

DOI: 10.7667/PSPC180214

## 基于云理论的风电场群长期出力区间预测

陈好杰<sup>1</sup>, 程浩忠<sup>2</sup>, 徐国栋<sup>2</sup>, 马则良<sup>3</sup>, 傅业盛<sup>3</sup>

(1. 上海电力学院, 上海 200093; 2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海 200240;  
3. 国家电网公司华东分部, 上海 200002)

**摘要:** 风电的不确定性给风电集群式开发和并网带来极大挑战, 风电功率的点预测已很难满足电网长期灵活规划的实际需求。针对风电场群的长期风电功率区间预测问题, 提出了一种基于云理论的 D 藤 Pair Copula-GARCH-t 模型, 用于预测风电场群的出力区间。GARCH-t 模型较为准确地反映了预测误差的尖峰厚尾特性, 提高了风电功率预测的精度。D 藤 Pair Copula 模型有效地描述了风电场群之间出力的相关性。以期望、熵和超熵为数字特征的云模型预测出的风电功率区间, 不仅能反映风电的随机性和模糊性, 也能合理地描述两者之间的关联性, 为规划人员作长期风电并网规划提供参考。

**关键词:** 区间预测; GARCH-t 模型; D 藤 Pair Copula 模型; 云理论

### Interval prediction for long-term wind power of wind farm clusters based on cloud theory

CHEN Haojie<sup>1</sup>, CHENG Haozhong<sup>2</sup>, XU Guodong<sup>2</sup>, MA Zeliang<sup>3</sup>, FU Yesheng<sup>3</sup>

(1. Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200093, China; 2. Key Laboratory of Power Transmission and Conversion (Shanghai Jiao Tong University), Ministry of Education, Shanghai 200240, China;  
3. East China Branch of State Grid Corporation of China, Shanghai 200002, China)

**Abstract:** The uncertainty of wind power poses great challenges to the cluster development and grid connection of wind power. The point prediction of wind power is difficult to meet the actual need of flexible planning of the power network. Regarding to the problem of interval prediction for long-term wind power of wind farms clusters, the D-vine Pair Copula-GARCH-t model based on cloud theory is proposed to predict the output range of wind farms. The GARCH-t model can accurately reflect the leptokurtic characteristics of prediction errors and thus improve the precision of wind power prediction. Meanwhile, the D-vine Pair Copula model effectively describes the correlation between the wind power of wind farm clusters. Based on such cloud model with the digital characteristics of expectation, entropy and hyper entropy, the interval wind power can not only reflect the randomness and fuzziness, but also describe reasonably the relationship between them. The interval prediction for wind power could provide a reference for planner to do the long-term planning of wind farms.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51337005).

**Key words:** interval prediction; GARCH-t model; D vine Pair Copula model; cloud theory

## 0 引言

大力发展风电、太阳能等可再生能源是中国乃至全球应对能源安全、环境污染的重要举措<sup>[1-2]</sup>。目前, 风电是开发最为成熟、装机容量最大的可再生能源, 截至 2017 年底, 我国累计风电并网容量约为 164 GW, 位居世界第一。依据《可再生能源发展“十

三五”规划》<sup>[3]</sup>, 我国将继续大力发展风电等可再生能源。但由于风电集群出力具有相关性、随机性、波动性等特点, 风电场群的开发及并网将给电力系统的电力预测、安全运行、灵活规划带来极大的挑战<sup>[4-5]</sup>。超短期、短期、中期风功率预测仅适用于电网实时调度、发电计划、机组检修计划, 对于长期电网规划来说, 规划年的风电出力特性曲线必不可少, 因此如何获得较为准确的风电场集群长期出力具有重要的研究意义。

基金项目: 国家自然科学基金重点项目资助(51337005)

目前, 已有很多风电出力预测的方法和模型被提出, 并应用于实际系统中。文献[6]从不同的时间尺度、空间尺度、预测对象、预测模型以及预测形式等方面对风电功率预测进行了划分和总结, 并对风电功率的预测模型、预测系统及预测效果的评价指标进行了详细的阐述。

由于传统风电功率的点预测<sup>[7-10]</sup>方法已不能满足电网规划、安全运行的实际需求, 许多学者开始采用区间预测方法来对风电出力进行分析。文献[11]对原始序列分解、重组, 利用蝙蝠算法-相关向量机算法对各分量建模, 叠加求和得到某一置信水平下风电功率预测区间; 文献[12]基于经验条件 Copula 函数通过随机变量  $X$  域和分布函数  $F$  域的变换, 进而求出给定置信度水平下的区间上、下限; 文献[13]利用粒子群算法对核极限学习机模型进行优化, 提高了风电区间预测的精度和速度。以上区间预测的方法所得结果皆是基于某一置信度下传统置信区间, 并未考虑风电出力的随机性和模糊性之间的关联, 可能会遗漏部分风电出力信息, 使其预测误差增大, 本文引入云理论对该问题进行分析。

另外, 由于风电集群的不断出现, 且大多相邻风电场群处于同一风带, 使不同的风电场群出力具有显著空间相关性<sup>[14]</sup>。Pair Copula 模型较好地解决了风电出力相关性的问题, 该模型有 C 藤、D 藤和 R 藤 3 种<sup>[15]</sup>。C 藤模型具有星形结构, 适用于某个风电场群与其他风电场群之间相关性强, 而其他风电场群之间相关性弱的情况; D 藤模型具有平行结构, 风电场群两两之间相关性比较接近时有较好的精度; R 藤模型没有固定结构, 分析高维风电场群时非常复杂且精度不能保证。目前许多学者主要利用 C 藤 Pair Copula 模型<sup>[16-18]</sup>分析风电出力的相关性。考虑到实际有些风电场群地理位置处于同一风速带, 两两之间的相关程度比较接近, 本文采用 D 藤 Pair Copula 模型分析风电出力的相关性。

针对上述问题, 本文建立基于云理论的 D 藤 Pair Copula-GARCH-t 模型, 对风电场群出力区间进行预测。首先通过 GARCH-t 模型预测出单一风电场群出力的边缘分布函数; 然后利用 D 藤 Pair Copula 模型计算出不同风电场群之间出力的联合概率密度函数; 最后通过云模型<sup>[19]</sup>计算出风电功率的期望、熵和超熵, 并以这 3 个数字特征形成区间来表征风电出力的定性概念。通过 2013 年我国某地区风电基地的历史风电出力数据对所建立模型的预测结果进行验证和分析, 并对该地区 2020 年风电场群的出力区间进行预测。

## 1 考虑相关性的风电集群出力模型

### 1.1 单一风电场群出力模型

考虑到风电出力序列具有时序性、波动性、异方差性以及预测误差具有尖峰厚尾特性<sup>[20]</sup>等, 本文在常用 GARCH-N 预测模型<sup>[21]</sup>基础上进行改进, 建立 GARCH-t 模型来对风电出力进行预测分析。

$$x_t = f(\Omega_{t-1}) + e_t, t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

$$e_t = \varepsilon_t \sigma_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{k=1}^q \alpha_k e_{t-k}^2 + \sum_{l=1}^p \beta_l \sigma_{t-l}^2 \quad (3)$$

$$\varepsilon_t \sim t_d \quad (4)$$

其中: 式(1)为均值方程; 式(2)和(3)为波动方程。 $\{x_t\}$  为风电出力时间序列;  $\Omega_{t-1}$  为  $t-1$  期所有已知风电场出力信息;  $f(\Omega_{t-1})$  为时间序列均值项, 下文将统一用  $\omega_t$  替代; 残差  $\{e_t\}$  是反映序列  $\{x_t\}$  的波动性; 式(3)中  $\alpha_k (k = 0, 1, \dots, q)$  和  $\beta_l (l = 1, 2, \dots, p)$  为模型参数; 由于风功率预测误差序列呈现明显的尖峰厚尾特性, 故令序列  $\{\varepsilon_t\}$  为自由度是  $d$  的 t 分布。该模型常记作 GARCH-t( $p, q$ ) 模型。

依据极大似然估计法, 结合样本  $\{x_1, x_2, \dots, x_{t-1}\}$  估计出 GARCH-t( $p, q$ ) 模型的参数, 然后将风电出力序列在  $t$  时刻分布函数  $F(x_t | \Omega_{t-1})$  表示为  $P(X_t \leq x | \Omega_{t-1})$ , 由式(1)~式(4)可以推导出单一风电场群出力的分布函数, 如式(5)所示。

$$F(x_t | \Omega_{t-1}) = P(X_t \leq x | \Omega_{t-1}) =$$

$$P \left( \varepsilon_t \leq \frac{x - \omega_t}{\sqrt{\alpha_0 + \sum_{k=1}^q \alpha_k e_{t-k}^2 + \sum_{l=1}^p \beta_l \sigma_{t-l}^2}} \mid \Omega_{t-1} \right) = \quad (5)$$

$$t_d \left( \frac{x - \omega_t}{\sqrt{\alpha_0 + \sum_{k=1}^q \alpha_k e_{t-k}^2 + \sum_{l=1}^p \beta_l \sigma_{t-l}^2}} \right)$$

### 1.2 多维风电场群出力模型

风电集群式接入输电网是目前我国风电开发的主要方向<sup>[22]</sup>。结合实际风电场群的地理位置状况, 本文引入 D 藤 Pair Copula 模型来研究风电集群出力之间的相关性。

依据 Sklar 定理可知, 多元联合分布函数  $F(\bullet)$  可以由边缘分布函数  $F_i(x_i) (i = 1, 2, \dots, n)$  和 Copula 函

数  $C(\bullet)$  表示, 如式(6)所示。

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \quad (6)$$

对式(6)两边求偏导可得到联合概率密度函数。

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = c(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \prod_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (7)$$

式中,  $f(\bullet)$ 、 $c(\bullet)$ 、 $f_i$  分别为  $F(\bullet)$ 、 $C(\bullet)$ 、 $F_i$  的密度函数, 令  $u_i = F_i(x_i)$ , 则  $c(\bullet)$  可表示为

$$c(u_1, u_2, \dots, u_n) = \frac{\partial^n C(u_1, u_2, \dots, u_n)}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_n} \quad (8)$$

D藤Pair Copula模型的原理是将多元变量分解成多组不同的二元变量, 然后分别描述各组二元变量之间的Copula相关关系, 最后获得所有变量间的相依结构<sup>[15]</sup>。常用的二元Copula函数有正态Copula、t-Copula和阿基米德Copula函数<sup>[23]</sup>。为了给每一对Pair Copula选出合适的Copula函数, 在此通过比较其与经验Copula函数的欧氏距离<sup>[16]</sup>, 检验各Copula函数对样本数据的拟合效果, 欧氏距离越小, 则拟合的效果越好。

D藤结构的分解规则, 如图1所示。

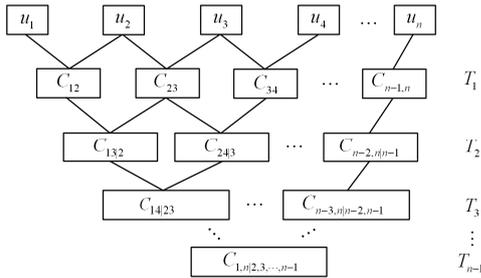


图1 D藤Pair Copula结构图

Fig. 1 Structure diagram of D vine Pair Copula

图1中,  $u_i (i=1,2,\dots,n)$  是由1.1节建立的GARCH-t模型所求出的各风电场群出力的边缘分布函数;  $T_1$ 层  $C_{i,i+1}$  代表  $C_{i,i+1}(u_i, u_{i+1}) (i=1,2,\dots,n-1)$ ; 其余层中的  $C_{i,i+j|i+1,\dots,i+j-1}$  代表  $C_{i,i+j|i+1,\dots,i+j-1}(F(u_i | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}), F(u_{i+j} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1})) (i=1,2,\dots,n-j; j=3,4,\dots,n-1)$ 。依据D藤逻辑结构特点, 可将  $n$  维D藤Pair Copula联合概率密度函数表示为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j=1}^{n-1} \prod_{i=1}^{n-j} c_{i,i+j|i+1,\dots,i+j-1}(F(u_i | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}), F(u_{i+j} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1})) \cdot \prod_{k=1}^n f(x_k) \quad (9)$$

式(9)中  $F(\bullet)$  有以下性质。

$$\begin{cases} F(u_i | u_{i+1}) = \frac{\partial C_{i,i+1}(F(u_i), F(u_{i+1}))}{\partial F(u_{i+1})} \\ F(u_{i+1} | u_i) = \frac{\partial C_{i,i+1}(F(u_i), F(u_{i+1}))}{\partial F(u_i)} \end{cases} \quad (10)$$

$i=1,2,\dots,n-1$

$$\begin{cases} F(u_i | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}) = \frac{1}{\partial F(u_{i+j-1} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-2})} \cdot \\ \quad \partial C_{i,i+j-1|i+1,\dots,i+j-2}(F(u_i | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-2}), \\ \quad F(u_{i+j-1} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-2})) \\ F(u_{i+j} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1}) = \frac{1}{\partial F(u_{i+1} | u_{i+2}, \dots, u_{i+j-1})} \cdot \\ \quad \partial C_{i+1,i+j|i+2,\dots,i+j-1}(F(u_{i+1} | u_{i+2}, \dots, u_{i+j-1}), \\ \quad F(u_{i+j} | u_{i+2}, \dots, u_{i+j-1})) \end{cases} \quad (11)$$

$i=1,2,\dots,n-j; j=3,4,\dots,n-1$

D藤Pair Copula模型构建步骤如下。

1) 读入各风电场群的历史数据, 结合1.1节求出边缘分布函数  $F_i(x_i)$ , 将其作为样本  $U$ 。

2) 基于欧氏距离检验法, 依次求出适合每一对Pair Copula模块的Copula函数  $C_{i,i+1}$ , 利用极大似然估计法得到相应参数, 然后结合式(10)依次求出条件分布  $F(u_i | u_{i+1})$ 、 $F(u_{i+1} | u_i)$ , 并将其作为新样本。

3) 与2)类似, 依次求出最适合的  $C_{i,i+j|i+1,\dots,i+j-1}$ , 然后结合式(11)依次求出条件分布  $F(u_i | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1})$ 、 $F(u_{i+j} | u_{i+1}, \dots, u_{i+j-1})$ , 将其作为新的样本。

4) 重复3), 直至求出最后一层最合适的Copula函数  $C_{1,n|2,3,\dots,n-1}$ , 完成建模。

结合式(8)和式(9), 可得到多维风电场群出力的联合概率密度  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。

## 2 云模型

云模型是由我国学者李德毅教授基于概率统计理论和模糊数学理论所建立, 是实现某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型<sup>[19]</sup>。

由定义可知, 设  $Q$  是用精确数值表示的定量论域,  $W$  是  $Q$  上的定性概念, 其常用期望  $Ex$ 、熵  $En$  和超熵  $He$  来整体表征,  $R_N(\mu, \sigma)$  表示正态随机变量  $X$  (即  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ) 的一次正态随机实现。若  $x_r$  是概念  $W$  的第  $r$  次正态随机实现, 且满足

$$\begin{cases} y_r = R_N(En, He) \\ x_r = R_N(Ex, y_r) \end{cases} \quad (12)$$

则  $x_r$  被称为正态云的一个云滴,  $x_r$  对  $W$  的确定度  $\mu_r \in [0,1]$  是具有稳定倾向的随机数, 且  $\mu_r$  满足

$$\mu_r = \exp\left(-\frac{(x_r - Ex)^2}{2y_r^2}\right) \quad (13)$$

确定度  $\mu_r$  指云滴  $x_r$  代表该定性概念的程度, 云滴出现的概率越大, 其确定度也越大。本文用多维风电场群同时出力的概率  $f_r$  来对确定度  $\mu_r$  进行修正, 如式(14)所示。

$$\mu'_r = f_r \quad (14)$$

云模型主要由许多云滴构成, 常用  $Ex$ 、 $En$  和  $He$  来整体表征每个云滴的定性概念, 这3个数字特征准确地描述了定性概念中的模糊性、随机性以及两者间的关联性, 如图2所示。

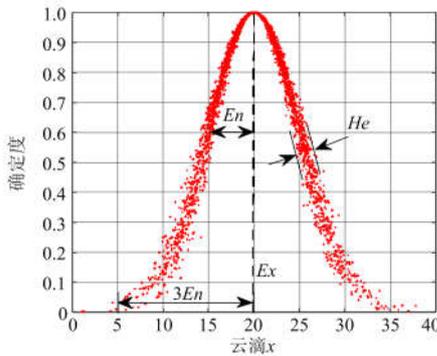


图2 正态云概念(20,5,0.4)的云图

Fig. 2 Diagram of the normal cloud concept (20,5,0.4)

由图2可以看出: 数域空间中正态云具有“ $3En$  规则”, 即云滴主要集中在  $[Ex - 3En, Ex + 3En]$  区间。为了更精确地描述风电出力的随机性、模糊性及它们之间的关联性, 利用超熵  $He$  将其扩展到  $[Ex - 3En - He, Ex + 3En + He]$  区间, 使其尽可能覆盖所有云滴。该区间不仅有传统区间的性质, 同时也反映预测值在理想值附近概率性浮动的情况。

云发生器是云模型中最重要的算法, 本文将预测得到的风电集群出力的定量数值, 通过逆向云发生器转换成由3个数字特征表示的定性概念, 即以  $[Ex - 3En - He, Ex + 3En + He]$  区间来表示风电场群的出力。逆向云发生器如图3所示。

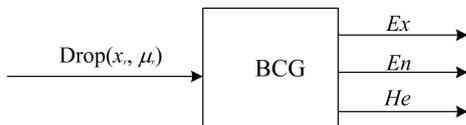


图3 逆向云发生器

Fig. 3 Backward cloud generator

具体生成步骤如下:

1) 由D藤Pair Copula-GARCH-t模型得到联合概率密度函数的最大概率值所对应的风电场群的出力值, 将其赋值于期望  $Ex$ , 由概率  $f_r$  和式(14)可得确定度  $\mu'_r$ ;

2) 根据风电场群出力样本数据, 计算风电场群出力的熵, 即  $y'_r = \sqrt{\frac{(x_r - Ex)^2}{-2 \ln \mu'_r}}$ ,  $En = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n y'_r$ ;

3) 计算风电场出力超熵  $He = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^n (y'_r - En)^2}{n-1}}$ 。

进而可以得到各维风电场群出力区间  $[Ex - 3En - He, Ex + 3En + He]$ 。

### 3 算例分析

风电年出力特性曲线是电网长期规划的基础, 本文以我国某地区风电基地为例, 对风电场群出力区间进行预测。该风电基地由3个大型风电场群组成, 根据3个风电场群的实际地理位置依次将其编号为风电场群1、风电场群2和风电场群3。

算例分析由两部分构成: 1) 以2013年历史数据检验所建立的基于云理论的D藤Pair Copula GARCH-t模型的有效性; 2) 根据所建立的模型预测2020年该地区风电场群的风电功率区间。

#### 3.1 模型验证

首先, 通过建立GARCH-t(1,1)模型对3个风电场群分别进行风电功率预测, 并根据该风电基地2013年风电场群实际数据验证模型的准确性。同时给出GARCH-N(1,1)模型预测结果, 从我国常用风电功率预测考核指标<sup>[6]</sup>中选取平均相对误差MRE和均方根误差RMSE作为评判指标, 计算这两个指标并对比分析GARCH-t模型在风功率预测方面的优势。

根据历史统计数据, 将风功率进行归一化处理, 结合式(1)一式(5)可以得到2013年3个风电场群的出力曲线, 通过与历史数据拟合出来的出力曲线对比, 分析所建立模型的准确性。由于篇幅限制, 仅给出风电场群1的风电出力曲线, 如图4和图5所示。

由图4和图5可以看出: GARCH-t模型的预测结果与实际数据的拟合效果要优于GARCH-N模型。

根据风电场群1、2、3的风电出力预测结果与实际数据对比可以计算出其平均相对误差MRE和均方根误差RMSE, 如表1和表2所示。

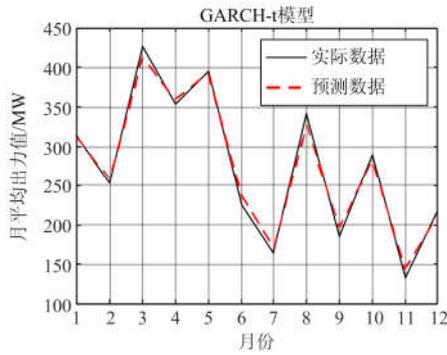


图 4 基于GARCH-t模型预测的出力曲线

Fig. 4 Output curve predicted by GARCH-t model

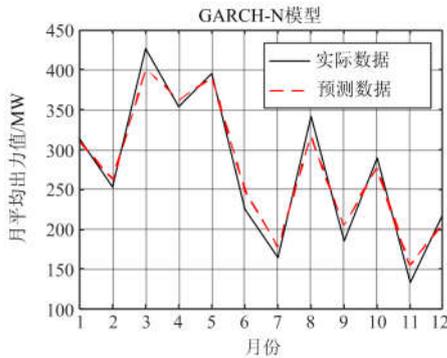


图 5 基于GARCH-N模型预测的出力曲线

Fig. 5 Output curve predicted by GARCH-N model

表 1 基于不同模型预测的风电出力平均相对误差

Table 1 MRE of wind power by different prediction models

预测模型	风电场群 1	风电场群 2	风电场群 3
	MRE	MRE	MRE
GARCH-t	0.046	0.041	0.036
GARCH-N	0.071	0.064	0.055

表 2 基于不同模型预测的风电出力均方根误差

Table 2 RMSE of wind power by different prediction models

预测模型	风电场群 1	风电场群 2	风电场群 3
	RMSE	RMSE	RMSE
GARCH-t	0.060	0.049	0.043
GARCH-N	0.094	0.076	0.067

由表 1 和表 2 看出: GARCH-t 模型的 MRE 和 SRME 比 GARCH-N 模型的小,因此 GARCH-t 模型更适合用来预测该风电基地的风电出力。

然后,综合由 GARCH-t 模型得到的风电场群边缘概率分布函数  $F(x_i)$ ,依据 D 藤 Pair Copula 模型的分解规则,结合文献[23]中 5 种常用 Copula 函数,利用极大似然估计法估算出风电场群 1、2,以及风电场群 2、3 之间风电出力的 Copula 函数的参

数,如表 3 所示。

表 3 Copula 函数参数的计算结果

Table 3 Results of Copula function parameter

Copula 函数	正态 Copula	t Copula	Gumbel Copula	Clayton Copula	Frank Copula
$\rho_{1,2}$	0.825	0.914	3.621	3.038	9.958
$\rho_{2,3}$	0.846	0.935	3.579	4.467	11.482

根据文献[16]分别计算风电场群 1、2 及风电场群 2、3 之间风电出力的经验 Copula 函数与 5 种 Copula 函数在样本点的欧氏距离  $d^2$ ,如表 4 所示。

表 4 经验 Copula 函数与 5 种 Copula 函数的欧氏距离

Table 4 Euclidean distance between empirical Copula and five kinds of Copula function

Copula 函数	正态 Copula	t Copula	Gumbel Copula	Clayton Copula	Frank Copula
$d^2_{1,2}$	0.271	0.263	2.658	1.584	12.342
$d^2_{2,3}$	0.274	0.285	3.027	1.981	13.627

由表 4 可以看出:对风电场群 1、2 的风电出力  $F_1(x)$ 、 $F_2(x)$  来说,t-Copula 函数欧氏距离最小,因此选择 t-Copula 函数来描述风电场群 1、2 之间风电出力的相关性;对风电场群 2、3 的风电出力  $F_2(x)$ 、 $F_3(x)$  来说,正态 Copula 函数欧氏距离最小,因此选择正态 Copula 函数来描述风电场群 2、3 之间风电出力的相关性。最优的两个 Copula 的密度函数如图 6 和图 7 所示。

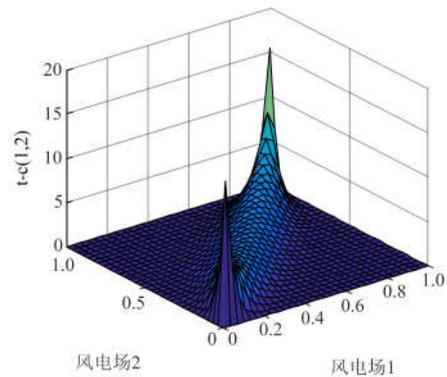


图 6  $F_1(x)$  和  $F_2(x)$  之间的 Copula 密度函数

Fig. 6 Copula density function between  $F_1(x)$  and  $F_2(x)$

依照上述求出的 Copula 函数,结合式(11)依次求出条件分布函数  $F(u_1|u_2)$ 、 $F(u_3|u_2)$ ,然后利用同样的方法估算出分布函数  $F(u_1|u_2)$  和  $F(u_3|u_2)$  之间的 Copula 函数的参数,如表 5 所示。

根据文献[16]分别计算出分布函数  $F(u_1|u_2)$  和  $F(u_3|u_2)$  的经验 Copula 函数和以上 5 种 Copula 函数

在样本点的欧氏距离  $d^2$ , 如表6所示。

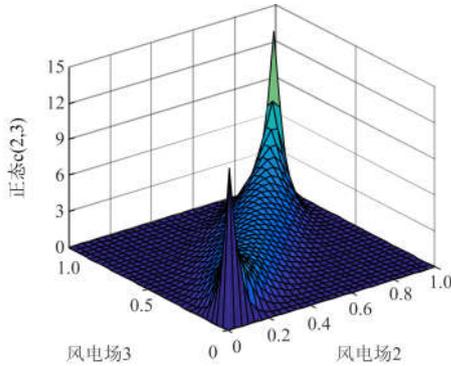


图 7  $F_2(x)$  和  $F_3(x)$  之间的Copula密度函数

Fig. 7 Copula density function between  $F_2(x)$  and  $F_3(x)$

表 5 Copula 函数参数的计算结果

Table 5 Results of Copula function parameter

Copula 函数	正态 Copula	t- Copula	Gumbel Copula	Clayton Copula	Frank Copula
$\rho_{1,32}$	0.576	0.764	2.238	1.619	5.121

表 6 经验 Copula 函数与 5 种 Copula 函数的欧氏距离

Table 6 Euclidean distance between empirical Copula and five kinds of Copula function

Copula 函数	正态 Copula	t- Copula	Gumbel Copula	Clayton Copula	Frank Copula
$d_{1,32}^2$	0.375	0.362	4.358	2.839	15.325

由表 6 可以看出: 对风电出力的  $F(u_1 | u_2)$  和  $F(u_3 | u_2)$  来说, t-Copula 函数欧氏距离最小, 因此选择 t-Copula 函数来描述  $F(u_1 | u_2)$  和  $F(u_3 | u_2)$  之间的相关性。所选 t-Copula 的密度函数如图 8 所示。

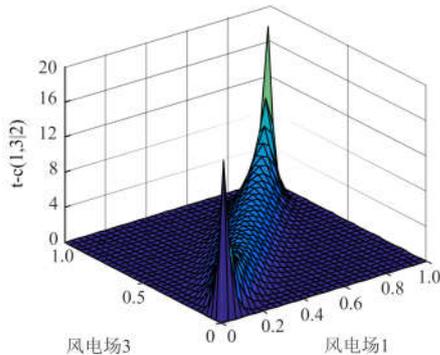


图 8  $F(u_1 | u_2)$  和  $F(u_3 | u_2)$  之间的Copula密度函数

Fig. 8 Copula density function between  $F(u_1 | u_2)$  and  $F(u_3 | u_2)$

基于  $c(u_1, u_2)$ 、 $c(u_2, u_3)$  和  $c(u_1, u_3 | u_2)$ , 结合式(9)可计算出 3 个风电场群出力的联合概率密度  $f(x_1, x_2, x_3)$ 。根据 GARCH-t 模型预测的 3 个风电

场群的月平均出力值, 计算出 3 个风电场群出力的概率, 结果如表 7 所示。

表 7 风电场群出力的概率

Table 7 Probability of wind power of wind farm clusters

风电场群 1 出力/MW	风电场群 2 出力/MW	风电场群 3 出力/MW	概率
311.705	1 530.483	989.025	0.013 52
258.12	1 150.642	864.725	0.011 23
413.465	2 191.414	1 319.025	0.195 47
359.421	1 758.508	984.705	0.012 17
392.803	2 096.003	1 379.567	0.420 62
238.262	1 604.174	992.375	0.012 26
170.126	835.167	763.007	0.009 96
327.579	1 913.639	1 212.249	0.172 55
196.096	1 175.141	729.799	0.009 47
282.404	1 529.497	1 190.729	0.122 56
144.744	874.048	564.33	0.008 35
211.403	1 191.558	843.643	0.011 84

由表 7 可以看出: 风电场群的出力值越大, 其联合概率密度函数值就会越大, 也就是风电场群之间的出力相关性越强。

能将预测的风电场群月平均出力值、以及风电场群出力的概率, 结合第2节所建立的云模型, 通过逆向云发生器依次计算出风电场群出力的熵和超熵, 进而计算得到风电场群出力的区间  $[Ex - 3En - He, Ex + 3En + He]$ , 并与2013年该地区实际历史风电出力数据进行对比, 这里仅给出风电场群1年出力特性曲线的预测区间, 如图9所示。

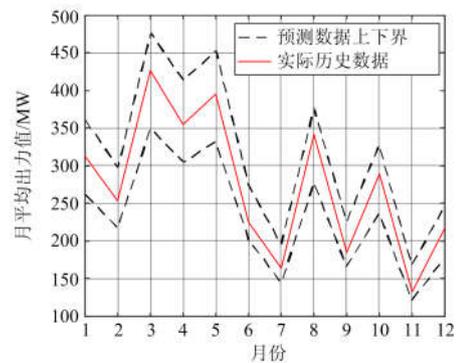


图 9 风电场群1风电出力区间曲线

Fig. 9 Wind power interval curve of wind farm cluster 1

由图 9 可以看出: 2013 年该地区实际风电出力值皆落在所预测的区间内, 因此验证了所建立基于云理论的 D 藤 Pair Copula-GARCH-t 模型的有效性。

### 3.2 2020 年风电场群出力区间预测

根据该风电基地的历史统计数据, 以及 2020

年该地区 3 个风电场群的规划装机容量分别为 1 850 MW、4 280 MW、3 540 MW，采用 3.1 节的方法，由基于云理论的 D 藤 Pair Copula-GARCH-t 模型对 2020 年 3 个风电场群的风电功率区间进行预测。由于篇幅限制，仅给出预测得到的 2020 年风电场群 1 的风电出力区间曲线，如图 10 所示。

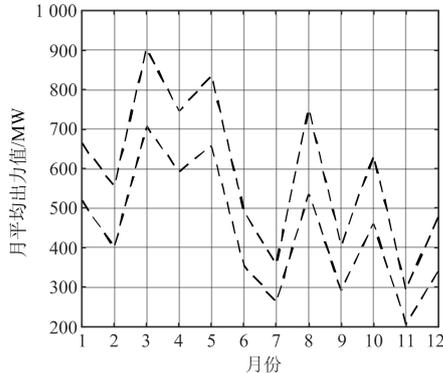


图10 风电场群1风电出力区间曲线

Fig. 10 Wind power interval curve of wind farm cluster 1

该区间通过风电出力的熵和超熵反映了风电出力的随机性、模糊性以及他们之间的关联性，同时也通过不同的确定度反映了风电场群之间出力的相关性。因此，由基于云理论的 D 藤 Pair Copula GARCH-t 模型所预测的风电场群年出力特性曲线的区间可以作为规划人员进行长期规划时的参考。

## 4 结论

风电集群式接入输电网已成为我国风电开发的主要模式，由于一定区域内的风电场群处于同一风速带，它们之间的风功率具有强相关性，使得风电集群并网的波动性增强，因此风电场群的年出力特性曲线区间预测对电网的运行规划、安全分析具有重要意义。本文建立了 D 藤 Pair Copula-GARCH-t 模型，对实际两两之间风电出力相关程度比较接近的风电场群进行分析，得到了较高的预测精度；同时综合风电出力的相关性，通过云理论对风电功率区间进行预测。与传统的置信区间不同，本文所预测的区间同时反映了风电的随机模糊特性、波动性、相关性以及预测误差的尖峰厚尾特性。但本文仍存在一些不足，有待后续开展更深入的研究工作。

1) 所建立 D 藤 Pair Copula 模型有一定局限性。实际风电基地之间相关性比较复杂，如何建立适用范围更广的风电场群出力模型，有待继续研究。

2) 长期预测中，没有考虑规划年内出现极端天气的情况。今后将结合气象因素对风电出力的影响

进一步深入分析研究。

## 参考文献

- [1] 国家发改委能源研究所. 中国 2050 高比例可再生能源发展情景暨路径研究[R]. 2015.
- [2] 白建华, 辛颂旭, 刘俊, 等. 中国实现高比例可再生能源发展路径研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3699-3702.  
BAI Jianhua, XIN Songxu, LIU Jun, et al. Roadmap of realizing the high penetration renewable energy in China[J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(14): 3699-3702.
- [3] 国家发展改革委. 可再生能源发展“十三五”规划[R]. 2016.
- [4] 康重庆, 姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 2-11.  
KANG Chongqing, YAO Liangzhong. Key scientific issues and theoretical research framework for power systems with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 2-11.
- [5] 程浩忠, 李隽, 吴耀武, 等. 考虑高比例可再生能源的交直流输电网规划挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 19-27.  
CHENG Haozhong, LI Jun, WU Yaowu, et al. Challenges and prospects for AC/DC transmission expansion planning considering high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 19-27.
- [6] 黎静华, 桑川川, 甘一夫, 等. 风电功率预测技术研究综述[J]. 现代电力, 2017, 34(3): 1-11.  
LI Jinghua, SANG Chuanchuan, GAN Yifu, et al. A review on wind power prediction technology[J]. Modern Electric Power, 2017, 34(3): 1-11.
- [7] 张颖超, 王雅晨, 邓华, 等. 基于 IAFSA-BPNN 的短期风功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(7): 58-63.  
ZHANG Yingchao, WANG Yachen, DENG Hua, et al. Short-term wind power prediction based on IAFSA-BPNN[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(7): 58-63.
- [8] 田波, 朴在林, 郭丹, 等. 基于改进 EEMD-SE-ARMA 的超短期风功率组合预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(4): 72-79.  
TIAN Bo, PIAO Zailin, GUO Dan, et al. Combined prediction model of ultra short term wind power based on improved EEMD-SE-ARMA[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(4): 72-79.
- [9] 李燕青, 袁燕舞, 郭通. 基于 AMD-ICSA-SVM 的超短

- 期风电功率组合预测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 113-120.
- LI Yanqing, YUAN Yanwu, GUO Tong. Combined prediction model of ultra short term wind power based on AMD-ICSA-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 113-120.
- [10] LI Z, YE L, ZHAO Y N, 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.
- [11] 范磊, 卫志农, 李慧杰, 等. 基于变分模态分解和蝙蝠算法-相关向量机的短期风速区间预测[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1): 93-100.
- FAN Lei, WEI Zhinong, LI Huijie, et al. Short-term wind speed interval prediction based on VMD and BA-RVM algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 93-100.
- [12] 兰飞, 桑川川, 梁浚杰, 等. 基于条件 Copula 函数的风电功率区间预测[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(增刊 1): 79-86.
- LAN Fei, SANG Chuanchuan, LIANG Junjie, et al. Interval prediction for wind power based on conditional copula function[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(S1): 79-86.
- [13] 杨锡运, 关文渊, 刘玉奇, 等. 基于粒子群优化的核极限学习机模型的风电功率区间预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(增刊 1): 146-153.
- YANG Xiyun, GUAN Wenyuan, LIU Yuqi, et al. Prediction intervals forecasts of wind power based on PSO-KELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(S1): 146-153.
- [14] LI X, ZHANG X, WU L. Transmission line overload risk assessment for power systems with wind and load-power generation correlation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(3): 1233-1242.
- [15] VALIZADEH H H, LOTFIFARD S. Spatiotemporal modeling of wind generation for optimal energy storage sizing[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(1): 113-121.
- [16] 张玥, 王秀丽, 曾平良, 等. 基于 Copula 理论考虑风电相关性的源网协调规划[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 102-108.
- ZHANG Yue, WANG Xiuli, ZENG Pingliang, et al. Source network coordination planning based on Copula theory considering wind power correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 102-108.
- [17] 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.
- [18] 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): 37-42.
- 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 Systems, 2015, 39(16): 37-42.
- [19] 王国胤, 李德毅, 姚一豫, 等. 云模型与粒计算[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [20] 兰飞, 农植贵, 黎静华. 风电功率序列的时空相关性研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(1): 24-31.
- LAN Fei, NONG Zhigui, LI Jinghua. Research on spatial and temporal correlation of wind power sequence[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2016, 28(1): 24-31.
- [21] 黄红梅. 应用时间序列分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [22] 田书欣, 程浩忠, 曾平良, 等. 大型集群风电接入输电系统规划研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1566-1574.
- TIAN Shuxin, CHENG Haozhong, ZENG Pingliang, et al. Review of transmission planning for integrating large clusters of wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1566-1574.
- [23] 秦志龙, 李文沅, 熊小伏. 考虑风速相关性的发输电系统可靠性评估[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(16): 47-52.
- QIN Zhilong, LI Wenyuan, XIONG Xiaofu. Reliability assessment of composite generation and transmission system considering wind speed correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(16): 47-52.

收稿日期: 2018-03-02; 修回日期: 2018-05-23

作者简介:

陈好杰(1994—), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为风电接入的输电网规划; E-mail: chen haojie\_2013@163.com

程浩忠(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统规划与运行、电压稳定、电能质量等。

(编辑 周金梅)