1551.
- [16] FARAHANI V, VAHIDI B, ABYANEH H A. Reconfiguration and capacitor placement simultaneously for energy loss reduction based on an improved reconfiguration method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 587-595.
- [17] 杨建军, 战红. 基于图论的改进遗传算法在配网重构中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 122-125.
YANG Jianjun, ZHAN Hong. Application of the improved genetic algorithm based on graph theory in distribution network reconfiguration[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 122-125.
- [18] ZHANG D, FU Z, ZHANG L. An improved TS algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems[J]. Electric Power Systems Research, 2007, 77(5): 685-694.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] RAO R S, NARASIMHAM S V L, RAJU M R, et al. Optimal network reconfiguration of large-scale distribution system using harmony search algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1080-1088.
- [22] ZHU J Z. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2002, 62(1): 37-42.
- [23] MIRHOSEINI S H, HOSSEINI S M, GHANBARI M, et al. A new improved adaptive imperialist competitive algorithm to solve the reconfiguration problem of distribution systems for loss reduction and voltage profile improvement[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 55: 128-143.
- [24] LOTFIPOUR A, AFRAKHTI H. A discrete teaching-learning-based optimization algorithm to solve distribution system reconfiguration in presence of distributed generation[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 82: 264-273.
- [25] 李洪美, 崔翰韬, 万秋兰. 考虑电动汽车充电策略的配网重构二阶锥规划模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(18): 4674-4681.
- LI Hongmei, CUI Hantao, WAN Qiulan. Distribution network reconfiguration based on second-order conic programming considering EV charging strategy[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(18): 4674-4681.

收稿日期: 2017-03-31; 修回日期: 2017-06-08

作者简介:

范心明(1977-), 男, 博士, 研究方向为电力系统运行分析与稳定控制。E-mail: fanxinming1230@126.com

陈锦荣(1975-), 男, 学士, 研究方向为电力系统自动化。E-mail: 13702563456@139.com

吴树鸿(1977-), 男, 学士, 研究方向为智能电网调度。E-mail: samhong126@126.com

(编辑 张爱琴)