

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211073

计及风速不确定性及相关性的风电场分区虚拟惯量估计

马喜平^{1,3}, 何世恩¹, 姚寅², 甄文喜¹, 王臣赞¹, 张先明²

(1. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 甘肃 兰州 730070; 2. 上海电力大学, 上海 200090;
3. 西安理工大学, 陕西 西安 710048)

摘要: 随着以新能源为主体的新型电力系统建设持续推进, 风电在全国各个区域电网的渗透率将高速提升。然而大规模风电场无法提供转动惯量支撑, 引入虚拟惯量控制后亦缺少能够分区且精确的虚拟惯量评估方法。考虑了风场内风速的随机性及相关性, 提出了基于 Copula 函数及聚类算法的风电场分区虚拟惯量估计方法。首先, 考虑风速的尾流及时延效应, 建立场内各风机风速的概率分布模型。其次, 根据各风机的风速分布特性, 采用双尺度谱聚类算法对场内风机进行聚类分区。然后, 选取各区中心机组, 构建最优 Copula 函数描述各分区间的风速相关性。最后, 基于风电场机组分布和风速数据估计风电场内各分区的虚拟惯量储备。根据甘肃某风场的实际风速及出力数据构建仿真算例, 仿真结果表明所提算法能有效实现风电场虚拟惯量的特征提取、聚类分区、惯量估计。

关键词: Copula 函数; 谱聚类算法; 虚拟惯量

Virtual inertia estimation of wind farm zones with wind speed uncertainty and correlation

MA Xiping^{1,3}, HE Shien¹, YAO Yin², ZHEN Wenxi¹, WANG Chenyun¹, ZHANG Xianming²

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730070, China;
2. Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 3. Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: With the continuous advance of the construction of a new power system with renewable energy as the core, the penetration rate of wind power in the grid in various regions of China will increase rapidly. However, large-scale wind farms cannot provide the inertia support, and after the introduction of virtual inertia control, there is also a lack of partitioned and accurate virtual inertia evaluation methods. This paper considers the randomness and correlation of wind speed in a wind farm, and proposes a wind farm partition virtual inertia estimation method based on the Copula function and a clustering algorithm. First, the wake and delay effects of wind speed are considered. The probability distribution model of the wind speed of each turbine in the field is established. Secondly, from the wind speed distribution characteristics of each turbine, a spectral clustering algorithm is used to cluster the turbines. Then, the center turbine is selected in each area. The optimal Copula function is constructed to describe the wind speed correlation between each area. Finally, the partitioning method is used to estimate the virtual inertia reserve of each area in the wind farm. This paper constructs a simulation case based on the actual wind speed and output data of a wind farm in Gansu. The simulation results show that the algorithm proposed in this paper can effectively realize the feature extraction, clustering and division, and inertia estimation of the virtual inertia in the wind farm.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 522722191005).

Key words: Copula function; spectral clustering; virtual inertia

0 引言

随着风力发电的大规模并网, 风能的间歇性与

波动性带来的问题日益凸显。由于风电机组通过换流器连接电网, 使得风电机组与电网频率解耦, 风电机组无法直接参与系统调频, 不能提供有效的惯量支撑。整个电力系统的可用惯量将持续减少, 频率响应能力不断降低^[1-3]。因此, 国家能源局在 2020

年发布的《华中区域并网发电厂辅助服务管理实施细则》中要求 30 MW 及以上风电场必须具备一次调频功能。风机的频率响应主要通过虚拟惯量控制、下垂控制以及一次调频等技术实现^[4]。随着这些技术的推广应用,风电机组已具备等效惯量的支撑能力。然而,风电场中各机组可用惯量的准确估计方法仍显欠缺。可用惯量的准确估计能为扰动后各机组调频出力的分配与调度提供参考,也能根据各分区内可用惯量的储备,为区内机组的调频控制策略设置提供理论支撑^[5]。

风电场可用惯量的主要影响因素为场内风速和风机运行状态。大型风电场内风电机组数量多且各机群相距较近,机组间风速及运行状态存在一定的相关性。文献[6-7]采用 Copula 函数分析场内风速的相关性。文献[8]考虑多种风速影响因素,建立了风电功率预测的条件 Copula 联合分布函数,实现了风电场出力的区间预测。文献[9]考虑了风速的时空相关性,基于多元正态分布函数和 Copula 函数建立了风速时空分布相关性模型。文献[10-11]考虑风机出力间的尾部特性,提出了基于混合 Copula 函数的风电出力相关性分析方法。

研究表明,混合 Copula 函数在表征风速相关性方面具有明显的优势,但在构建混合多元 Copula 函数时,相关参数难以估计,且相关性表征受权重值选取影响,计算过程复杂。因此,对于具有一定时效性的惯量估计,单一 Copula 函数能极大地简化计算流程,更适用于实际应用。

当前风电场惯量响应研究集中于虚拟惯量控制优化^[12-14],对于风电场可用惯量评估的研究相对较少,且均为风电场整体惯量的评估。文献[15]分析了双馈风机转子动能在低惯量电网中对于频率调节的支撑能力,并通过硬件在环仿真进行了验证。文献[16]基于风电机组旋转动能相等原则,提出了多个风电场调频能力的评估方法。文献[17]建立瞬时风速概率模型,结合各机组运行状态,对不同风速下的风电场联合惯量响应能力进行评估。在此基础上,文献[18]综合评估了虚拟惯量控制及下垂控制的联合调频效果。

上述评估方法都将风电场作为一个整体,忽略了可用惯量在风电场内的分布差异,导致评估结果与实际值可能存在较大误差,未能解决风电场内可用惯量的分布问题。

风电场可用惯量的评估通常采用特定位置机组的风速或风电场的平均风速来估计风电场整体的转动惯量水平。文献[19]提出基于风机转速控制的减载模型,从单个变速恒频风力发电机组推导惯性时

间常数。然而该模型因计算效率问题,无法对大型风电场可用惯量进行准确估计。文献[20-21]通过锁相环直接控制或构建线性化模型,实现风电场等效虚拟惯量的快速估计。综上所述,为了求解风电场内可用惯量的时空分布,在风电场风速建模过程中,必须对大型风电场内机组进行聚类降维,提高计算效率,才能符合实际应用中对于风电场内可用惯量分布的需求。

基于以上研究,本文考虑了风电场内部各机组风速的相关性以及各机组的位置分布、运行状态等因素,提出了计及风速随机性与相关性的分区虚拟惯量估计方法。首先,利用非参数核密度估计法拟合各机组历史风速的概率密度函数。其次,基于各机组的风速概率分布采用双尺度谱聚类算法进行机组聚类。然后,选用最优 Copula 函数描述各机群间风速的相关性。最后,建立风电场的惯量分布模型。

1 风速相关性理论及机组聚类算法

1.1 风速相关性理论

对于风电场内各机群风速的相关性,本文采用 Copula 函数进行分析;对于机群内部各机组风速的相关性,则通过影响风速传播的尾流效应和时延效应进行描述。

1) Copula 函数

对于多维随机变量,根据 Sklar 定理^[22],设 $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 维随机变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的联合分布函数,各变量的边缘分布函数为 $F_k(x_k) (k = 1, 2, \dots, n)$ 。若边缘分布函数 F_1, F_2, \dots, F_n 连续,则存在唯一的 Copula 函数 $C(\cdot)$ 使得随机变量 x_1, x_2, \dots, x_n 满足式(1)。

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \quad (1)$$

阿基米德型 Copula 函数的统一函数式见式(2),其中 θ 为待求参数, u, v 为两组变量, $\varphi(\square)$ 为 Copula 函数生成元。

$$C(u, v, \theta) = \varphi^{-1}(\varphi(u, \theta) + \varphi(v, \theta)) \quad (2)$$

2) 风速时空相关性

风电场内不同机组间风速的差异主要受机组间的尾流效应影响。简化尾流模型如图 1 所示,上下游机组 WT₁ 和 WT₂ 间风速关系如式(3)所示。

$$\begin{cases} V_x = V_0(1-d) \\ d = \left(1 - \sqrt{1 - C_T}\right) \left(\frac{R}{R + KX}\right)^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: V_0 为吹向风电机组的风速; V_x 为离开风电机组的风速; d 为风速下降系数,大小与风力机组推

力系数 C_T 、风电机组叶片半径 R 、相邻风电机组间距离 X 和尾流下降系数 K 有关。陆上风电场一般取 $K = 0.075$ [23]。

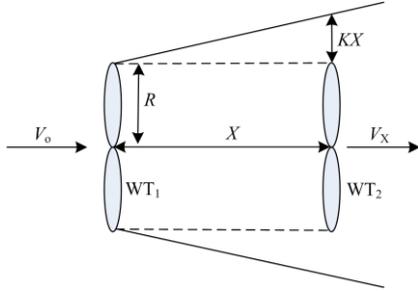


图1 风速尾流效应简化模型

Fig. 1 Simplified model of wind wake effect

大型风电场中, 实时风况从上游风机传递至下游风机存在明显的时间延迟, 并且在考虑尾流作用的情况下, 风速的时延现象尤为明显。假定风速 v_0 。从风电场上游风机到风机 j 的延迟时间为 τ , 考虑延迟的风机 j 风速为

$$v_j(t) = v_0(t - \tau) \quad (4)$$

1.2 风电机组聚类算法

基于风速相似性的机组聚类能降低计算量及复杂度, 实现风电场区间风速相关性的降维 [24]。将风电场各机组位置的风速分布问题, 转化为各个高相关性区域的风速分布的问题。

1.2.1 机组风速数据处理

风速数据信息量较大, 本文首先采用分段聚合近似法对风速曲线进行降维表征; 然后基于双尺度谱聚类算法对风速变化曲线进行聚类, 流程如图 2 所示。

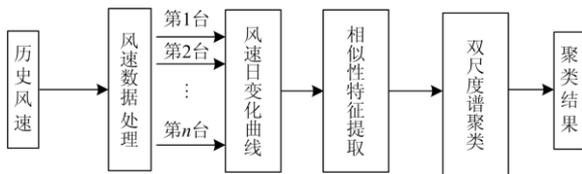


图2 风速数据聚类流程图

Fig. 2 Flowchart of wind speed data clustering

对于长度为 n 的风速数列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 用长度为 m 的风速数列 $\bar{Y} = \{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_m\}$ 对其分段聚合近似表示, 其中 $m < n$ 且 m 能被 n 整除。则 \bar{Y} 中的第 i 个元素由式(5)计算。

$$\bar{y}_i = \frac{m}{n} \sum_{j=\frac{n}{m}(i-1)+1}^{\frac{n}{m}i} y_j, \quad i \in \{1, m\}, j \in \{1, n\} \quad (5)$$

1.2.2 双尺度谱聚类

谱聚类算法(Spectral Clustering Algorithm, SCA)以图论为基础, 将聚类问题转化为图的最优划分问题, 能在任意形状的样本空间上聚类, 并收敛于全局最优解 [25]。

1) 基于距离的相似性度量

具有 M 个风速数据的集合 $X(x_1, x_2, \dots, x_M)$, 其中每个风速曲线 x_i 的数据长度为 L 。欧式距离为 L 维空间中两个数据点之间的真实距离。风速曲线 x_i 和 x_j 之间的欧式距离定义为

$$a_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^L [x_{i,k} - x_{j,k}]^2}, \quad i, j = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

2) 基于形态特征的相似性度量

形态特征表征曲线的波动程度, 本文采用信息熵作为风速曲线波动程度的衡量指标。设某一时间段的风速曲线 x_i 有 n 种可能值, x_1, x_2, \dots, x_n ; 每个可能值的概率为 p_1, p_2, \dots, p_n , 则该时间段风速曲线 x_i 的熵值 H_n 定义为

$$\begin{cases} H_n(p_1, p_2, \dots, p_n) = -\sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \\ 0 < p < 1, \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1 \end{cases} \quad (7)$$

熵值的大小反映了曲线的波动程度, 熵值越大, 曲线波动程度越大。同理, 两个风速曲线的信息熵值越相近, 则两条曲线的波动相似性越高。

双尺度谱聚类通过基于距离和形态的相似性度量特征提取, 构建机组风速的相似度矩阵, 利用谱聚类算法将距离接近且波动程度相似的风速日变化曲线进行聚类, 实现风场内各区域的划分。

2 风电场可用惯量评估

本节研究内容分为三个部分, 详细流程如图 3 所示。首先基于前文所述算法对机组风速日变化曲线进行聚类, 对机群中心机组的风速概率分布进行拟合; 其次, 利用 Copula 函数分析各机群中心与测风塔之间风速的相关性; 最后, 根据机群中心风速评估可用惯量分布。

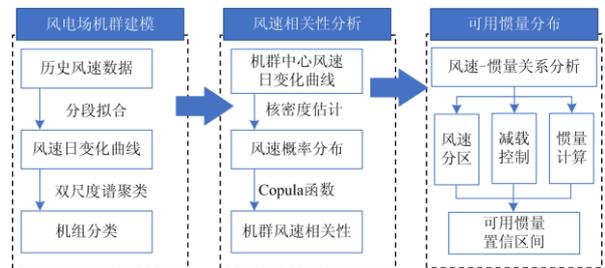


图3 风电场可用惯量估计

Fig. 3 Available inertia of wind farm

2.1 基于风速日变化曲线的机组聚类

聚类算法基于风速分布将风电场内机组划分为若干机组群，选取距离各聚类中心最近的机组为中心机组，代表机群运行状况。对划分后的机群分别建立可用惯量评估模型，量化体现风电场可用惯量的分布特征，进而改进可用惯量评估的准确性。结合 1.2 节提出的基于距离及形态特征的双尺度谱聚类算法，聚类算法的具体步骤如下所述。

算法 1: 风速日变化曲线双尺度谱聚类

输入: 风电场各机组风速

聚类步骤:

- 1) 确定高斯核函数宽度参数, 构建相似度矩阵 H ;
- 2) 计算相似度矩阵的拉普拉斯矩阵, 并确定最优分类数 k ;
- 3) 求取其前 k 个最大特征值所对应的特征向量;
- 4) 将所选取的特征向量构成特征矩阵;
- 5) 对特征矩阵进行 K-means 聚类。

2.2 机群风速相关性的最优 Copula 函数分析

风电场内机组聚类降维后, 整个风电场被分为 k 个机组区域, 绘制各机群中心机组与测风塔间的风速序列联合分布概率直方图, 分析其尾部特性及对称特性, 选择与经验 Copula 函数欧式距离最小的函数为最优 Copula 函数。

首先, 构建经验 Copula 函数, 设中心机群和测风塔两个位置风速数据所构成二维总体 (Z_{w1}, Z_{w2}) 的样本为 $(Z_{w1,i}, Z_{w2,i})$, 其中 $i=1, 2, \dots, n$, 记 Z_{w1} 和 Z_{w2} 的经验分布函数分别为 $F_n(z_{w1})$ 和 $H_n(z_{w2})$, 则经验 Copula 函数定义为

$$C_n(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[F_n(z_{w1,i}) \leq u]} \times I_{[H_n(z_{w2,i}) \leq v]} \quad (8)$$

式中: $u, v \in [0, 1]$; 当 $F_n(z_{w1,i}) \leq u$ 时, $I_{[F_n(z_{w1,i}) \leq u]} = 1$, 否则为 0。 $I_{[H_n(z_{w2,i}) \leq v]}$ 的取值同理。

采用极大似然估计法计算各理论 Copula 函数的相关未知参数。根据式(6), 理论 Copula 函数与经验 Copula 函数间的欧式距离平方如式(9)所示。

$$d_p^2 = \sum_{i=1}^n |C_n(u_i, v_i) - C_p(u_i, v_i)|^2 \quad (9)$$

式中: P 为理论 Copula 函数类型; d_p^2 反映了理论 Copula 函数与经验 Copula 函数间的欧式距离平方, d_p^2 最小值所对应的 Copula 函数为最优 Copula 函数。

选出最优 Copula 函数之后, 则机群 i 与测风塔 m 之间的二元联合概率分布函数为

$$F_i(v_i, v_m) = C_{i,m}(F_i(v_i), F_m(v_m)) \quad (10)$$

进行惯量估计时, 设测风塔风速数据已知, 根据式(9)一(11)选择最优 Copula 函数描述测风塔和各机群之间的风速相关性, 得到各机群的瞬时风速概率密度函数为

$$f(v_i | v_m) = \frac{dF(v_i | v_m)}{dv} \quad (11)$$

2.3 风电场可用惯量估计

风机可用惯量指能够参与惯量响应的能量。当频率变化时, 风机通过释放转子动能改变机组出力, 减小与负荷间的功率差额, 抑制频率的快速变化。设转动物体的转动惯量为 I 、角速度为 ω_r , 则其转动能为

$$E = \frac{1}{2} I \omega_r^2 \quad (12)$$

对于单台风机, 进行惯量响应时, 转子动能不能完全释放。惯量响应过程中, 转子存在最低转速的限制, $\omega_{\min} = 0.75 \text{ p.u.}$ ^[26]。因此, 若风机 j 的实际转速为 ω_j , 风机可用惯量 E_j 见式(13), 单位为焦耳(J)。

$$E_j = \frac{1}{2} I \omega_j^2 - \frac{1}{2} I \omega_{\min}^2 \quad (13)$$

风力发电机通过控制自身转速或桨距角使其运行状态偏离最大功率点, 进而留出备用功率的控制方式即为风机的减载控制, 减载控制方式主要分为超速控制和变桨距角控制。可用惯量估计根据风速的不同划分为三个区间: 低风速区、中风速区和高风速区。风速区间划分依据如图 4 及表 1 所示。

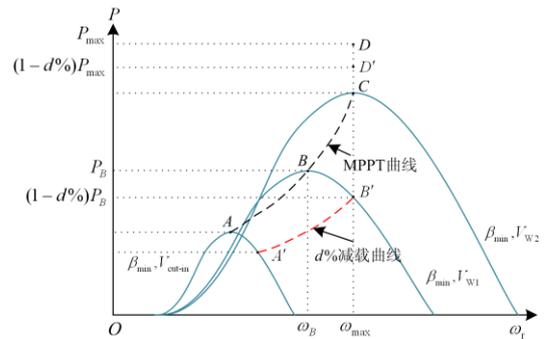


图 4 基于减载控制的风机转速-功率曲线

Fig. 4 Speed-power curve based on load reduction control

表 1 基于减载控制的风速区间

Table 1 Wind speed range based on load reduction control

区间名称	减载控制	区间范围
低风速区	超速控制	$V_{\text{cut-in}} < V < V_{w1}$
中风速区	转速与桨距角控制	$V_{w1} < V < V_{w2}$
高风速区	变桨控制	$V_{w2} < V < V_{\text{cut-out}}$

在 $ABB'A'$ 围成区域内, 通过超速控制, 将风机运行状态从 MPPT 转变为 $d\%$ 减载曲线, 即可实现

预定的减载目标, 这一区域称为低风速区; BCB' 区域受风机最高转速限制, 通过转速和桨距角控制实现 $d\%$ 减载率, 称为中风速区; CD 区域已经达到最大转速 $1.2 p.u.$ 。通过变桨控制达到减载目标。

除前文所提的三个风速区外, 当风速低于切入风速或风速高于切出风速时, 受风速状况限制, 风机无法正常并网运行或无转速下降能力, 因此, 风电机组在上述情况下不参与电力系统频率响应, 无可用惯量。

在低风速区, 当减载率为 $d\%$ 时, 功率值的调节依靠风能捕获系数 $C_{P-de}(\lambda, \beta)$, 如式(14)所示。

$$C_{P-de} = (1 - d\%)C_{Pmax} \quad (14)$$

式中, C_{Pmax} 为 MPPT 模式下的最大风能捕获系数, 风能捕获系数是关于叶尖速比 λ 和桨距角 β 的函数。低风速区桨距角 β 为零, 已知 C_{P-de} 求解减载率为 $d\%$ 时的叶尖速比。通过叶尖速比的定义, 可得风机转速与风速关系为

$$\omega = \frac{G\lambda p_l V}{R} \quad (15)$$

式中: ω 为发电机转速; p_l 为发电机极对数; G 为齿轮箱极对数; R 为风机叶片半径; V 为风速。

当风机运行于中风速区时, 风速接近上限值, 变桨控制开始作用, 此时风机转子转速不会随风速发生明显变化, 可将该部分转方程近似线性化, 由此得到转速与风速的关系式为

$$\omega = \frac{\omega_{max} - \omega_B}{v_{w2} - v_{w1}}(v - v_{w1}) \quad (16)$$

当风机风速达到高风速功率恒定区时, 风机转速达到恒定最高转速 ω_{max} , 若需风机进行减载 $d\%$ 运行, 只需要将参考功率 P_{ref} 切换为 $(1 - d\%)P_n$, 而转速不会发生变化。

根据本文所提可用惯量概率评估方法, 风电场可用惯量置信区间的计算步骤如下述。

算法 2: 可用惯量置信区间

输入: Copula 函数、风速-惯量关系式

步骤:

1) 利用 Copula 理论以及本节内容构建各机群可用惯量概率密度函数 $f(E)$;

2) 对 $f(E)$ 积分获得可用惯量的概率分布函数 $\phi(E)$;

3) 采用二分查找-数值积分法得到分布函数在 $\alpha/2$ 和 $1-\alpha/2$ 概率值处风电机组对应的惯量值, 分别记录风电机组的可用惯量区间上下限;

4) 将风电场各机群可用惯量叠加求得全风电场的可用惯量的置信区间, 同时利用尾流效应分析

机群内各机组风速, 求得各机组可用惯量分布;

5) 输出总可用惯量, 惯量分布图。

3 算例仿真

本文以甘肃省某风电场 M 为算例, 场内风机布置如图 5 所示, 右下角为测风塔。利用测风塔精准风速数据对风电场总可用惯量区间进行评估, 在进行机组风速建模时, 选取测风塔 70 m 高度的风速数据, 风机统一型号为 GW82。风力发电机及风电场参数见附表 1 和附表 2。

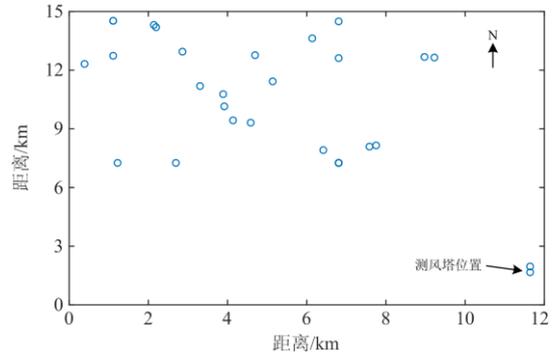


图 5 风电场机组坐标分布图

Fig. 5 Coordinate distribution diagram of wind farm units

3.1 风电场机群聚类分区

进行风电场机组聚类前, 需确定聚类数目 k , 33 台机组风速数据集聚类数目如图 6 所示, 图中 D 表示类内平均距离与类间平均距离的比值, 该值越小, 说明聚类效果越好, 聚类数目 k 取 4 时, 聚类效果及计算效率综合最优。

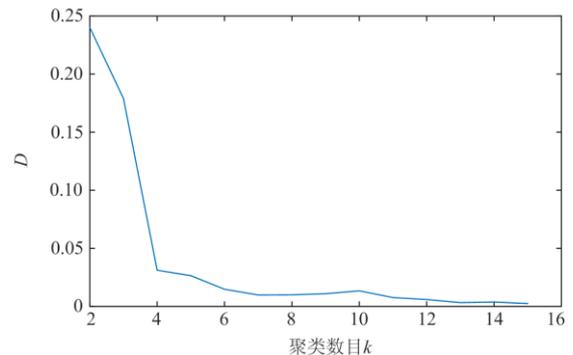


图 6 风电场 33 机组聚类效果

Fig. 6 Clustering effect of 33 units in wind farm

聚类数目确定后, 采用双尺度谱聚类算法对 33 台风机的风速日变化曲线进行聚类, 曲线聚类结果及机群位置分布如图 7 所示。机群中心机组风速在同一时刻存在一定的差异性。聚类算法既体现了风电场内各机群风速的分布特征, 又降低了后续最优

Copula 函数选择的计算量与计算复杂度, 更适合实际应用。

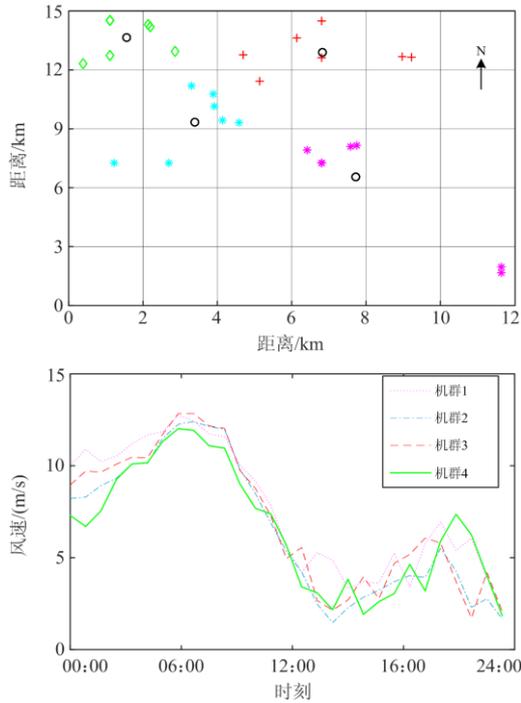


图 7 机群聚类结果及聚类中心风速日变化曲线
Fig. 7 Clustering results and daily wind speed curve of cluster center

3.2 风速相关性最优 Copula 函数

根据式(9)、式(11)分析机群风速相关性, 采用机群 1 中心风机 W1 和测风塔 W2 的风速数据进行算例分析。风速数据为瞬时风速, 时间间隔为 10 min。进行最优 Copula 函数选取时, 先绘出二元风速联合分布直方图分析风速间的相关性及尾部特性, 风速分布直方图如图 8 所示。

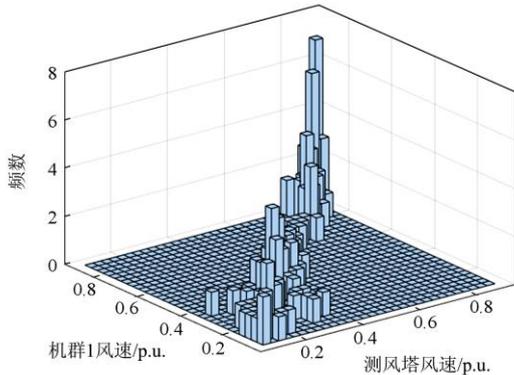


图 8 机群 1-测风塔二元联合风速分布直方图
Fig. 8 Histogram of binary joint wind speed distribution of cluster 1-wind measurement tower

概率密度函数尾部不对称, 应选用阿基米德型-Copula 函数来描述二者关系。利用最大似然估计法求得三类 Copula 函数相关参数。Gumbel-Copula: 11.124; Clayton-Copula: 8.593; Frank-Copula: 39.510 3。上述三类 Copula 概率密度及分布函数模型如图 9 所示。

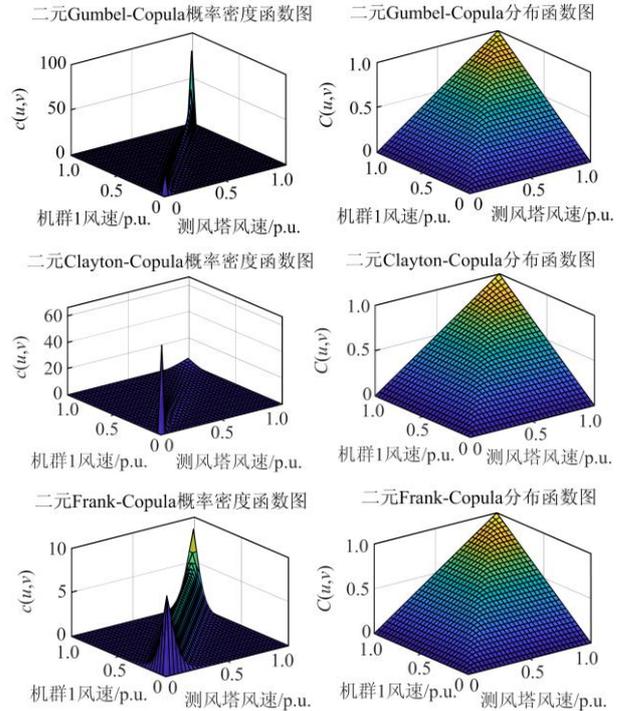


图 9 Copula 概率密度函数和分布函数
Fig. 9 Copula probability density function and distribution function

Gumbel-Copula 与 Frank-Copula 函数形状上具有较高的相似性, 为了更加准确地选定 Copula 函数, 利用上文所提欧氏距离法进行比较, 仿真结果见表 2。

表 2 Copula 函数相关性度量系数及其欧氏距离

Table 2 Copula function correlation measurement coefficient and its Euclidean distance

Copula 函数	Kendall 系数	Speaman 系数	欧氏距离
Gumbel-Copula	0.910 1	0.987 6	0.021 2
Clayton-Copula	0.811 2	0.947 3	0.097 0
Frank-Copula	0.903 0	0.988 3	0.020 5
经验 Copula	0.869 8	0.970 5	0

Frank-Copula 函数与经验 Copula 函数的欧氏距离为 0.020 5, 距离最小。Kendall 系数描述随机变量间的变化趋势一致性, Speaman 系数描述随机变量间的相关性。Frank-Copula 函数的 Kendall 系数和 Speaman 系数都与经验分布 Copula 函数的值更为接

近。证明 Frank-Copula 函数为描述机群 1 与测风塔风速相关性的最优 Copula 函数。利用上述方法, 其余机群最优 Copula 函数见表 3。

表 3 各机群最优 Copula 函数及参数

Table 3 Optimal Copula functions and parameters for clusters

机群	最优 Copula 函数	Copula 参数	欧氏距离
机群 2	Gumbel-Copula	5.635 7	0.042 3
机群 3	Gumbel-Copula	5.795 9	0.051 7
机群 3	Frank-Copula	21.649	0.016 5

3.3 可用惯量置信区间及分布

根据前文所得机群与测风塔间的最优 Copula 函数描述其风速相关性, 实现已知测风塔风速数据对于各机群风速的推导。然后, 利用式(15)、式(16)中风速与转速的关系, 结合可用惯量定义式(14), 求解各机群惯量。最后, 结合尾流效应和时延效应求得机群内部风速分布, 得到风电场内可用惯量分布。

1) 风电场可用惯量评估

采用本文所提方法对风电场总可用惯量置信区间进行评估, 与采用传统等值机法的对比如图 10 和图 11 所示。

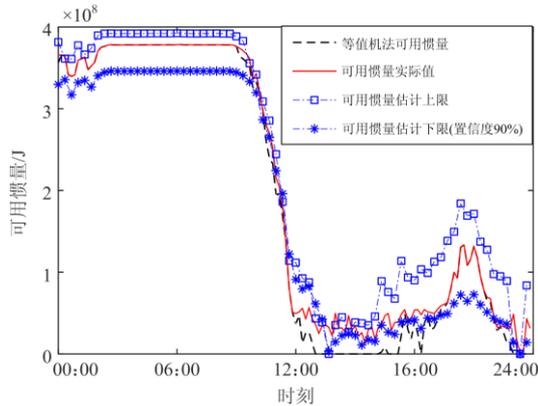


图 10 可用惯量实际值及理论置信区间

Fig. 10 Actual value of available inertia and the theoretical confidence interval of available inertia

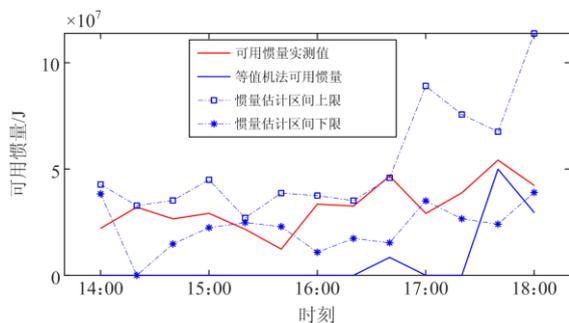


图 11 局部时间段内可用惯量曲线

Fig. 11 Available inertia curve in certain time period

图 10 为单日风电场总可用惯量曲线。结合图 7 分析可得, 在 00:00—11:00 高风速区间, 等值机法和本文所提方法均具有较高的准确度, 因为高风速时, 风机进入恒转速或恒功率区域, 风机转速不再跟随风速变化, 各机组转速基本一致, 所以等值机法比较有效。然而, 随着风速的下降, 在 14:00—18:00 低风速区时间段内, 如图 11 所示, 等值机法准确度明显较低, 多个时间点可用惯量估计为 0, 与实测值差距较大。

本文所提算法与等值机法相比能较准确地评估实际可用惯量值, 尤其是在中高风速情况下具有较好的准确度。单日 144 组风速时序数据中, 实际惯量超越置信区间上下限为 10 组, 误差率为 6.944%。同时, 本文所提算法在低风速区间具有良好的准确性。等值机法无法在低风速时准确估计可用惯量, 而本文方法在低风速时准确度较好, 比等值机法跟随性更强。但是, 在个别风速急剧变化的时间点, 可用惯量评估下限高于实际值, 不满足实际应用中的保守性原则, 仍具有一定的改进空间。

2) 可用惯量空间分布

利用风电场 M 10:00 时各机组风速数据计算得到风电场可用惯量分布, 如图 12 所示。

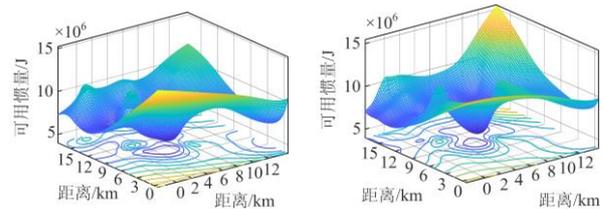


图 12 风电场可用惯量分布图

Fig. 12 Distribution map of available inertia in wind farm

左侧为可用惯量实际值, 右侧为利用本文方法求得的可用惯量期望值分布图。对比可得, 本文所得到的可用惯量分布与实际值分布较为接近, 这是等值机法无法实现的。通过计算每个机组可用惯量理论值与实际值的误差, 得到本文方法平均误差为 4.055%。验证了本文方法在可用惯量估计方面的有效性与准确性。

4 结论

针对当前风电场提供惯量响应的评估问题, 本文考虑风电场风速随机性及机组间风速相关性, 提出了基于 Copula 函数及聚类算法的风电场分区虚拟惯量估计方法。

通过对实际风电场内部结构和风速数据进行建模分析, 得到风电场总可用惯量置信区间及各机组

可用惯量分布。根据甘肃某风电场的实际风速及出力数据构建仿真算例，仿真结果表明本文所提方法能对风电场进行分区聚类，构建测风塔与各区域集群的 Copula 函数，实现风电场总可用惯量及分布的准确估计，为调度人员掌握风电场可用惯量支撑能力提供一定的理论支撑，与等值机法相比，在低风速区间体现了较大的优越性。本文所提算法在个别风速急剧变化时间点存在实测值超越置信下限的问题，有待后续研究继续完善。

附录

附表 1 风力发电机参数

Table 1 Parameters of wind turbine

参数	取值
额定风速 v_n /(m/s)	10
切入风速 v_{cut-in} /(m/s)	3
切出风速 $v_{cut-out}$ /(m/s)	25
叶片半径 R /m	41

附表 2 风电场仿真参数

Table A2 Simulation parameters of wind farm

参数	取值
机组数量	33
额定功率/kW	1 500
额定电压/V	575
惯性时间常数/s	5.04
发电机极对数	3

参考文献

[1] HEYLEN E, TENG F, STRBAC G. Challenges and opportunities of inertia estimation and forecasting in low-inertia power systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 147.

[2] 刘辉, 葛俊, 巩宇, 等. 风电场参与电网一次调频最优方案选择与风储协调控制策略研究[J]. 全球能源互联网, 2019, 2(1): 50-58.

LIU Hui, GE Jun, GONG Yu, et al. Optimization scheme selection of wind farm participation in grid primary frequency modulation and study of wind-storage coordination control strategy[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2019, 2(1): 50-58.

[3] 王同森, 程雪坤. 计及转速限值的双馈风机变下垂系数控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(9): 29-36.

WANG Tongsen, CHENG Xuekun. Variable droop coefficient control strategy of a DFIG considering rotor speed limit[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(9): 29-36.

[4] 付红军, 陈惠粉, 赵华, 等. 高渗透率下风电的调频技

术研究综述[J]. 中国电力, 2021, 54(1): 104-115.

FU Hongjun, CHEN Huifen, ZHAO Hua, et al. Review on frequency regulation technology with high wind power penetration[J]. Electric Power, 2021, 54(1): 104-115.

[5] MANAZ M A M, LU Channan. Design of resonance damper for wind energy conversion system providing frequency support service to low inertia power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4297-4306.

[6] 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 farms power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 30-36.

[7] WANG Zhiwei, ZHANG Wenming, ZHANG Yufeng, et al. Circular-linear-linear probabilistic model based on vine Copulas: an application to the joint distribution of wind direction, wind speed, and air temperature[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2021, 215.

[8] 侍乔明. 考虑调频能力的风电场虚拟惯量多机协同控制策略[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 166-178.

SHI Qiaoming. Coordinated virtual inertia control strategy of multiple wind turbines in wind farms considering frequency regulation capability[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 166-178.

[9] WU Lei, INFIELD D. Power system frequency management challenges — a new approach to assessing the potential of wind capacity to aid system frequency stability[J]. IET Renewable Power Generation, 2014, 8(7): 733-739.

[10] 潘雄, 王莉莉, 徐玉琴, 等. 基于混合 Copula 函数的风电场出力建模方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14): 17-22.

PAN Xiong, WANG Lili, XU Yuqin, et al. A wind farm power modeling method based on mixed Copula[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 17-22.

[11] 苏晨博, 刘崇茹, 徐诗甜, 等. 利用贝叶斯线性回归结合混合 Copula 函数分析风电功率的相关性[J]. 中国电力, 2021, 54(8): 182-189.

SU Chenbo, LIU Chongru, XU Shitian, et al. Mix Copula function based wind power correlation analysis: a Bayesian linear regression approach[J]. Electric Power, 2021, 54(8): 182-189.

[12] 郭小龙, 刘方蕾, 胥国毅, 等. 风电机组参与调频的虚拟惯量控制与快速频率控制[J]. 智慧电力, 2020, 48(12): 1-7.

- GUO Xiaolong, LIU Fanglei, XU Guoyi, et al. Virtual inertia control and fast frequency control of wind turbine participating in frequency regulation[J]. *Smart Power*, 2020, 48(12): 1-7.
- [13] 蔡晖, 张文嘉, 彭竹弈, 等. 基于大规模风电机组的虚拟惯量控制技术对江苏电网频率稳定性的影响研究[J]. *电力电容器与无功补偿*, 2021, 42(4): 41-46.
- CAI Hui, ZHANG Wenjia, PENG Zhuyi, et al. Influence of large scale wind turbine-based virtual inertia control technology on frequency stability of Jiangsu power grid[J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2021, 42(4): 41-46.
- [14] 胥心怡, 武家辉, 姚磊, 等. 基于协同惯量控制的双馈风机并网系统稳定性分析[J]. *电力建设*, 2021, 42(12): 59-67.
- XU Xinyi, WU Jiahui, YAO Lei, et al. Stability analysis of DFIG grid-connection system applying cooperative inertia control[J]. *Electric Power Construction*, 2021, 42(12): 59-67.
- [15] DAVID N, WANG Zhaoyu. Physical rotor inertia of DFIG wind turbines for short-term frequency regulation in low-inertia grids[C] // 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 16-20, 2017, Chicago, IL, USA: 1-5.
- [16] YE Hua, PEI Wei, QI Zhiping. Analytical modeling of inertial and droop responses from a wind farm for short-term frequency regulation in power systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(5): 3414-3423.
- [17] PRAKASH V, KUSHWAHA P, SHARMA K, et al. Frequency response support assessment from uncertain wind generation[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 134.
- [18] 蔡葆锐, 杨蕾, 黄伟. 基于惯性/下垂控制的变速型风电机组频率协调控制方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(15): 169-177.
- CAI Baorui, YANG Lei, HUANG Wei. Frequency coordination control of a variable speed wind turbine based on inertia/droop control[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(15): 169-177.
- [19] LEE J, MULJADI E, SRENSSEN P, et al. Releasable kinetic energy-based inertial control of a DFIG wind power plant[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2016, 7(1): 279-288.
- [20] HE Wei, YUAN Xiaoming, HU Jiabing. Inertia provision and estimation of PLL-based DFIG wind turbines[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(1): 510-521.
- [21] 曾正, 邵伟华. 基于线性化模型的虚拟同步发电机惯性和阻尼辨识[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(10): 37-43, 81.
- ZENG Zheng, SHAO Weihua. Estimation of inertia and damping for virtual synchronous generator based on linearized model[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(10): 37-43, 81.
- [22] 徐玉琴, 王莉莉, 张龙. 采用藤 Copula 构建风电场风速相依模型[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2015, 27(5): 62-66.
- XU Yuqin, WANG Lili, ZHANG Long. Modeling multiple wind speed dependency structure by vine-Copula in wind farm[J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2015, 27(5): 62-66.
- [23] 顾波, 张洋, 任岩, 等. 风电场尾流分布计算及场内优化控制方法[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(18): 124-129.
- GU Bo, ZHANG Yang, REN Yan, et al. Wake distribution calculation and optimization control method for wind farms[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(18): 124-129.
- [24] 颜湘武, 李君岩. 基于主成分分析法的直驱式风电场分群方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(5): 127-133.
- YAN Xiangwu, LI Junyan. Grouping method of direct drive wind farm based on principal component analysis[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(5): 127-133.
- [25] 林顺富, 田二伟, 符杨, 等. 基于信息熵分段聚合近似和谱聚类的负荷分类方法[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(8): 2242-2253.
- LIN Shunfu, TIAN Erwei, FU Yang, et al. Power load classification method based on information entropy piecewise aggregate approximation and spectral clustering[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(8): 2242-2253.
- [26] 邓兆顺, 朱介北, 俞露杰, 等. 实现转子转速保护的双馈异步发电机有功输出速降新方案[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(10): 113-122.
- DENG Zhaoshun, ZHU Jiebei, YU Lujie, et al. A novel fast active power output reduction scheme of a DFIG for rotor speed security[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(10): 113-122.

收稿日期: 2021-08-11; 修回日期: 2021-09-14

作者简介:

马喜平(1987—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向为新能源并网技术; E-mail: maxpgs@163.com

何世恩(1961—), 男, 博士研究生, 教授级高级工程师, 研究方向为新能源并网技术; E-mail: maxpgs@163.com

姚寅(1986—), 男, 通信作者, 博士研究生, 讲师, 研究方向为新能源惯量估计。E-mail: yin.yao@shiep.edu.cn

(编辑 魏小丽)