

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.05.022

基于 Copula 函数的风电时序联合出力典型场景生成

汤向华¹, 李秋实¹, 侯丽钢¹, 陈昌铭², 刘晟源³, 林振智³(1. 国网江苏省电力有限公司海门供电分公司, 江苏 海门 226100; 2. 浙江大学
工程师学院, 浙江 杭州 310027; 3. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:针对风、光出力进行典型场景生成是电力系统规划和运行中应对风、光出力不确定性的常用方法,然而现有的典型场景生成方法未考虑不同时刻出力分布函数的差异性。在此背景下,针对分布式可再生能源发电的不确定性和相关性,创新性地考虑了不同时刻出力分布函数的差异性,运用 Copula 函数建立多风电场时序联合出力模型;对模型进行概率抽样并拼接生成大量初始场景集,采用 K-means 聚类算法进行场景缩减生成风电时序联合出力典型场景。算例分析表明,所得风电时序联合出力典型场景符合出力的相关性,并且可以体现出出力分布函数在不同时刻的差异性,在反映同一地区多风电场实际出力方面具有更高的准确性,可以更加有效地指导电力系统的优化运行。

关键词:场景生成;场景缩减;Copula 函数;风电联合出力;拟合优度

中图分类号: TM71

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2020)05-0152-10

0 引言

随着科技的进步和社会的发展,传统化石能源储备随着人们对其需求量的增加而日益枯竭。在此背景下,分布式可再生能源发电成为解决能源危机问题的重要选择^[1-2],可再生能源发电量在全球发电量中的占比不断增加^[3-5]。近年来,风、光分布式电源的并网容量不断提高,但风、光出力具有不确定性,若不加以考虑,配电网的功率平衡压力将大大增加,同时也会威胁电力系统的供电可靠性。场景分析法^[6]是电力系统规划和运行中针对风、光出力不确定性的常用方法,而通过场景生成和场景缩减得到典型场景是场景分析法的核心^[7]。在场景生成方面,文献[8—10]均考虑风光出力的不确定性生成大量风电出力初始场景,其中文献[8]利用自回归滑动平均(auto regressive moving average, ARMA)模型生成大量场景,文献[9—10]采用 Wasserstein 距离法生成场景集。上述文献仅考虑了风光出力的不确定性,而实际上对于地理位置接近的风电场或光伏电站而言,其出力还具有较强的相关性^[11]。Copula 函数法是建立相关性模型的常用方法,文献[12—16]均采用 Copula 函数对多风电场或风光电场出力建立相关性模型。在场景缩减方面,现有研究大多基于聚类算法。文献[10]通过同步回代消除法进行场景缩减。文献[15]采用模糊 c-

均值聚类算法进行场景缩减,获得典型出力场景。文献[17]改进了快进选择法,提出一种资源簇前向选择法,该方法可以减小计算负担。文献[18—19]均采用后向缩减法,以最大化样本拟合精度为目标生成典型场景。文献[20]提出一种启发式搜索方法,相比传统的前向、后向缩减法,该方法更加快速。上述方法中, Copula 函数法考虑了风、光出力的不确定性和相关性,较其他场景生成方法具有更高的实用性。然而,现有的 Copula 函数法没有考虑不同调度时刻风电出力分布函数的差异性,仅建立单个 Copula 模型会造成生成的典型出力场景与实际情况差距较大。

针对上述现有研究的不足,文中考虑了时序分布函数的差异性,针对同一地区多个风电分布式电源建立了符合时序风电出力分布函数规律的 Copula 联合出力模型,并根据所建模型,采用 K-means 聚类算法生成风电联合出力典型场景。算例分析表明,文中方法生成的风电联合出力典型场景能反映风电出力相关性和不同调度时刻风电出力分布函数的差异性,更符合实际出力情况,可用于指导电力系统的优化运行。

1 单风电场的风电出力模型及 Copula 理论概述

同一地区的风电场出力具有相关性,因此对各个风电场的出力单独进行建模会使得到的出力曲线与实际情况差距较大。此外,由于不同时刻的风电出力分布函数具有差异性,仅根据所有时刻的出

收稿日期:2020-03-19;修回日期:2020-04-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777185);国家重点研发计划资助项目(2016YFB0900100)

力数据建立一个联合出力模型同样会增加场景生成误差。因此,文中将在考虑风电时序分布函数差异性的基础上,对 24 个时刻的风电出力分别建立 Copula 相关性模型,并根据所建模型生成完整调度周期的风电时序联合出力典型场景。

进行 Copula 出力相关性建模之前,需要获得多风电场各自的出力分布函数。目前,确定单风电场出力分布函数的方法主要有 2 种,即参数法和非参数法^[21]。相比于参数法,非参数法不需要对总体样本进行假设,具有更高的精确性及更广的应用范围^[22],因此文中选择非参数法对单一风电场出力的分布函数进行估计。非参数法包括经验分布法和核密度估计法,其中核密度估计法的精确性较好且所得分布曲线较为光滑,是非参数法中应用范围最广的方法^[23],因此文中选择核密度估计法对单个风电场的出力分布函数进行估计。

设单一风电场历史出力样本 z 的概率密度函数为 $f(z)$,则对该风电场出力的密度函数进行核密度估计的公式如下:

$$\hat{f}(z) = \frac{1}{NK} \sum_{i=1}^N H\left(\frac{z - z_i}{K}\right) \quad (1)$$

式中: N 为历史出力数据的数量; K 为窗宽,即函数图横坐标的小区间; $H(\cdot)$ 为核函数。常用于估计密度函数的核函数名称及公式^[21]如表 1 所示。

表 1 估计密度函数的核函数
Table 1 Kernel functions used for estimating density function

核函数名称	核函数公式
Box(或 Uniform)	$\frac{1}{2}S(r \leq 1)$
Cosinus	$\frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2}r\right) S(r \leq 1)$
Epanechnikov	$\frac{3}{4}(1 - r^2)S(r \leq 1)$
Gaussian	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-r^2/2}$
Quartic	$\frac{15}{16}(1 - r^2)^2S(r \leq 1)$
Triangle	$(1 - r)S(r \leq 1)$
Triweight	$\frac{35}{32}(1 - r^2)^3S(r \leq 1)$

表 1 中, $r = (x - x_i)/K$, x 为样本中心, x_i 为第 i 个样本。 $S(\cdot)$ 为示性函数,当 $|r| \leq 1$ 时 $S(|r| \leq 1) = 1$;反之, $S(|r| \leq 1) = 0$ 。不同的核函数对核密度估计的影响不大,就光滑程度而言, Gaussian 核函数对应的核密度估计函数光滑性较好,因此文中选择 Gaussian 核函数。

对单风电场的风电出力模型进行核密度估计后,即可进行多风电场 Copula 出力相关性建模。

1959 年的 Sklar 定理指出任何一个 N 维的联合分布函数都可以用一个 Copula 函数和 N 个边缘分布函数来表示。Nelsen 于 1999 年给出了 Copula 函数的严格定义: Copula 函数是把随机向量 $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_N$ 的联合分布函数 $F(z_1, z_2, \dots, z_N)$ 与各自的边缘分布函数 $F_{Z_1}(z_1), F_{Z_2}(z_2), \dots, F_{Z_N}(z_N)$ 相连接的连接函数^[24-25],即存在一个 Copula 函数 $C(u_1, u_2, \dots, u_N)$,使得:

$$F(z_1, z_2, \dots, z_N) = C[F_{Z_1}(z_1), F_{Z_2}(z_2), \dots, F_{Z_N}(z_N)] \quad (2)$$

利用 Copula 函数进行相关性建模,需要对 Copula 函数中的未知参数进行参数估计。目前常用的参数估计法有最大似然估计法(maximum likelihood estimate, MLE),分步估计法(inference functions margins, IFM)和半参数估计法(canonical maximum likelihood, CML)。IFM 虽然渐进有效性不如另外 2 种方法,但是其计算复杂度最低,应用范围更广,因此文中选择 IFM 对 Copula 函数的未知参数进行估计,具体步骤如下。

以两风电场为例,设两风电场出力分别为 U 和 V ,其随机变量边缘分布函数分别为 $G(u; \theta_1)$ 和 $H(v; \theta_2)$,边缘密度函数分别为 $g(u; \theta_1)$ 和 $h(v; \theta_2)$,其中 θ_1 和 θ_2 为边缘分布函数中的未知参数。设所选的 Copula 分布函数为 $C(u, v; \rho)$, Copula 密度函数为 $c(u, v; \rho) = \partial^2 C(u, v; \rho) / \partial u \partial v$,其中 ρ 为 Copula 函数中的未知参数。 (U, V) 的联合分布函数可表示为:

$$M(u, v; \theta_1, \theta_2, \rho) = C[G(u; \theta_1), H(v; \theta_2); \rho] \quad (3)$$

(U, V) 的联合密度函数可表示为:

$$m(u, v; \theta_1, \theta_2, \rho) = \frac{\partial^2 M}{\partial u \partial v} = c[G(u; \theta_1), H(v; \theta_2); \rho]g(u; \theta_1)h(v; \theta_2) \quad (4)$$

由联合密度函数可得 (U_i, V_i) ($i = 1, 2, \dots, N$) 的似然函数为:

$$L(\theta_1, \theta_2, \rho) = \prod_{i=1}^N m(u_i, v_i; \theta_1, \theta_2, \rho) = \prod_{i=1}^N c[G(u_i; \theta_1), H(v_i; \theta_2); \rho]g(u_i; \theta_1)h(v_i; \theta_2) \quad (5)$$

对似然函数取对数可得:

$$\ln L(\theta_1, \theta_2, \rho) = \sum_{i=1}^N \ln c[G(u_i; \theta_1), H(v_i; \theta_2); \rho] +$$

$$\sum_{i=1}^N \ln g(u_i; \theta_1) + \sum_{i=1}^N \ln h(v_i; \theta_2) \quad (6)$$

针对对数似然函数中的未知参数,先通过极大似然估计法对 θ_1 和 θ_2 进行估计:

$$\hat{\theta}_1 = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^N \ln g(u_i; \theta_1) \quad (7)$$

$$\hat{\theta}_2 = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^N \ln h(v_i; \theta_2) \quad (8)$$

求出 θ_1 和 θ_2 的估计值后,代入式(6),即可通过式(9)得到 Copula 函数中的未知参数估计值:

$$\hat{\rho} = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^N \ln c[G(u_i; \theta_1), H(v_i; \theta_2); \rho] \quad (9)$$

2 基于 Copula 理论的风电出力相关性建模及场景生成

使用 Copula 函数对风电场出力进行相关性建模,步骤为:(1)采用核密度估计法对多风电场的出力边缘分布函数进行估计;(2)通过参数估计来求取 Copula 函数中的未知参数;(3)对 Copula 函数进行拟合优度判别。

Copula 函数主要有 5 种类型,分别为正态-Copula、t-Copula、Clayton-Copula、Frank-Copula 和 Gumbel-Copula。由于无法直接选取最适用于所研究的多风电场的 Copula 模型,需要对已求得未知参数的各类 Copula 函数进行拟合优度判别,从而选取最优的 Copula 函数。常用的拟合优度判别方法有 3 种,分别为密度函数图像判别法、相关系数判别法和欧氏距离判别法。

(1) 密度函数图像判别法,是指将多风电场的历史出力数据概率密度函数图像分别与各类 Copula 函数的概率密度函数图像进行图像比较,选择图像最接近的 Copula 函数为最优拟合优度。

(2) 相关系数判别法,是指通过 Kendall 和 Spearman 秩相关系数来判别 Copula 函数的拟合优度。在求得各类 Copula 函数的 Kendall 和 Spearman 秩相关系数之后,分别与多风电场历史出力数据的 Kendall 和 Spearman 秩相关系数进行比较,秩相关系数越接近,说明该 Copula 函数的拟合优度越好。设 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 是两风电场出力 (U, V) 的任意 2 个出力样本观测值,且相互独立;若 $(u_1, v_1) \times (u_2, v_2) > 0$,则称 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 具有一致性,反之,则具有不一致性。Kendall 秩相关系数 ρ_k 和 Spearman 秩相关系数 ρ_s 计算公式如式(10)和式(11)所示。

$$\rho_k = \frac{2(a-b)}{N(N-1)} \quad (10)$$

$$\rho_s = \frac{\sum_{i=1}^N (c_i - \bar{c})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (c_i - \bar{c})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2}} \quad (11)$$

式中: a 为 (U, V) 中具有一致性的出力样本对数; b 为 (U, V) 中具有不一致性的出力样本对数; $\bar{c} = \sum_{i=1}^N c_i / N$; $\bar{d} = \sum_{i=1}^N d_i / N$; c_i 为 u_i 在 (u_1, u_2, \dots, u_N) 中的秩; d_i 为 v_i 在 (v_1, v_2, \dots, v_N) 中的秩。5 类 Copula 函数的 Kendall 秩相关系数 ρ_k 和 Spearman 秩相关系数 ρ_s 计算公式如表 2 所示。

表 2 5 种 Copula 函数的相关系数

Table 2 Correlation coefficient of 5 Copula functions

Copula 函数类别	ρ_k	ρ_s
正态	$\frac{2\arcsin\rho}{\pi}$	$\frac{6\arcsin(\rho/2)}{\pi}$
t	$\frac{2\arcsin\rho}{\pi}$	$\frac{6\arcsin(\rho/2)}{\pi}$
Gumbel	$1 - \frac{1}{\alpha}$	无
Clayton	$\frac{\alpha}{2 + \alpha}$	无
Frank	$1 + \frac{4(D_1(\alpha) - 1)}{\alpha}$	$1 + \frac{12(D_2(\alpha) - D_1(\alpha))}{\alpha}$

表 2 中, $D_m(\alpha)$ 为 Debye 函数。

$$D_m(\alpha) = \frac{m}{\alpha^m} \int_0^\alpha \frac{t^m}{e^t - 1} dt \quad (12)$$

(3) 欧氏距离判别法,是指计算出 Copula 函数与多风电场历史出力数据的经验 Copula 函数的欧氏距离并进行比较,欧氏距离越小,说明该 Copula 函数的拟合优度越好。

以两风电场为例,设 (u_i, v_i) ($i=1, 2, \dots, N$) 为多风电场出力 (U, V) 的样本观测值, $G_e(u)$ 和 $H_e(v)$ 分别为出力 U 和 V 的经验分布函数。定义 (U, V) 的经验 Copula 分布函数为:

$$C_e(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{[G_e(u) \leq u]} I_{[H_e(v) \leq v]} \quad u, v \in [0, 1] \quad (13)$$

式中: $I_{[\cdot]}$ 为示性函数,当 $G_e(u) \leq u$ 时, $I_{[G_e(u) \leq u]} = 1$, 否则 $I_{[G_e(u) \leq u]} = 0$; $I_{[H_e(v) \leq v]}$ 同理。

求得经验 Copula 函数 $C_e(u_i, v_i)$ 之后,即可求各类 Copula 函数与经验 Copula 函数之间的欧氏距离。以二元 t-Copula 函数 $C_N(u_i, v_i)$ 为例,其与经验 Copula 函数之间的欧氏距离为:

$$d_{e-t} = \sqrt{\sum_{i=1}^N |C_e(u_i, v_i) - C_N(u_i, v_i)|^2} \quad (14)$$

式中: $d_{e,t}$ 反映了 t-Copula 函数对多风电场原始出力数据的相关性建模的拟合优度, $d_{e,t}$ 越小, t-Copula 函数具有越高的拟合优度。可以分别求得各类 Copula 函数与经验 Copula 函数的欧氏距离, 并通过比较大小来判别拟合优度。

Copula 出力相关性建模流程如图 1 所示。

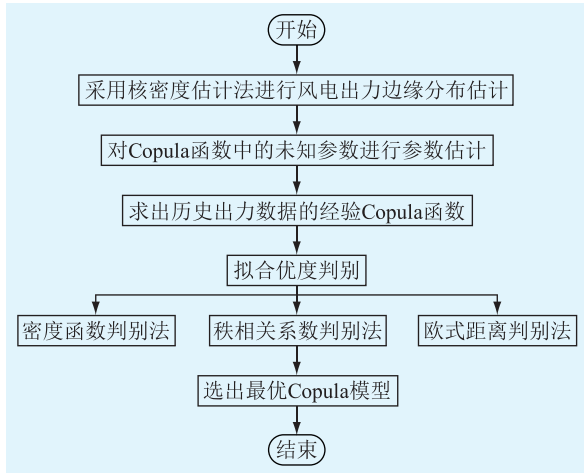


图 1 Copula 出力相关性建模流程

Fig.1 Flow chart of modeling for output correlation based on Copula function

在选取最优 Copula 函数之后, 对其依概率抽样并拼接生成大量联合出力场景, 通过聚类算法对生成的大量风电联合出力场景进行缩减, 即可得到风电联合出力典型场景。K-means 聚类算法具有原理简单、聚类速度快的优点, 是当前应用最为广泛的聚类算法之一^[26], 因此文中选择 K-means 聚类算法作为场景缩减算法。其聚类步骤如下:

(1) 根据事先设定的聚类数 K , 从所有风电联合出力场景中随机选取 K 个场景作为各类别的初始聚类中心;

(2) 分别计算每个场景与各个类别的聚类中心之间的距离, 将每个场景归类至与其距离最近的类别;

(3) 对每个类别的聚类中心重新进行计算, 得到各别类所对应的新聚类中心;

(4) 判断是否满足收敛条件, 若满足, 聚类结束, 否则回到步骤(2)。

K-means 聚类算法流程如图 2 所示。

为了验证所建模型的准确性和有效性, 文中引入均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 进行衡量, 表达式分别为:

$$E_{\text{RMSE},d} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_{\text{simu},t} - P_{d,\text{actu},t})^2} \quad (15)$$

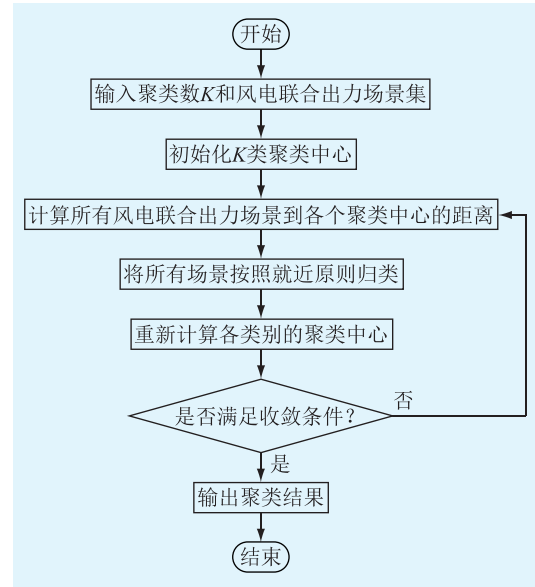


图 2 K-means 聚类算法流程

Fig.2 Flow chart of K-means clustering algorithm

$$E_{\text{MAE},d} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |P_{\text{simu},t} - P_{d,\text{actu},t}| \quad (16)$$

式中: d 为该月的天数; $E_{\text{RMSE},d}$ 为典型场景功率与第 d 天的风电场实际功率的均方根误差; $E_{\text{MAE},d}$ 为典型场景功率与第 d 天的风电场实际功率的平均绝对误差; T 为时刻的数量; $P_{\text{simu},t}$ 为第 t 个时刻的典型场景功率; $P_{d,\text{actu},t}$ 为第 d 天的第 t 个时刻的实际功率。

3 算例分析

文中使用某地区 2 个相邻风电场 1 和 2 的一个月实测功率数据, 进行 Copula 联合出力建模和典型场景生成, 风电场 1 和 2 的装机容量均为 49.5 MW, 出力分别为 U 和 V 。图 3 为两风电场出力散点图, 由图可知, 两风电场出力数据大部分在对角线上, 具有较强的相关性。

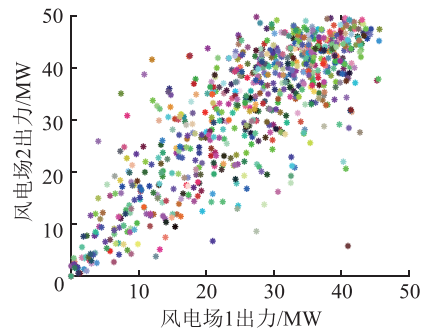


图 3 两风电场出力散点图

Fig.3 Scatter diagram of the outputs of two wind farms

首先利用所有时刻的历史出力数据建立 Copula 出力相关性模型, 以此说明 Copula 模型的建立过程。对风电场的边缘分布函数进行非参数核密度

估计,风电场 1 和 2 的频率直方图和核密度估计函数图如图 4 所示,经验分布函数图和核分布估计函数图如图 5 所示。风电场 1 和 2 出力样本的频数直方图和联合密度函数图如图 6 所示。

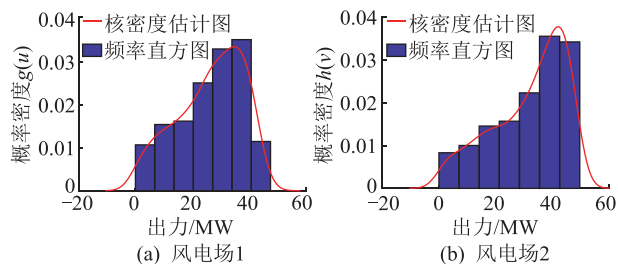


图 4 频率直方图和核密度估计图

Fig.4 Histogram and kernel density estimation diagram of frequencies

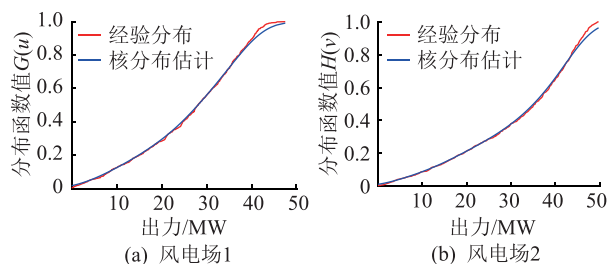


图 5 经验分布函数图和核分布估计图

Fig.5 Empirical distribution function and kernel distribution estimation diagram

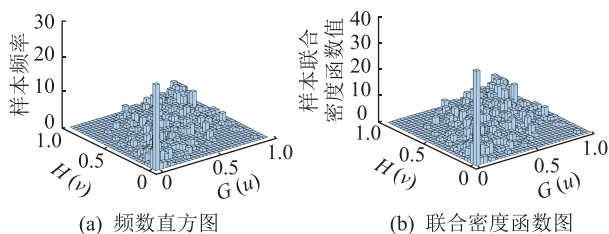


图 6 频数直方图和联合密度函数图

Fig.6 Histogram and joint density function diagram of frequencies

将上文求得的风电场 1 和 2 的边缘分布函数用于分别构建 5 种 Copula 函数,通过参数估计求得 Copula 函数中的未知参数,构建出 5 种 Copula 模型,其 Copula 密度函数图及参数如图 7 所示。

接着进行拟合优度判别:

(1) 根据密度函数图像判别法,由图像可以初步判定 Clayton-Copula 函数为最优拟合优度。

(2) 根据相关系数判别法,分别求取 5 类 Copula 函数以及两风电场历史出力数据的 Kendall 和 Spearman 秩相关系数,如表 3 所示。由表 3 可知,Gumbel、正态和 Clayton-Copula 函数与两风电场历史出力数据的秩相关系数均比较接近,说明在反映秩相关性方面,这 3 类 Copula 函数较理想。

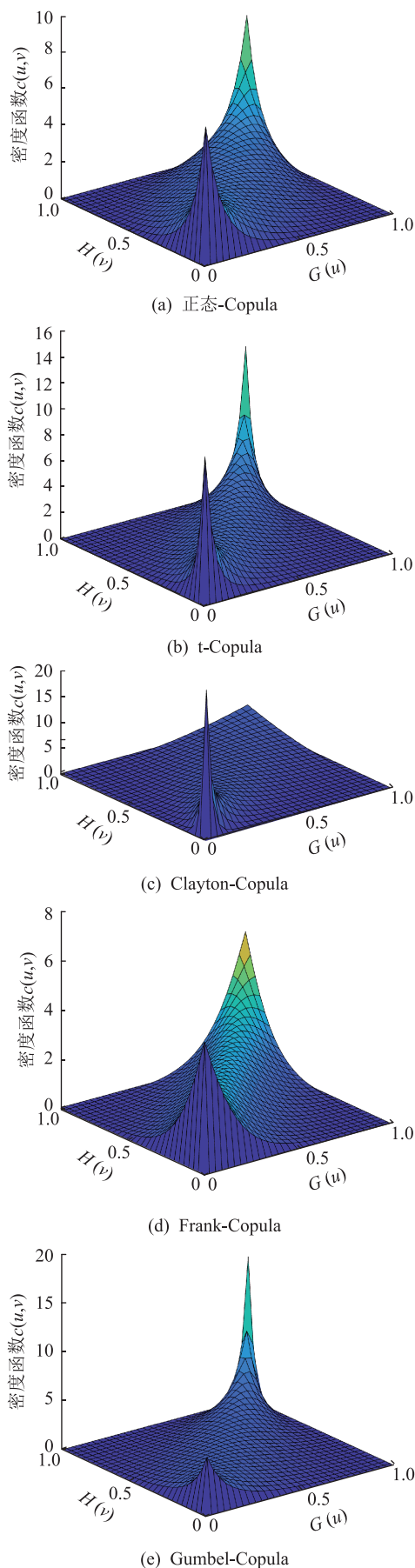


图 7 5 类 Copula 函数的密度函数图

Fig.7 Density functions of 5 types of Copula functions

表 3 Copula 函数及历史出力数据的秩相关系数
Table 3 Rank correlation coefficients of Copula function and historical output data

函数类别	ρ_k	ρ_s
正态-Copula	0.588 8	0.784 4
t-Copula	0.622 0	0.802 2
Clayton-Copula	0.586 4	0.773 4
Frank-Copula	0.607 6	0.808 4
Gumbel-Copula	0.592 9	0.781 1
历史出力数据	0.595 6	0.783 8

(3) 根据欧氏距离判别法,分别求取 5 类 Copula 函数与两风电场历史出力数据的经验 Copula 函数的欧氏距离,如表 4 所示。由表 4 可知,Clayton-Copula 函数的欧氏距离远小于其他 4 类 Copula 函数,具有最高的拟合优度。

表 4 5 类 Copula 函数与经验 Copula 函数的欧氏距离

Table 4 Euclidean distances between 5 types of Copula functions and empirical Copula function

函数类别	欧氏距离
正态-Copula	0.388 0
t-Copula	0.381 3
Clayton-Copula	0.132 3
Frank-Copula	0.412 0
Gumbel-Copula	0.566 6

综合上述 3 个方法的判别结果,可知 Clayton-Copula 函数最适合建立所有时刻的两风电场联合出力模型。

由于每个时刻的风电出力分布函数都不完全相同,仅通过 1 个 Copula 模型进行典型场景生成忽略了不同时刻的风电出力分布函数差异性,生成的出力场景与实际情况差距较大。因此,文中对调度周期内 24 个时刻分别建立 Copula 模型,并通过场景生成和缩减得到考虑风电时序分布函数差异性的联合出力典型场景。

经拟合优度判别,24 个时刻的最优 Copula 模型及其参数见附表 A1。由附表 A1 可知,大部分时刻的最优 Copula 函数为 Clayton-Copula 函数,这与前文中针对所有历史出力数据建立的最优 Copula 模型相同,说明前文所选的最优 Copula 模型能够较好地拟合大部分历史出力数据。但是有一小部分时刻的最优 Copula 模型为其他类型的 Copula,即并非所有时刻的最优 Copula 模型都为 Clayton-Copula,可见不同时刻的风电出力分布函数确实存在差异性。

分别对 24 个时刻的最优 Copula 模型依概率抽样,将 24 个时刻的出力场景拼接为完整时刻的风电时序联合出力场景,并通过 K-means 聚类算法缩减

为考虑风电时序分布函数差异性的风电时序联合出力典型场景,联合出力典型场景如图 8 所示,其对应的概率如表 5 所示。

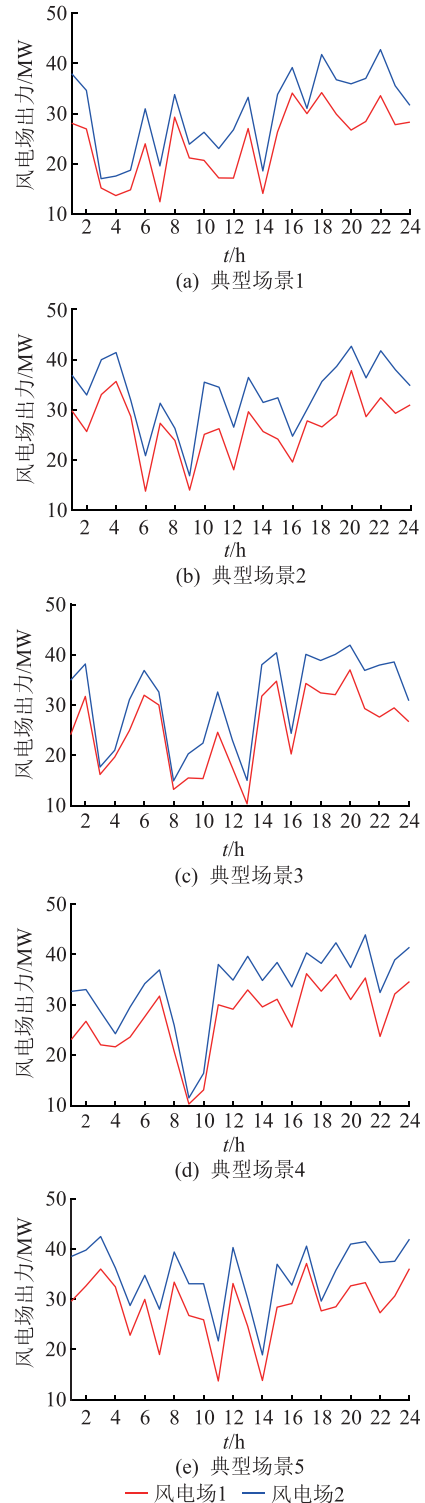


图 8 风电时序联合出力典型场景

Fig.8 Typical wind power timing joint output scenarios

由图 8 可知,由文中方法生成的 5 对风电联合出力典型场景具有较强的相关性,且白天出力较小,夜晚出力较大,符合风电出力的实际情况。为验证所得风电时序联合出力典型场景的有效性和准

表5 联合出力典型场景概率
Table 5 Probabilities of typical scenarios

序号	概率	序号	概率
1	0.226 1	4	0.200 7
2	0.180 0	5	0.200 1
3	0.193 1		

确性,文中生成同样数量的不考虑风电时序分布函数差异性的典型场景作对比,如图9所示。

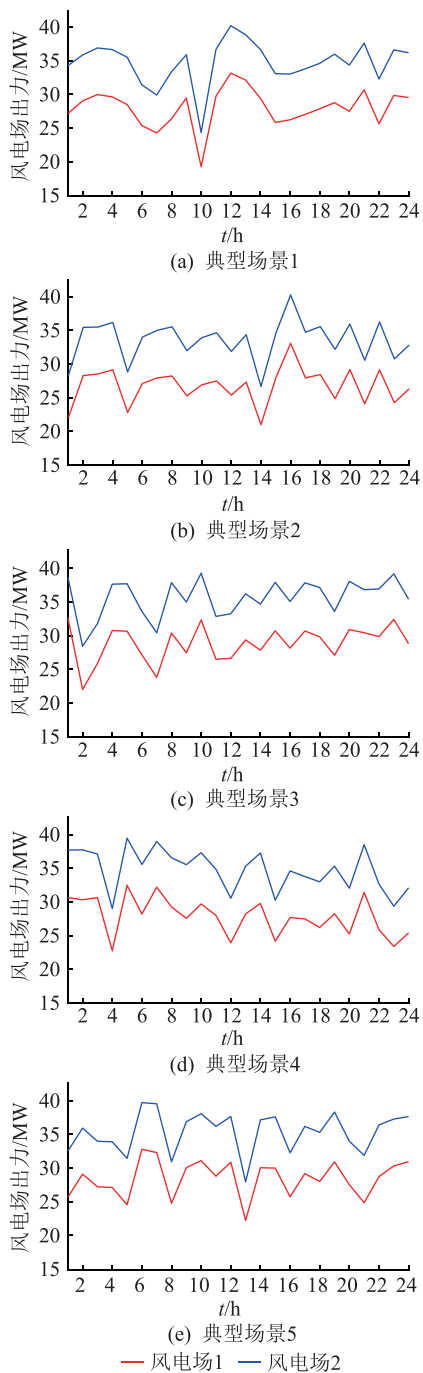


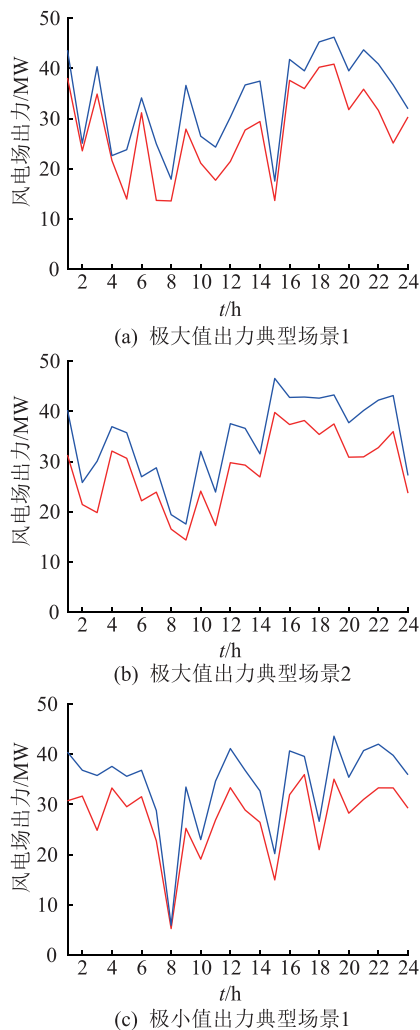
图9 不考虑时序分布函数差异性的风电联合出力典型场景

Fig.9 Typical wind power joint output scenarios without considering timing distribution function difference

由图9可知,不考虑风电时序分布函数差异性所得的典型场景在各个时刻的出力没有规律,与实际出力情况差距较大。因此,文中生成的风电时序联合出力典型场景可以更好地反映风电出力实际情况。

由图8和图9可知,无论是否考虑时序分布函数的差异性,所得相同典型场景下的风电场出力都相似。这是因为文中所采用的风电场数据来自2个相邻风电场,针对的对象数量较少,同时2个相邻风电场的地理位置接近,风速相似,出力也相似,存在风电出力相关性,因此所得到的5对典型场景出力相似。

由图3可知,2个风电场该月的出力存在大于45 MW和小于10 MW的情形,而图8中典型场景的出力却集中在10~45 MW,这是因为风电场出力取到极大值或极小值的概率较低,因此在生成的典型场景数量较少时,出力大于45 MW和小于10 MW的情形没有出现。如果生成100个典型出力场景,则风电场出现出力极大值或极小值的情况将会出现,其中部分场景如图10所示。



(c) 极小值出力典型场景1

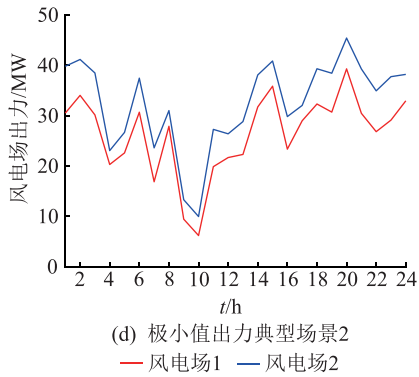


图 10 风电场极大值或极小值出力时的部分典型场景

Fig.10 A part of typical scenarios of maximal or minimal wind power output

因此,是否出现风电场出力极大值或极小值场景与生成的典型场景数量有关,当需要生成典型场景数量较多时,这种概率较小的场景也将会出现。

为进一步验证所得风电时序联合出力典型场景的准确性和有效性,分别将考虑和不考虑时序分布函数差异性所生成的风电出力典型场景与 2 个风电场该月的实际出力数据进行对比,根据式(14)、式(15)分别求出该月 31 d 的 RMSE 和 MAE,如图 11 所示。由图 11 可知,考虑时序差异性的风电场出力的 RMSE 和 MAE 整体上都要比不考虑时序差异性时小,可见文中方法在反映同一地区多风电场的实际出力情况方面具有较高的准确性和有效性。

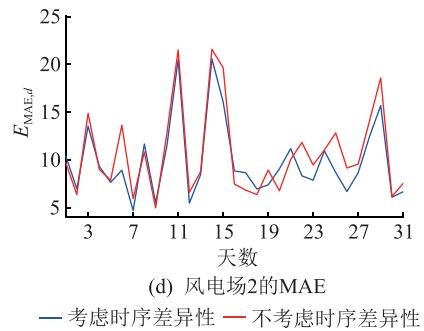
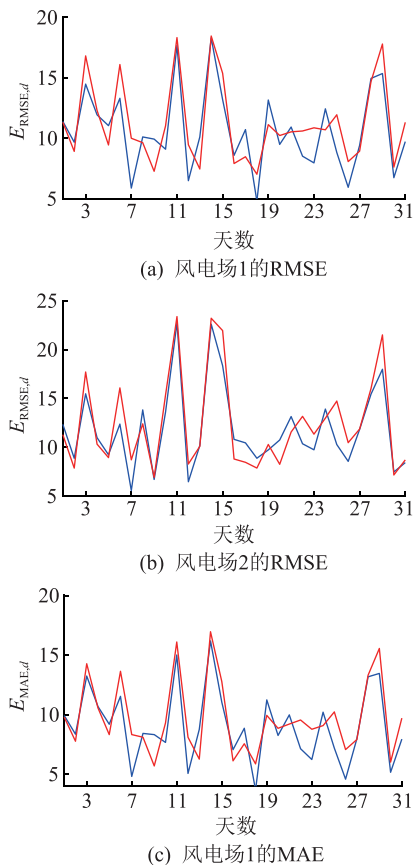


图 11 考虑和不考虑时序分布函数差异性的风电出力误差

Fig.11 Errors of wind power output with and without considering timing distribution function difference

4 结论

文中在考虑不同时刻风电出力分布函数的差异性的基础上,利用 Copula 函数建立了风电时序联合出力模型,并通过密度函数图像判别法、相关系数判别法和欧式距离判别法进行拟合优度判别,选取各个时刻的最优 Copula 模型,最后对各个时刻的最优 Copula 模型进行依概率抽样、拼接、缩减,得到风电时序联合出力典型场景。以某地区 2 个风电场一个月的实测风电出力数据为例验证所提出的模型,分析结果表明:

(1) 考虑风电出力时序分布函数差异性相比不考虑时序分布函数差异性生成的典型场景,能够更好地拟合风电历史出力数据;

(2) 所得的风电时序联合出力典型场景能够较好地反映同一地区多风电场的实际出力情况,可应用于电力系统优化模型中,能够提高电力系统的优化运行策略的准确性和有效性。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目(521080170006)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] 高辉,徐晴,欧阳曾恺,等. 含多类型分布式电源的源网荷协调优化控制策略分析[J]. 电力工程技术,2018,37(4): 21-26.
GAO Hui, XU Qing, OUYANG Cengkai, et al. Analysis of the optimal control strategy for source network load with multi-type distributed power source[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(4): 21-26.
- [2] 时远海,刘波. 基于共享模式的可再生能源发电集群并网通信设计[J]. 电力信息与通信技术,2018,16(5):6-10.
SHI Yuanhai, LIU Bo. Communication design of renewable energy generation cluster connect to grid based on shared model [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2018, 16(5): 6-10.

- [3] 闫湖,黄碧斌,洪博文. 区块链:适应未来市场化交易的分布式电源交易架构重构[J]. 电力信息与通信技术,2018,16(10):8-12.
YAN Hu,HUANG Bibin,HONG Bowen. Block chain:reconfiguration of distributed energy trading architecture for the future market[J]. Electric Power Information and Communication Technology,2018,16(10):8-12.
- [4] 刘昌盛,谢云云,王晓丰,等. 基于IGDT的网架重构过程中风电场出力调度[J]. 电力工程技术,2019,38(3):27-33.
LIU Changsheng,XIE Yunyun,WANG Xiaofeng, et al. IGDT based power dispatch for wind farms participating in power system restoration[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019,38(3):27-33.
- [5] 昌力,庞伟,严兵,等. 可再生能源跨区现货市场技术支持系统设计[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(9):158-165.
CHANG Li,PANG Wei,YAN Bing, et al. Design of renewable energy inter-regional spot market operation support system[J]. Power System Protection and Control,2019,47(9):158-165.
- [6] 丁明,解蛟龙,刘新宇,等. 面向风电接纳能力评价的风资源/负荷典型场景集生成方法与应用[J]. 中国电机工程学报,2016,36(15):4064-4071.
DING Ming,XIE Jiaolong,LIU Xinyu, et al. The generation method and application of wind resources/load typical scenario set for evaluation of wind power grid integration [J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(15):4064-4071.
- [7] DUPACOVA J,GROWE-KUSKA N,ROMISCH W. Scenario reduction in stochastic programming[J]. Mathematical Programming,2003,95(3):493-511.
- [8] 董文略,王群,杨莉. 含风光水的虚拟电厂与配电公司协调调度模型[J]. 电力系统自动化,2015,39(9):75-81.
DONG Wenlue,WANG Qun,YANG Li. A coordinated dispatching model for a distribution utility and virtual power plants with wind/photovoltaic/hydro generators[J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(9):75-81.
- [9] 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 Wenlue,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.
- [10] 邹云阳,杨莉. 基于经典场景集的风光水虚拟电厂协同调度模型[J]. 电网技术,2015,39(7):1855-1859.
ZOU Yunyang,YANG Li. Synergetic dispatch models of a wind/PV/hydro virtual power plant based on representative scenario set [J]. Power System Technology, 2015, 39 (7): 1855-1859.
- [11] 徐玉琴,陈坤,李俊卿,等. Copula 函数与核估计理论相结合分析风电场出力相关性的一种新方法[J]. 电工技术学报,2016,31(13):92-100.
XU Yuqin,CHEN Kun,LI Junqing, et al. A new method analyzing output correlation of multi-wind farms based on combination of Copula function and kernel estimation theory [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(13):92-100.
- [12] 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.
- [13] 徐箭,洪敏,孙元章,等. 基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景生成方法及其在机组组合中的应用[J]. 电力自动化设备,2017,37(8):81-89.
XU Jian,HONG Min,SUN Yuanzhang, et al. Dynamic scenario generation based on empirical Copula function for outputs of multiple wind farms and its application in unit commitment [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37 (8): 81-89.
- [14] XU Qiong,CHEN Lijuan,ZENG Pingliang, et al. Correlation modeling among multi-wind farms based on Copula-ARMA wind speed model [C]//Proceedings of China International Conference on Electricity Distribution. China: CIGED,2014:543-546.
- [15] 段偲默,苗世洪,李力行,等. 基于 Copula 理论的风光联合出力典型场景生成方法[J]. 供用电,2018,35(7):13-19.
DUAN Simo,MIAO Shihong,LI Lixing, et al. Wind-optical joint output typical scene generation method based on Copula theory[J]. Distribution & Utilization,2018,35(7):13-19.
- [16] 白凯峰,顾洁,彭虹桥,等. 融合风光出力场景生成的多能互补微网系统优化配置[J]. 电力系统自动化,2018,42(15):133-141.
BAI Kaifeng,GU Jie,PENG Hongqiao, et al. Optimal allocation for multi-energy complementary microgrid based on scenario generation of wind power and photovoltaic output[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(15):133-141.
- [17] FENG Yonghan,SARAH M R. Scenario reduction for stochastic unit commitment with wind penetration [C]//Proceedings of IEEE PES General Meeting National Harbor. USA:IEEE,2014:1-5.
- [18] KALLASH Sharma,ROHIT Bhakar,PREMA Jain. Wind power scenario generation and reduction in stochastic programming framework [J]. Electric Power Components and Systems, 2013,41(3):271-285.
- [19] 陈碧云,闭晚霞,李欣桐,等. 考虑风-光-荷联合时序场景的分布式电源接入容量规划策略[J]. 电网技术,2018,42(3):755-761.
CHEN Biyun,BI Wanxia,LI Xintong, et al. Capacity planning strategies for distributed generation considering wind-photovoltaic-load joint time sequential scenarios [J]. Power System Technology,2018,42(3):755-761.
- [20] LI Jinghua,LAN Fei,WEI Hua. A scenario optimal reduction method for wind power time series[J]. IEEE Transactions on

- Power Systems, 2016, 31(2):1657-1658.
- [21] 谢中华. MATLAB 统计分析与应用:40 个案例分析:第 1 版 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- XIE Zhonghua. Statistical analysis and application of MATLAB:analysis of 40 cases;1st edition[M]. Beijing:Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press,2010.
- [22] 蔡菲. 计及相关性的风电场风速相依结构建模及其对发电系统可靠性的影响[D]. 上海:上海交通大学,2014.
- CAI Fei. Models of wind power farm considering wind speed correlation and application in reliability evaluation of generation and transmission system [D]. Shanghai:Shanghai Jiao Tong University,2014.
- [23] ZDRAVKO I Botev, JOSEPH F Grotowski. Kernel density estimation via diffusion [J]. Annals of Statistics, 2010, 38(5):2916-2957.
- [24] HE Yusen, DENG Jiahao, LI Huajin. Short-term power load forecasting with deep belief network and Copula models[C]//9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2017.
- [25] NELSEN R B. An introduction to copulas;second edition[M]. New York:Springer,2006.
- [26] 吴霜,季聪,孙国强. 基于 CUDA 技术的海量电力负荷曲线聚类算法[J]. 电力工程技术,2018,37(4):65-70.
- WU Shuang, JI Cong, SUN Guoqiang. A clustering algorithm based on CUDA technology for massive electric power load curves [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(4):65-70.

作者简介:



汤向华

汤向华(1978),男,学士,工程师,从事电网调度和电力系统继电保护相关工作(E-mail:tangxh88@126.com);

李秋实(1975),男,硕士,高级工程师,从事主动配电网和电力系统继电保护相关工作;

侯丽钢(1991),男,硕士,助理工程师,从事电网检修相关工作。

附录 A

表 A1 24 个调度时刻的最优 Copula 模型及其参数

Table A1 Optimal Copula model and its parameters of 24 dispatching times

调度时刻	最优 Copula 模型	最优欧氏距离	最优 Copula 系数 $\alpha(\rho)$	最优 Copula Kendall 秩相关系数	最优 Copula Spearman 秩相关系数	原始数据 Kendall 秩相关系数	原始数据 Spearman 秩相关系数
1	Frank	0.126 1	4.021 1	0.389 7	0.559 3	0.347 0	0.524 3
2	Frank	0.114 8	7.655 2	0.589 5	0.790 7	0.584 1	0.779 0
3	Frank	0.123 3	7.719 2	0.592 0	0.793 2	0.582 5	0.746 2
4	Clayton	0.091 7	3.079 1	0.606 2	0.792 6	0.508 1	0.687 8
5	Clayton	0.101 1	2.249 3	0.529 3	0.714 5	0.528 0	0.674 5
6	Clayton	0.122 5	2.738 4	0.577 9	0.765 0	0.551 1	0.741 4
7	Clayton	0.092 2	2.912 9	0.592 9	0.779 8	0.615 7	0.804 1
8	Clayton	0.108 7	3.100 5	0.607 9	0.794 2	0.585 6	0.765 2
9	Frank	0.118 5	9.829 0	0.661 1	0.856 4	0.645 9	0.831 5
10	t	0.102 5	0.896 5	0.707 8	0.875 9	0.683 2	0.849 6
11	t	0.083 9	0.936 1	0.771 2	0.927 2	0.753 5	0.889 0
12	Clayton	0.098 5	5.903 3	0.746 9	0.908 2	0.740 6	0.889 0
13	Clayton	0.071 7	5.069 8	0.717 1	0.887 0	0.719 1	0.884 0
14	Clayton	0.080 8	6.709 4	0.770 4	0.923 6	0.753 5	0.903 3
15	Clayton	0.078 1	5.846 0	0.745 1	0.907 0	0.680 3	0.836 6
16	Clayton	0.088 3	4.523 2	0.693 4	0.868 8	0.641 6	0.786 0
17	Clayton	0.078 9	3.134 3	0.610 5	0.796 6	0.543 7	0.719 6
18	Clayton	0.100 0	2.318 3	0.536 9	0.722 6	0.510 8	0.662 6
19	Clayton	0.170 0	2.278 4	0.532 5	0.718 0	0.441 8	0.606 6
20	Clayton	0.139 6	2.783 7	0.581 9	0.769 0	0.509 2	0.699 8
21	正态	0.148 5	0.659 1	0.458 2	0.641 4	0.428 9	0.599 9
22	Frank	0.109 2	8.114 4	0.606 8	0.807 6	0.632 9	0.799 1
23	t	0.087 0	0.673 9	0.470 8	0.652 7	0.397 0	0.544 9
24	Gumbel	0.077 8	1.794 2	0.442 7	0.615 3	0.383 2	0.509 9