

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.04.014

基于FCM和DTW的多分区电压支撑能力评估

徐贤¹, 管益斌¹, 周挺¹, 赵香², 张重阳², 柳伟²

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024;

2. 南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘要:电网规模的发展和负荷的增长使得不同分区无功电压情况的差异性增强, 负荷中心区域电压稳定问题日益突出, 而负荷较轻区域部分时段易出现高电压和无功过剩, 亟需全面评估电网中多分区的无功电压状态, 为全局无功协调控制及分区间互动支撑提供数据支持。鉴于此, 文中提出一种基于模糊C均值聚类(FCM)和动态时间归整算法(DTW)的评估方法。该方法采用FCM对分区多个时间断面的指标数据进行模糊聚类, 形成聚类中心并提取样本的平均特征; 同时, 利用DTW对聚类中心数据与参考样本进行模式识别, 可评估出电网多分区的电压支撑能力。以某典型电网为例, 验证所提评估方法的有效性。

关键词:动态时间归整距离; 评估指标; 模糊C均值聚类(FCM); 电压支撑能力; 多分区电网

中图分类号: TM732

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2021)04-0101-07

0 引言

随着现代用电需求的日益增长, 电网规模在不断扩大, 电网的无功优化控制也日渐复杂。自动电压控制(automatic voltage control, AVC)系统从全局角度对广域分散的无功源及无功补偿装置进行协调优化控制^[1-4]。然而, AVC调控系统控制周期较长, 一般为分钟级, 且全网无功调节后还可能存在分区无功不平衡的问题。为了便于AVC系统更好地进行无功协调控制, 为其从全局角度调整参数、进行控制策略优化以及补偿装置配置提供依据, 亟需对电网多分区电压支撑能力进行实时准确的评估。

现有研究在评估指标体系、评估方法等方面作出了巨大贡献。文献[5]从配置、维护、运行3个角度构建了完备的评估指标体系, 对城市配电网的无功运行现状进行了科学实用的评估; 文献[6]结合静态能量函数, 以电压稳定为基础, 对区域电网无功能力进行了评价; 文献[7-8]从电压考核标准、无功容量、无功协调控制3个角度进行无功电压指标体系的构建, 并对各指标进行权重赋值和计算方法的研究。

电网无功电压、负荷实时需求等是随时波动的, 而AVC不同层级的轮控周期不同, 因此将某一个时间断面的电力信息作为控制依据不够客观。文献[9]采用模糊聚类法对电压薄弱节点进行模糊分割, 确定无功补偿的具体个数及相应地点, 但需

要主观确定阈值 λ , 并多次用方差比率检验分类是否合理。文献[10-12]介绍了模糊C均值聚类(fuzzy C-means algorithm, FCM)在负荷预测、风险预警以及配电网动态重构等方面的应用, 通过优化目标函数对电网大量数据进行模糊聚类, 并提取平均特征。文献[13-14]将动态时间归整算法(dynamic time warping, DTW)运用于电能质量的综合评估与分级评估, 利用其能够匹配长短不一的2个序列的特点, 解决实际电网数据有缺失的问题, 能够更准确地评估实际电网的运行状态。

鉴于上述分析, 文中根据电网分层分区架构和AVC无功协调控制特点, 建立了一套能够从多角度表征分区电压支撑能力的指标体系, 并结合FCM处理电网大数据量的特点和DTW对序列模式匹配的特点, 对电网多分区电压支撑能力进行评估, 解决电网数据波动对评估产生的影响。最后, 以某典型电网为例, 将文中方法与单独DTW算法评估进行了仿真对比, 验证所提方法的优势。

1 电网分区电压支撑能力评估指标体系

1.1 主网分区电压裕度指标

电压质量是衡量电力系统稳定状态的重要指标。电网中节点电压接近电压崩溃点时, 系统维持稳定的电压可调裕度较低^[15-16]。因此, 制定电压裕度指标评估电压支撑能力, 指标公式如式(1)所示。为了简化计算并使序列便于模式匹配, 文中在制定指标体系的同时均作了归一化处理。

$$I_{\Delta U} = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta U_i}{N} \quad (1)$$

收稿日期: 2021-02-03; 修回日期: 2021-04-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52077103)

其中:

$$\Delta U_i = \frac{U_i - U_{i,cr}}{U_i} \times 1000\% \quad (2)$$

式中: N 为分区节点数量; U_i 为第*i*个节点的电压; $U_{i,cr}$ 为第*i*个节点在电压崩溃时的临界安全电压。

1.2 输电断面功率传输能力指标

$$I_p = \frac{P_{tr}}{N_{sel}} \quad (3)$$

$$P_{tr} = \frac{P_{max} - P_{cut}}{\lambda P_{max}} \quad (4)$$

式中: I_p 为输电断面功率传输能力指标; P_{tr} 为电力系统监控采取的一个潮流输电断面的功率传输能力; N_{sel} 为采取的一个分区的潮流输电断面数; P_{max} 为当前无功状态下输电断面功率传输极限; P_{cut} 为采取的输电断面功率值; λ 为约束因子,目的是优化对数据的归一化处理,避免计算机对微小数据识别错误,因此 λ 一般取0~1的数值,文中取0.2。

1.3 分区无功裕度指标

无功补偿遵循就地平衡的原则,分区内发电机作为主要的无功电源,其正常运行和进相运行时发出或吸收无功对系统电压、无功状态都有着决定性的作用。分区内各种无功补偿设备补偿无功,分区间联络线互为无功备用^[16]。定义分区的无功能力为:在系统稳定的前提下,所有无功电源能够提供的无功。建立分区无功裕度指标如下^[17]:

$$I_{\Delta Q} = 1 - \frac{Q_B}{\sum_{g=1}^{N_G} Q_{g,Gmax} + \sum_{j=1}^{N_r} Q_{j,rec} + \sum_{l=1}^{N_p} Q_{l,Pmax}} \quad (5)$$

式中: Q_B 为分区实时无功容量; $Q_{g,Gmax}$ 为第*g*个发电厂机组正常运行或进相运行时可以调节的最大无功; $Q_{j,rec}$ 为第*j*个无功补偿装置的容量(包括电容器、电抗器、SVC/SVG等); $Q_{l,Pmax}$ 为第*l*个互联分区可以提供的最大无功; N_G, N_r, N_p 分别为分区内发电厂机组数、无功补偿装置数、互联分区数。

1.4 分区无功偏差裕度指标

AVC系统包括逐级的主系统和子系统,在调节时,各级会通过控制指令来控制相应的子系统^[2]。无功偏差裕度定义为当前分区无功总容量与省调AVC系统下发的控制指令的无功目标之差,分区无功偏差裕度指标归一化后公式如下:

$$I_{Q_{AVC}} = 1 - \frac{Q_{AVC}}{Q_A} \quad (6)$$

式中: Q_{AVC} 为上一级AVC系统根据全局无功调控所制定的该分区无功; Q_A 为分区所提供的无功总

容量。

上述指标从不同角度表征分区电压支撑能力,各指标的重要性有所不同,因此文中在具体算例中列出了所有指标各等级的参考值,采用DTW算法将这些参考值组成的参考样本序列与待评估样本序列进行模式匹配。

2 电网分区电压支撑能力评估方法

利用FCM对电网多个分区的不同时间断面的数据进行聚类,得到聚类中心和隶属度矩阵。DTW计算参考样本和聚类中心的相似度。通过对聚类中心数据的电压支撑能力进行评估,进而确定该类分区的电压支撑能力。

根据上述指标体系提取电网分区的各指标数据,建立指标样本集 $X=(x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n)$,是一个4行*n*列的矩阵,其中 $x_k=(x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}, x_{k4})^T$ 表示各个分区的指标数据向量, $k=1, 2, \dots, n$,在聚类过程中,以各向量之间的欧式距离作为聚类依据,并不断调整聚类中心,具体算法过程如下。

2.1 FCM 聚类过程

电网分区电压支撑能力的强弱取决于该分区各种无功补偿设备的配置、容量以及分区实际所需容量。由于电网中负荷是随时波动的,因此分区电压支撑能力是一个没有明确界限的概念。因此,采用模糊理论对这一问题进行分析能够达到更好的效果。FCM以式(9)为约束,以式(7)为目标函数,优化获取每个样本对各个聚类中心的隶属度,并对比分析所求隶属度大小,自动对电网多个分区的不同时间断面的电压支撑能力指标数据进行模糊聚类,以聚类中心的指标数据作为待评估数据,避免电网中数据波动对分析结果产生影响。具体流程如图1所示。

2.1.1 模糊聚类的目标函数

模糊聚类的目标函数:

$$\min\{J(\mathbf{U}, \mathbf{P})\} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (7)$$

式中: c 为聚类类别数; n 为分区个数, $2 \leq c \leq n$; $\mathbf{U}=[u_{ik}]_{c \times n}$ 为隶属度矩阵,其元素 u_{ik} 为第*k*个样本对第*i*类的隶属度; $\mathbf{p}_i(i=1, 2, \dots, c)$ 为第*i*类的聚类中心,是由上文阐述的4个指标数据构成的四维向量; m 为加权指数,此处取经验值2; d_{ik} 为第*k*个样本与聚类中心 \mathbf{p}_i 之间的欧式距离,即按式(8)计算。

$$d_{ik} = \|x_k - p_i\| \quad (8)$$

2.1.2 约束条件

每个样本对于各个类的隶属度之和为1,即应

满足下式:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad (9)$$

2.1.3 算法的迭代过程

初始化算法所用到的参数:设定聚类类别数 c 为参考样本个数;初始聚类中心 $P^{(0)}$,该算法的初始聚类中心可随机选取,不影响聚类结果;初始隶属度矩阵 $U^{(0)}$,由约束条件可知,隶属度矩阵每一列的值之和为 1;设置合理的迭代停止阈值 ε ;初始迭代系数 a ,可反映算法迭代次数。

(1) 按式(10)计算隶属度矩阵中的元素,更新隶属度矩阵。

$$u_{ik}^{(a+1)} = \left\{ \sum_{j=1}^c \left[\frac{d_{ik}^{(a+1)}}{d_{jk}^{(a+1)}} \right]^{\frac{2}{m-1}} \right\}^{-1} \quad (10)$$

(2) 按式(11)计算聚类中心向量的元素,调整聚类中心:

$$p_i^{(a+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(a+1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(a+1)})^m} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (11)$$

(3) 求解目标函数,即式(7)。

(4) 迭代判断。若 $\|P^{(a)} - P^{(a+1)}\| < \varepsilon$,则迭代停止;否则,迭代次数 $a = a + 1$,转入(2)计算。

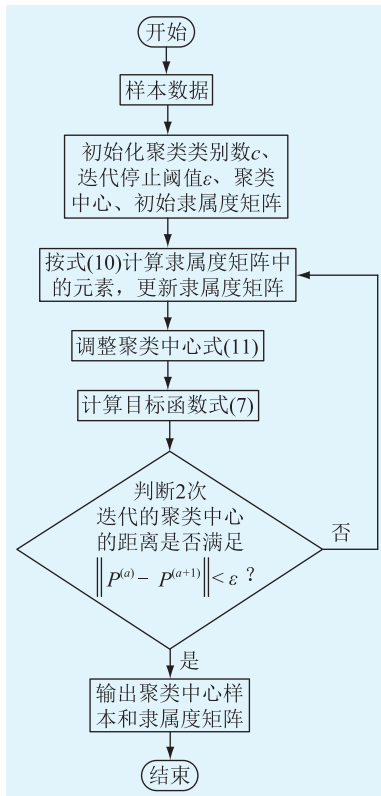


图1 模糊 C 均值聚类算法流程

Fig.1 Flow chart of fuzzy C-means clustering algorithm

2.2 DTW 算法

DTW 算法^[19-21]对聚类中心样本数据序列与各个参考数据序列进行模式识别,计算出最优动态归整路径的距离,距离越小,相似度越高,从而确定与聚类中心样本数据最相似的参考数据,以此来评估一类分区的电压支撑能力。

2.2.1 距离矩阵

计算待评估聚类中心序列与参考序列各元素之间的距离形成距离矩阵。假设某聚类中心样本序列和某参考序列分别为 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_m)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 2 个序列中所有点的距离用矩阵 d_{Δ} 表示:

$$d_{\Delta} = \begin{bmatrix} d_{11} & \dots & d_{1j} & \dots & d_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{i1} & \dots & d_{ij} & \dots & d_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{m1} & \dots & d_{mj} & \dots & d_{mn} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: d_{ij} 为长度为 m 的待评估序列的第 i 个元素与长度为 n 的参考序列的第 j 个元素的欧式距离。

2.2.2 最优动态路径规划

首先,用一个向量 $W = (w_1, \dots, w_k, \dots, w_R)$ 表示动态归整路径,并建立一个映射关系:

$$w_k = d_{ij} \quad (13)$$

向量 W 的长度满足式(14):

$$\max(m, n) \leq R \leq m + n - 1 \quad (14)$$

由于要比较的 2 个序列本身有一定的对应关系,所以不需要对每个路径都计算累加距离。为提高算法收敛速度,更快找到最优动态路径,设定必须满足的 3 个约束条件。

(1) 边界条件。由于要比较的 2 个序列元素排列顺序是固有的,且 2 个序列的元素有一定的对应关系,所以动态路径归整必须从元素 (z_1, y_1) 开始,到元素 (z_m, y_n) 结束。

(2) 单调性。比较 2 个序列时,需要按一个方向的单调比较,不可以有重复比较。即:对于 $w_k = d_{ij}, w_{k+1} = d_{st}$,应满足式(15)。

$$\begin{cases} i \leq s \\ j \leq t \end{cases} \quad (15)$$

(3) 连续性。动态规划路径中 2 个点的距离必须是相邻 2 个点的距离,不可以有跨越点的交叉比较。即:对于 $w_k = d_{ij}, w_{k+1} = d_{st}$,应满足式(16)。

$$\begin{cases} s - i \leq 1 \\ t - j \leq 1 \end{cases} \quad (16)$$

2.2.3 最小归整距离

最小归整距离为最优动态归整路径的累加距

离 $D(i,j)$, 在满足 3 个约束条件的前提下可得:

$$D(i,j) = d_{ij} + \min \left\{ \begin{matrix} D(i-1,j) \\ D(i-1,j-1) \\ D(i,j-1) \end{matrix} \right\} \quad (17)$$

由式(17)可以得到待评估聚类中心数据与各参考样本数据的最小归整距离。

3 案例分析

图 2 为区域电网主网架构, A、B、C、D、E 分区电网通过双线与主网相连。采取各分区的 10 个时间断面的数据进行评估方法验证。表 1 为各分区第一个时间断面样本数据, 其余时间断面的数据未展示。表 2 为参考样本数据, 参考样本 b1、b2、b3、b4、b5 的电压支撑能力等级分别为强、较强、一般、较弱、弱。

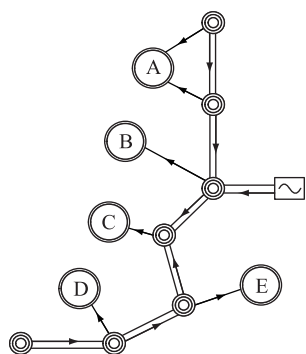


图 2 区域电网主网架构

Fig.2 Layout of the main grid structure of the regional power grid

表 1 各分区第一个时间断面的样本数据

Table 1 Sample data of the first time section of each partition

指标	A 区	B 区	C 区	D 区	E 区
$I_{\Delta U}$	0.850	0.310	0.730	0.310	0.540
I_P	0.880	0.440	0.760	0.106	0.530
$I_{\Delta Q}$	0.730	0.500	0.930	0.510	0.630
$I_{Q_{AVC}}$	0.920	0.610	0.800	0.550	0.710

表 2 参考样本数据及其电压支撑能力等级

Table 2 Reference sample data and its voltage support capability level

指标	b1 (强)	b2 (较强)	b3 (一般)	b4 (较弱)	b5 (弱)
$I_{\Delta U}$	0.900 0	0.715 3	0.541 4	0.302 3	0.100 0
I_P	1.000 0	0.724 1	0.523 1	0.350 8	0
$I_{\Delta Q}$	0.850 0	0.820 1	0.575 5	0.391 4	0.100 1
$I_{Q_{AVC}}$	1.000 0	0.890 4	0.721 4	0.434 5	0.500 0

运用 FCM 对 5 个分区 10 个时间断面的指标数据进行模糊聚类, 可得到聚类中心样本数据。文中

将数据聚类为 5 类, 即参考样本的样本数目, 各聚类中心数据见表 3。各样本关于各聚类中心的隶属度大小表示样本与各聚类中心的隶属关系。为了更加直观、快速地确定与样本隶属度最高的聚类中心, 采用 origin 软件绘制 3D 条形图来展示, 见图 3。

表 3 分区样本聚类中心数据

Table 3 Clustering center data of partitioned samples

聚类中心	$I_{\Delta U}$	I_P	$I_{\Delta Q}$	$I_{Q_{AVC}}$
聚类中心 1	0.333 1	0.193 8	0.519 1	0.560 6
聚类中心 2	0.303 0	0.413 4	0.534 2	0.617 2
聚类中心 3	0.861 3	0.866 8	0.788 7	0.914 0
聚类中心 4	0.506 2	0.518 2	0.653 6	0.737 9
聚类中心 5	0.747 1	0.731 8	0.961 8	0.761 3

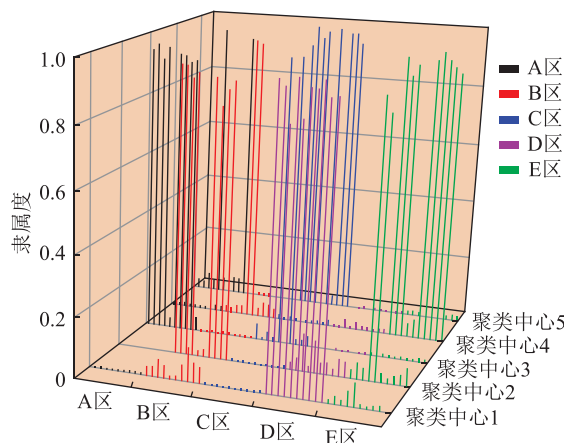


图 3 待评估样本关于各聚类中心隶属度

Fig.3 The membership degree of each cluster center of the sample to be evaluated

其中, 各分区的 10 个断面的指标数据对于各聚类中心的隶属度用不同颜色表示。以图中 A 区为例, 同一个时间断面与 5 个聚类中心的隶属度之间进行比较, A 区 10 个断面数据中有 2 个断面的数据与聚类中心 5 的隶属度最高, 但是其余时间断面的数据与聚类中心 3 的隶属度最高, 因此以聚类中心 3 代表 A 区样本数据。同理, 聚类中心 5 代表 C 区样本, 聚类中心 2 代表 B 区样本, 聚类中心 4 代表 E 区样本, 聚类中心 1 代表 D 区样本。

各聚类中心与各参考样本的最小归整距离如图 4 所示。以聚类中心 1 为例, 聚类中心 1 与参考样本 b4 的最小归整距离最小, 则聚类中心 1 的电压支撑能力等级为较弱, 而由前述分析可知聚类中心 1 可以代表 D 分区的样本特征, 因此可得 D 区的电压支撑能力较弱。同理可以分析得到其他聚类中心与参考样本的相似关系以及各分区的电压支撑能力等级, 如图 5 所示。A 区、B 区、C 区、D 区、E 区的电压支撑能力分别为强、较弱、较强、较弱、一般。

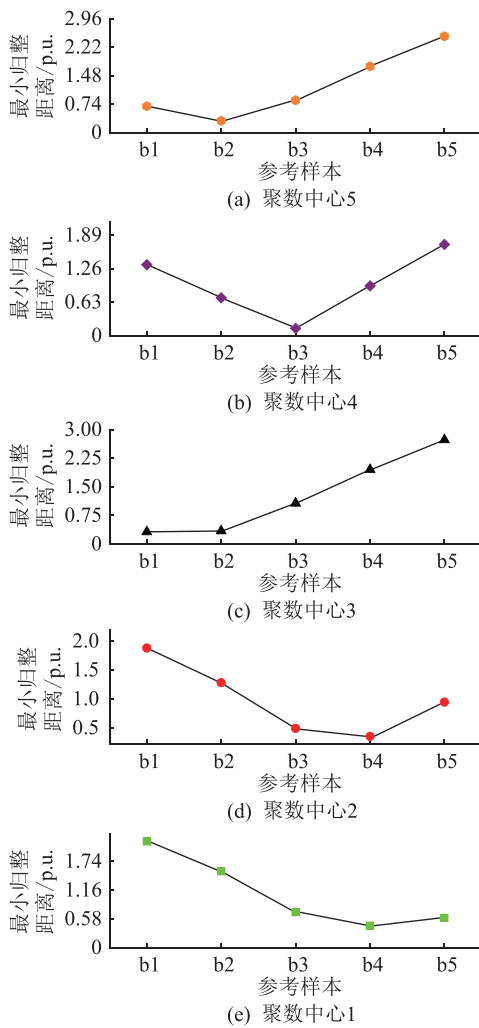


图4 各聚类中心样本与参考样本的最小归整距离
Fig.4 The minimum warping distance between each cluster center sample and reference sample

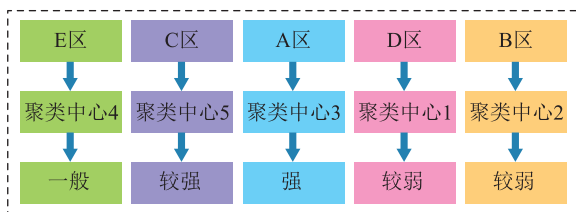


图5 各分区与聚类中心的隶属关系以及评估结果
Fig.5 The relation diagram between each partition and clustering center and reference sample

表4为直接用DTW计算的C分区10个时间断面的样本与各参考样本的最小归整距离。图6展示了C分区的 T_1 和 T_7 2个时间断面的数据与各参考样本的最小归整距离,其中 T_5 与 T_7 时刻的各最小归整距离趋势相同,其余时刻与 T_1 时刻的最小归整距离趋势相同。从图6可以看出 T_1 时刻的样本与参考样本b3相似度最高,所以 T_1 时刻的电压支撑能力等级为一般,而 T_7 时刻的样本与参考样本b2相似度最高,故其电压支撑能力等级为较强。由此可

得,在一个轮控周期内,同一个分区不同时刻的电压支撑能力等级可能不同。基于FCM与DTW的电压支撑能力评估方法提取聚类中心,代表该类中分区的所有时间断面的样本平均特征,可以更加客观地评估分区的电压支撑能力,同时避免因少许波动数据影响评估结果。

表4 C分区样本与各参考样本的最小归整距离
Table 4 The minimum warping distance between the C partition sample and each reference sample

时刻	最小归整距离/p.u.				
	强 (b1)	较强 (b2)	一般 (b3)	较弱 (b4)	弱 (b5)
T_1	0.63	0.210 7	0.858 6	1.741	2.519 9
T_2	0.69	0.349 1	0.847 2	1.731	2.509 9
T_3	0.68	0.389 1	0.817 2	1.731	2.509 9
T_4	0.77	0.309 1	0.767 2	1.651	2.429 9
T_5	0.35	0.380 3	1.008 6	1.891	2.669 9
T_6	0.65	0.329 1	0.867 2	1.751	2.529 9
T_7	0.27	0.350 3	1.118 6	2.001	2.779 9
T_8	0.69	0.261 5	0.795 8	1.701	2.479 9
T_9	0.63	0.260 7	0.868 6	1.751	2.529 9
T_{10}	0.77	0.329 5	0.725 8	1.651	2.429 9

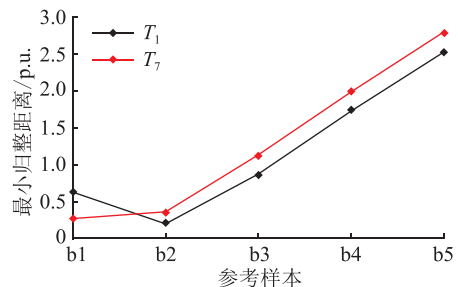


图6 C分区 T_1 和 T_7 时刻样本与各参考样本的最小归整距离
Fig.6 The minimum warping distance between samples and reference samples at time T_1 and time T_7 in partition C

4 结语

文中通过FCM对多个分区的多个时间断面的电压支撑能力指标数据进行聚类,利用其收敛速度快且能处理大数据量的特点,同时评估多个分区多个时间断面的分区电压支撑能力。采用DTW评估聚类中心与参考样本的相似度,进而评估各类分区的电压支撑能力。解决了分区无功电压大数据量处理和波动性的问题,能够为AVC系统全局无功电压控制提供数据支撑,有利于层级间的协调控制。另外,对于多分区的电网可以通过聚类的方法较快地评估出电网无功较弱的几个分区,再通过隶属度

溯源电压支撑能力最弱的分区,为 AVC 系统提供数据支撑和决策依据。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目(J2019031)资助,谨此致谢!

参考文献:

[1] 张孟琛,牛益国,宣文华. 含 DG 配电网分层分区协同故障定位隔离技术[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(23):115-121.
ZHANG Mengchen, NIU Yiguo, XUAN Wenhua. Hierarchical zoning collaborative fault location and isolation technology for distribution networks containing DG[J]. Power System Protection and Control,2019,47(23):115-121.

[2] 周金辉,盛晔,苏义荣,等. 含高比例光伏的配电网电压协调控制策略研究[J]. 浙江电力,2018,37(4):7-13.
ZHOU Jinhui, SHENG Ye, SU Yirong, et al. Research on coordinated distribution network voltage control strategy with high proportion photovoltaics[J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(4):7-13.

[3] 聂端,孙洪波,聂崇峡,等. 重庆 500 kV/220 kV 电网分层分区研究[J]. 华中电力,2008,21(5):19-21.
NIE Duan, SUN Hongbo, NIE Chongxia, et al. Layering and zoning study on Chongqing 500 kV/220 kV grids[J]. Central China Electric Power,2008,21(5):19-21.

[4] 陈天华,杜磊,栗杰鹏. 地县 AVC 协调控制的实现[J]. 江苏电机工程,2011,30(6):23-25,29.
CHEN Tianhua, DU Lei, LI Jiepeng. Implementation of AVC coordination control for region and county grid[J]. Jiangsu Electrical Engineering,2011,30(6):23-25,29.

[5] 张立,刘洪. 城市电网现状无功评价[J]. 电力系统及其自动化学报,2009,21(2):115-120.
ZHANG Li, LIU Hong. Actual reactive power evaluation of urban power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2009,21(2):115-120.

[6] 杨琪,李华强. 基于电压稳定的区域电网无功能力评价[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(13):19-23,28.
YANG Qi, LI Huaqiang. Regional power system reactive power capability based on voltage stability[J]. Power System Protection and Control,2009,37(13):19-23,28.

[7] 唐俊. 高压配电网电压无功运行状态评估软件的设计与实现[D]. 成都:电子科技大学,2013.
TANG Jun. Design and implementation of voltage reactive power operation evaluation software for high voltage distribution network[D]. Chengdu:University of Electronic Science and Technology of China,2013.

[8] 秦奋. 区域电网电压无功运行评估与规划软件研究[D]. 北京:华北电力大学,2014.
QIN Fen. Evaluation and planning software of regional power grid voltage reactive power operation[D]. Beijing:North China Electric Power University,2014.

[9] 王玉荣,万秋兰,陈昊. 基于模糊聚类和学习自动机的多目标无功优化[J]. 电网技术,2012,36(7):224-230.

WANG Yurong, WAN Qiulan, CHEN Hao. Multi-objective reactive power optimization by fuzzy cluster and learning automata[J]. Power System Technology,2012,36(7):224-230.

[10] 李林峰,孙长银. 基于 FCM 聚类与 SVM 的电力系统短期负荷预测[J]. 江苏电机工程,2007,26(3):47-50.
LI Linfeng, SUN Changyin. Power system short-term load forecasting based on fuzzy-C mean clustering algorithm and support vector machines[J]. Jiangsu Electrical Engineering,2007,26(3):47-50.

[11] 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 Zhihui, LIN Lingxue. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved fuzzy C-means clustering of time division[J]. Power System Technology, 2019, 43(7):2299-2305.

[12] WU J K, WU Z J, MAO X M, et al. Risk early warning method for distribution system with sources-networks-loads-vehicles based on fuzzy C-mean clustering[J]. Electric Power Systems Research,2020,180:106059.

[13] 林德清,顾伟,王元凯,等. 基于动态时间弯曲空间距离度量的电能质量综合评估[J]. 电网技术,2013,37(2):562-567.
LIN Deqing, GU Wei, WANG Yuankai, et al. Synthetic evaluation of power quality based on dynamic time warping spatial distance measurement[J]. Power System Technology,2013,37(2):562-567.

[14] 宋军英,崔益伟,李欣然,等. 基于欧氏动态时间弯曲距离与熵权法的负荷曲线聚类方法[J]. 电力系统自动化,2020,44(15):87-94.
SONG Junying, CUI Yiwei, LI Xinran, et al. Load curve clustering method based on euclidean dynamic time warping distance and entropy weight[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(15):87-94.

[15] 万凯遥,姜彤. 增补 P'Q 节点直接计算电压崩溃点的潮流方法[J]. 中国电机工程学报,2018,38(12):3507-3515,10.
WAN Kaiyao, JIANG Tong. A direct calculation method of voltage collapse points by supplement of a new type of P'Q bus[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(12):3507-3515,10.

[16] 吴夕科,李栋,邓天宇,等. 直流电缆雷电冲击电压安全裕度研究[J]. 电力工程技术,2020,39(2):135-139.
WU Xike, LI Dong, DENG Tianyu, et al. Safety margin of DC cable under lightning impulse voltage[J]. Electric Power Engineering Technology,2020,39(2):135-139.

[17] 林捷,王云柳,黄辉,等. 自动电压控制下的地区电网电压无功运行状态评估指标体系[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(13):123-129.
LIN Jie, WANG Yunliu, HUANG Hui, et al. An index system for voltage and reactive power operation status evaluation in regional power grid under automatic voltage control[J]. Power System Protection and Control,2016,44(13):123-129.

[18] 刘传铨,张焰. 电力系统无功补偿点及其补偿容量的确定[J]. 电网技术,2007,31(12):78-81.

- LIU Chuanquan, ZHANG Yan. Confirmation of reactive power compensation node and its optimal compensation capacity[J]. Power System Technology, 2007, 31(12): 78-81.
- [19] 荆雷, 马文君, 常丹华. 基于动态时间规整的手势加速度信号识别[J]. 传感技术学报, 2012, 25(1): 72-76.
- JING Lei, MA Wenjun, CHANG Danhua. Gesture acceleration signals recognition based on dynamic time warping[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(1): 72-76.
- [20] 周驰, 李智, 徐灿. 基于 DTW 算法的空间目标结构识别研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(9): 98-102.
- ZHOU Chi, LI Zhi, XU Can. Research on space object structure recognition based on DTW algorithm[J]. Computer Simulation, 2019, 36(9): 98-102.
- [21] POWAR O S, CHEMMANGAT K. Dynamic time warping for reducing the effect of force variation on myoelectric control of hand prostheses[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2019, 48: 152-160.

作者简介:



徐贤

徐贤(1978),男,硕士,高级工程师,从事电网调度运行管理工作(E-mail:xuxian_appee@sina.com.cn);

管益斌(1974),男,硕士,研究员级高级工程师,从事电网调度运行管理工作;

周挺(1979),男,学士,高级工程师,从事电网调度运行管理工作。

Multi-partition voltage support capability evaluation based on FCM and DTW

XU Xian¹, GUAN Yibin¹, ZHOU Ting¹, ZHAO Xiang², ZHANG Chongyang², LIU Wei²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. School of Automation, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: With the development of power grid scale and the increase of load, the difference of reactive voltage in different regions is enhancing, and the problem of voltage stability in the center region of the load is increasingly prominent, while high voltage and reactive power surplus are likely to occur in some periods in the lighter load region. It is urgent to comprehensively evaluate the reactive voltage status in multiple regions of the power grid, so as to provide data support for the coordinated control of global reactive power and the interaction between regions. In view of this, an evaluation method based on fuzzy C-means clustering (FCM) and dynamic time warping (DTW) is proposed. In this method, FCM is used to fuzzy cluster the index data of multiple time sections to form the cluster center and extract the average characteristics of the samples. At the same time, DTW is used for pattern recognition of the cluster center data and the reference samples, which can evaluate the voltage support ability of multiple time sections. Taking a typical power grid as an example, the effectiveness of the proposed evaluation method is verified.

Keywords: dynamic time warping distance; evaluation index; fuzzy C-means clustering (FCM); voltage support ability; multi-partition grid

(编辑 钱悦)