

基于改进层次聚类 and GL-APSO 算法的配电网动态重构

王云¹, 王美蕴², 周健¹, 邹媛媛², 李少远²

(1. 国网上海市电力公司, 上海 200125; 2. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 针对含分布式电源(DG)的配电网动态重构问题, 提出考虑配电网负荷需求与 DG 出力动态变化的配电网动态重构方案。首先, 基于不同时段的负荷特性与最优网络结构的综合相似性, 提出了一种改进层次聚类的时段划分方法。在此基础上, 提出了遗传学习自适应粒子群优化算法, 实现以网络损耗最小为优化目标的动态重构优化计算。针对基本粒子群算法中缺乏速度动态调节、易陷入局部最优等问题, 提出基于粒子个体最优位置的遗传学习方案增加搜索多样性, 提高算法的全局搜索能力, 并引入自适应惯性权值和加速系数以满足不同时期的寻优要求。最后, 以 IEEE 33 节点配电系统为例进行仿真, 验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词: 配电网动态重构; 时段划分; 层次聚类; 遗传学习自适应粒子群算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202243

Dynamic configuration of distribution network based on improved hierarchical clustering and GL-APSO algorithm

WANG Yun¹, WANG Meiyun², ZHOU Jian¹, ZOU Yuanyuan², LI Shaoyuan²

1. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200125, China

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Abstract: Aiming at the problem of dynamic reconfiguration of distribution network with distributed generation (DG), a dynamic distribution networks reconfiguration scheme considering the time-varying property of DG and distribution network load was proposed. Firstly, according to the comprehensive similarity between different periods based on both load characteristics and optimal network structure, an improved hierarchical clustering method was used to divide the reconstruction interval into segments. On this basis, the genetic learning adaptive particle swarm optimization algorithm was proposed to realize the dynamic reconstruction with minimum network loss. To tackle the shortcomings such as the lack of speed dynamic adjustment strategy and ease to fall into local optimum in basic particle swarm optimization algorithm, a genetic learning scheme based on the optimal position of individual particles was proposed to enhance diversity and improve global search ability. Adaptive inertia weight and acceleration coefficients were introduced to meet the optimization requirements of different periods. Finally, a simulation was carried out through the IEEE 33-bus distribution system as an example to verify the effectiveness and superiority of the proposed method.

Key words: distribution network dynamic reconfiguration, time division, hierarchical clustering, genetic learning adaptive particle swarm optimization algorithm

0 引言

配电网重构指通过改变配电网中联络开关和

分段开关的开闭状态调整网络的潮流分布, 使配电网以更加优化的方式运行, 从而达到降低网络损耗、均衡负荷、提高供电质量等目标, 对实现配电

收稿日期: 2021-12-14; 修回日期: 2022-01-29

通信作者: 王云, wang.yun@sh.sgcc.com.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61833012)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61833012)

网安全经济运行有重要意义。其研究内容主要分为静态重构和动态重构。静态重构是针对某一时间点进行重构,通常以网络损耗最少为优化目标,可以描述为一个有约束的非线性组合优化问题,优化方法有支路交换法^[1]、最优流模式法^[2]和人工智能优化算法,如遗传算法^[3]、粒子群算法^[4]、和声搜索算法^[5]等。近年来,研究者对如何提高算法搜索到全局最优解的能力和寻优效率进行了大量研究^[6-8]。动态重构是对某个时间区间进行重构优化,需要基于一段时间变化的负荷信息给出多个时间点的重构方案,以在考虑开关操作次数的情况下实现降低网络损耗的目标。因此对于负荷随时间动态变化的实际配电系统,动态重构有更高的实用价值。

在动态重构中,若对每个时段都选取最优网络结构会需要大量的开关操作,这不满足实际需求,因此动态重构中需要寻找时段合并方案,从而平衡开关操作次数与全时段网络损耗之间的关系。杨胡萍等人^[9]首先确定整个区间的最优重构方案,利用枚举法得到区间的最优重构时间点,然后通过逐次逼近法不断根据重构结果调整子区间重构时间,直到得到全局最优解。Shariatkhah M H 等人^[10]通过和声搜索算法求取每个时段的最优配电网结构,并利用动态规划进行时段合并,直到得到全局最优解。上述工作都是根据各时段重构结果实现时段划分的,需要进行大量的重构寻优计算,计算量过大。为了避免大量重构计算,周洁洁等人^[11]根据负荷特性采用最优模糊 C 均值算法进行时段划分,对划分后的各时段,根据重构结果进行时段合并,相比不进行初始划分的方法降低了计算量,但仍需进行多次重构优化。田书欣等人^[12]只根据各时段负荷特性采用 K-means++ 算法进行时段划分。董志辉等人^[13]先通过模糊 C 均值聚类算法对时段进行划分,之后依据负荷特性对结果进行合并。以上两种方法计算简单,但只考虑了不同时段负荷间的关系,没考虑不同节点负荷间的关系对潮流分布的影响,同时采用的聚类方法没有考虑负荷时序特性,还需要对聚类后的时段进行合并,增加了不确定性。王瑞峰等人^[14]考虑不同节点构成的负荷曲线幅值和形状两方面特征,提出改进的双层聚类方法进行时段划分,提高了时段划分的合理性,但该方法只考虑了配电网不同时段的负荷特征,忽略了负荷特性相近但最优网络结构相同的情况。

为了解决上述问题,本文提出了采用改进层次

聚类 and 遗传学习自适应粒子群优化(genetic learning adaptive particle swarm optimization, GL-APSO) 算法的配电网动态重构方法。首先,同时考虑负荷特性和不同时段最优网络结构的综合相似性描述不同时段间的相似程度,并提出改进层次聚类方法对初始时段进行划分,直接得到考虑时间顺序的聚类结果,并将其作为动态重构的时段划分方案;然后,以时段内系统总网络损耗最小为优化目标建立各时段配电网动态重构模型,提出 GL-APSO 算法进行求解,通过引入基于个体最优位置的遗传学习操作和引入自适应惯性权值和加速系数,有效解决了基本粒子群算法易陷入局部最优的问题,并提高了算法的收敛速度。最后,以 IEEE 33 节点配电系统为例,验证了该模型和算法的有效性。

1 配电网重构数学模型

1.1 目标函数

配电网动态重构通过多次改变开关状态,使配电系统在满足一定约束的条件下,在负荷动态变化的整个时段内优化运行。本文将整个时段内网络损耗最小作为优化目标建立配电网动态重构数学模型:

$$\min F = \sum_{t=1}^N \sum_{i=1}^{N_s} s_{i,t} R_i \frac{P_{i,t}^2 + Q_{i,t}^2}{U_{i,t}^2} \Delta T_t \quad (1)$$

其中, N 是划分前的时段总数; N_s 是配电系统的总支路数; $s_{i,t}$ 是第 t 时段支路 i 上的开关状态,断开时为 0,闭合时为 1; R_i 是支路 i 的电阻值; $P_{i,t}$ 和 $Q_{i,t}$ 分别是第 t 时段支路 i 的有功功率和无功功率,单位为 kW; $U_{i,t}$ 是第 t 时段节点 i 的端电压; ΔT_t 是第 t 时段的持续时间,单位为 h。

1.2 约束条件

动态重构需要满足的约束条件包括潮流约束、支路电流约束、节点电压约束、网络拓扑约束、分布式电源功率约束和开关操作次数约束。

$$P_{i,t} = U_{i,t} \sum_{j=1}^N U_{j,t} (G_{ij} \cos \theta_{ij,t} + B_{ij} \sin \theta_{ij,t}) \quad (2)$$

$$Q_{i,t} = U_{i,t} \sum_{j=1}^N U_{j,t} (G_{ij} \sin \theta_{ij,t} - B_{ij} \cos \theta_{ij,t}) \quad (3)$$

$$I_{ij,t} \leq I_{ij,\max} \quad (4)$$

$$U_{i,\min} \leq U_{i,t} \leq U_{i,\max} \quad (5)$$

$$P_{i,t}^{\text{DG}} < P_{i,\max}^{\text{DG}} \quad (6)$$

$$g_k \in G \quad (7)$$

$$N_i \leq N_{i\max} \quad (8)$$

$$N_{\text{all}} \leq N_{\text{allmax}} \quad (9)$$

其中, $P_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 分别是节点 i 在时段 t 注入的有功功率和无功功率; $U_{i,t}$ 是节点 i 在时段 t 的电压幅值; G_{ij} 、 B_{ij} 分别是节点 i 和节点 j 之间的电导和电纳; $\theta_{ij,t}$ 是节点 i 和节点 j 之间在时段 t 的电压相角差; $I_{ij,t}$ 是支路 ij 在时段 t 的电流; $I_{ij\max}$ 是支路 ij 允许通过的最大电流; $U_{i\max}$ 、 $U_{i\min}$ 分别是节点 i 电压的上下限; $P_{i,t}^{\text{DG}}$ 是节点 i 处分布式电源在时段 t 的发电功率; $P_{i\max}^{\text{DG}}$ 是节点 i 处分布式电源的额定容量; g_k 是网络结构; G 是所有辐射状的网络结构集合; N_i 是开关 i 在重构时间内操作的总次数; $N_{i\max}$ 是开关 i 操作次数的上限; N_{all} 是所有开关在重构时间内操作的总次数; N_{allmax} 是所有开关操作总次数的上限。

为了降低上述优化问题的求解难度, 本文首先通过基于改进层次聚类的时段划分方法对全时段重新划分, 以减少重构次数, 进而减少不同时段开关状态变量 (即决策变量) 的数量, 降低优化问题的求解难度; 然后通过 GL-APSO 算法求解动态重构优化问题, 以获得整个时间区间内各时段的最优网络结构。

2 基于改进层次聚类的时段划分

2.1 基于负荷特征和最优网络结构的综合相似度计算

不同时段的负荷越相似、最优网络结构越相似, 合并后适用于同样的网络结构的可能性越大。因此本文综合考虑负荷相似性和最优网络结构相似性对两个时段的相似程度进行衡量, 使负荷相似度很高或者最优网络结构相同的时段有较高的相似性, 基于此综合相似度进行聚类以确定时段划分方法。

本文基于未来一天的负荷预测值进行配电网重构, 将一天平均划分为 T 个时段 (本文中 $T=24$), 假定各个节点负荷在单个时段内保持不变, 则第 $t(t=1, \dots, T)$ 个时段配电网各个节点的负荷情况可以表示为 $\mathbf{X}_t = [x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn}]$, 其中 n 为配电系统中的节点数, x_{ti} 为第 t 个时段节点 i 的功率值。通过欧氏距离描述时段 α 和时段 β 的负荷相似度 $d_{\alpha,\beta}^l$:

$$d_{\alpha,\beta}^l = \|\mathbf{X}_\alpha - \mathbf{X}_\beta\|_2^2 \quad (10)$$

对每个初始时段进行配电网静态重构, 得到使时段内网络损耗最小的最优网络结构需要断开的 m 个开关的编号。用两时段最优网络结构中斷开开

关相同的数量 c 除以断开开关的总数量 m 来描述时段 α 和时段 β 间最优网络架构相似性 $d_{\alpha,\beta}^h$:

$$d_{\alpha,\beta}^h = \frac{c}{m} \quad (11)$$

定义不同时段之间的相似度 $d_{\alpha,\beta}$ 为两个时段负荷相似度与最优网络架构相似性的乘积:

$$d_{\alpha,\beta} = d_{\alpha,\beta}^l d_{\alpha,\beta}^h \quad (12)$$

本文提出的基于负荷特征和最优网络架构的综合相似度计算方法只需要对每个初始时段进行静态重构, 相比基于不同时段划分网络损耗最小来选取最优方案的方法, 计算量大幅降低。相比单纯依据负荷特性聚类的划分方法, 本文提出的方法还考虑了负荷相差较大而最优网络结构相同的情况, 使得时段合并后适用于相同网络结构的可能性增大。

2.2 基于改进层次聚类的时段划分方法

考虑到不同时段间的时序特性, 本文应用层次聚类的方法对不同时段进行聚类, 并基于以下 3 点进行改进: ①采用基于负荷特征和最优网络架构的综合相似度衡量簇间距离; ②针对时段的时序性, 避免一般聚类方法仅将相近时段分为一类, 在聚类后还需要进行时段合并的问题, 规定在凝聚层次聚类中只有相邻时段才能合并到一类, 使得聚类结果满足时序特性; ③不同分段数会导致动态重构后得到不同的开关操作次数和不同的网络损耗结果, 为了平衡开关操作次数和网络损耗的关系, 应确定最优的时段划分数。具体步骤如下:

(1) 将每个时段初始化为簇, 并将其按时间顺序排列, 得到初始簇集合 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_T\}$;

(2) 根据式 (10) ~ 式 (12), 计算任意两个时段的相似度, 得到时段相似度矩阵 $\mathbf{D}$, $\mathbf{D}(\alpha, \beta) = \mathbf{D}(\beta, \alpha) = d_{\alpha,\beta}$;

(3) 找出距离最近的两个相邻聚类簇 $\mathbf{X}_\alpha$ 和 $\mathbf{X}_\beta$, 将簇 $\mathbf{X}_\beta$ 合并到 $\mathbf{X}_\alpha$, 并从总的聚类簇集合中删除 $\mathbf{X}_\beta$;

(4) 删除矩阵 $\mathbf{D}$ 的 β 行 β 列, 计算新的聚类簇 $\mathbf{X}_\alpha$ 与其他簇的距离 (本文中采用平均距离, 即两个类别中所有样本距离的平均值来计算类间距离), 更新距离矩阵;

(5) 重复步骤 (3) ~ (4), 直到聚为一类;

(6) 通过轮廓系数确定聚类数量 C 。某一样本 i 轮廓系数 $s(i)$ 和聚类总轮廓系数 SC 可以表示为

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (13)$$

$$SC = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T s(i) \quad (14)$$

其中, $a(i)$ 表示样本 i 到其所在簇内其他样本的平均距离; $b(i)$ 表示样本 i 到其他簇样本的平均距离; T 表示样本总数。轮廓系数取值范围为 $[-1, 1]$, 取值越接近 1, 说明聚类性能越好。计算各个聚类数的轮廓系数, 将轮廓系数最大的聚类数作为最佳聚类数。根据最佳聚类数得到时段划分结果。根据时段划分结果, 通过后文优化算法求解配电网动态重构问题, 获得全时段最优重构方案。

3 基于 GL-APSO 算法的配电网重构

3.1 无重复环路编码

配电网重构后每个时段的组合开关状态都应使配电网满足辐射状、无孤岛的拓扑结构要求。为了降低解空间的大小并避免不可行解的产生, 本文采用无重复环路编码^[15]方式对决策变量进行编码。在每闭合一个联络开关构成的基本环路中, 需要重新断开一个开关, 以保证配电网仍然满足辐射状结构要求, 因此对每个基本环路中需要断开的开关编号进行整数编码, 并保证前面环路出现的开关不会在后面的环路中出现, 之后将每个基本环路中断开开关的编号作为决策变量, 并基于无重复环路编码搜索最优解。

3.2 GL-APSO 算法

粒子群算法是一种群体优化算法, 通过迭代更新不同粒子的速度和位置, 使粒子向最优解移动。在每一次迭代中, 通过粒子位置和适应度函数评价每个粒子的适应度, 并根据适应度获取粒子个体最优位置和群体最优位置, 据此更新粒子的速度和位置:

$$v_{i,d}^{k+1} = wv_{i,d}^k + c_1r_{1,d}(p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2r_{2,d}(g_d^k - x_{i,d}^k) \quad (15)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^k \quad (16)$$

其中, w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速系数, 表示自我学习因子和群体学习因子; $r_{1,d}$ 和 $r_{2,d}$ 为 $(0, 1)$ 区间的随机数; $v_{i,d}^k$ 为第 k 次迭代中粒子 i 在第 d 维度上的速度; $x_{i,d}^k$ 为第 k 次迭代中粒子 i 在第 d 维度上的位置; $p_{i,d}^k$ 和 g_d^k 分别为粒子个体最优位置和群体最优位置。

基本粒子群算法容易陷入局部最优的情况, 为此参考遗传学习粒子群优化 (genetic learning particle swarm optimization, GL-PSO) 算法^[16], 通过

遗传学习指导粒子位置更新, 从而提高全局搜索性能, 并针对其搜索多样性不足的问题提出基于粒子个体最优位置的新遗传学习方法, 同时引入粒子更新参数自适应调整策略, 提出遗传学习自适应粒子群算法。GL-PSO 算法在粒子速度和位置更新中, 用复合最优位置代替个体最优和群体最优位置, 然后对复合最优位置进行遗传学习, 以个体最优位置和群体最优位置为父代, 定义交叉、变异、选择操作, 学习得到新的复合最优位置。该算法用遗传学习代替简单线性组合以获取复合最优位置, 从而提高了全局搜索能力。而仅将个体最优位置和全局最优位置作为样本进行遗传学习搜索空间依然受到限制, 为了进一步提高粒子搜索的多样性, 同时获得更加高质量的搜索方向, 进一步提高算法全局搜索能力和收敛速度, 对粒子群算法进行如下改进。

(1) 定义基于个体最优位置的遗传学习过程

对于每一个粒子, 对其个体最优位置进行遗传学习, 在每一维度 d , 定义交叉、变异操作。在交叉操作中, 随机选取粒子 k , 对于适应度 $f(p_{i,d}) < f(p_{k,d})$ 的粒子, 进行交叉操作:

$$o_{i,d} = r_d p_{i,d} + (1 - r_d) m_{i,d} \quad (17)$$

$$m_{i,d} = \sum_{i=1}^N p_{i,d} \quad (18)$$

其中, $o_{i,d}$ 为粒子 i 的子代在第 d 维度上的位置; r_d 为 $(0, 1)$ 区间的随机数; $p_{i,d}$ 为粒子 i 原本的个体最优位置, $m_{i,d}$ 为所有粒子个体最优位置在第 d 维度上的平均值; N 为种群中的粒子总数。在变异操作中, 子代以固定小概率 p_m 变异为该维度取值范围内的随机数。通过每一维度的交叉变异操作得到每个个体 p_i 的子代 o_i , 对产生的子代 o_i 进行选择操作, 选取适应度比原个体最优位置小的子代代替原本个体的最优位置, 即对于 $f(o_i) < f(p_i)$ 的子代 o_i , 令 $p_i = o_i$, 其余个体最优位置不变。

(2) 对粒子更新参数进行自适应调整

为了提高粒子前期全局搜索能力和后期局部寻优能力, 对惯性权重 w 和加速系数 c_1 、 c_2 进行自适应调整^[17]:

$$w = w_i - \frac{it}{it_{\max}}(w_i - w_f) \quad (19)$$

$$c_1 = c_{1,i} - \frac{it}{it_{\max}}(c_{1,i} - c_{1,f}) \quad (20)$$

$$c_2 = c_{2,i} + \frac{it}{it_{\max}}(c_{2,i} - c_{2,f}) \quad (21)$$

其中, w_i 和 w_f 分别是 w 的初值和终值; it 和 $it_{\max}$ 分别是当前迭代次数和最大迭代次数; $c_{1,i}$ 和 $c_{1,f}$ 是 c_1 的初值和终值; $c_{2,i}$ 和 $c_{2,f}$ 是 c_2 的初值和终值。

GL-APSO 算法流程如图 1 所示。

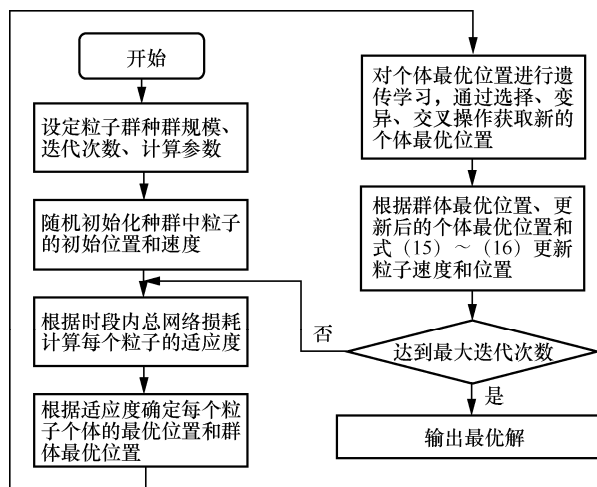


图1 GL-APSO 算法流程

4 算例仿真

本文将 IEEE 33 节点配电系统作为测试系统用于仿真分析, 该测试系统的基准电压为 12.66 kV, 基准功率为 10 MW。将一天的负荷划分为 24 个初始时段, 每个时段负荷恒定, 持续 1 h。在节点 7 接入额定功率为 600 kW 的风机, 其切入风速、额定风速和切除风速分别为 4 m/s、14 m/s 和 24 m/s, 功率因素为 0.9。分别在节点 19、32 接入方阵总面积为 10 000 m² 的光伏机组, 其光电转换效率为 15%, 功率因素为 1.0。根据赵静翔等人^[18]给出的各时段下负荷预测值以及风速和辐照强度预测值进行仿真。该测试系统结构如图 2 所示。设定一天内单个开关最大操作次数为 3, 所有开关最大总操作次数为 12。

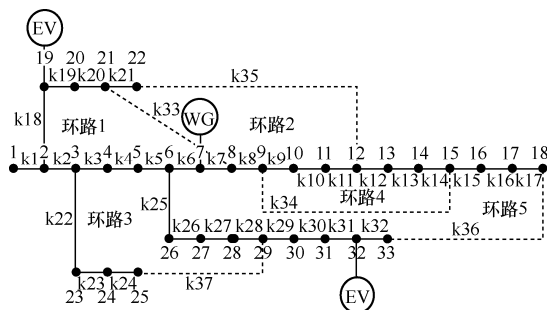


图2 含 DG 的 IEEE-33 节点配电系统

4.1 时段划分结果

将 24 个时段用上述改进层次聚类方法进行时段划分, 得到如图 3 所示的树状图。计算不同聚类数的轮廓系数, 轮廓系数曲线如图 4 所示。根据轮廓系数, 选择分段数 6 为最优分段数, 等效负荷曲线时段划分结果如图 5 所示。

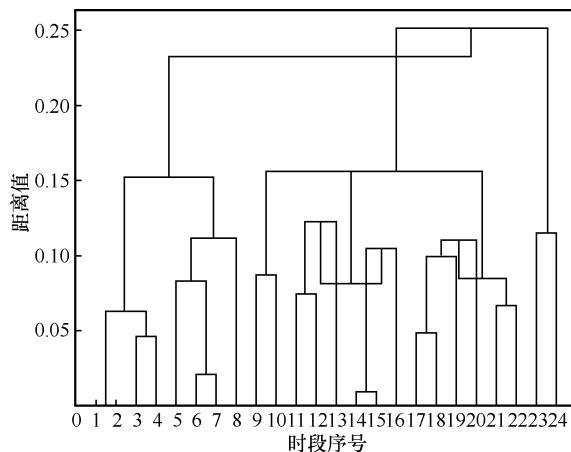


图3 改进层次聚类方法树状图

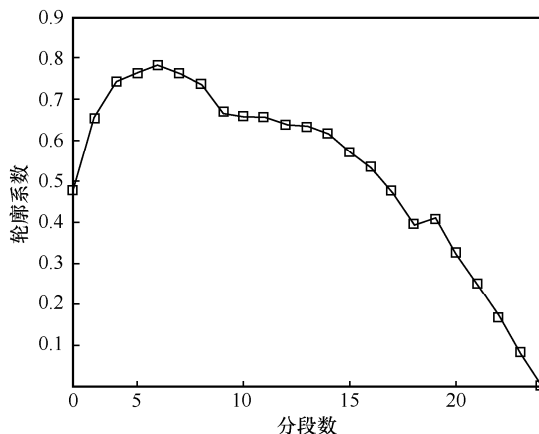


图4 轮廓系数

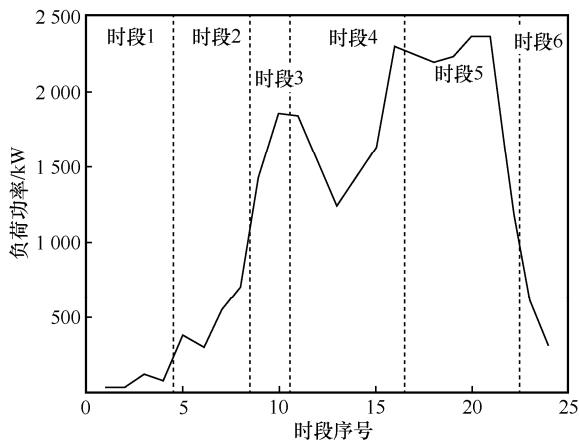


图5 等效负荷曲线时段划分结果

4.2 配电网动态重构结果与分析

本文采用 5 种方案验证基于改进层次聚类时段划分的动态配网重构方法的有效性。方案 1：不重构，所有时段都断开所有联络开关。方案 2：对每个初始时段分别进行重构，不考虑开关操作次数约束。方案 3：将一天时间平均划分为 n 个时段后对各时段重构， n 等于基于本文时段划分方法所得到的最优分段数。方案 4：基于董志辉等人^[13]提出的基于改进模糊 C 均值聚类算法的时段划分方法进行重构。方案 5：基于本文提出的基于综合相似度采用改进层次聚类时段划分方法进行重构。每种方案都采用基于无重复环路编码的 GL-APSO 算法进行重构寻优计算。结果见表 1。

从表 1 可以看出，相比于方案 1 中不进行重构优化，重构后系统的总网络损耗大大降低。而相比于方案 2 中各时段最优，但开关操作次数过多无法满足实际操作要求的情况，方案 3~5 中的基于时段划分的配电网动态重构方案的最优重构结果在一天总网络损耗上只略有增加，而开关操作次数大大减少，满足设定的开关操作次数要求，证明了时段划分方法在动态重构问题中的有效性。方案 5 与方案 3、方案 4 的时段划分方案相比，具有相同的时间分段数、重构次数和总开关操作数，但具体的分段方案并不相同，对比三者重构结果，方案 5 有更

低的一天内总网络损耗值。结果表明，本文基于综合相似度采用改进层次聚类的时段划分方法可以使时段划分结果更加合理，在不改变开关操作次数的情况下，更有利于降低全时段网络损耗值。

4.3 GL-APSO 算法性能验证

为了验证本文提出的 GL-APSO 算法的性能，将本文算法与 PSO 算法、GL-PSO^[13]算法、基于粒子群的参数协进化和声搜索算法（记为 PS-HS）^[19]和混合模拟退火布谷鸟算法（记为 SA-CS）^[20]进行比较。按照本文时段划分方法所得每个时段，分别以时段内总网络损耗最小为目标对上述含 DG 的 IEEE 33 节点配电系统进行重构优化，各算法运行 15 次。对各算法的最优解（各时段最优解之和）、平均迭代次数（各时段求得全局最优解的迭代次数的均值）、潮流计算次数（每次迭代中的潮流计算次数与平均迭代次数的乘积）和寻优率（各时段求得全局最优解的次数之和与总运行次数的比值）进行比较，结果见表 2。

从表 2 可以看出，各种优化算法取得的最优解相同，故各算法都可以取得全局最优解。本文提出的 GL-APSO 算法寻优率高于大部分其他优化算法，说明本文算法能够解决基本 PSO 算法易陷入局部最优的问题，有更强的全局搜索能力。本文 GL-APSO 算法潮流计算次数也少于其他算法，表

表 1 5 种方案重构结果比较				
方案	重构时段	断开开关号	开关操作次数/次	总网损/kW·h
方案 1	无	33、34、35、36、37	0	1 459.9
方案 2	各时段	各时段最优	42	977.6
方案 3	0:00~4:00	33、35、37、14、32	12	989.7
	4:00~8:00	33、9、37、14、32		
	8:00~12:00	7、9、37、14、17		
	12:00~16:00	7、9、37、14、17		
	16:00~20:00	6、9、37、14、32		
	20:00~24:00	7、9、37、14、32		
方案 4	0:00~2:00	33、35、37、14、32	12	990.1
	2:00~3:00	33、35、37、14、32		
	3:00~8:00	33、9、37、14、32		
	8:00~15:00	7、9、37、14、17		
	15:00~21:00	6、9、37、14、32		
	21:00~24:00	33、9、37、14、32		
方案 5	0:00~4:00	33、35、37、14、32	12	983.9
	4:00~8:00	33、9、37、14、32		
	8:00~10:00	7、9、37、14、17		
	10:00~16:00	7、9、37、14、17		
	16:00~22:00	6、9、37、14、32		
	22:00~24:00	33、9、37、14、32		

表 2

算法性能比较

算法	最优解 (网络损耗/kW)	平均迭代次数/次	潮流计算次数/次	寻优率
PSO	982.8	33	1 650	0.47
GL-PSO	982.8	16	2 400	0.81
PS-HS	982.8	25	1 500	0.68
SA-CS	982.8	28	1 680	0.89
GL-APSO	982.8	14	1 400	0.89

明本文算法有更高的寻优效率。这是因为本文通过以个体最优位置和平均个体最优位置为父代的遗传学习操作获得更加多样化且高质量的个体最优样本,增强了全局搜索能力和搜索效率,同时通过引入自适应惯性权值和加速系数提高了算法前期的全局搜索能力和后期的粒子局部寻优能力,从而有效避免了算法陷入局部最优解的情况,加快了算法收敛速度。

5 结束语

本文基于改进层次聚类对配网动态重构时间区间进行时段划分,之后采用遗传学习自适应粒子群算法对每一分段以时段内总网络损耗最小为目标进行静态重构,通过算例仿真得出如下结论:

- 本文提出的时段划分方法基于负荷特性和最优网络结构的综合相似性,可以使合并时段更适用于相同网络结构,基于此方案的配网动态重构可以有效地降低总功率损耗;
- 基于无重复环路编码的遗传学习自适应粒子群算法避免了不可行解的产生,同时通过基于粒子个体最优位置的遗传学习过程与粒子更新中惯性权值和加速系数的自适应调整提高了全局搜索能力,有效避免粒子群算法的早熟问题,并加快了收敛速度。

参考文献:

- [1] LEE C, LIU C, MEHROTRA S, et al. Robust distribution network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 836-842.
- [2] SHIRMOHAMMADI D, HONG H W. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(2): 1492-1498.
- [3] GUO Z M, LI X L, GENG J C, et al. Distribution network reconfiguration based on opposition learning genetic algorithm[C]//Proceedings of 2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia. Piscataway: IEEE Press, 2018: 345-349.
- [4] 徐渊. 改进粒子群算法在含分布式电源配电网优化重构中的应用[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3): 98-104.
XU Y. Application of improved particle swarm optimization in distribution network reconfiguration with distributed generation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(3): 98-104.
- [5] 吴建旭, 于永进. 基于改进和声搜索算法的多目标配电网重构优化[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(19): 78-86.
WU J X, YU Y J. Multi-objective distribution network reconfiguration optimization based on an improved harmony search algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(19): 78-86.
- [6] TYAGI A, VERMA A, BIJWE P R. Reconfiguration for loadability-limit enhancement of distribution systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(1): 88-93.
- [7] LANDEROS A, KOZIEL S, ABDEL-FATTAH M F. Distribution network reconfiguration using feasibility-preserving evolutionary optimization[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(3): 589-598.
- [8] 徐泽, 杨伟, 张文强, 等. 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[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 114-123.
XU Z, YANG W, ZHANG W Q, et al. Multi-objective distribution network reconfiguration based on chain loops and improved binary particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 114-123.
- [9] 杨胡萍, 彭云焰, 熊宁. 配网动态重构的静态解法[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(8): 53-57.
YANG H P, PENG Y Y, XIONG N. A static method for distribution network dynamic reconfiguration[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(8): 53-57.
- [10] SHARIATKHAH M H, HAGHIFAM M R, SALEHI J, et al. Duration based reconfiguration of electric distribution networks using dynamic programming and harmony search algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 41(1): 1-10.
- [11] 周洁洁, 阙凌燕, 王良毅, 等. 采用改进最优模糊 C 均值聚类和改进和声搜索算法的配电网动态重构[J]. 机电工程, 2015, 32(4): 531-536, 543.
ZHOU J J, QUE L Y, WANG L Y, et al. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved optimal fuzzy C-means clustering and improved harmony search algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2015, 32(4): 531-536, 543.
- [12] 田书欣, 刘浪, 魏书荣, 等. 基于改进灰狼优化算法的配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(16): 1-11.
TIAN S X, LIU L, WEI S R, et al. Dynamic reconfiguration of a distribution network based on an improved grey wolf optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16): 1-11.
- [13] 董志辉, 林凌雪. 基于改进模糊 C 均值聚类时段划分的配电网动态重构[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2299-2305.
DONG Z H, LIN L X. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved fuzzy C-means clustering of time division[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2299-2305.
- [14] 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 R F, WANG Q R. 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.
- [15] AH KING R T F, RADHA B, RUGHOOPUTH H C S. A

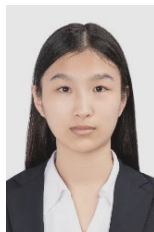
real-parameter genetic algorithm for optimal network reconfiguration[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology. Piscataway: IEEE Press, 2003: 54-59.

- [16] GONG Y J, LI J J, ZHOU Y C, et al. Genetic learning particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(10): 2277-2290.
- [17] RATNAWEERA A, HALGAMUGE S K, WATSON H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.
- [18] 赵静翔, 牛焕娜, 王钰竹. 基于信息熵时段划分的主动配电网动态重构[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 402-408.
ZHAO J X, NIU H N, WANG Y Z. Dynamic reconfiguration of active distribution network based on information entropy of time intervals[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 402-408.
- [19] 梁杉, 毛弋, 刘小丽, 等. 改进和声搜索算法用于配电网重构[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(3): 90-95.
LIANG S, MAO Y, LIU X L, et al. Improved harmony search algorithm for distribution network reconfiguration[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(3): 90-95.
- [20] 徐小琴, 王博, 赵红生, 等. 基于布谷鸟搜索和模拟退火算法的两电压等级配网重构方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 84-91.
XU X Q, WANG B, ZHAO H S, et al. Reconfiguration of two-voltage distribution network based on cuckoo search and simulated annealing algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 84-91.

[作者简介]



王云 (1986-), 男, 博士, 国网上海市电力公司工程师, 主要研究方向为配电自动化。



王美蕴 (1997-), 女, 上海交通大学电子信息与电气工程学院工程师, 主要研究方向为配电网优化。



周健 (1974-), 男, 国网上海市电力公司高级工程师, 主要研究方向为配电自动化。



邹媛媛 (1980-), 女, 博士, 上海交通大学电子信息与电气工程学院教授, 主要研究方向为系统优化与控制。



李少远 (1965-), 男, 博士, 上海交通大学电子信息与电气工程学院教授, 主要研究方向为系统优化与控制。