

DOI: 10.7667/PSPC170454

# 基于分层聚类算法的地区风电出力典型场景选取方法

林俐<sup>1</sup>, 费宏运<sup>1</sup>, 刘汝琛<sup>2</sup>, 潘险险<sup>3</sup>

(1. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206; 2. 中国能源建设集团山西省电力勘测设计院有限公司, 山西 太原 030000; 3. 广东电网发展研究院有限责任公司, 广东 广州 510080)

**摘要:** 为反映风电场出力变化特征, 提出了一种基于分层聚类算法的地区风电出力典型场景选取方法。首先采用分层聚类算法对风电出力样本进行聚类分析, 得到反映样本亲疏关系的聚类树状图。随后考虑风电出力典型场景的选取质量, 采用类间样本离差平方和来描述类间样本的差异性, 以此作为聚类数的判定依据, 从而实现样本的有效划分。最后, 以某地区实际风电出力数据为例, 验证了所提方法的合理性, 并面向调峰、无功配置等需求选取了风电出力典型日场景。

**关键词:** 分层聚类算法; 典型场景; 聚类树状图; 风电出力样本; 聚类数

## A regional wind power typical scenarios' selection method based on hierarchical clustering algorithm

LIN Li<sup>1</sup>, FEI Hongyun<sup>1</sup>, LIU Ruchen<sup>2</sup>, PAN Xianxian<sup>3</sup>

(1. State Key Laboratory for Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Shanxi Electric Power Engineering Co., Ltd, China Energy Engineering Group, Taiyuan 030000, China; 3. Guangdong Power Grid Development Research Institute, Guangzhou 510080, China)

**Abstract:** In order to reflect the features of wind farm power variation, this paper puts forward a method for regional wind power typical scenarios' selection based on hierarchical clustering algorithm. Firstly, it uses the hierarchical clustering algorithm to cluster the wind power output samples and gains a clustering tree to reflect the similarity relation between samples. Then, in order to improve the quality of wind power typical scenarios' selection, the sum of squares of deviations is used to describe the difference between interclass samples, which is regarded as a basis to determine the number of clusters, and it realizes the samples' effective division. Finally, by using the real wind power output data in a certain region, it verifies the method's rationality, and selects regional wind power typical scenarios meeting the requirements of peak regulation and reactive power configuration.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51190103).

**Key words:** hierarchical clustering algorithm; typical scenarios; clustering tree; wind power output samples; number of clusters

## 0 引言

与常规能源发电相比, 风电具有明显的间歇性、随机性和不稳定性。当大规模风电并入电网时, 势必会给电网带来一系列诸如调峰、调频和电压稳定等问题, 同时也给发电计划的制定和实施带来较大的影响<sup>[1-4]</sup>。因此, 选取合理风电出力场景刻画地区风电出力的随机规律, 对含风电地区电网调度计划的制定具有重要意义。

目前关于风电场出力典型场景的选取方法正在起步阶段。其中多是通过已有的实测风电出力数据, 根据一定的概率指标, 预测风电出力的未来场景。如文献[5]以风电场的实测风速数据为基础, 在风速期望和方差未知的情况下, 通过参数估计来求得发生概率较大的风电出力场景, 进而计算该场景下的系统静态电压安全域边界。文献[6]通过分析历史风电出力时间序列内部组成结构, 采用随机抽样技术保证风电出力的随机性, 可以预测未来风电出力的变化场景。文献[7]利用地区风电出力历史实测数据

和典型日负荷特性,采用皮尔逊相关系数法,建立与负荷特性负相关性最大的风电出力场景,用于系统的调峰计算。文献[8]在场景选取与功率调节能力的基础上,利用场景分析法建立了动态有功调度模型,实现了有功调度模型经济性评估。上述文献根据历史风电数据,提取一种满足具体应用的风电场景。

也有文献通过采用聚类算法,选取出给定区域中最有代表性的风电出力场景。如文献[9-12]均采用了 K-means 算法对风电出力样本进行聚类,实现多风电场出力的场景模拟或得到多个运行场景,用于无功优化评估。文献[13-14]利用 Wasserstein 概率距离指标与改进的 K-medoids 聚类算法,构造覆盖整个调度区间的经典场景集。这些文献采用场景分析法解决随机性风电场景的提取问题,需在场景数量的选取与解的适应性之间进行权衡<sup>[15-16]</sup>。而在上述研究中,均需要人为设定聚类场景数目,这有可能会因划分场景数目过多导致场景之间差异性小,或因划分场景数目过少,导致各类的样本差异较大从而使得选取的场景不具有强代表性。

基于此,本文提出了一种适用于聚类分组数未知情况下地区风电出力典型场景的选取方法。首先采用分层聚类算法对风电出力样本进行聚类分析,然后在聚类树状图的基础上采用类间样本离差平方和作为聚类数的判定依据,实现样本的划分。最后,以某地区实际风电出力数据为例,验证此方法的合理性。

## 1 基于分层聚类算法的地区风电出力样本聚类分析

采集某一地区  $n$  天的风电出力数据,每天有  $t$  个等时间间隔的采样数据,则第  $i$  天的地区风电出力样本  $\mathbf{X}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{it}]$ 。构建采样时间段内风电出力样本集矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n \end{bmatrix} = [x_{iu}]_{n \times t} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1t} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2t} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nt} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,  $x_{iu}$  表示第  $i$  天第  $u$  个风电出力数据。

在样本集矩阵中,任意两个样本 ( $\mathbf{X}_i$  和  $\mathbf{X}_j$ ) 之间的相似性可用欧式距离  $d_{(ij)}$  量化表示为

$$d_{(ij)} = \sqrt{\sum_{u=1}^t (x_{iu} - x_{ju})^2} \quad (2)$$

当样本  $\mathbf{X}_i$  与  $\mathbf{X}_j$  越相似或接近时,  $d_{(ij)}$  越小,否则,其值越大。且有  $d_{(ij)} = d_{(ji)}$ 。由此可得到一个  $n \times n$  维的样本间距离矩阵  $\mathbf{D}$ :

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & d_{(12)} & \cdots & d_{(1n)} \\ d_{(21)} & 0 & \cdots & d_{(2n)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{(n1)} & d_{(n2)} & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (3)$$

将上述  $n$  个风电出力样本各自视为一类,得到  $n$  个类,则第  $i$  个类  $G_i^{(1)} = \{\mathbf{X}_i\} (i=1, \cdots, n)$ , 定义任意两个类  $G_a^{(1)}$  与  $G_b^{(1)}$  的类间平方距离为两类样本两两之间平方距离的平均值。

$$D_{ab}^2 = \frac{1}{n_a n_b} \sum_{i \in G_a^{(1)}, j \in G_b^{(1)}} d_{ij}^2 \quad (4)$$

式中,  $n_a$ 、 $n_b$  分别为类  $G_a^{(1)}$ 、 $G_b^{(1)}$  中的样本数。

利用式(4)得到类间距离平方矩阵  $\mathbf{D}_{(1)}^2$ , 设矩阵  $\mathbf{D}_{(1)}^2$  中非对角元素最小值  $D_{pq}^2 = \min_{1 \leq a, b \leq n} D_{ab}^2$ , 将  $G_p^{(1)}$  和  $G_q^{(1)}$  合并为新类  $G_r^{(1)}$ , 即  $G_r^{(1)} = \{G_p^{(1)}, G_q^{(1)}\}$ , 且新类  $G_r^{(1)}$  中样本数  $n_r = n_p + n_q$ 。删除距离平方矩阵  $\mathbf{D}_{(1)}^2$  中  $p$ 、 $q$  行与  $p$ 、 $q$  列,并在矩阵末行末列中加上新类  $G_r^{(1)}$  与其他类  $G_s^{(1)} (s \neq p, q)$  之间的距离平方,得到距离平方矩阵  $\mathbf{D}_{(2)}^2$ <sup>[17-19]</sup>。新类  $G_r^{(1)}$  与其他类  $G_s^{(1)} (s \neq p, q)$  的距离平方为

$$D_{rs}^2 = \frac{n_p}{n_r} D_{ps}^2 + \frac{n_q}{n_r} D_{qs}^2 \quad (5)$$

此时类的数目减少为  $n-1$  个,第一次聚类结束。

为不失一般性,设完成第  $k$  次聚类时,得到  $n-k$  个类并将其重新编号记为  $G_1^{(k+1)}, G_2^{(k+1)}, \cdots, G_{n-k}^{(k+1)}$ , 且距离平方矩阵为  $\mathbf{D}_{(k+1)}^2$ 。根据矩阵  $\mathbf{D}_{(k+1)}^2$  中非对角元素最小值合并类间距离最小的两类  $G_p^{(k+1)}$  和  $G_q^{(k+1)}$ , 记为  $G_r^{(k+1)} = \{G_p^{(k+1)}, G_q^{(k+1)}\}$ , 并利用式(5)计算新类  $G_r^{(k+1)}$  与其他类  $G_s^{(k+1)} (s \neq p, q)$  的距离平方,得到新的距离平方矩阵  $\mathbf{D}_{(k+2)}^2$ , 完成第  $k+1$  次聚类。

为了更加直观地反映风电出力样本间亲疏关系,采用树状图表示  $n$  个风电出力样本聚类过程,如图 1 所示。以第  $k+1$  次聚类为例,高  $h_{k+1}$  代表类  $G_p^{(k+1)}$  与类  $G_q^{(k+1)}$  的类间距离,假定类  $G_p^{(k+1)}$  和  $G_q^{(k+1)}$  的距离最小,即类  $G_p^{(k+1)}$  和  $G_q^{(k+1)}$  差异最小,故合并类得到新类  $G_r^{(k+1)}$ 。重复上述步骤,直到所有样本合并为一个类为止。

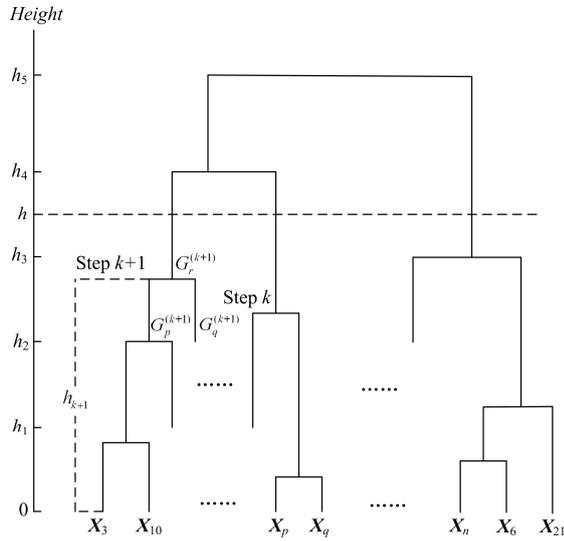


图 1 分层聚类树状图

Fig. 1 Hierarchical clustering tree

## 2 聚类数的确定

由于树状图一般不具有分类功能, 通常根据树状图中样本间的差异性与紧密程度, 结合运行经验与实际需要给定一个确定的等  $h$  线。以图 1 为例, 图中的虚线可将  $n$  个风电出力样本划分为三类, 但是这种划分方法并不具备普遍性。为了避免样本划分的盲目性, 提高风电场景选取的质量, 本文在分层聚类树状图的基础上, 采用类间样本离差平方和来描述类间样本的差异性, 以此作为聚类数的判定依据。

假定等  $h$  线将  $n$  个风电出力样本划分为  $v$  类, 分别记为类  $G_1, G_2, \dots, G_v$ ,  $e_i$  表示类  $G_i$  中包含的风电出力样本个数 ( $e_1 + \dots + e_v = n$ ),  $X_{(i)}^{(c)}$  为类  $G_i$  中第  $c$  个样本,  $\bar{X}_{(i)}$  为类  $G_i$  所包含风电样本的均值,  $\bar{X}$  为  $n$  个风电样本的均值, 且  $X_{(i)}^{(c)}, \bar{X}_{(i)}, \bar{X}$  均为  $t$  维向量, 则类  $G_i$  中样本的离差平方和为

$$W_i = \sum_{c=1}^{e_i} (X_{(i)}^{(c)} - \bar{X}_{(i)})(X_{(i)}^{(c)} - \bar{X}_{(i)}) \quad (6)$$

故所有样本的总离差平方和为

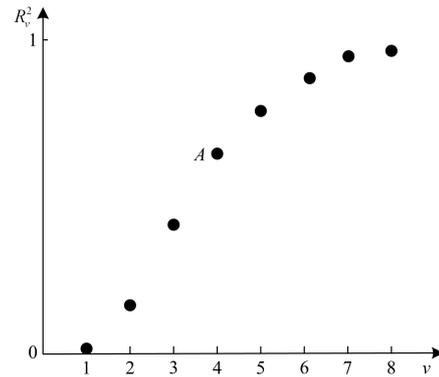
$$W = \sum_{i=1}^v \sum_{c=1}^{e_i} (X_{(i)}^{(c)} - \bar{X})(X_{(i)}^{(c)} - \bar{X}) = \sum_{i=1}^v W_i + \sum_{i=1}^v e_i (\bar{X}_{(i)} - \bar{X})(\bar{X}_{(i)} - \bar{X}) = P_v + B_v \quad (7)$$

式中:  $P_v$  代表类内样本离差平方和;  $B_v$  代表类间样本离差平方和。

令

$$R_v^2 = \frac{B_v}{W} = 1 - \frac{P_v}{W} \quad (8)$$

可见, 当划分为  $v$  个类时, 对应一个确定的  $R_v^2$ , 且由式(8)知  $R_v^2$  取值范围为  $[0, 1]$ 。图 2 给出了聚类数  $v$  与  $R_v^2$  关系, 由图 2 可知,  $R_v^2$  越大, 类内的离差平方和  $P_v$  越小, 类间的离差平方和  $B_v$  在总离差平方和  $W$  中占的比例越大, 则类间样本差异性也越大, 聚类效果越好。若  $n$  个样本最终合并为一类, 则  $R_1^2 = 0$ 。

图 2 聚类数  $v$  与  $R_v^2$  关系Fig. 2 Relationship between clustering number  $v$  and  $R_v^2$ 

一般来说, 风电场的聚类数越多, 样本的聚类效果越好, 但是聚类数过多不仅会大幅增加计算工作量, 而且导致选取的典型场景不具有强代表性。在实际应用中, 可根据运行经验与实际需要, 给出可选聚类数的范围, 再通过分析  $R_v^2$  的变化量, 确定最佳分类数。当  $R_v^2$  变化量达到最大时, 说明此时的聚类数能有效区分类间的样本差异, 同时也符合风电样本聚类的实际要求。

## 3 案例分析

### 3.1 案例概述

本文以某实际地区风电出力数据为例。该地区共有 16 个风电场, 总装机容量达 1 872 MW。采集该地区 2015 年夏季三个月的风电出力数据, 采样时间间隔为 15 min。根据本文所提方法, 采用 SAS(多元统计软件)编程对该地区夏季风电出力样本进行聚类分析, 面向调峰和无功配置等需求选取典型场景。

### 3.2 聚类数选取

采用上述分层聚类算法, 可得该地区夏季风电出力样本聚类数  $v$  与  $R_v^2$  的关系如表 1 所示。从表 1 中可以看出, 当聚类数  $v \geq 7$  时, 聚类数的增加对  $R_v^2$  值的影响逐渐减小, 表明当  $v < 7$  时, 聚类数已经能

够有效地区分样本间的差异性，而过多的聚类数会造成不同类间样本差异性较小，使选取的典型场景不具有强代表性，同时也会增加实际工程计算量，故可以把聚类数  $\nu \leq 6$  作为可选范围。在可选的有限范围内，聚类数  $\nu$  由 6 减小到 3 以前， $R_\nu^2$  是逐渐减小的，但变化幅度不大，当聚类数  $\nu=3$  时， $R_3^2=0.473$ ，类间样本的离差平方和在总离差平方和中占的比例

较大，类间样本差异性显著，而当进行下一次聚类时， $R_2^2$  下降较多，说明划分为两类已经不能明显地区分样本间的差异性。综上所述，当该地区夏季风电出力样本聚类数为 3 时，不仅能够将差异显著的样本划分到不同类中，而且在一定程度上减少了计算工作量，符合实际工程需要。故选取该地区风电出力样本聚类数为 3，得到如表 2 所示的聚类结果。

表 1 该地区夏季风电出力样本聚类数  $\nu$  与  $R_\nu^2$  关系

Table 1 Relationship between region's summer wind power output samples' number of clusters  $\nu$  and  $R_\nu^2$

聚类数 $\nu$	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$R_\nu^2$	0	0.066	0.473	0.541	0.593	0.690	0.723	0.732	0.746

表 2 基于分层聚类的风电出力样本聚类结果

Table 2 Clustering results of wind power output samples based on hierarchical clustering

聚类序号	各类包含的风电样本	样本数
I	$X_4 X_5 X_7 X_8 X_9 X_{10} X_{11} X_{12} X_{13} X_{14} X_{17} X_{18} X_{19} X_{20} X_{21}$ $X_{22} X_{24} X_{25} X_{26} X_{27} X_{28} X_{29} X_{30} X_{31} X_{44} X_{42} X_{63} X_{65} X_{68}$ $X_{69} X_{70} X_{71} X_{72} X_{73} X_{74} X_{75} X_{76} X_{77} X_{78} X_{79} X_{80} X_{81} X_{82}$ $X_{83} X_{86} X_{87} X_{89}$	49
II	$X_1 X_2 X_3 X_6 X_{23} X_{32} X_{33} X_{34} X_{35} X_{36} X_{37} X_{38} X_{39} X_{40} X_{41}$ $X_{42} X_{43} X_{45} X_{46} X_{47} X_{48} X_{49} X_{50} X_{51} X_{52} X_{53} X_{54} X_{55} X_{56}$ $X_{57} X_{58} X_{59} X_{60} X_{61} X_{64} X_{66} X_{84} X_{88} X_{90}$	39
III	$X_{67} X_{85}$	2

表 3 基于 k-means 的风电出力样本聚类结果

Table 3 Clustering results of wind power output samples based on k-means

聚类序号	各类包含的风电样本	样本数
I	$X_4 X_5 X_7 X_8 X_9 X_{10} X_{11} X_{12} X_{13} X_{14} X_{15} X_{19} X_{20}$ $X_{21} X_{26} X_{27} X_{28} X_{29} X_{30} X_{62} X_{63} X_{68} X_{70} X_{71} X_{72}$ $X_{73} X_{74} X_{76} X_{77} X_{78} X_{79} X_{81} X_{82} X_{83} X_{86} X_{87}$	36
II	$X_1 X_2 X_{34} X_{35} X_{36} X_{37} X_{38} X_{45} X_{46} X_{47} X_{48} X_{50}$ $X_{51} X_{52} X_{55} X_{56} X_{57} X_{58} X_{59} X_{60} X_{66} X_{88} X_{90}$	23
III	$X_3 X_6 X_{16} X_{17} X_{18} X_{22} X_{23} X_{24} X_{25} X_{31} X_{32} X_{33}$ $X_{39} X_{40} X_{41} X_{42} X_{43} X_{44} X_{49} X_{53} X_{54} X_{61} X_{64}$ $X_{65} X_{67} X_{69} X_{75} X_{80} X_{84} X_{85} X_{89}$	31

### 3.3 不同聚类算法的比较分析

为了验证分层聚类算法的聚类效果与优越性，本节采用 k-means 算法<sup>[20-21]</sup>对同一组风电数据进行聚类，为保证聚类对比效果，设定聚类数  $\nu=3$ ，得到的聚类结果如表 3 所示。对比表 2 可以发现，两种算法的聚类结果存在明显差异。这里利用  $R_\nu^2$  来评价聚类结果的质量，当采用分层聚类算法与 k-means 算法时， $R_3^2$  的值分别为 0.473、0.290。可见，在聚类数相同的情况下，采用分层聚类算法要比采用 k-means 算法的类间样本离差平方和更高，即类间样本差异性明显，划分在同一类的样本更加

紧凑，说明采用分层聚类算法的聚类效果要优于 k-means 算法。

### 3.4 典型日场景选取

由于风电具有明显的间歇性、随机性和不稳定性，在进行典型日调峰计算、无功容量配置和电压稳定计算时，需要选取典型场景来反映风电出力变化特征。由表 2 分层聚类的结果可知，类 I 中包含的风电样本占样本总数的 54%，比例最高，因此可以在类 I 的风电样本中选取典型风电出力典型日场景。类 I 中的风电样本出力特性曲线如图 3 所示。由于电网调峰在峰谷差最大时最为困难，这里选择类 I 中峰谷

差最大的样本(深蓝色曲线), 将其作为调峰计算用的典型风电出力场景。考虑无功补偿容量应能满足大多数情况下系统对无功的需求, 这里选择密集程度最高的风电出力样本曲线(绿色曲线), 作为无功配置等相关规划计算的典型日场景。

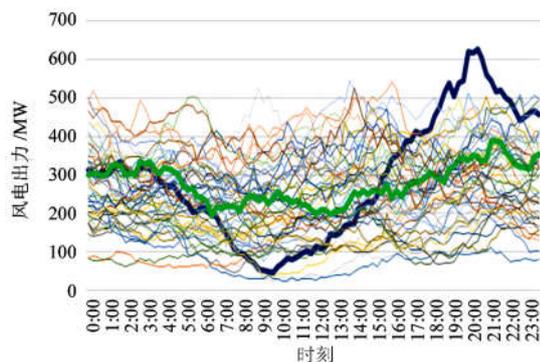


图3 类I中的风电样本出力特性

Fig. 3 Characteristics of wind power samples output in type I

关于上述研究, 还需要特别说明的有:

1) 关于风电场出口负荷或是并网变电站负荷的处理。如果地区风电场或者并网变电站带有负荷, 则将负荷与风功率合并为等值风电场功率, 进而对等值风电场功率样本集进行聚类分析。

2) 风电出力样本的时间长度选取问题。选取的样本时间长度越长, 选取出的风电场场景越具有代表性; 由于风电出力通常具有明显的季节分布特性, 按季节聚类选取出的风电场景更能代表风电场的季节性变化规律。结合电力系统方式计算要求, 借鉴负荷的冬大、冬小、夏大、夏小划分对风电功率分别进行聚类, 更具有实用性。考虑篇幅限制和风电样本特性描述的方便, 本文算例只选取了夏季三个月的风电数据进行聚类分析。

## 4 结论

为反映风电场出力变化特征, 本文提出了一种基于分层聚类算法的地区风电出力典型场景选取方法, 并且以某实际地区夏季风电出力数据为例进行分析, 验证了所提方法的合理性, 并得到如下结论。

1) 采用类间样本离差平方和作为聚类数的判定依据, 克服了人为设定聚类数给结果带来的不确定性, 避免了聚类数选取的盲目性, 提高了风电出力典型场景的选取质量。

2) 采用分层聚类算法对风电出力样本聚类之后, 可以根据样本曲线的波动大小、密集程度等特点, 将其作为该地区调峰和无功配置等风电出力典型日场景。

## 参考文献

- [1] 迟永宁, 刘燕华, 王伟胜, 等. 风电接入对电力系统的影响[J]. 电网技术, 2007, 31(3): 77-81.  
CHI Yongning, LIU Yanhua, WANG Weisheng, et al. Study on impact of wind power integration on power system[J]. Power System Technology, 2007, 31(3): 77-81.
- [2] LI Zhi, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Short-term wind power prediction based on extreme learning machine with error correction[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 9-16. DOI: 10.1186/s41601-016-0016-y.
- [3] 包宇庆, 李扬, 王春宁, 等. 需求响应参与大规模风电接入下的电力系统频率调节研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(4): 32-37.  
BAO Yuqing, LI Yang, WANG Chunqing, et al. On demand response participating in the frequency control of the grid under high wind penetration[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(4): 32-37.
- [4] 周红婷, 宋玮. 计及动态无功控制影响的大规模风电汇集地区电压稳定性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 13-18.  
ZHOU Hongting, SONG Wei. Analysis on voltage stability in large-scale wind farms integration area considering impact of dynamic reactive power control[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 13-18.
- [5] 刘文颖, 徐鹏, 赵子兰, 等. 基于区间估计的风电出力多场景下静态电压安全域研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(3): 172-178.  
LIU Wenyong, XU Peng, ZHAO Zilan, et al. A research of static voltage stability region in wind power scenario based on interval estimation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 172-178.
- [6] 刘纯, 吕振华, 黄越辉, 等. 长时间尺度风电出力时间序列建模新方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1): 7-13.  
LIU Chun, LÜ Zhenhua, HUANG Yuehui, et al. A new method to simulate wind power time series of large time scale[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1): 7-13.
- [7] 林俐, 周鹏, 王世谦, 等. 考虑相关性的地区风电出力对调峰容量的影响分析[J]. 现代电力, 2016, 33(6): 21-26.  
LIN Li, ZHOU Peng, WANG Shiqian, et al. Analysis impact on regional wind power to peak regulation capacity by considering the correlation[J]. Modern Electric Power, 2016, 33(6): 21-26.

- [8] 黄大为, 张伟, 韩学山. 一种考虑系统有功调节能力的风电功率场景选取方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1): 33-39.  
HUANG Dawei, ZHANG Wei, HAN Xueshan. A wind power scenarios' selection method considering the active power dispatching ability[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1): 33-39.
- [9] 黎静华, 文劲宇, 程时杰, 等. 考虑多风电场出力 Copula 相关关系的场景生成方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16): 30-36.  
LI Jinghua, WEN Jinyu, CHENG Shijie, et al. A scene generation method considering Copula correlation relationship of multi-wind farm power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 30-36.
- [10] 熊强, 陈维荣, 张雪霞, 等. 考虑多风电场相关性的场景概率潮流计算[J]. 电网技术, 2015, 39(8): 2154-2159.  
XIONG Qiang, CHEN Weirong, ZHANG Xuexia, et al. Scenario probabilistic load flow calculation considering correlation between wind farms[J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2154-2159.
- [11] 明杰, 向红吉, 戴朝华, 等. 大规模风电接入的运行场景无功优化评估[J]. 电网技术, 2016, 40(9): 2737-2742.  
MING Jie, XIANG Hongji, DAI Chaohua, et al. Operation scenario reactive power optimization assessment with large-scale wind farm integration[J]. Power System Technology, 2016, 40(9): 2737-2742.
- [12] 邱宜彬, 欧阳誉波, 李奇, 等. 考虑多风电场相关性的场景概率潮流计算及无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(2): 61-68.  
QIU Yibin, OUYANG Yubo, LI Qi, et al. Scenario probabilistic load flow calculation and reactive power optimization considering wind farms correlation[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(2): 61-68.
- [13] 初壮, 窦孝祥, 于群英. 考虑风电随机性的多场景配电网重构[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(1): 132-138.  
CHU Zhuang, DOU Xiaoxiang, YU Qunying. Multi scene distribution network reconfiguration considering the randomness of wind power[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(1): 132-138.
- [14] 王群, 董文略, 杨莉. 基于 Wasserstein 距离和改进 K-medoids 聚类的风电/光伏经典场景集生成算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(11): 2654-2661.  
WANG Qun, DONG Wenlüe, YANG Li. A wind power/ photovoltaic typical scenario set generation algorithm based on Wasserstein distance metric and revised K-medoids cluster[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(11): 2654-2661.
- [15] 黄大为, 张伟, 韩学山. 基于自适应风电功率场景选取的有功调度模型[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(19): 68-73.  
HUANG Dawei, ZHANG Wei, HAN Xueshan. Active power dispatch based on self-adaptive wind power scenario selection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(19): 68-73.
- [16] WANG J, SHAHIDEHPOUR M, LI Z. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1319-1327.
- [17] 高惠璇. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2005.
- [18] 段明秀. 层次聚类算法的研究及应用[D]. 长沙: 中南大学, 2009.  
DENG Mingxiu. Research and application of hierarchical clustering algorithm[D]. Changsha: Central South University, 2009.
- [19] 何晓群. 多元统计分析[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2012.
- [20] 秦绪华, 王秋平, 陈志强. 基于改进 k-means 算法的电站最优外部运行工况划分[J]. 热力发电, 2017, 46(6): 28-33.  
QIN Xuhua, WANG Qiuping, CHEN Zhiqiang. Application of improved k-means algorithm in optimal operation of power plant[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(6): 28-33.
- [21] 顾煜炯, 徐婧, 李倩倩, 等. 燃煤发电机组调峰能力模糊综合评估方法[J]. 热力发电, 2017, 46(2): 15-21.  
GU Yujiong, XU Jing, LI Qianqian, et al. Fuzzy comprehensive evaluation method for peak shaving capability of coal-fired power units[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(2): 15-21.

收稿日期: 2017-03-29; 修回日期: 2017-07-07

作者简介:

林俐(1968—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统分析与控制、新能源及其并网分析; E-mail: linli@ncepu.edu.cn

费宏运(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析与控制、新能源及其并网分析。E-mail: fei\_hy@163.com

(编辑 葛艳娜)