

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.03.016

面向有功潮流最优问题的配电网集群划分策略

李宗强¹, 赵耀¹, 王云², 纪坤华²(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090;
2. 国网上海市电力公司, 上海 200122)

摘要: 新能源大规模接入配电网的背景下, 集群划分是配电网实现海量数据分析和设备调控的重要手段, 但当前集群划分研究存在划分结果不合理、划分算法准确度低的问题。针对上述问题, 文中阐述了分布式电源高渗透的配电网集群划分时应考量的因素, 设计了规模限制指标; 对遗传算法迭代过程进行观察记录, 分析遗传算法全局寻优能力受限的原因, 并利用遗传过程中个体趋同的特征对算法进行机理改进。经过仿真实验验证, 可知文中所提出的规模限制指标能够有效规避不合理分区, 避免人为筛选结果的弊端; 所提出的改进遗传算法较大程度地提高了计算的准确度, 并降低了迭代次数。但由于遗传算法缺少收敛判据, 降低迭代次数暂时不能减少单次实验耗时。综上, 文中所提策略能有效提高配电网集群划分结果的准确度及配电网分区控制的效率。

关键词: 新能源; 主动配电网; 集群划分; 规模限制指标; 潮流优化; 遗传算法

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2024)03-0151-10

0 引言

大量分布式电源(distributed generator, DG)、储能、柔性负荷等可控资源加入主动配电网(active distribution network, ADN), 增加了需要监控、测量和计算的数据量, 结合 ADN 点多面广的特征, 数据流变的更加庞大且复杂^[1-2]。而与之相对地, ADN 的智能化水平受限于其庞大的规模, 难以实现大幅度提升, 以至于当前以及未来一段时间 ADN 将面临即时通信能力和边缘计算能力受限等问题^[3]。针对上述矛盾, 可采用集群划分与分布式控制结合的方式来实现 DG 的有序运行并参与电网调度^[4-5]。

在使用集群手段所解决的问题上, 文献[6-7]通过集群划分的方式实现优化无功处理, 调节系统电压。其中文献[7]以 DG 高渗透的配电网为主体, 借助数学手段处理目标函数和约束条件, 降低了优化算法难度。但文献[6-7]均专注于无功调压领域, 并未关注配电网的有功资源调度问题, 因而忽略了有功电源属性对结构性和功能性指标的影响。文献[8]提出一种电源与储能定容规划模型, 提高了配电网薄弱区域的供电可靠性, 在研究中使用了集群的概念和集群划分的手段。文献[9]提出一种用于提高 DG 消纳和储能系统经济性的集群储能控制策略。文献[8-9]在集群划分的过程中虽然关注到有功潮流, 但在推导灵敏度矩阵时仍然沿用无功

优化的假设条件, 影响了集群划分结果的准确性。

在构建的划分指标上, 文献[10]提出超短期功率预测方法, 进行风电集群动态划分, 实现集群预测。文献[11]对光伏电站集群进行聚类划分, 并提升了预测精度。文献[12]使用综合指标及遗传算法(genetic algorithm, GA)对 ADN 进行分区, 并使用同步交替方向乘法对 ADN 进行日内有功无功协同优化。文献[13]采用综合指标和改进遗传-退火算法进行集群划分, 解决源储规划问题。文献[14]采用综合指标, 结合基于灰狼的改进 K-means 算法进行集群划分。文献[15]兼顾配电网网架结构、集群内分布式光伏出力特性和集群规模的合理性, 提出考虑集群结构性和功能性的综合性能集群划分指标。文献[10-14]并未关注集群划分中解的逻辑合理性, 也没有注意到集群规模控制的必要性, 而是选择在出现不合理分区时手动优化分区结果。文献[15]注意到在集群划分中不合理结果的出现, 且使用节点隶属度指标进行节点数量的平均化, 具有进步意义, 但未对平均化的取向说明理由, 也未进一步阐释集群规模调控的需求根源和调控目标。

在划分算法的选择上, 当前研究多采用 Fast Newman 算法、模糊聚类算法以及 GA 等优化算法进行集群划分。文献[16-17]应用聚类分析算法, 提出三阶段稳压集群划分策略; 文献[18]使用迪克斯特拉(Dijkstra)算法, 利用划分式聚类方法对网络完成集群划分; 文献[19]利用仿射传播聚类算法完成群组划分, 最终得到对风电场不确定出力具有一定适应能力的集群划分结果。在研究中发现, 虽然文献

收稿日期: 2023-11-23; 修回日期: 2024-01-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51977128); 国家电网有限公司科技项目(SGSH0000SCJS2100533)

[16-19]中所用算法比 GA 速度快,但在时间尺度要求不高的场合,GA 的准确度高于其他算法,故文中采用 GA 求解集群划分问题。文献[20]将粒子群算法前置 GA,找到更加贴近最优解的初始种群来优化循环,一定程度上提高了算法全局寻优能力,但 GA 本身的全局寻优能力依然具有局限性,因此仍有待改进以提高全局寻优能力。GA 常用的改进措施有自适应交叉变异率和精英保留策略^[21-24]。其中,自适应交叉变异率考虑到后期 GA 种群中个体趋同的问题,减小交叉率,增大变异率,具有提高局部寻优能力的作用;而精英保留策略通过保护性能最优个体,提高遗传过程的容错性。经过多次仿真实验发现,以上改进虽然能一定程度上提高 GA 的收敛速度,但对 GA 的全局寻优能力提升有限,当算法陷入早熟时,仅靠以上策略较难跳出局部最优。

为了解决当前集群划分研究中存在的上述不足,文中对集群划分指标和求解算法进行了修正和改进。根据配电网集群划分场景和需求,设计规模限制指标,避免集群划分不合理;分析 GA 迭代过程并利用个体趋同改进 GA 的运算流程,提出遗传算法的双遗传路线法(double genetic route genetic algorithm, DGR-GA),增强了 GA 的全局寻优能力。文中所提出的指标和算法改进有效提高了集群划分流程的效率,进而降低了配电网分区控制的难度。

1 集群划分评价指标

1.1 集群划分评价指标构成

文中所提出的集群划分指标优化策略针对配电网有功潮流最优问题,尤其是基于智能分布式算法,实现集群内有功电源出力协同优化。此时,集群划分有以下几个目标:

(1) 各个集群内部的 DG 出力和负荷应大致平衡,使得联络线功率可以维持在较低水平,降低集群间的依赖关系,保持集群间弱耦合,有利于实现各集群并行自治^[25-26]。

(2) 集群内部的各个节点间应具有较强的电气联系,使得 DG 和其配备的无功电源能够高效调节集群内部的电压质量和功率平衡。

(3) 集群的规模应保持适中。过大会导致终端计算困难,而过小的集群自我调节性能差。

综上,文中所采用的集群划分综合评价指标为:

$$\max F = (\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2) f_3 \quad (1)$$

式中: F 为综合评价指标; f_1 为模块度指标; f_2 为有功平衡度指标; f_3 为规模限制指标; λ_1 、 λ_2 分别为模块度指标和有功平衡度指标的权重。

1.2 基于负荷功率因数的模块度指标

在模块度指标的相关研究中,采用无功-电压灵敏度矩阵的研究占大多数,也有部分文献提到有功-电压灵敏度矩阵 S_{VP} ^[27]。但上述方案的假设条件与文中所述的有功潮流优化场景同样有所不符。为避免假设条件对计算结果产生影响,文中推导另一种灵敏度矩阵计算方法。

1.2.1 模块度函数

模块度函数是用来表征社群内部结构强度的特征量,可用来衡量 ADN 内部节点的关联程度^[28],其定义如下:

$$\rho = \frac{1}{2m} \sum_i \sum_j \left(e_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(i, j) \quad (2)$$

其中:

$$m = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j e_{ij} \quad (3)$$

$$k_i = \sum_j e_{ij} \quad (4)$$

式中: ρ 为模块度; m 为所有边权之和; e_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间的边权; k_i 、 k_j 分别为所有与节点 i 、节点 j 直接相连的边的边权之和; $\delta(i, j)$ 为表征节点 i 与节点 j 是否处于同一集群的 0-1 变量,当处于同一集群内时其值为 1,处于不同集群时其值为 0。

1.2.2 传统电气距离计算

在电力系统稳态潮流中,功率与电压的增量之间存在以下关系:

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{P\theta} & J_{PV} \\ J_{Q\theta} & J_{QV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: ΔP 、 ΔQ 分别为节点注入功率的有功和无功增量; $\Delta \theta$ 、 ΔV 分别为节点电压的相角和幅值增量。系数矩阵为潮流计算中收敛时的雅可比矩阵,对雅可比矩阵分块后, $J_{P\theta}$ 为有功-电压相角系数矩阵; J_{PV} 为有功-电压幅值系数矩阵; $J_{Q\theta}$ 为无功-电压相角系数矩阵; J_{QV} 为无功-电压幅值系数矩阵。

现有电气距离的定义采用了解析几何中两点间距离的表达形式,用以表征两节点电气联系紧密程度。为了求得电气距离,首先要找到反映两节点间相互影响程度的特征量。在目前的研究中主要通过计算无功-电压灵敏度矩阵来求得电气距离,其过程如下。

将式(5)写成如下形式:

$$\begin{cases} \Delta P = J_{P\theta} \Delta \theta + J_{PV} \Delta V \\ \Delta Q = J_{Q\theta} \Delta \theta + J_{QV} \Delta V \end{cases} \quad (6)$$

无功最优潮流优化问题通常基于一定的有功潮流,计算无功电源出力来调整节点电压,因此假

设有有功功率变化量为0。将 $\Delta P = \mathbf{0}$ 代入式(6)并进行变形整理得到:

$$\Delta V = (\mathbf{J}_{QV} - \mathbf{J}_{Q0} \mathbf{J}_{P0}^{-1} \mathbf{J}_{PV})^{-1} \Delta Q \quad (7)$$

定义无功电压灵敏度矩阵为:

$$\mathbf{S}_{VQ} = (\mathbf{J}_{QV} - \mathbf{J}_{Q0} \mathbf{J}_{P0}^{-1} \mathbf{J}_{PV})^{-1} \quad (8)$$

令:

$$d_{ij} = \lg(S_{VQ}(j,j)/S_{VQ}(i,j)) \quad (9)$$

式中: d_{ij} 为节点 i 、 j 间的电气距离,取值范围为(0, ∞); $S_{VQ}(i,j)$ 为 \mathbf{S}_{VQ} 中第 i 行第 j 列的元素。 d_{ij} 一定程度上反映了节点 j 电压对节点 i 电压的影响,影响越大 d_{ij} 取值越小,与距离的概念相符,但是节点间的影响不仅与自身有关,还与系统中其他节点有关,因此定义节点间电气距离为这两节点与系统中所有其他节点的距离的方差。

定义电气距离 L_{ij} 为:

$$L_{ij} = \sqrt{(d_{i1} - d_{j1})^2 + (d_{i2} - d_{j2})^2 + \dots + (d_{in} - d_{jn})^2} \quad (10)$$

式中: n 为系统中 PQ 节点的个数。式(2)一式(10)构成了电气距离的计算框架,但其中部分内容与有功潮流问题的场景不符,因此需要基于场景特征进行一定修正。

1.2.3 ADN 有功最优问题特征分析

ADN 有功最优潮流问题区别于主网最优潮流问题与无功电源最优配置问题,有下列特征。

(1) ADN 的线路不具有电阻远大于电抗的性质,部分线路甚至电阻小于电抗,这导致节点电压的幅值 V 和相角 θ 与节点注入有功 P 和节点注入无功 Q 不能粗略地视为解耦的关系。即: V 与 θ 的变化量均受到 P 与 Q 的双重影响,故在求取电压灵敏度矩阵时,除常规的无功因素外,还应考虑有功功率因素的影响。

(2) 无功功率最优问题通常是在相对固定的有功潮流下进行的优化问题,故而在该问题中可以假设有功功率 $\Delta P = \mathbf{0}$ 。而在有功功率优化问题中,优化对象即为节点注入有功功率,因此原假设条件与优化场景矛盾。

(3) 在部分研究中提到的有功-电压灵敏度矩阵基于相反假设,即无功功率增量 $\Delta Q = \mathbf{0}$ 。而负荷的有功需求变化通常会伴随无功需求的变化,无功电源也是一种出力较为灵活的电源,因而假设有失妥当。

(4) 地区性综合负荷具有一定的功率因数,电网对于负荷上网功率因数有相关规定。因此,通常情况下负荷的有功需求变化会导致无功需求按照

一定比例变化。

1.2.4 基于负荷功率因数的模块度指标计算

基于 1.2.3 节分析,在有功功率优化场景下提出如下假设:负荷功率变动时维持其功率因数的稳定,并且负荷功率增量由集群内的 DG 节点承担。

于是有:

$$\Delta Q = k \Delta P \quad (11)$$

将式(11)代入式(6)得到:

$$k \Delta P = \mathbf{J}_{Q0} \Delta \theta + \mathbf{J}_{QV} \Delta V = k \mathbf{J}_{P0} \Delta \theta + k \theta_{PV} \Delta V \quad (12)$$

消去变量 $\Delta \theta$ 并进行一定的变形得到:

$$\Delta P = [(k \mathbf{E} - \mathbf{J}_{Q0} \mathbf{J}_{P0}^{-1})^{-1} (\mathbf{J}_{QV} - k \mathbf{J}_{PV}) + k \mathbf{J}_{PV}] \Delta V \quad (13)$$

进而定义基于负荷功率因数的有功-电压灵敏度矩阵:

$$\mathbf{S}_{VP,k} = [(k \mathbf{E}_n - \mathbf{J}_{Q0} \mathbf{J}_{P0}^{-1})^{-1} (\mathbf{J}_{QV} - k \mathbf{J}_{PV}) + k \mathbf{J}_{PV}]^{-1} \quad (14)$$

$$k = \tan \varphi \quad (15)$$

式中: \mathbf{E}_n 为 n 阶全一对角阵; k 为无功增量与有功增量的比值,由 φ 计算得出; φ 为配电网的负荷上网功率因数角规定值,具体参照 GB/T 40427—2021《电力系统电压和无功电力技术导则》。表 1 列出一些常用取值及对应的 k 值。

表 1 常用负荷功率因数及对应 k 取值

Table 1 General power factor and corresponding k value

$\cos \varphi$	k	$\cos \varphi$	k
0.95	0.36	0.85	0.62
0.9	0.48	0.8	0.75

以式(14)中的 $\mathbf{S}_{VP,k}$ 代替式(8)中的 \mathbf{S}_{VQ} ,代入式(9)、式(10)即可得到基于负荷功率因数的电气距离 L_{ij}^* 。由其定义可知 L_{ij}^* 与 d_{ij} 具有相同的变化趋势,节点间的电气联系越紧密, L_{ij}^* 值越小,这与模块度函数中边权的概念相悖,因此须对 L_{ij}^* 作进一步的归一化处理。

$$e_{ij} = 1 - \frac{L_{ij}^*}{\max L^*} \quad (16)$$

式中: L^* 为维数为系统节点数的方阵; L_{ij}^* 为 L^* 的元素; $\max L^*$ 为取矩阵 L^* 的最大元素。

将式(16)代入式(2)一式(4)即可得到模块度指标的具体数值。

1.3 有功平衡度指标

有功平衡度指标从属于功率特性指标,也称为功能性指标,反映集群内的有功功率自治能力,该

指标数值越高,代表新能源消纳水平越高。有功平衡度指标有 2 种常用表述方式,一种是净功率平衡度指标,另一种是节点互补程度指标。其中净功率平衡度关注的是集群整体的功率平衡水平,对于集群内部结构和功率源的分布不作探讨,而节点互补程度指标则考虑到功率源与负荷的分布问题,采用支路两端净功率之和绝对值的标么作为边权,来表述有功功率平衡度^[29]。文中采取节点互补程度的表述方式来计算有功平衡度指标。

表征节点互补程度的边权表达式为:

$$e_{ij} = 1 - \frac{\left| \sum_i P_i(t) + \sum_j P_j(t) \right|}{\max_{i,j} \left| \sum_i P_i(t) + \sum_j P_j(t) \right|} \quad (17)$$

式中: $P_i(t)$ 、 $P_j(t)$ 分别为节点 i 、节点 j 在 t 时段的净功率特性。取注入节点方向为正, DG 节点取 DG 功率为 t 时段最大出力,将式(17)代入式(2)一式(4)即可得到有功平衡度指标 f_2 。

1.4 规模限制指标

在仿真实验过程中发现,仅考虑结构性和功能性 2 个指标时,分区结果中难以避免出现孤立节点或者拥有过多节点的超大集群,这样的分区方案是不能被采纳的。在更改权重占比 λ_1 与 λ_2 的过程中,上述不合理情况频繁出现,这说明评价指标中缺少一个能对集群规模进行调控的因素。

首先,分析规模限制的目的和限制对象:

(1) 当集群的规模过小时,其不合理之处在于其子系统强度不足。若其作为一个集群独立运行,抗扰动性能很差,必须依靠时刻与大系统相连才能保证电能质量稳定。因此,为防止弱子系统出现,应控制单集群的负荷总容量不能过低。

(2) 过大集群形成的子系统不合理的原因是,大量节点带来的高维度矩阵迭代计算与 ADN 智能终端性能不足之间存在矛盾。因此,应限制节点数量,使得集群内计算维度与终端设备性能相匹配。

基于以上分析,文中借助幂函数与正态分布概率密度函数的数学特性,定义如下的规模限制指标:

$$f_3 = \prod_{i=1}^n f_{S,i} f_{c,i} \quad (18)$$

其中:

$$f_{S,i} = \begin{cases} (S_i/\underline{S}) \sigma_1 & 0 \leq S_i \leq \underline{S} \\ 1 & \underline{S} < S_i \end{cases} \quad (19)$$

$$f_{c,i} = \begin{cases} 1 & 1 \leq c \leq \bar{c} \\ e^{-\frac{(c-\bar{c})^2}{\sigma_2}} & c < \bar{c} \end{cases} \quad (20)$$

式中: f_3 为集群划分方案的规模限制指标,取值范

围为 $[0,1]$; $f_{S,i}$ 为第 i 个集群的容量评分; $f_{c,i}$ 为第 i 个集群的节点数量评分; S_i 为第 i 个集群中负荷总量; \underline{S} 为可接受的单集群容量下限; c 为第 i 个集群中的节点数量; \bar{c} 为设备可计算节点数量推荐值; σ_1 为针对容量限制的可调节参数,数值越大代表对于单集群容量低于 \underline{S} 的容忍度越低; σ_2 为针对节点数量限制的可调节参数,数值越大代表对于单集群节点数量超出 \bar{c} 的容忍度越高。 σ_1 、 σ_2 均取正值。

结合式(1)的目标函数,不难看出 f_3 在集群规模较为合理时其值总为 1,此时按结构性指标和功能性指标进行划分,而一旦出现一个集群容量过小或者节点数量过多的不合理集群,就会降低整个划分方案的评分,这个惩罚程度可以由 σ_1 和 σ_2 进行调节。可以看出规模限制指标是一种约束性指标,其优先度高于结构性和功能性指标,故不能简单与后者进行加权求和,因此文中在式(1)中将规模限制指标与传统综合指标相乘以提高其优先度。

2 GA 的双遗传路线法

2.1 GA 的优势

除高计算精度外,选用 GA 求解集群划分问题还有以下优势:

(1) GA 的种群个体为长度固定的 0-1 编码,与能够代表电网拓扑信息的邻接矩阵有着很高的适配性,代码转换较为容易。

(2) 同时,由于编码基于邻接矩阵,遗传个体的 0-1 代码具有一定的物理意义,进而可以直接对遗传个体的纳新进行干预。

2.1.1 GA 收敛影响因素分析

当前运用较为广泛的 GA 及其改进通常有以下几个参数:编码长度、种群数量、最大迭代次数、选择率、交叉率以及变异率(自适应变化)^[30]。

其中,编码长度取决于优化问题;种群数量应与编码长度相关,但没有明确的数学关系,在选取时基本宜大不宜小;迭代次数越多,收敛的概率就越大,但迭代次数过多会造成时间的浪费;选择率和交叉率影响收敛速度,不宜过大或过小,但可调节范围较宽;变异率关系到 GA 的收敛速度、局部寻优能力和全局寻优能力,其可调节范围非常小,但结果随机性却很大,同一个变异率下的 2 次实验,不收敛和早熟都有概率出现,但总体来说在初期宜小不宜大。

结合上述分析及多次实验结果可知,与 GA 的收敛特性关系最大的参数为变异率,但合适的变异率依靠大量的手动调试^[31],较为费时。变异率的设

置,本质是平衡“保持当前优良个体”与“寻找全局更优个体”2个目标间的矛盾,也就是个体繁殖与种群多样性之间的矛盾。但GA是一种基于概率的随机算法,仅靠变异率很难稳定地平衡上述矛盾。因此文中设计了DGR-GA,加入刚性机制来保护最优个体的继承,限制个体繁衍的同时保持种群的多样性。

2.2 DGR-GA 原理

图1为DGR-GA的逻辑流程, K 为迭代次数。DGR-GA指在进行正常遗传迭代过程的同时构建一个副种群,该种群与主种群具有基本相同的迭代逻辑和运算参数,期间如果产生双种群中最优的个体,就会将其复制一定数量进入主种群。副种群与主种群的区别在于,当副种群向主种群输送个体,或副种群个体的趋同达到一定程度后就会清空自身,重新随机产生个体进行迭代。

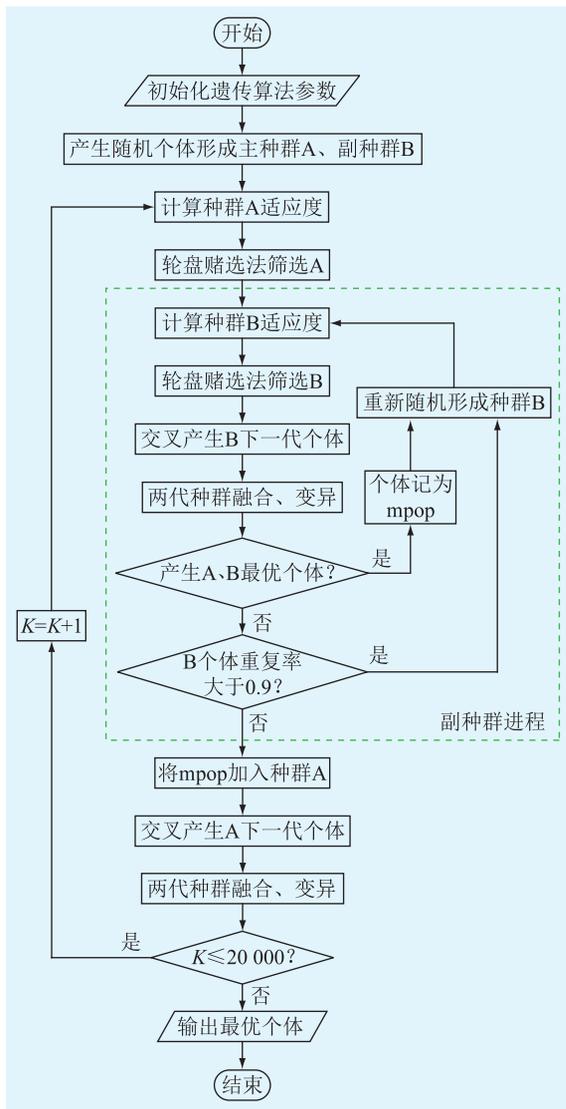


图1 DGR-GA 逻辑流程

Fig.1 Logical flow chart of DGR-GA

主种群除精英保留策略以外,添加了对同一个体的数量限制,当某个体数量超出限制,超出部分将被替换为随机个体,继而将个体同一趋势转化为全局寻优空间。由于该机制的存在,DGR-GA的变异率被设置为向下放宽,即只要保证种群的遗传特性,不需要额外考虑种群多样性的问题。

DGR-GA的原理是通过设立不定期清空的副种群,在全局范围内形成竞争,并且隔离的遗传空间给了尚未成熟的群体独立发展竞争优势的空间。在保障优势个体顺利繁衍的同时,维持了种群的个体多样性不会降低。不断寻找局部最优解进入主种群筛选,使得寻优范围不会因算法进入后期而缩小。

2.3 个体纳新干预

GA进行编码时,通常会借由邻接矩阵将电网拓扑转化为0-1代码,但邻接矩阵是高度稀疏的矩阵,且其中零元不允许变异,直接转化会导致编码长度过长,限制过多,算法效率低下。故实验中对支路进行排序,以支路数为编码长度,1代表对应支路是集群内支路,0代表对应支路是集群间支路,与平衡节点相连的支路人为置0,如图2所示。

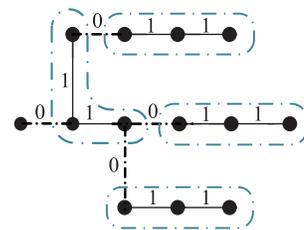


图2 网络拓扑编码示意

Fig.2 The schematic diagram of converting network topology into coding

由上述编码规则结合图2可知,在放射型网络中0元素数量恒等于集群数量,因而在副种群更新时,可以根据规模限制指标的数值设置提前干预新个体中0元素的出现概率,以提高副种群寻优效率。但考虑到副种群的目的是全局寻优,干预手段不宜过于强硬。该干预举措适用于节点数量较少的系统,可一定程度缩减收敛所需迭代次数,而对于节点众多的大型网络,在难以确定集群数量的最优范围的情况下,种群纳新可完全随机,收敛代数将小幅增加,全局寻优能力不受影响。

3 算例分析

3.1 仿真模型介绍

文中基于IEEE 33节点模型,在MATLAB平台中进行仿真验证。为探究有功功率最优潮流问题,模型加入13台光伏发电系统,节点*i*有功出力上限

\bar{P}_i 及接入节点如表 2 所示。

表 2 光伏电源接入位置及容量
Table 2 Capacity of photovoltaic power supply and installation location kW

节点	\bar{P}_i	节点	\bar{P}_i
2	550	18	100
4	200	23	650
6	300	26	350
7	200	29	400
11	200	31	250
13	200	32	100
15	100		

3.2 规模限制指标验证及集群划分结果

文中在优化实例中将各指标的参数设置如下： $\lambda_1=0.3, \lambda_2=0.7, \bar{c}=12, \underline{S}=300 \text{ kV}\cdot\text{A}, \sigma_1=4, \sigma_2=1, \cos \varphi=0.8, k=0.75$ 。

将上述参数的仿真实验作为算例 1。使用上述参数但未加入规模限制指标，即评价指标为 $\max F = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2$ 时，划分结果如图 3 所示。

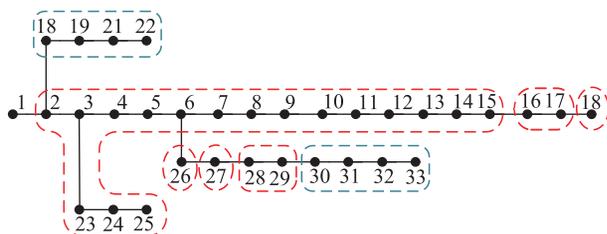


图 3 算例 1 中仅考虑 2 个指标时的分区结果
Fig.3 The result of a partition when only two metrics are considered in example 1

虚线代表划分出的集群，红色部分为不合理集群，其中有 5 个集群负荷容量过小，最小集群为节点 26 构成的单节点分区，负荷容量仅为 $65 \text{ kV}\cdot\text{A}$ 。而节点 24 和节点 25 因为设置了大型工业负荷，形成了较大的功率缺额，在有功平衡度指标的作用下，抢占了干线上的多个具有功率盈余的 DG 节点，最终形成了包含 17 个节点的巨型集群。

在使用了规模限制指标后，集群划分评价指标为式(1)，划分结果见图 4，共有 4 个集群，其中有 2 个 9 节点集群、1 个 8 节点集群和 1 个 6 节点集群。最小集群为集群④，负荷容量为 $547.95 \text{ kV}\cdot\text{A}$ 。符合规模限制指标的要求。

为验证规模限制指标适用的一般性，增设算例 2：令 $\lambda_1=0.7, \lambda_2=0.3$ ，其余参数同算例 1。得到如图 5 所示的分区优化结果。

从图 5 中可以看出，由于算例 2 减少了有功平衡度指标的权重，算例 1 中的巨型集群规模有所减

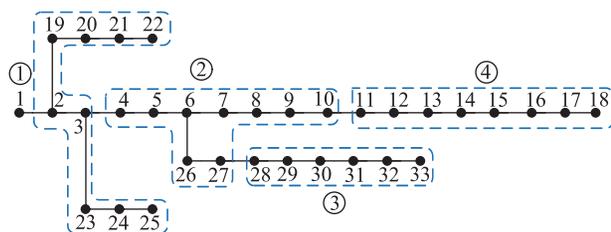


图 4 算例 1 中考虑规模限制指标的优化结果
Fig.4 Optimization results when the scale limit index are considered in example 1

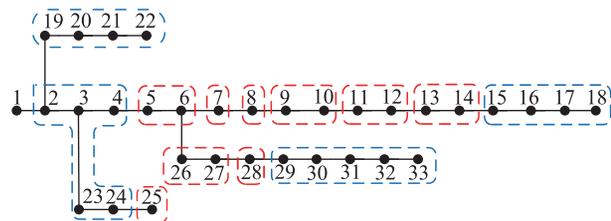


图 5 算例 2 中仅考虑 2 个指标时的分区结果
Fig.5 The result of a partition when only two metrics are considered in example 2

小，但过小集群数量仍然众多，甚至出现大负荷节点 25 被“舍弃”的情况。其中最小分区为节点 28 构成的单节点分区，负荷容量仅为 $63.25 \text{ kV}\cdot\text{A}$ 。

在加入规模限制指标之后，分区结果如图 6 所示。

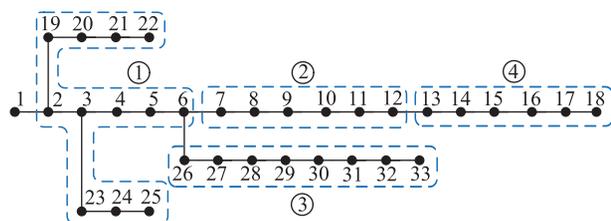


图 6 算例 2 中考虑规模限制指标的优化结果
Fig.6 Optimization results when the scale limit index are considered in example 2

可以看出在图 6 中，网络被划分为较为均衡的 4 个集群，最大集群节点数为 12，最小集群为集群④，负荷容量为 $494.49 \text{ kV}\cdot\text{A}$ 。均符合规模限制指标要求，没有产生过大和过小的集群。

下面对比算例 1 和算例 2 的集群划分结果。表 3 为图 4(算例 1)所示所有集群的各项数值。

表 3 算例 1 的集群划分数据
Table 3 Cluster partition data of example 1

集群编号	节点数目	负荷容量/ ($\text{kV}\cdot\text{A}$)	有功净负荷/ kW
①	9	1 565.41	280
②	9	975.09	-170
③	6	894.43	50
④	8	547.95	-45

由表 3 可以看出,该结果集群规模符合指标限制,集群有功净负荷相较集群负荷总容量均不超过 20%。其中①号集群因为包含大型工业负荷,有功净负荷较大,但①号集群靠近 ADN 首端,电压稳定性较好,调节能力较强,该分区比较合理。

表 4 为图 6(算例 2)中所有集群的各项数值。

表 4 算例 2 的集群划分数据
Table 4 Cluster partition data of example 2

集群编号	节点数目	负荷容量/ (kV·A)	有功净负荷/ kW
①	12	1 835.21	20
②	6	695.45	225
③	8	1 024.16	-180
④	6	494.49	50

由表 4 可以看出,由于有功平衡度指标的权重降低,集群②、③、④的有功净负荷绝对值均大于算例 1 中相应数据,其中集群②的有功净负荷占负荷总容量的比例达到 32.35%,是算例 1 中集群②对应数值的 2 倍。对比可知,算例 1 的权重设置和划分结果更优。

上述 2 个算例均能说明,规模限制指标能够按照规定的参数控制集群规模,较为有效地避免不合理结果的出现。

3.3 GA 性能对比

文献[26]已证明带有自适应变异率的改进遗传算法(modified genetic algorithm, MGA)在准确度上优于 Fast Newman 算法和模糊聚类算法,故文中仅比较 DGR-GA 与 MGA 性能。

文中的 GA 参数设计如下:初始种群规模为 200,个体长度为 32,迭代次数为 10 000,杂交率为 0.3,选择率为 0.5,变异率为 0.000 1~0.000 5 且随迭代次数线性增长,副种群规模为 100。令 GA 在迭代的过程中记录下最优个体更新时的迭代次数输出。大部分实验样本能在 5 000 次以内的迭代中经由 2~8 次进化发展至最终结果,由于全局迭代次数过多,而前几次收敛多集中于 100 代以内,进化过程图像不直观,且前几次进化过程统计意义不大,故此处仅统计每个样本最后一次进化,即最优个体出现的时间(以迭代次数衡量),用以衡量收敛速度,如图 7、图 8 所示。

文中算例在相同参数下对改进前后的 2 种 GA 各进行了 40 次迭代实验。其中图 7 展示了 MGA 的 18 次迭代结果,另有 22 次未能收敛至最优结果,最终计算收敛率为 45%,平均收敛代数为 1 864.47。图 8 展示了 DGR-GA 的 40 次最优个体出现的结果,

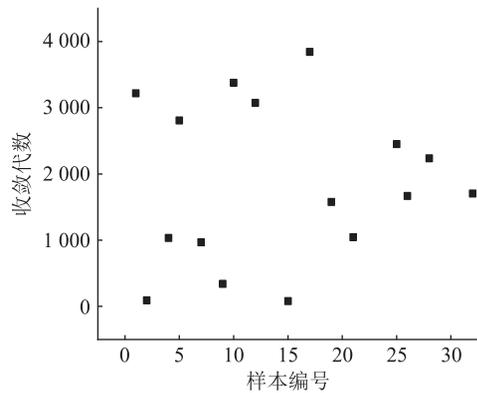


图 7 MGA 最优个体出现代数

Fig.7 Optimal individual emergence time of MGA

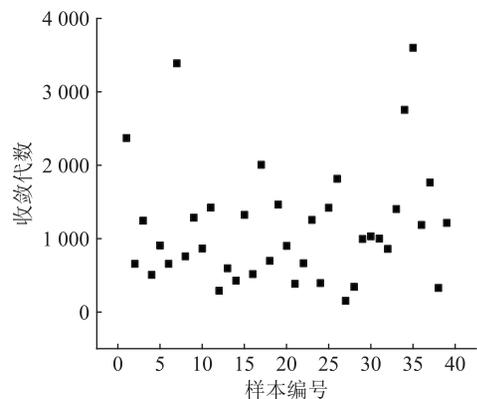


图 8 DGR-GA 最优个体出现代数

Fig.8 Optimal individual emergence time of DGR-GA

大部分样本都能在 2 000 次迭代以内收敛至最优结果,有 2 次计算最优结果出现代数超过 3 000,但最终全部收敛,计算收敛率为 100%,相比 MGA 增长了 122%,平均收敛代数 1 140.98,相比 MGA 降低了 38.8%。

由于 DGR-GA 的迭代过程相对 MGA 有更多的流程函数,因此在单次迭代中耗时较长。在相同迭代次数下,MGA 每万次迭代平均耗时 1 068.6 s, DGR-GA 每万次迭代平均耗时 1 533.75 s,同迭代次数下 DGR-GA 耗时增加 43.53%。但由于 DGR-GA 达到收敛所需代数更少,所以收敛用时依旧少于 MGA。考虑算法收敛所需代数的关系后, DGR-GA 收敛耗时对比 MGA 总体降低 12.16%。

以上数据说明双遗传路线法相比传统 GA 在准确度和收敛速度上有明显提升,证明了算法改进的有效性。

4 结论

ADN 中接入多种类的中小规模 DG,大面积接入可调度的柔性负荷是今后 ADN 方向研究的大背景。文中基于上述场景和分布式控制方式的需求,

提出面向有功潮流最优问题的配电网集群划分策略,并通过仿真进行验证,结果表明:

(1) 将所定义的规模限制指标与综合指标结合后能够正确地完成其功能,自动排除逻辑不合理的分区结果,并在可行解中寻优。

(2) 所提出的 DGR-GA 方法可以大幅度提升 GA 的全局寻优能力和收敛速度,同时降低了对变异率参数的设置要求,降低了算法的调试难度。

在 3.3 节中,算例展示了 DGA-GA 改进算法在收敛性能上的优势,但 GA 作为一种依靠随机性寻优的算法,其收敛一直缺少准确的判据,只能依靠足够大的迭代次数进行收敛判定。这导致算法在收敛后依然需要继续迭代,造成了大量的时间浪费,未来仍需对 GA 的收敛判据作进一步研究。

参考文献:

[1] 马钊,梁永亮,尚宇炜,等. CIGRE SC6 2020 专题报道暨主动配电系统发展动向与展望[J]. 电网技术,2021,45(4):1471-1479.
 MA Zhao,LIANG Yongliang,SHANG Yuwei,et al. CIGRE SC6 2020 special report and development trend analysis of active power distribution systems [J]. Power System Technology, 2021,45(4):1471-1479.

[2] 刘洪,徐正阳,葛少云,等. 考虑储能调节的主动配电网有功-无功协调运行与电压控制[J]. 电力系统自动化,2019,43(11):51-58.
 LIU Hong,XU Zhengyang,GE Shaoyun,et al. Coordinated operation of active-reactive power and voltage control for active distribution network considering regulation of energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(11):51-58.

[3] 王鹏,林佳颖,宁昕,等. 配电网全景信息感知架构设计[J]. 高电压技术,2021,47(7):2293-2300.
 WANG Peng,LIN Jiaying,NING Xin,et al. Architecture of power distribution network measurement system [J]. High Voltage Engineering,2021,47(7):2293-2300.

[4] 毕锐,刘先放,丁明,等. 以提高消纳能力为目标的可再生能源发电集群划分方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(22):6583-6591.
 BI Rui,LIU Xianfang,DING Ming,et al. Renewable energy generation cluster partition method aiming at improving accommodation capacity [J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(22):6583-6591.

[5] 肖传亮. 基于集群划分的主动配电网电压控制与优化调度[D]. 合肥:合肥工业大学,2020.
 XIAO Chuanliang. Voltage control and optimal dispatch of active distribution network based on cluster division [D]. Hefei: Hefei University of Technology,2020.

[6] NAYERIPOUR M,FALLAHZADEH-ABARGHOUEI H,WAFF-ENSCHMIDT E,et al. Coordinated online voltage management of distributed generation using network partitioning [J]. Electric Power Systems Research,2016,141:202-209.

[7] 林少华,吴杰康,莫超,等. 基于二阶锥规划的含分布式电源配电网动态无功分区与优化方法[J]. 电网技术,2018,42(1):238-246.
 LIN Shaohua,WU Jiekang,MO Chao,et al. Dynamic partition and optimization method for reactive power of distribution networks with distributed generation based on second-order cone programming [J]. Power System Technology,2018,42(1):238-246.

[8] 李振坤,王艺龙,季亮,等. 基于虚拟变电站的配电网薄弱区域集群双层规划研究[J]. 电力建设,2022,43(8):53-65.
 LI Zhenkun,WANG Yilong,JI Liang,et al. Research on cluster bi-level planning based on virtual substation for weak areas of distribution network [J]. Electric Power Construction,2022,43(8):53-65.

[9] 李翠萍,东哲民,李军徽,等. 提升配电网新能源消纳能力的分布式储能集群优化控制策略[J]. 电力系统自动化,2021,45(23):76-83.
 LI Cuiping,DONG Zhemin,LI Junhui,et al. Optimal control strategy of distributed energy storage cluster for prompting renewable energy accomodation in distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems,2021,45(23):76-83.

[10] 杨茂,彭天,苏欣. 基于预测信息二维坐标动态划分的风电集群功率超短期预测[J]. 中国电机工程学报,2022,42(24):8854-8864.
 YANG Mao,PENG Tian,SU Xin. Ultra-short term wind power prediction based on two-dimensional coordinate dynamic division of prediction information [J]. Proceedings of the CSEE,2022,42(24):8854-8864.

[11] 卢俊杰,蔡涛,郎建勋,等. 基于集群划分的光伏电站集群发电功率短期预测方法[J]. 高电压技术,2022,48(5):1943-1951.
 LU Junjie,CAI Tao,LANG Jianxun,et al. Short-term power output forecasting of clustered photovoltaic solar plants based on cluster partition [J]. High Voltage Engineering,2022,48(5):1943-1951.

[12] 赵晶晶,朱炯达,刘帅,等. 基于集群划分的配电网多时间尺度分布式有功-无功协同优化方法[J/OL]. 电测与仪表:1-10 [2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220610.1827.008.html>.
 ZHAO Jingjing,ZHU Jiongda,LIU Shuai,et al. Multi-time scale distributed active and reactive power coordinated optimization method of distributed network based on cluster division [J/OL]. Electrical Measurement and Instrument;1-10 [2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220610.1827.008.html>.

[13] 石博,肖传亮,彭克,等. 基于集群划分的配电网网-源-储双层联合扩展规划策略[J]. 电力系统自动化,2023,47(14):43-51.
 SHI Bo,XIAO Chuanliang,PENG Ke,et al. Two-layer joint expansion planning strategy of grid-source-storage for distribution network based on cluster partition [J]. Automation of Electric Power Systems,2023,47(14):43-51.

- [14] 尉同正,杜红卫,夏栋,等. 基于改进 K-means 算法的分布式发电集群划分方法[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版): 1-9[2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20230217.1641.004.html>.
- WEI Tongzheng, DU Hongwei, XIA Dong, et al. Distributed power cluster partitioning method based on LGWO improved K-means clustering algorithm[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition): 1-9 [2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20230217.1641.004.html>.
- [15] 文鑫浩,赵兴雨,战姿彤,等. 有源配电网集群电压协调优化控制方法[J]. 山东电力技术,2022,49(10):1-8.
- WEN Xinhao, ZHAO Xingyu, ZHAN Zitong, et al. Optimized voltage control for active distribution network based on cluster partition[J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(10): 1-8.
- [16] 鲍威,朱涛,赵川,等. 基于聚类分析的三阶段二级电压控制分区方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(5):127-132.
- BAO Wei, ZHU Tao, ZHAO Chuan, et al. A three-stage network partition method for secondary voltage control based on agglomerative analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(5): 127-132.
- [17] 刘凯,李镇海,吕利,等. 基于聚类分析的配电台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(6):165-171.
- LIU Kai, LI Zhenhai, LÜ Li, et al. Topology identification method for distribution areas based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 165-171.
- [18] KAI H, SHAN G, QUAN G. Research on partition for automatic voltage/var control based on electrical distance to generator [C]//IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies. Tianjin. IEEE, 2012: 1-4.
- [19] 周琼, 俞志皓, 丰颖, 等. 风电接入下基于 AP 聚类的无功功率-电压控制分区方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(13): 19-27, 158.
- ZHOU Qiong, YUN Zhihao, FENG Ying, et al. Reactive power-voltage control partitioning of wind power integration system based on affinity propagation clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(13): 19-27, 158.
- [20] 谢虎,杨占杰,张伟,等. 基于改进遗传算法的主动配电网优化定价策略研究[J/OL]. 电测与仪表:1-8[2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220520.1007.002.html>.
- XIE Hu, YANG Zhanjie, ZHANG Wei, et al. Research on optimal pricing strategy of active distribution network based on improved genetic algorithm[J/OL]. Electrical Measurement and Instrumentation: 1-8 [2023-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220520.1007.002.html>.
- [21] 刘健,李京航,柏小丽. 基于精英保留策略遗传算法的配电网无功优化[J]. 电气技术,2015(4):35-38.
- LIU Jian, LI Jinghang, BAI Xiaoli. Reactive power optimization of distribution network using genetic algorithm with elitist strategy[J]. Electrical Engineering, 2015(4): 35-38.
- [22] 孙明华,崔海涛,温卫东. 基于精英保留遗传算法的连续结构多约束拓扑优化[J]. 航空动力学报,2006,21(4):732-737.
- SUN Minghua, CUI Haitao, WEN Weidong. Topology optimization of continuum structure under multiple constraints using genetic algorithm with elitist strategy[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(4): 732-737.
- [23] 彭茜,王爱娟,李峻阳,等. 基于高效遗传算法的电网需求侧调度优化研究及其收敛性分析[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(6):33-42.
- PENG Qian, WANG Aijuan, LI Junyang, et al. Optimization of the demand side dispatching of a power grid based on an efficient genetic algorithm and its convergence analysis[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 33-42.
- [24] 汪昭辰,王增平,相禹维,等. 基于拓扑连通性约束遗传算法的主动解列断面搜索[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(21):149-156.
- WANG Zhaochen, WANG Zengping, XIANG Yuwei, et al. Intentional islanding section searching based on a genetic algorithm with a topological connectivity constraint[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 149-156.
- [25] 丁明,方慧,毕锐,等. 基于集群划分的配电网分布式光伏与储能选址定容规划[J]. 中国电机工程学报,2019,39(8):2187-2201.
- DING Ming, FANG Hui, BI Rui, et al. Optimal siting and sizing of distributed PV-storage in distribution network based on cluster partition[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2187-2201.
- [26] 李诗颖,杨晓辉. 基于双向动态重构与集群划分的光伏储能选址定容[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(3):51-58.
- LI Shiyong, YANG Xiaohui. Capacity and location optimization of photovoltaic and energy storage based on bidirectional dynamic reconfiguration and cluster division[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 51-58.
- [27] 刘先放. 高渗透率分布式可再生能源发电集群划分方法研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2019.
- LIU Xianfang. Research on the division method of high permeability distributed renewable energy power generation cluster [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.
- [28] 魏震波,关翔友,刘梁豪. 电网社区结构发现方法及其应用综述[J]. 电网技术,2020,44(7):2600-2609.
- WEI Zhenbo, GUAN Xiangyou, LIU Lianghao. Overview of power community structure discovery algorithms and their application in power grid analysis[J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2600-2609.
- [29] 胡迪. 含分布式可再生能源集群的配电系统规划研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2020.
- HU Di. Research on distribution system panning with distributed renewable energy clusters [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [30] 丁明,刘先放,毕锐,等. 采用综合性能指标的高渗透率分布式电源集群划分方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(15):47-52,141.

DING Ming, LIU Xianfang, BI Rui, et al. Method for cluster partition of high-penetration distributed generators based on comprehensive performance index[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15):47-52, 141.

[31] 苑玉宽, 陈小月, 黄海, 等. 基于改进单亲遗传算法的大规模海上风电集电系统拓扑优化[J]. 水电能源科学, 2023, 41(1):212-216.

YUAN Yukuan, CHEN Xiaoyue, HUANG Hai, et al. Topology optimization of large-scale offshore wind power collection system based on improved partheno genetic algorithm[J]. Water

Resources and Power, 2023, 41(1):212-216.

作者简介:



李宗强

李宗强(1995),男,硕士,研究方向为配电网协同优化(E-mail:qianglix@163.com);

赵耀(1987),男,博士,副教授,研究方向为配电网态势感知、电力设备故障诊断、电机设计与控制;

王云(1986),男,博士,工程师,从事配电网自动化相关工作。

Distribution network cluster division strategy for active power flow optimization problem

LI Zongqiang¹, ZHAO Yao¹, WANG Yun², JI Kunhua²

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200122, China)

Abstract: Cluster division can effectively solve the problem of massive data analysis and a large number of equipment regulation caused by large-scale access of new energy to the distribution network. However, existing research on cluster partitioning algorithms exhibits low accuracy and may yield unreasonable outcomes. In order to solve the above problems, factors that should be considered in the cluster division strategy of distribution network are described when a large number of distributed power sources are connected, and the scale limit index is designed accordingly. By studying the process of genetic algorithm, the reason why genetic algorithm shows poor global optimization ability is found out, and then the algorithm is enhanced. Simulation results demonstrate that the proposed scale limit index successfully avoids unreasonable partitioning outcomes. The proposed improved genetic algorithm greatly improves the accuracy of the algorithm. Because the genetic algorithm has no convergence criterion, the reduction of the number of iterations can not directly reduce the experiment time. In summary, the research effectively improve the accuracy of genetic algorithm and enhance the efficiency of cluster division in distributed network.

Keywords: new energy; active distribution network; cluster division; scale limit index; power flow optimization; genetic algorithm

(编辑 钱悦)