

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181502

基于改进双层聚类多目标优化的配电网动态重构

王瑞峰, 王庆荣

(兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 随着配电网的高速发展, 电力用户对供电可靠性的要求越来越高。针对现有配电网动态重构中开关次数难以约束, 系统节点功率变化对配电网潮流分布的影响以及单一聚类算法负荷识别不足的问题, 提出基于形态与幅值的双层聚类。外层以皮尔逊为相似度量进行形态相似聚类, 内层以欧氏距离为相似度量进行幅值相近聚类。建立减小网损、提高电压稳定性、均衡馈线负荷、减少开关操作次数的多目标优化数学模型, 采用改进粒子群算法完成配电网多目标动态重构。仿真结果表明, 较静态重构开关操作次数降低了 54.76%, 减小电能 15 575.4 kW·h, 降低了 39.28%, 较重构前电压偏移指数降低 49.1%, 负荷均衡度改善 41.9%。该研究所提改进的双层负荷聚类相比 FCM 聚类, 准确度提高了 11%, 聚类效果更加接近原始数据。该动态重构方案可提高配电网运行的可靠性。

关键词: 配电网动态重构; 改进双层聚类; 改进粒子群算法; 皮尔逊系数

Multi-objective optimization of dynamic reconfiguration of distribution network based on improved Bilayer clustering

WANG Ruifeng, WANG Qingrong

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: With the rapid development of distribution networks, power users are demanding more and more from power supply reliability. Aiming at the constraint of switch operation times in existing dynamic reconfiguration of distribution network and the distribution network power flow distribution impact of each node of the system and considering the shortage of load identification in a single clustering algorithm, a two-layer clustering algorithm is proposed based on morphology and amplitude. On outer layer, the sample data is clustered with Pearson correlation coefficient as the performance evaluation index. On inner layer, each cluster obtained from the outer clustering is clustered with Euclidean distance function as evaluation index. Multi-objective optimization mathematical model is established, which can reduce power loss of network, increase voltage stability, balance load of feeder, and minimize operation times of all switches. Multi-objective dynamic reconfiguration of distribution network is finished by improved particle swarm optimization. Simulation results show that the times of switching operation is decreased by 54.76% compared to static reconstruction, the power reduction is 15575.4 kW·h, decreased by 39.28%, the voltage deviation index is decreased by 49.1% before reconstruction, and the load imbalance is improved by 41.9%. The accuracy of the improved double-layer load clustering is improved by 11% compared with FCM clustering, and the clustering effect is closer to the original data. It is verified that the dynamic reconfiguration can effectively improve the reliability of distribution network running.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51667013).

Key words: dynamic reconfiguration of distribution network; improved bilayer clustering; improved particle swarm algorithm; Pearson correlation coefficient

0 引言

配电网重构是通过控制配电网的网络拓扑结

构, 从而改变配电网中的潮流分布达到提高电能质量的目的, 在实际运行中, 负荷具有随机性和波动性, 对配电网动态重构较静态重构更具实用性^[1-4]。

配电网静态重构已有大量研究^[5-7], 而动态重构研究较少。文献[8]考虑到了配电系统中总负荷的变

化趋势, 基于信息熵等效日负荷曲线划分时段, 以网损及开关操作的综合费用为优化目标; 文献[9]根据有功网损与电压偏移之比为划分指标, 对配电网运行的综合指标进行优化; 文献[10]根据动态降损参数划分重构时段, 优化目标只考虑了系统网损的优化; 文献[11]以负荷曲线单调性为依据划分时段, 以有功网损和电压稳定性为优化目标; 文献[12]根据不同类负荷的用电量选取配电网最大能力供电评估指标划分重构时段, 考虑了供电能力, 未曾考虑运行的经济性; 文献[13]根据不同重构时段下的网损确定最佳重构时段数, 以网损及开关操作产生的综合费用为优化目标; 综上可知, 文献[8-13]动态重构只考虑了系统整体负荷变化的影响, 未曾考虑系统中每个节点变化对系统潮流分布的影响, 且重构目标单一, 未曾考虑顾及开关操作次数下的多指标优化。

考虑系统每一节点变化的配电网动态重构寥寥无几, 文献[14-16]均采用改进的最优模糊聚类确定重构时段, 聚类只考虑了负荷曲线欧氏距离之间的差异, 且优化目标只顾及了网损。综上可知, 文献[14-16]研究采用的负荷聚类算法只考虑了负荷曲线幅值的差异, 却忽略了曲线形态上的差异, 直接影响到聚类的准确性, 且优化目标单一, 同样未曾考虑顾及开关操作次数的配电网多项指标的优化。

该研究考虑负荷曲线幅值与形态的差异提出改进的双层聚类进行负荷识别。以减小有功功率损耗、降低电压偏移指数、改善负荷均衡度以及减少开关操作次数为优化目标, 通过标准化满意度实现多目标优化, 基于改进粒子群算法完成配电网多目标优化动态重构。仿真结果表明该动态重构模型可有效提高配电网的供电质量。

1 重构时段划分

1.1 单层聚类的不足

图1为 X_1 、 X_2 、 X_3 3个用户的日用电轨迹, 分别以欧氏距离和皮尔逊为相似度量进行分析。

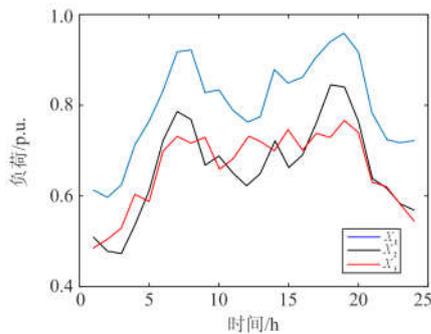


图1 3条日负荷曲线轮廓比较

Fig. 1 Comparison of three daily load curves

以欧氏距离为相似度量函数计算可得, $d(X_1, X_2) = 0.2675$, $d(X_2, X_3) = 0.1336$, $d(X_1, X_3) = 0.2234$, $d(X_2, X_3)$ 最小, 则 X_2 和 X_3 幅值更加相近, 然而由图1可见 X_1 和 X_2 形态更加相似, X_2 和 X_3 形态差异较大, 则类内较离散。

以皮尔逊为相似度量得, $r(X_1, X_2) = 0.2132$, $r(X_2, X_3) = 0.8983$, $r(X_1, X_3) = 0.9125$, $r(X_1, X_2)$ 最小, 则 X_1 和 X_2 形态更加相似, 由图1可见 X_1 和 X_2 幅值差异较大, 导致类内较离散。

根据聚类准则, 既要保证类内的紧密型, 又要满足类间的分离性^[17]。当类内同时满足形态相似和幅值相近时聚类效果将更好, 因此提出改进双层聚类算法。

1.2 改进的双层聚类

1.2.1 外层形态相似聚类

1) 皮尔逊相似度量函数

以皮尔逊相关系数作为相似度量函数进行负荷聚类, 假设系统有 p 个节点, 在研究区段内有 n 个时间点, 则数据集 S_n 中 X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为每一个时间点所有负荷的状态, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}]$, 其中 x_{ip} 表示 i 时刻第 p 个节点的功率, 样本矩阵 \mathbf{X} 如下。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} = [X_1 \ X_2 \ \cdots \ X_n]^T \quad (1)$$

为了降低噪声的影响, 对样本矩阵 \mathbf{X} 中的元素进行标准化处理得到 X_b , 具体如下。

$$X_b = (x_{ij}^b)_{n \times p} \quad (2)$$

$$x_{ij}^b = \frac{(x_{ij} - \bar{x}_j)}{s_j}, \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (4)$$

$$s_j^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (5)$$

式中: \bar{x}_j 为第 j 个节点的平均值; s_j 为标准差。

对标准化的样本矩阵获取皮尔逊相关系数 $r_{i_1 i_2}$:

$$r_{i_1 i_2} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^p (x_{ji_1} - \bar{x}_{i_1})(x_{ji_2} - \bar{x}_{i_2})}{\sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{ji_1} - \bar{x}_{i_1})^2 \sum_{j=1}^p (x_{ji_2} - \bar{x}_{i_2})^2}} \quad (6)$$

式中： i_1 、 i_2 为属于 n 的整数；皮尔逊系数越小，则负荷曲线形态越相似。

2) 聚类中心初始化

设定类间最小相似度阈值 δ_1 ，最小聚类数为 k_{\min}^{outer} ，最大聚类数为 k_{\max}^{outer} ，具体步骤如下。

Step1: 设定聚类数 K ，根据基于皮尔逊相似度矩阵，求取 $r_{i_1 i_2}^{\text{min}}$ ，以对应的 X_{i_1} 和 X_{i_2} 为1个聚类；

Step2: 根据相似度矩阵选出与 X_{i_1} 和 X_{i_2} 相似度都大于 δ_1 的样本，从中选择相似度最小的两向量为一个聚类；

Step3: 同理选取与前面2个聚类中4个负荷向量相似度都大于阈值 δ_1 的向量，从中选择相似度最小的两向量为1个聚类；

Step4: 重复以上操作，直到寻得 K 个聚类为止，聚类中心初始化结束。

第 k 类的聚类中心 $V_k = [v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kp}]$ ，第 k 类聚类的第 j 维可表示为

$$v_{kj} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_{ij} \quad (7)$$

式中， n_k 为属于第 k 类的样本个数。

3) 聚类评价指标

基于皮尔逊相关系数聚类评价指标如下所示。

$$S(k) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{n_k} r(X_i, V_k) \quad (8)$$

式中： n_k 为第 k ($k=1, 2, \dots, K$) 类包含的样本数； $r(X_i, V_k)$ 为样本到相应聚类中心的皮尔逊系数之和，越小则聚类效果越好。

1.2.2 内层幅值相近聚类

内层聚类是通过对外层得到的每一类采用模糊C均值(Fuzzy C-means Clustering Algorithm, FCM)进行负荷聚类^[18]。

设定最小距离阈值 δ_2 ，假设要划分为 C 类，差异度大的两向量标准差最大， δ_2 可通过式(9)获取。

$$\delta_2 = \frac{\max[d(X_{i_1}, X_{i_2})]}{2(C-1)}, \quad i_1, i_2 = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

初始化聚类中心与外层方法相同。 μ_{ci} 为样本 i 对第 c ($c=1, 2, \dots, C$) 聚类的隶属度，且满足式(10)。

$$\sum_{c=1}^C \mu_{ci} = 1 \quad (10)$$

以每个样本到所有聚类中心的加权平方和为目标函数，如式(11)所示。

$$\min J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C \mu_{ci}^m \|X_i - V_c\|^2 \quad (11)$$

式中： V_c 为第 c 个聚类中心； X_i 为第 i 个样本； V 为聚类中心矩阵； m 为模糊因子。

聚类的目标函数 $J_m(U, V)$ 存在拐点^[19]，最优加权 m 可通过式(12)选取。

$$m^* = \left\{ m \left| \frac{\partial}{\partial m} \left(\frac{\partial J_m(U, V)}{\partial m} \right) = 0 \right. \right\} \quad (12)$$

隶属度矩阵和聚类中心矩阵更新公式如下。

$$V_c = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ci}^m X_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ci}^m} \quad (13)$$

$$\mu_{ci} = \left[\sum_{g=1}^C \left(\frac{\|X_i - V_g\|}{\|X_i - V_c\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (14)$$

式中， V_g 为不同于 V_c 的第 g 个聚类中心。

设定 $[c_{\min}^{\text{inner}}, c_{\max}^{\text{inner}}]$ ，根据聚类准则，评判指标采用Xie-Beni系数法，如式(15)所示。

$$S(U, C) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C \mu_{ic}^2 \|X_i - V_c\|}{\min_{c_1, c_2} \|V_{c_1} - V_{c_2}\|} \quad (15)$$

分子描述类内的紧致性，分母描述类间的离散性，因此评判指标越小则聚类效果越好。

1.3 重构时段划分

重构时段划分流程如图2所示。

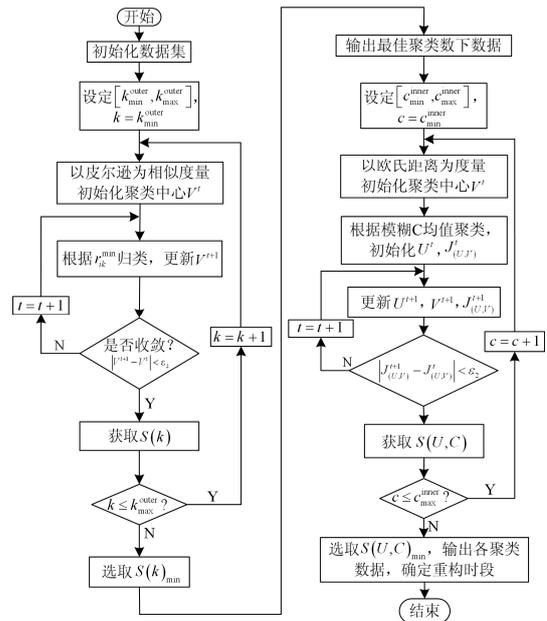


图2 重构时段划分流程图

Fig. 2 Reconstruction period division flow chart

2 配电网动态重构数学模型

2.1 目标函数

1) 网损最小

$$f_1 = \min f_{\text{loss}} = \min \sum_{g=1}^T \sum_{l=1}^L \left(k_{l,g} R_l \frac{P_{l,g}^2 + Q_{l,g}^2}{V_{l,g}^2} \Delta t_g \right) \quad (16)$$

式中: L 为配网支路数; $k_{l,g}$ 为开关状态变量, 0 表示打开, 1 表示闭合; R_l 为支路 l 电阻; T 为重构时段; $P_{l,g}$ 和 $Q_{l,g}$ 为支路 l 在 g 时段末端流过的有功和无功功率; $V_{l,g}$ 为支路 l 在 g 时段末端节点电压; Δt_g 为 g 时段的时间间隔。

2) 电压偏移指数最小

$$f_2 = \min \frac{1}{T} \sum_{g=1}^T \sum_{i=1}^M \frac{(V_i - V_{iN})^2}{V_{iN}^2} \quad (17)$$

式中: M 为系统节点数; V_{iN} 和 V_i 分别为节点 i 的电压额定值和实际值。

3) 负荷均衡度最优

$$f_3 = \min \frac{1}{T} \sum_{g=1}^T \sum_{l=1}^L \left(\frac{S_n}{S_{n\max}} \right)^2 \quad (18)$$

式中: S_n 为支路 l 送端的复功率; $S_{n\max}$ 为支路 l 最大允许传输容量。

4) 开关操作次数最少

$$f_4 = \min f_{\text{swith}} = \min \sum_{l=1}^L \sum_{g=1}^T |s_{l,g} - s_{l,g-1}| \quad (19)$$

式中, $s_{l,g}$ 为开关 l 在重构时段 g 的状态。

2.2 多目标的实现

相邻两次迭代中求 Pareto 解集, 最优解集中每个指标的最大值为 f_m^{\max} 和最小值为 f_m^{\min} , 最后通过第 k 组解第 m 个目标对应的 μ_m^k 求得满意度实现多目标优化。

$$\mu_m^k = \begin{cases} 1, & f_m = f_m^{\min} \\ \frac{f_m^{\max} - f_m}{f_m^{\max} - f_m^{\min}}, & f_m^{\min} < f_m < f_m^{\max} \\ 0, & f_m = f_m^{\max} \end{cases} \quad (20)$$

$$\mu^k = \frac{\sum_{m=1}^{N_{\text{obj}}} \mu_m^k}{\sum_{k=1}^{NP} \sum_{m=1}^{N_{\text{obj}}} \mu_m^k}, \quad k=1, 2, \dots, NP \quad (21)$$

式中: μ^k 为满意度, μ^k 最大则表示其对应的解最优; N_{obj} 为优化目标数; NP 为迭代完成后解集的

大小。

2.3 约束条件

动态重构应满足网络拓扑结构辐射状约束、潮流约束、节点电压及传输功率约束, 此外还应满足开关操作次数约束。

$$\begin{cases} \sum_{g=1}^T |s_{l,g} - s_{l,g-1}| \leq S_{l\max} \\ \sum_{l=1}^L \sum_{g=1}^T |s_{l,g} - s_{l,g-1}| \leq S_{\max} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $S_{l\max}$ 为单个开关最大操作次数; S_{\max} 为所有开关最大操作次数。

3 配电网动态重构

3.1 改进的粒子群算法

在标准粒子群算法的基础上结合蛙跳分组思想对其进行改进, 首先进行简化只保留位置更新项, 同时充分利用所有粒子的信息, 引入自适应惯性权重, 提高搜索精度, 保证合理的收敛速度^[20]。更新公式如下。

$$\begin{aligned} x_{bd}(t+1) &= \omega x_{bd}(t) + c_1 r_1 (p_{ad}(t) - x_{bd}(t)) + \\ & c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{bd}(t)) + c_3 r_3 (p'_{gd}(t) - x_{bd}(t)) \end{aligned} \quad (23)$$

$$p_{ad} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_{id}(t) \quad (24)$$

式中: $x_{bd}(t)$ 为第 t 次迭代中粒子 b 第 d 维的位置; $p_{ad}(t)$ 为所有个体最优位置平均值; $p_{gd}(t)$ 为粒子所在子种群中的最优位置; $p'_{gd}(t)$ 为总粒子群中的最优位置; c_1 、 c_2 、 c_3 为学习因子; r_1 、 r_2 、 r_3 为 0~1 之间的随机数。自适应惯性权重如下。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\max \text{gen}} \times h \quad (25)$$

式中: ω_{\max} 、 ω_{\min} 为 ω 设置的最大值和最小值; $\max \text{gen}$ 为最大迭代数; h 为当前迭代次数。

3.2 配电网动态重构

配电网动态重构主要步骤如下。

Step1: 初始化数据集;

Step2: 设定 $[k_{\min}^{\text{outer}}, k_{\max}^{\text{outer}}]$, $[c_{\min}^{\text{inner}}, c_{\max}^{\text{inner}}]$, 最小相似度阈值 δ_1 , 最小距离阈值 δ_2 ;

Step3: 运用双层聚类算法对配电网进行重构时段划分;

Step4: 运用改进粒子群算法进行重构, 通过潮流计算获取满意度 μ^k ;

Step5: 最大 μ^k 对应的解为最优解, 从而确定开关动作方案完成动态重构。

4 算例分析

4.1 负荷聚类有效性验证

算例数据来自某电力公司用电信息采集系统，数据包含 50 个用户的 14 天的用电负荷情况。数据采集时间间隔为 15 min，相应日负荷曲线共包含 96 个功率点，标准化后共有 700 条负荷曲线，每条负荷曲线有 1 344 个功率点。

1) 外层聚类

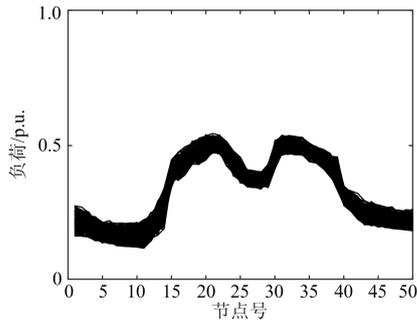
该研究外层聚类阈值 $\delta_1 = 0.25$ ， $k_{outer}^{min} = 2$ ， $k_{outer}^{max} = 7$ ， $\varepsilon_1 = 0.02$ 。根据评价指标，确定外层最佳聚类数为 4。

2) 内层聚类

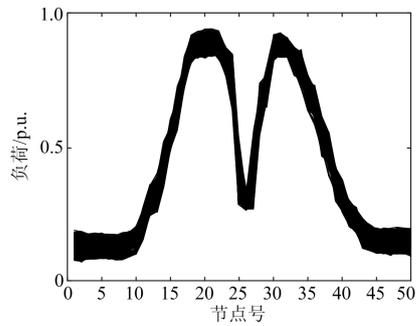
对外层聚类的每一类进行内层聚类， $c_{inner}^{min} = 2$ ， $c_{inner}^{max} = 5$ ， $\varepsilon_2 = 0.03$ 。

聚类结果如图 3 所示。

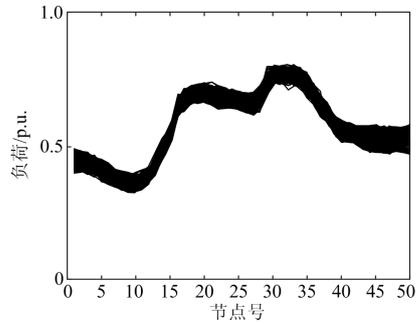
由图 3 可得，外层形态相似聚类将负荷分为 4 个簇类，经内层幅值相近聚类将双峰型划分为三类，平缓型、单峰型、三峰型均划分为两类。



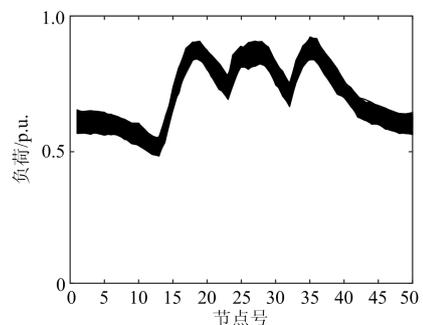
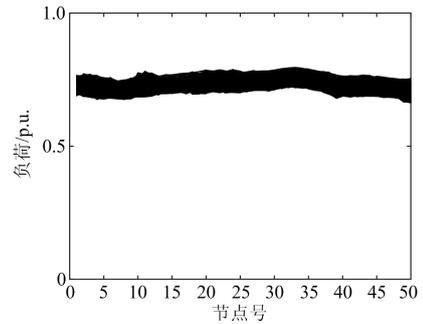
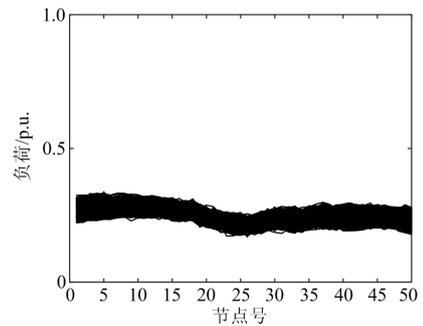
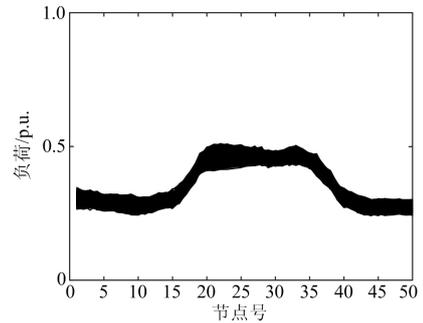
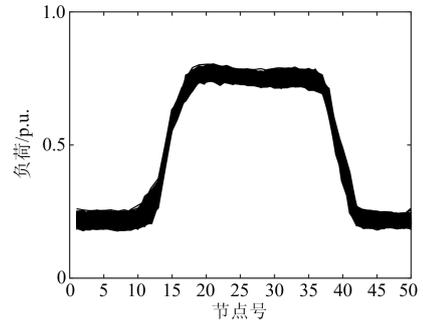
(a) 双峰型内层聚类

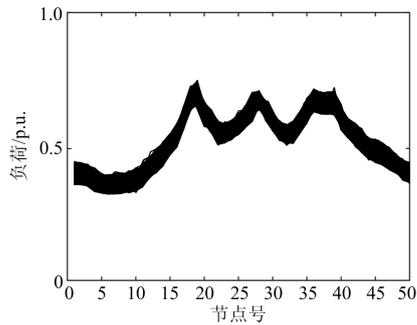


(b) 单峰型内层聚类



(c) 平缓型内层聚类





(d) 三峰型内层聚类
图 3 双层聚类结果

Fig. 3 Bilayer clustering results

4.2 配电网动态重构

首先以 IEEE33 系统^[21]基本数据为基础对改进的粒子群算法进行性能验证,对比结果如表 1 所示。

表 1 算法性能对比

Table 1 Algorithm performance comparison

算法	迭代次数			平均时间/s	寻优率
	最多	最少	平均		
标准 PSO	263	116	196	181	54%
文献[1]算法	206	116	165	123	69%
改进粒子群算法	101	62	82	69	88%

由表 1 可得, 较标准粒子群, 改进粒子群算法寻优时间降低 62%, 寻优率提高 34%; 较文献[1]方法, 寻优时间缩短 50%, 寻优率提高 19%。

该研究在文献[22]基础上, 结合 IEEE33 系统构建一周的负荷数据, 以小时为单位, 即共有 167 个时间断面, 通过研究所提双层聚类方法对其进行聚类, 将负荷分为 9 类, 聚类中心如图 4 所示。

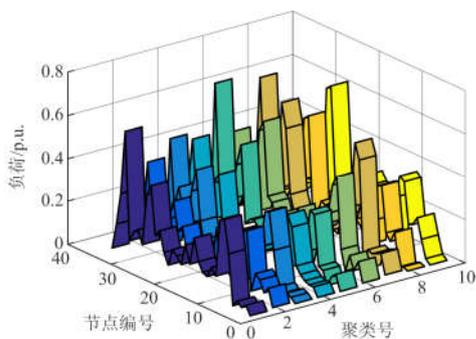


图 4 9 类聚类中心对应的负荷

Fig. 4 Load of 9 types of cluster centers

根据每一聚类中的负荷样本, 每一时间点对应的聚类号如图 5 所示。

基于最佳聚类结果, 每天最大重构次数设置为 4, 将孤立点与邻近聚类中心根据欧氏距离进行修正确定出 21 个重构时段, 改进的粒子群算法粒子群规模设为 35。

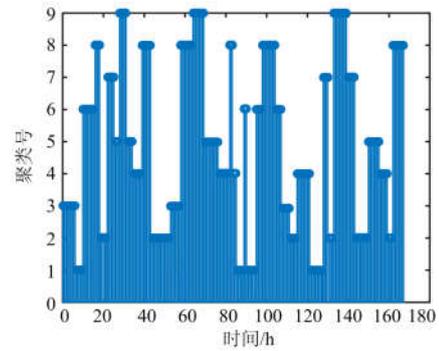


图 5 一周内最佳聚类结果

Fig. 5 Optimal clustering results for one week load

以各聚类中心作为负荷信息对其重构, 结果如表 2 所示。

表 2 重构结果

Table 2 Reconfiguration results

聚类号	断开开关号	网损/kW	电压偏移指数	负荷均衡度
1	3/7/9/14/37	287.4	0.048 9	0.367 2
2	7/9/14/32/37	26.4	0.025 6	0.321 6
3	7/9/14/31/37	59.6	0.033 1	0.295 2
4	7/9/14/31/28	32.5	0.022 5	0.267 5
5	6/9/14/32/28	243.4	0.036 2	0.312 8
6	7/9/14/36/28	239.6	0.029 5	0.322 1
7	7/9/14/36/37	295.9	0.043 6	0.285 6
8	7/9/14/31/37	79.8	0.038 2	0.278 5
9	7/9/14/31/28	164.7	0.039 6	0.357 4

一周内开关操作调度表如表 3 所示。

表 3 开关操作调度表

Table 3 Switch operation schedule

时刻	断开开关	闭合开关	时刻	断开开关	闭合开关	时刻	断开开关	闭合开关
10	36,28	31,37	64	28	37	128	36	3
16	31,37	36,28	70	6,32	7,31	133	31,28	36,37
22	36	31	77	7,31	6,32	144	32,37	31,28
28	31,28	36,37	86	3,37	28,32	150	6,28	7,37
35	6,32	7,31	95	28,36	3,37	156	7,31	6,32
44	7,37	6,28	112	32,37	36,28	162	37	28

由表 3 可以得出一周的重构次数为 21, 每天重构 3 次, 开关开合总次数均为 38, 较静态重构开关操作降低了 54.76%。

综上所述, 重构前网损电量为 39 648.6 kW·h, 重构后网损电量为 24 073.2 kW·h, 节省电量 15 575.4 kW·h, 降低网损 39.28%, 重构后电压偏移指数为 0.034 2, 负荷均衡度为 0.310 4, 较重构前, 电压偏移指数降低 49.1%, 负荷均衡度改善 41.9%。

分别采用文献[8]以及文献[15]的方法进行动态重构, 重构结果如表 4 所示。

表 4 重构结果对比

Table 4 Comparison of reconstruction result

方法	重构时段	网损/(kW·h)	电压偏移指数	负荷均衡度	开关操作次数
文献[8]	18	31 690	0.051 7	0.454 1	54
文献[15]	21	26 137	0.046 3	0.365 3	78
本文方案	21	24 073	0.034 2	0.310 4	76

由表 3 可以看出, 该研究重构方案较文献[8]开关操作次数高 40%, 但网损降低了 24%, 电压偏移指数降低 34%, 负荷均衡改善 32%, 由此可见文献[8]方法以系统整体负荷变化为依据进行重构时段划分有所不足, 并未完全利用所有用电负荷信息; 相比文献[15], 网损降低了 7.8%, 电压偏移指数降低 26%, 负荷均衡改善 15%, 开关操作次减少 2.5%, 可得该文重构方案优化效果更好。

采用 FCM 对负荷聚类, 抽取聚类 1、3 进行以网损为目标的静态重构, 根据相应聚类包含重构时段内抽取的时间点对应的负荷信息作为原始数据, 负荷聚类效果对比如表 5 所示。

表 5 聚类效果对比

Table 5 Comparison of clustering performance

方法	聚类数	聚类号	A/kW	B/kW
FCM	7	1	189.6	216.8
		3	253.7	236.1
本文聚类算法	9	1	287.4	284.3
		3	59.6	58.6

表 5 中, A 表示以聚类中心为负荷信息重构后的结果, B 表示原始数据重构后的网损。

由表 5 可知, FCM 较原始数据网损最大波动 13%, 该文负荷聚类算法较原始数据重构网损最大波动 2%, 较 FCM 提高了 11%。由此可见, 该文负荷聚类算法聚类更加准确, 更加接近原始数据, 有利于提高重构质量。

5 结论

考虑到了负荷曲线的形态变化与幅值差异, 该文提出一种改进的双层聚类算法对负荷进行聚类, 采用 Pareto 支配以及标准化满意度实现多目标优化, 通过改进的粒子群算法完成配电网多目标动态重构, 仿真结果表明:

1) 所提出的改进双层聚类算法可以有效根据负荷曲线形态及幅值进行负荷聚类, 聚类结果更加接近原始数据, 进一步提高了动态重构的准确度。

2) 改进的粒子群算法寻优时间和寻优效率均

优于标准粒子群算法以及文献[1]的方法, 有利于提高配电网动态重构效率。

3) 该动态重构模型减小了有功功率损耗, 降低了电压偏移指数, 改善了负荷均衡度, 减小了开关操作次数, 实现了配电网多目标优化, 提高了配电网供电质量。

展望:

1) 应进一步考虑分布式电源 (Distributed Generation, DG) 的定容选址以及 DG 的出力间歇性问题, 对含 DG 的配电网模型进行多目标动态重构优化。

2) 配电网动态重构属于配电网规划的范畴, 其负荷预测的准确性直接影响到重构效率, 需要提高负荷预测的准确度以提高配电网动态重构效率。

参考文献

- [1] 许喆, 潘金生, 樊淑娴, 等. 基于改进萤火虫算法的含 DG 配电网重构方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 26-32.
XU Zhe, PAN Jinsheng, FAN Shuxian, et al. A distribution network reconfiguration method with distributed generation based on improved firefly algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(14): 26-32.
- [2] SHU Dasong, HUANG Zhixiong, LI Junye, et al. Application of multi-agent particle swarm algorithm in distribution network reconfiguration[J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(6): 1179-1185.
- [3] AHUJAA, DAS S, ANIL P. An AIS-ACO hybrid approach for multi-objective distribution system reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(3): 1101-1111.
- [4] HAGHIGHAT H, ZENG Bo. Distribution system reconfiguration under uncertain load and renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2666-2675.
- [5] 张涛, 张东方, 王凌云, 等. 计及电动汽车充电模式的主动配电网多目标优化重构[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(8): 1-9.
ZHANG Tao, ZHANG Dongfang, WANG Lingyun, et al. Multi-objective optimization of active distribution network reconfiguration considering electric vehicle charging mode[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(8): 1-9.
- [6] 范心明, 陈锦荣, 吴树鸿, 等. 离散学习优化算法在含分布式电源的配网重构中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(8): 156-163.
FAN Xinming, CHEN Jinrong, WU Shuhong, et al. Application of discrete learning optimization algorithm to distribution network reconfiguration considering distributed generation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(8): 156-163.
- [7] NIKNAM T, FARSANI E A. A hybrid evolutionary

- algorithm for distribution feeder reconfiguration[J]. Science China (Technological Sciences), 2010, 53(4): 950-959.
- [8] 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 Jingxiang, NIU Huanna, WANG Yuzhu. Dynamic reconfiguration of active distribution network based on information entropy of time intervals[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 402-408.
- [9] 张珂, 吕林, 孙宇乐. 基于隶属度时段划分的配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 51-57. ZHANG Ke, LÜ Lin, SUN Yule. Dynamic reconfiguration of distribution network based on membership partition of time intervals[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 51-57.
- [10] 李扬, 韦钢, 马钰, 等. 含电动汽车和分布式电源的主动配电网动态重构[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(5): 102-110. LI Yang, WEI Gang, MA Yu, et al. Dynamic reconfiguration of active distribution network considering electric vehicles and distributed generations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(5): 102-110.
- [11] 文娟, 谭阳红, 雷可君. 基于量子粒子群算法多目标优化的配电网动态重构[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 73-78. WEN Juan, TAN Yanghong, LEI Kejun. Multi-objective optimization of distribution network dynamic reconfiguration based on integer coded quantum particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 73-78.
- [12] 陈晓祺, 靳小龙, 贾宏杰, 等. 考虑电动汽车时空负荷的主动配电网重构策略[J]. 高电压技术, 2017, 43(3): 1049-1056. CHEN Xiaqi, JIN Xiaolong, JIA Hongjie, et al. Reconfiguration strategy for active distribution network considering spatial-temporal electrical vehicle load model[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 1049-1056.
- [13] 孙惠娟, 彭春华, 袁义生. 综合开关次数分析的配电网多目标动态重构[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(9): 41-46. SUN Huijuan, PENG Chunhua, YUAN Yisheng. Multi-objective dynamic distribution network reconfiguration considering switching frequency[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(9): 41-46.
- [14] 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 Jiejie, QUE Lingyan, WANG Liangyi, 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.
- [15] 王淳, 高元海. 采用最优模糊 C 均值聚类和改进化学反应算法的配电网动态重构[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1682-1691. WANG Chun, GAO Yuanhai. Dynamic reconfiguration of distribution network based on optimal fuzzy C-means clustering and improved chemical reaction optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1682-1691.
- [16] 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/OL]. 电网技术: 1-7[2019-04-01]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2018.2461>. DONG Zhihui, LIN Lingxue. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved fuzzy C-means clustering of time division[J/OL]. Power System Technology: 1-7 [2019-04-01]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2018.2461>.
- [17] 李川, 姚行艳, 蔡乐才. 智能聚类分析方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2016: 18-109.
- [18] 朴尚哲, 超木日力格, 于剑. 模糊 C 均值算法的聚类有效性评价[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(5): 452-461. PIAO Shangzhe, CHAOMU Rilige, YU Jian. Cluster validity indexes for FCM clustering algorithm[J]. PR&AI, 2015, 28(5): 452-461.
- [19] 高新波, 裴继红, 谢维信. 模糊 c-均值聚类算法中加权指数 m 的研究[J]. 电子学报, 2000(4): 80-83. GAO Xinbo, PEI Jihong, XIE Weixin. A study of weighting exponent m in a fuzzy c-means algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2000(4): 80-83.
- [20] 王庆荣, 王瑞峰. 基于改进粒子群算法的配电网重构策略[J]. 计算机应用, 2018, 38(9): 2720-2724. WANG Qingrong, WANG Ruifeng. Reconstruction strategy of distribution network based on improved particle swarm optimization[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(9): 2720-2724.
- [21] 赵嘉玉, 韩肖清, 梁琛, 等. 隶属函数与欧氏距离相结合的配电网优化重构[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3624-3631. ZHAO Jiayu, HAN Xiaoqing, LIANG Chen, et al. Optimal distribution network reconfiguration combining fuzzy membership with euclidean distance[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3624-3631.
- [22] 王瑞峰, 侯成滨. 采用特性指标聚类和改进萤火虫算法的配电网动态重构[J]. 太阳能学报, 2018, 39(11): 3193-3201. WANG Ruifeng, HOU Chengbin. Dynamic reconfiguration of distribution networks based on pattern index clustering and improved glowworm swarm optimization algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2018, 39(11): 3193-3201.

收稿日期: 2018-12-03; 修回日期: 2019-04-01

作者简介:

王瑞峰(1966—), 女, 博士, 教授, 研究方向为计算机测控技术和交通信息工程及控制研究; E-mail: 1105755574@qq.com

王庆荣(1990—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为配电网规划与经济运行。E-mail: 1158369366@qq.com

(编辑 葛艳娜)