

# 基于场景D藤Copula模型的多风电场出力相关性建模

邱宜彬<sup>1</sup>, 李诗涵<sup>1</sup>, 刘璐<sup>1</sup>, 王勇<sup>2</sup>, 李奇<sup>1</sup>, 陈维荣<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院, 成都 610031; 2. 国网四川省电力公司泸州供电公司, 泸州 646000)

**摘 要:** 多风电场相关性模型的准确程度将会直接影响到风电接入系统的评价结果, 针对现有多维风电出力相关性模型精度偏低的缺点, 提出先利用FCM聚类方式对数据进行场景划分, 再结合Copula函数和D藤结构分场景对多维风电出力进行相关性分析的场景D藤Copula模型建模方法。为验证所述模型的有效性, 以实际风电出力数据为样本对所述场景D藤Copula模型进行测试分析。算例结果表明本文所述模型可实现对原始数据相关性的精确描述, 且相关性建模结果更为可靠。

**关键词:** 风电; 相关性; D藤结构; Copula函数

**中图分类号:** TM74

**文献标识码:** A

## 0 引 言

风力发电不但具有很强的不确定性, 同一地区的风电场出力情况还表现出一定程度上的正相关。对风电接入系统进行评估时考虑这种相关性能有效避免节点电压、频率越限的问题, 降低大电力系统的运行风险<sup>[1-3]</sup>。因此研究风力发电出力数据间的相关性对确保电力系统的安全稳定运行至关重要<sup>[4,5]</sup>。

国内外专家针对多维风电出力数据相关性的问题进行了大量的探索研究, 其中以Copula函数分析效果最为理想。文献[6]为将风电出力的相关问题考虑在内, 提出结合Copula函数和Monte Carlo法进行含风电场电力系统概率潮流计算。文献[7]考虑单独使用单一Copula函数进行建模时其结果对相关结构和尾部特征描述不够精确, 提出利用混合Copula函数来提高建模精度。文献[8]针对Copula函数局限于二维数据之间相关性的问题, 提出结合藤结构将多维数据相关性分解成两两变量之间的相关性, 初步探索了解决多维随机变量之间的相关性问题的方法。文献[9]提出结合D藤

结构和混合Copula函数对多维数据进行相关性建模, 分析效果较为理想。

上述文献在解决二维或多维随机变量的相关问题时有一个共同特点, 即利用某一个具体的Copula函数, 或者多个Copula函数确定多维变量的相关性整体模型。然而实际风电场不同运行状态下其出力数据间相关性不尽相同, 简单笼统的建立整体模型进行相关性分析恐难得到最佳结果。本文针对这一不足提出场景D藤Copula模型, 该模型通过结合FCM(fuzzy C-means)聚类、Copula函数以及D藤(D-vine)结构, 对多维风电出力数据分场景进行相关性分析, 以期提高相关性建模精度。为验证模型有效性, 本文以整体D藤Copula模型为对比对象, 对二者的相关性建模结果进行相应对比分析。

## 1 Copula函数及D藤结构

Copula函数及D藤结构是解决多维随机变量相关性问题的基础, 现对二者相关定义说明如下。

### 1.1 Copula函数

Copula函数本质上是一种连接函数, 该函数起

收稿日期: 2017-04-19

基金项目: 国家自然科学基金(61473238; 51407146); 四川省杰出青年基金(2015JQ0016)

通信作者: 李奇(1984—), 男, 博士、教授、博士生导师, 主要从事分布式发电并网技术、电力系统无功优化、智能信息处理等方面的研究。liqi0800@163.com

到连接各个相关多维随机变量分布函数的作用<sup>[10]</sup>。对于多维随机变量  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ , 根据 Sklar 定理一定存在一个 Copula 函数  $C$  满足式(1):

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

式中,  $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$ 、 $\dots$ 、 $F_n(x_n)$  —— 其对应边缘分布函数;  $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$  —— 对应联合分布函数。

由此对于具有相关性的多维随机变量的联合概率分布函数  $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 就可转换求解 Copula 函数和  $F_1(x_1)$ 、 $F_2(x_2)$ 、 $\dots$ 、 $F_n(x_n)$  函数完成。

## 1.2 D 藤结构

利用藤结构可逐层合并各多维变量的概率分布函数, 能有效解决 Copula 函数只能分析二维数据之间相关性的不足<sup>[11]</sup>。根据藤结构理论, 联合概率密度函数  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = c(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \prod_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (2)$$

式中,  $f_i(x_i)$ 、 $F_i(x_i)$  —— 第  $i$  维变量  $x_i$  的概率密度函数 (probability distribution function, PDF)、累计概率密度分布函数 (cumulative distribution function, CDF);  $c$  —— Copula 函数的 PDF。

若记变量  $u_i = F_i(x_i)$ , 则  $c$  可表示为:

$$c(u_1, u_2, \dots, u_n) = \frac{\partial C(u_1, u_2, \dots, u_n)}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_n} \quad (3)$$

对于  $c(u_1, u_2, \dots, u_n)$  的分解方式, 本文选用 D 藤结构作为其分解方式,  $n$  维 D 藤结构图如图 1 所示<sup>[9]</sup>。由图 1 可见,  $n$  维 D 藤结构有  $n-1$  层, 第  $T_i$  层有  $n-i$  个节点。

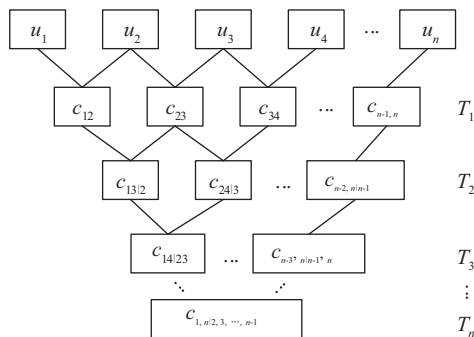


图1 D 藤结构逻辑图

Fig. 1 Logic diagram of D-vine structure

依图所示, D 藤结构中的  $c(u_1, u_2, \dots, u_n)$  表达

式为:

$$c(u_1, u_2, \dots, u_n) = \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-j} c_{i,i+j|j+1, \dots, i+j-1} \quad (4)$$

$$(F(u_i|u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}), F(u_{i+j}|u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}))$$

式(4)中条件分布的计算方式为:

$$\begin{cases} F(u_i|u_{i+1}) = \frac{\partial C_{i,i+1}(u_i, u_{i+1})}{\partial u_{i+1}} \\ F(u_i|u_1, \dots, u_{i-1}) = \partial C_{i,1|2, \dots, i-1}(F(u_i|u_2, \dots, u_{i-1}), \\ F(u_1|u_2, \dots, u_{i-1}))/\partial F(u_1|u_2, \dots, u_{i-1}) \end{cases} \quad (5)$$

## 2 场景 D 藤 Copula 模型

所述场景 D 藤 Copula 模型的核心思想是利用 FCM 聚类对多维变量进行场景划分, 然后分场景进行相关性建模, 以此提高建模精度, 现对 FCM 聚类简介如下:

### 2.1 FCM 聚类简介

FCM 聚类最早由 Dunn 提出<sup>[12]</sup>, 该聚类方法因流程简单和易于实现, 一经提出便被广泛应用于诸多领域。FCM 聚类算法的基本思路是将数据集  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^m$  分为  $c$  类 ( $\mathbf{R}^m$  是元素均为实数的  $p \times n$  矩阵),  $u_{ik}$  表示数据  $x_k$  对  $i$  类的隶属度, 其满足式(6)<sup>[13]</sup>:

$$\begin{cases} u_{ik} \in [0, 1], \forall i, k \\ 0 < \sum_k u_{ik} < n, \forall i \\ \sum_i u_{ik} = 1, \forall k \end{cases} \quad (6)$$

FCM 聚类通过最小化目标函数  $J_m(U, V)$  实现数据的聚类划分, 目标函数表达式为:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i) \quad (7)$$

式中,  $U=\{u_{ik}\}$  —— 隶属度矩阵;  $V$  ——  $c$  个聚类中心集合;  $x_k$  —— 第  $k$  维待分类数据;  $v_i$  —— 第  $i$  个聚类中心;  $u_{ik}$  —— 数据  $x_k$  对  $i$  类的隶属度;  $m$  —— 加权指数,  $m \in [1, +\infty)$ 。

通常令  $m=2$ <sup>[14]</sup>,  $d_{ik}^2(x_k, v_i)$  的计算方式为:

$$d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2 = (x_k - v_i)^T A(x_k - v_i) \quad (8)$$

FCM 聚类执行步骤为:

1) 初始化聚类中心  $V=\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ ;

2) 计算隶属度矩阵

$$u_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}(x_k, v_i)}{d_{jk}(x_k, v_j)} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}, \quad k=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

## 3)更新聚类中心

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

## 4)重复 2)、3)直至式(7)收敛。

## 2.2 基于改进 Xie-Beni 指标的最佳聚类数确定方法

传统 FCM 聚类的聚类数需要以经验值为指导,缺乏指导时只能采取试凑方式确定最佳聚类数,费时费力通用性差。由此本文利用文献[15]提出的改进 Xie-Beni 指标来确定 FCM 聚类的最佳聚类数,有效性指标  $V_{zwj}$  计算方式为:

$$V_{zwj} = \frac{\sum_{i=1}^c \left[ \frac{1}{n_i} \sum_{x_k \in v_i} (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i) \right]}{\frac{1}{c} \left[ \sum_{i=1}^c d^2(v_i, v_0) \right]} + \left[ 1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left( \max_{i=1}^c u_{ij} \right) \right] \quad (11)$$

式中,  $v_0 = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c v_i$ ;  $\sum_{i=1}^c \left[ \frac{1}{n_i} \sum_{x_k \in v_i} (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i) \right]$  ——类内总变差;  $\frac{1}{c} \left[ \sum_{i=1}^c d^2(v_i, v_0) \right]$  ——类间总变差;  $1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left( \max_{i=1}^c u_{ij} \right)$  ——划分结果是否分明,其值越小则划分结果越分明。

考虑聚类时类内总变差越小,类内数据相似性越大,类间总变差越大,类间的分离度越大,且各类内最大模糊值的均值越大,聚类结果越分明。所以对于 FCM 聚类的最佳聚类结果理论上对应改进 Xie-Beni 指标的最小值。

## 2.3 场景 D 藤 Copula 模型建模流程

场景 D 藤 Copula 模型首先利用改进 Xie-Beni 指标确定 FCM 聚类的最佳聚类数,再以此为指导将多维数据划分成若干场景,然后在此基础之上再进行相关性建模,具体步骤为:

步骤 1:利用改进 Xie-Beni 指标确定 FCM 聚类的最佳聚类数,并据此对多维随机变量进行聚类处理,将聚类结果按聚类中心由小到大顺序排列,由此所得聚类结果即为不同场景下的多维随机变量,完成多维随机变量的场景划分。

步骤 2:确定最优 Pair-Copula 函数的函数类型

及其对应参数:

1)假设原始数据的连接函数分别是 Gaussian-Copula、t-Copula、Clayton-Copula、Frank-Copula 及 Gumbel-Copula 函数,利用 Matlab 自带的 Copulafit 函数,分别按各 Copula 函数估计原始数据对应的参数;

2)利用 Matlab 自带 Meshgrid 函数建立网格,按照 1)中所得参数,在对应网格中利用 Copulacdf 函数分别求解各 Copula 函数对应的 CDF 函数值  $C_p$ ;

3)同 2)中网格,按式(12)统计原始数据对应的经验 Copula 函数 CDF 值<sup>[16]</sup>:

$$C_n(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[F(x_i) \leq u]} \times I_{[G(y_i) \leq v]} \quad (12)$$

式中,  $u, v \in [0, 1]$ ;  $(x_i, y_i)$  是变量  $(X, Y)$  的样本;  $I$  为 0 或 1, 当  $F(x_i) \leq u$  时,  $I_{[F(x_i) \leq u]} = 1$ , 其他情况  $I_{[F(x_i) \leq u]} = 0$ 。

4)以欧式距离为模拟精度评估准则,分别计算各 Copula 函数 CDF 值与原始数据经验 Copula 函数 CDF 值的欧式距离,欧式距离  $d_{Eu}$  最小值对应最优 Pair-Copula 函数,计算方式为:

$$d_{Eu}^2 = \sum_{i=1}^n \left| C_n(u_i, v_i) - C_p(u_i, v_i) \right|^2 \quad (13)$$

步骤 3:在步骤 2 获得的 Pair-Copula 函数及对应参数基础之上,按式(14)获取采样点<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} x_1 = w_1 \\ x_2 = F_{2|1}^{-1}(w_2 | x_1) \\ x_3 = F_{3|1,2}^{-1}(w_3 | x_1, x_2) \\ \vdots \\ x_n = F_{n|1,2,\dots,n-1}^{-1}(w_n | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $w_1, w_2, \dots, w_n$  ——  $[0, 1]$  上服从均匀分布的样本;  $F$  ——条件分布函数,  $F$  按式(5)所示方式进行求解,  $F^{-1}$  代表 CDF 的逆函数。

## 3 算例分析

本文以澳大利亚某地区 3 个相邻风电场的 8760 组数据为例对场景 D 藤 Copula 模型进行模型验证。本文将聚类数设置为 2~10, 所获 9 种聚类方案对应的改进 Xie-Beni 有效性指标结果如图 2 所示。

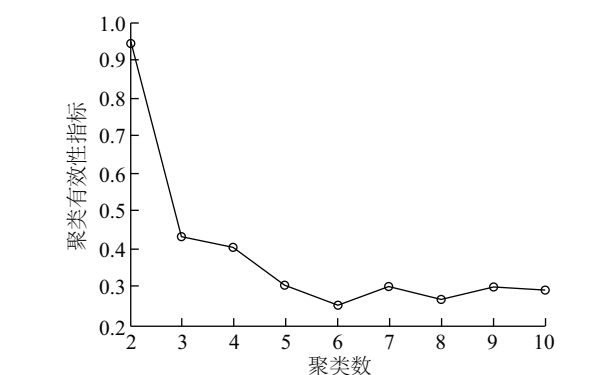


图2 不同聚类数所对应的聚类有效性指标  
Fig. 2 Result of index for different number of clusters

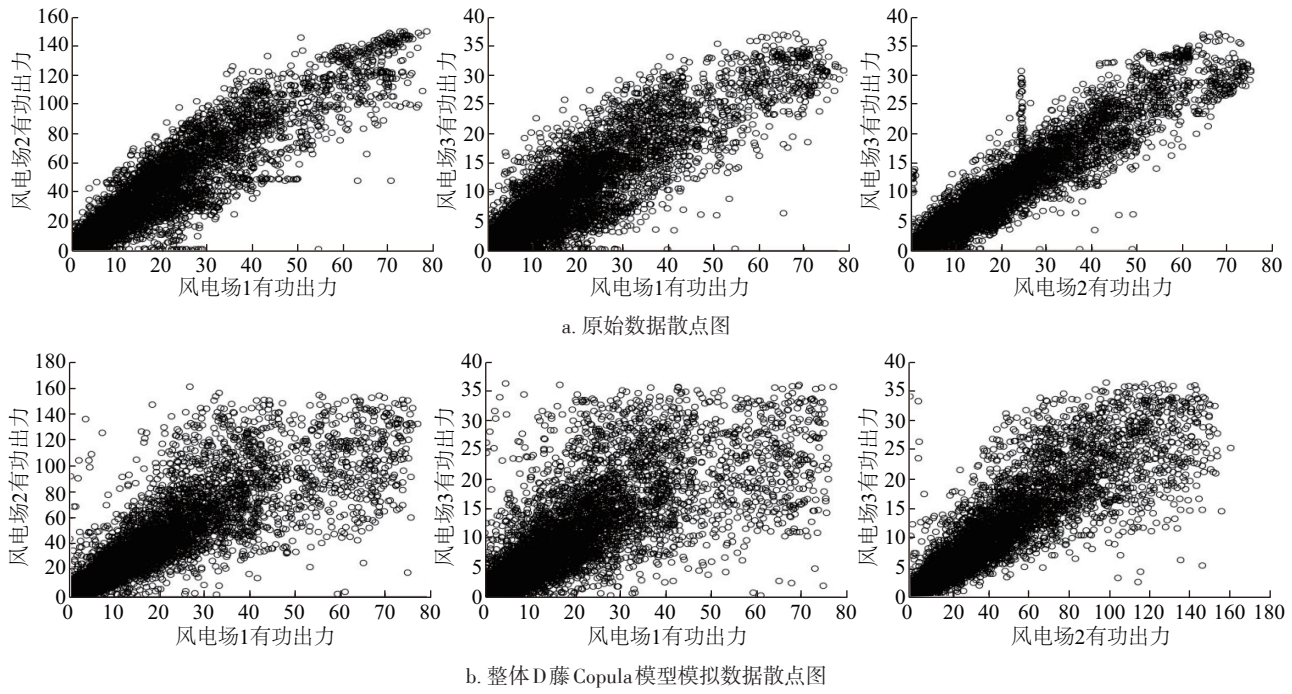
由图2可看出当聚类数为6时指标有最小值,说明此时聚类效果最好。以此为指导,利用FCM聚类将实测风电出力数据划分成6个场景,则各场景聚类中心如表1所示:

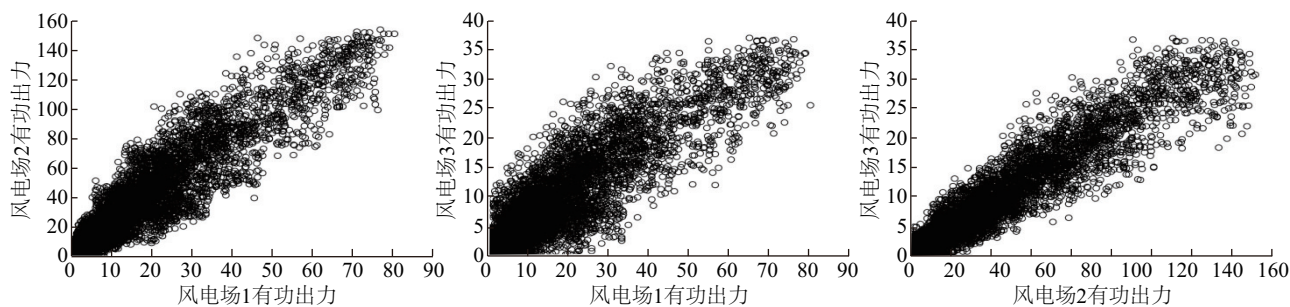
表1 各场景聚类中心	
Table 1 Clustering center of each scenario	
场景	聚类中心
1	[2.0803, 3.7791, 0.9610]
2	[8.8200, 17.4851, 4.5210]
3	[16.8367, 35.1186, 8.4754]
4	[25.5748, 58.199 9, 14.8395]
5	[39.3265, 88.0218, 21.2420]
6	[62.3149, 124.5838, 29.3114]

在得到相应场景划分方案后,以欧式距离为准则确定各场景下风电出力数据两两之间的最优Pair-Copula 函数类型及对应参数,结果如表2所示。

表2 各场景对应最优Copula函数及最优参数		
Table 2 Optimal Copula and parameter of each scenario		
场景	最优Copula函数	对应最优参数
1	[Frank Frank]	[5.4227 6.0906] [-1.0067]
2	[Frank Frank] [t]	[2.3081 3.1566] [(-0.202 8,5.7078)]
3	[Frank Frank] [t]	[0.9462 2.9332] [(-0.222 7,12.3797)]
4	[Frank Frank] [Gumbel]	[0.9963 2.2976] [1.1609]
5	[Frank Gumbel] [Gumbel]	[1.6299 1.3649] [1.0610]
6	[Gumbel Clan ton] [Frank]	[1.3917 0.1351] [1.9632]

实际历史数据及各模拟样本的散点图对比情况如图3所示。从图3a中可看出,算例中的3个风电场彼此之间表现出正相关关系;对比图3a和图3b可以发现,整体D藤Copula模型模拟数据的散点图上尾部分与历史数据差异已经较为明显,说明采用整体D藤Copula模型仅能描述局部相关





c. 场景D藤Copula模型模拟数据散点图

图3 原始数据及模拟数据散点图

Fig. 3 Scatter plot of original data and simulated data

性。对比图 3a 和图 3c 可看出,场景 D 藤 Copula 模型模拟数据的散点图整体轮廓明显与历史数据轮廓更为相似,说明所述场景 D 藤 Copula 模型具有更好的相关性分析效果。

为进一步验证所述模型,本文分别以文献[18]所述 CvM 指标,文献[19]所述的风电场有功出力数字特征  $S$  的相对误差  $\delta_m$  为评判相关性模型优劣准则,对本场景 D 藤 Copula 模型和整体 D 藤 Copula 模型进行评估。CvM 距离  $d_{CvM}$  计算方式为:

$$d_{CvM} = \int_{[0,1]^d} (C_n(u) - C_p(u))^2 dC_p(u) \quad (15)$$

式中,  $d$  ——变量维度;  $C_n$  ——原始数据的经验 Copula 函数的 CDF;  $C_p$  ——模拟数据 Copula 函数的 CDF;

风电场有功出力数字特征  $S$  的相对误差  $\delta_m$  计算方式为:

$$\delta_m = \left| \frac{S_m - S_r}{S_r} \right| \times 100\% \quad (16)$$

式中,  $S_m$  ——模拟数据的统计特征;  $S_r$  ——原始数据的统计特征。

为保证计算结果的可靠性,算例在相同的采样规模下分别按场景 D 藤 Copula 模型和整体 D 藤 Copula 模型模拟原始数据 30 次,所得平均结果如表 3 所示。

表3 各模型对应评估结果

Table 3 Assessment results of each model

模型	CvM 距离	相对误差 $\delta_m/\%$			
		期望值	标准差	偏度系数	峰度系数
整体 D 藤 Copula	0.2955	2.4110	2.4940	7.1676	10.3296
场景 D 藤 Copula	0.0925	0.2372	0.3306	0.1461	0.6874

由表 3 可知相较于整体 D 藤 Copula 模型,所述模型具有更小的相对误差和 CvM 距离,进一步证明了场景 D 藤 Copula 模型可更精确分析多风电场之间的相关性。

## 4 结 论

针对现有相关性模型在分析多维风电出力相关性时精度不足的缺点,本文提出先利用改进 Xie-Beni 指标确定 FCM 聚类的最佳聚类数,在此基础上再对数据划分场景,然后分别对各场景按 D 藤结构结合 Copula 函数进行相关性分析,由此细致刻画多维风电出力数据的相关性,提高最终相关性建模结果的精度。算例结果表明相较于整体 D 藤 Copula 模型,场景 D 藤 Copula 模型所获模拟数据的散点图整体轮廓与历史数据更为相似,且模拟数据具有更小的 CvM 距离和相对误差,说明本文所述场景 D 藤 Copula 模型可实现对原始数据相关性的精确描述,且相关性建模结果更为可靠。

## [参考文献]

- [1] 孙元章, 吴 俊, 李国杰. 风力发电对电力系统的影响[J]. 电网技术, 2007, 31(20): 55—62.
- [1] Sun Yuanzhang, Wu Jun, Li Guojie. Influence research of wind power generation on power system [J]. Power System Technology, 2007, 31(20): 55—62.
- [2] 陈 雁, 文劲宇, 程时杰. 考虑输入变量相关性的概率潮流计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(22): 80—87.
- [2] Chen Yan, Wen Jinyu, Chen Shijie. Probabilistic load flow analysis considering dependences among input random variables [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(22): 80—87.

- [3] 薛禹胜, 雷 兴, 薛 峰, 等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29): 5029—5040.
- [3] Xue Yusheng, Lei Xing, Xue Feng, et al. A review of wind power uncertainties on power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029—5040.
- [4] 范荣奇, 陈金富, 段献忠, 等. 风速相关性对概率潮流计算的影响分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(4): 18—22.
- [4] Fan Rongqi, Chen Jinfu, Duan Xianzhong, et al. Evaluation and application of wind power integration capacity in power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(4): 18—22.
- [5] 梁立龙, 白雪峰. 计及风速相关性的含风电电力系统暂态稳定分析[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3228—3232.
- [5] Liang Lilong, Bai Xuefeng. Transient stability analysis of power system considering wind speed correlation [J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3228—3232.
- [6] 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.
- [6] Xu Yuqin, Wang Lili, Zhang Long. Modeling multiple wind speed dependency structure by vine-Copula in wind farm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(5): 62—66.
- [7] 季 峰, 蔡兴国, 王 俊. 基于混合Copula函数的风电功率相关性分析[J]. 电力系统自动化, 2014, (2): 1—5, 32.
- [7] Ji Feng, Cai Xingguo, Wang Jun. Wind power correlation analysis based on hybrid copula [J]. Automation of Electric Power System, 2014, (2): 1—5, 32.
- [8] 吴 巍, 汪可友, 李国杰, 等. 基于Pair Copula的多维风电功率相关性分析及建模[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(16): 38—42.
- [8] Wu Wei, Wang Keyou, Li Guojie, et al. Correlation analysis and modeling of multiple wind power based on pair copula[J]. Automation of Electric Power System, 2015, 39(16): 38—42.
- [9] Kim Daeyoung, Kim Jong-Min, Liao Shu-Min, et al. Mixture of D-vine copulas for modeling dependence[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2013, 64(4): 1—19.
- [10] Sklar M. Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges[M]. Paris: l'Institut de Statistique de L'Université de Paris, 1959, 8: 299—231.
- [11] 杜子平, 汪寅生, 张 丽. 股票资产组合VaR研究—基于混合D藤Copula模型[J]. 技术经济与管理研究, 2013, (12): 82—86.
- [11] Du Ziping, Wang Yansheng, Zh Li. Analysis of stock portfolio VaR based on mixed D-vines Copula model[J]. Technoeconomics & Management Research, 2013, (12): 82—86.
- [12] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. Journal of Cybernetics, 1973, 3(3): 32—57.
- [13] 林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 快速模糊C均值聚类彩色图像分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(2): 159—163.
- [13] Lin Kaiyan, Xu Lihe, Wu Junhui. A fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(2): 159—163.
- [14] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy systems, 1995, 3(3): 370—379.
- [15] 朱文婕, 吴 楠, 胡学钢, 等. 一个改进的模糊聚类有效性指标[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(5): 206—209.
- [15] Zhu Wenjie, Wu Nan, Hu Xuegang, et al. Improved cluster validity index for fuzzy clustering[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(5): 206—209.
- [16] 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.
- [16] Li Jinghua, Wen Jingyu, Duan 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.
- [17] 吴 巍, 汪可友, 韩 蓓, 等. 基于Pair Copula的随机潮流三点估计法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(9): 121—128.
- [17] Wu Wei, Wang Keyou, Han Bei, et al. Pair copula based three-point estimate method for probabilistic load flow calculation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(9): 121—128.
- [18] Zhao Jianxin, Xu Xingzhong. Non-unbiasedness of delta-corrected Cramér-von Mises test[J]. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics, 2012, 28(2): 161—171.

- [19] 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.
- Scenario probabilistic load flow calculation considering wind farms correlation [J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2154—2159.
- [19] Xiong Qiang, Chen Weirong, Zhang Xuexia, et al.

## CORRELATION MODELING OF POWER OUTPUT AMONG MULTIPLE WIND FARMS BASED ON SCENARIO D VINE COPULA METHOD

Qiu Yibin<sup>1</sup>, Li Shihan<sup>1</sup>, Liu Lu<sup>1</sup>, Wang Yong<sup>2</sup>, Li Qi<sup>1</sup>, Chen Weirong<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Luzhou Power Supply Company, State Grid Sichuan Electric Power Company, Luzhou 646000, China)

**Abstract:** It is of great significance to establish accurately correlation model of multiple wind power output for evaluating wind power system. Focusing on the shortcoming of low precision of current correlation model of multiple wind power, a new scenario D-vine copula method is proposed, which combines the fuzzy *C*-means clustering, copulas function and D vine structure. The model can more accurately analyze the correlations between multiple wind power output. For validating the fitting accuracy and effectiveness of scenario D vine copula method, the model is verified by the measured output of a three adjacent wind farms in Australia is regarded as samples. The numerical results show the superiority of the proposed method.

**Keywords:** wind energy; dependence; D-vine structure; Copula function