

基于M-Copula理论的风电场输出功率的相关性研究

电网内的多个风电场出力往往因为其地理位置的远近而有着不同程度的相关性，采用Copula函数描述多风电场间出力的联合概率分布，进而得到具有相关性的出力分布样本空间。采用由Gumbel、Frank和Clayton三个Copula函数的线性组合构造的M-Copula函数，即混合Copula函数用以反映两风电场出力间的相关性。以江苏某两个风电场出力为例，通过多个单一Copula函数以及M-Copula函数对该两个风电场间出力的相关性研究表明，M-Copula函数不仅较为准确地刻画了两个风电场出力的相关程度，而且能够准确地捕捉到风电场之间的各种相关模式，拟合效果更好。

吴雨薇 时 斌 朱雪琼 张加岭 朱海勇/东南大学电气工程学院
谢珍建/江苏省电力公司电力经济技术研究院

风能作为一种清洁的可再生能源，越来越受到世界各国的重视。由于风电基地的多个风电场所处地理位置比较靠近，且基本处于同一风带，在一定区域内部由于气象学惯性的存在，不同风电场间的风速具有明显的相关性，而这种相关性会转换为风电功率间的相关性^[1]，这就使得风电场的总体特性不同于单个风电场的特性。如果不考虑风电出力间的相关性，计算结果将会出现较大的误差。此外，如不考虑这种相关性，可能会导致系统潮流概率分布出现较大误差，从而造成系统规划和运行风险评估偏离实际情况。

随着国内风电渗透率的不断提高，有研究人员开始关注风电功率相关性对电力系统的影响。研究相关性的方法很多，作为一种近年来新兴的统计方法，

Copula理论被广泛应用于非参数统计领域，特别是用来研究随机变量间的相关性。应用Copula理论，可以将相关程度和相关模式的研究结合在一起。作为连接随机变量边缘分布的函数，Copula函数不仅可以反映随机变量间的相关程度，而且可以较好地描述随机变量间的相关模式，因此可以用不同的Copula函数来描述不同的相关模式。文献[2]利用Copula函数生成风电出力的相依概率性序列；文献[3]将Quantile-Copula函数描述的相关性，用在风电功率预测方面；文献[4]侧重于研究风速相关性对风速的模拟生成；文献[5]提出了电力系统不确定分析中随机相关性的Copula函数建模方法，并利用正态Copula函数描述了荷兰境内15个风电场的相关性；文献[6]在考虑风电场出力尾部相关性的基础上，利用Gumbel-Copula函数来对风电场间的相关性进行建模，但Gumbel-Copula函数只能描述上尾相关性而无法描述下尾相关性。

现有的研究多是应用单一Copula函数进行风电场相关性建模，而风电场之间相关关系是相当复杂的，不会局限于某种特定的模式。在这种情况下，很难用一个简单的Copula函数如Gumbel、Clayton或Frank Copula函数来全面地刻画风电场间的相关模式，因为它们都只能反映风电场之间相关性变化的某个侧面，因此有必要构造一种更为灵活的Copula函数以描述不同风电场间的相关关系。为了解决单一Copula函数拟合存



吴雨薇/硕士研究生

关键词/Keywords

M-Copula ·

联合概率分布 ·

风电场输出功率 ·

相关性 ·

江苏现有风电场运行特性研究与分析
(851600043)。

在的局限性,故引入由Gumbel、Frank和Clayton三个Copula函数的线性组合构造的M-Copula函数进行风电场出力间的相关性建模。

本文将江苏地区多个风电场为例,应用单一Copula函数及M-Copula函数构建风电场出力的相关性模型,将所建模型进行对比分析以突出M-Copula函数拟合相关关系的优越性,为分析计及风速相关性的多风电场接入系统的可靠性研究提供有力的依据。

Copula理论

1. Copula函数的定义

Copula理论的提出要追溯到1959年,Sklar提出可以将一个N维联合分布函数分解为N个边缘分布函数和一个Copula函数,这个Copula函数描述了变量间的相关性。Copula一词是法语,原意是连接、交换。Nelsen(1999年)给出了Copula函数的严格的定义,Copula函数是把随机向量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 的联合分布函数 $F(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 与各自的边缘分布函数 $F_{x_1}(x_1), F_{x_2}(x_2), \dots, F_{x_n}(x_n)$ 相连的连接函数,即 $C[u_1, u_2, \dots, u_n]$,使

$$F(X_1, X_2, \dots, X_n) = C[F_{x_1}(x_1), F_{x_2}(x_2), \dots, F_{x_n}(x_n)] \quad (1)$$

2. Copula函数类型

常用的Copula函数主要有多元正态Copula函数、多元t-Copula函数和阿基米德Copula函数。常用的阿基米德Copula函数有Frank Copula, Gumbel Copula和Clayton Copula。这5类函数的特性如表1所示。

表1 五种常用Copula函数及其特点

Copula函数类型	频数直方图特点
正态Copula	对称的尾部且尾部相关系数为0,无厚尾特性
t-Copula	对称的尾部且尾部相关系数不为0,一定厚尾
Frank Copula	对称的尾部且尾部相关系数为0,在中心和上下尾部分布较均匀
Gumbel Copula	上尾高且下尾低
Clayton Copula	下尾高且上尾低

3. 基于Copula理论的一致性和相关性测度

定理:对随机向量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 做严格单调增变换 $Y_k = h_k(X_k)$, ($k=1, 2, \dots, n$), 相应的

Copula函数不变,即 $C_{x_1, x_2, \dots, x_n} = C_{y_1, y_2, \dots, y_n}$, 其中 $C_{x_1, x_2, \dots, x_n}$ 表示随机向量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 的Copula函数, $C_{y_1, y_2, \dots, y_n}$ 表示随机向量 $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ 的Copula函数。

若连续随机向量 (X, Y) 的边缘分布分别为 $F(x)$ 和 $G(y)$,相应的Copula函数为 $C(u, v)$,则Copula函数 $C(u, v)$ 与Kendall秩相关系数 τ , Spearman秩相关系数 ρ ,尾部相关系数 λ 的关系如下

$$\tau = 4 \int_0^1 \int_0^1 C(u, v) dC(u, v) - 1 \quad (2)$$

$$\rho = 12 \int_0^1 \int_0^1 uv dC(u, v) - 3 = 12 \int_0^1 \int_0^1 C(u, v) du dv - 3 \quad (3)$$

$$\lambda^{\text{up}} = \lim_{u \rightarrow 1^-} \frac{1 - 2u + C(u, v)}{1 - u} = \lim_{u \rightarrow 1^-} \frac{C(1 - u, 1 - v)}{1 - u} \quad (4)$$

$$\lambda^{\text{down}} = \lim_{u \rightarrow 0^+} \frac{C(u, v)}{u} \quad (5)$$

对于二元正态Copula、t-Copula、Frank Copula、Gumbel Copula和Clayton Copula这5种常用二元Copula函数,可以得到Kendall秩相关系数 τ , Spearman秩相关系数 ρ ,尾部相关系数 λ 的表达式如表2所示。

表2 常用Copula函数的相关参数解析表达式^[9-10]

类型	Kendall秩相关系数 τ	Spearman秩相关系数 ρ	上尾相关系数 λ^{up}	下尾相关系数 λ^{down}
正态Copula	$\frac{2 \arcsin \rho}{\pi}$	$\frac{6 \arcsin(\rho/2)}{\pi}$	0	0
T-Copula	$\frac{2 \arcsin \rho}{\pi}$	$\frac{6 \arcsin(\rho/2)}{\pi}$	$2 - 2t_{k+1}(\frac{\sqrt{k+1}\sqrt{1-\rho}}{\sqrt{1+\rho}})$	
Gumbel	$1 - 1/a$	无	$2 - 2^{-a}$	0
Clayton	$a/(a+2)$	无	0	0
Frank	$1 + \frac{4[D_1(a)-1]}{a}$	$1 + \frac{12[D_2(a)-D_1(a)]}{a}$	0	0

其中, ρ 为正态Copula函数和t-Copula函数的线性相关参数, k 为t-Copula函数的自由度参数, t_{k+1} 为自由度为 $k+1$ 的t分布, a 为Frank Copula, Gumbel Copula和Clayton Copula函数的相关参数, $D_m(x) = \frac{m}{x^m} \int_0^x \frac{y^m}{e^y-1} dy$ 为德拜函数, m 为德拜函数的阶数。

4. 基于 Copula 理论的参数估计

(1) 最大似然估计^[11]

设连续随机变量 X 、 Y 的边缘分布函数分别为 $F(x; \theta_1)$ 和 $G(y; \theta_2)$, 边缘密度函数分别为 $f(x; \theta_1)$ 和 $g(y; \theta_2)$, 其中 θ_1 、 θ_2 为边缘分布中的未知参数。设选取的Copula分布函数为 $C(u, v; \alpha)$,

Copula密度函数为 $c(u, v; \alpha) = \frac{d^2 C(u, v; \alpha)}{du dv}$, 其中 α 为

Copula函数中的未知参数, 则 (X, Y) 的联合分布函数为

$$H(x, y; \theta_1, \theta_2; \alpha) = C[F(x; \theta_1), G(y; \theta_2); \alpha] \quad (6)$$

(X, Y) 的联合密度函数为

$$h(x, y; \theta_1, \theta_2; \alpha) = \frac{d^2 H}{dx dy} = c[F(x; \theta_1), G(y; \theta_2); \alpha] f(x; \theta_1) g(y; \theta_2) \quad (7)$$

可得样本 $(X_i, Y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 的似然函数为

$$L(\theta_1, \theta_2, \alpha) = \prod_{i=1}^n h(x_i, y_i; \theta_1, \theta_2; \alpha) = \prod_{i=1}^n c[F(x_i; \theta_1), G(y_i; \theta_2); \alpha] f(x_i; \theta_1) g(y_i; \theta_2) \quad (8)$$

于是得对数似然函数

$$\ln L(\theta_1, \theta_2, \alpha) = \prod_{i=1}^n \ln c[F(x_i; \theta_1), G(y_i; \theta_2); \alpha] + \prod_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta_1) + \prod_{i=1}^n \ln g(y_i; \theta_2) \quad (9)$$

求解对数似然函数最大值点, 即可得边缘分布和Copula函数中未知参数 θ_1 、 θ_2 、 α 的最大似然估计

$$\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\alpha} = \arg \max \ln L(\theta_1, \theta_2, \alpha) \quad (10)$$

(2) 分布估计

由式(10)不难看出, 边缘分布中的参数 θ_1 、 θ_2 和Copula函数中的未知参数 α 可以分开估计, 先由边缘分布利用最大似然估计法求出 θ_1 、 θ_2 的估计

$$\hat{\theta}_1 = \arg \max \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; \theta_1) \quad (11)$$

$$\hat{\theta}_2 = \arg \max \sum_{i=1}^n \ln g(y_i; \theta_2) \quad (12)$$

然后把 $\hat{\theta}_1$ 、 $\hat{\theta}_2$ 代入式(10)的第一项中, 求出Copula函数再未知参数 α 的估计

$$\alpha = \arg \max \sum_{i=1}^n \ln c[F(x_i; \hat{\theta}_1), G(y_i; \hat{\theta}_2); \alpha] \quad (13)$$

(3) 半参数估计

如果用样本经验分布函数 $F_n(x)$ 和 $G_n(y)$ 分别来代替边缘分布函数 $F(x; \theta_1)$ 和 $G(y; \theta_2)$, 则可以不用估计边缘分布中的参数, 只需估计Copula函数中的参数 α

$$\hat{\alpha} = \arg \max \sum_{i=1}^n \ln c[u_i, v_i; \alpha] \quad (14)$$

式中, $u_i = F_n(x_i)$; $v_i = G_n(y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 。

5. 基于Copula 理论的模型评价

定义(经验Copula) 设 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为取自二维总体 (X, Y) 的样本, 记 X, Y 的经验分布函数分别为 $F_n(x)$ 和 $G_n(y)$, 定义样本的经验Copula如下

$$\hat{C}_n(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[F_n(x_i) \leq u]} I_{[G_n(y_i) \leq v]}, u, v \in [0, 1] \quad (15)$$

式中, $I_{[\cdot]}$ 为示性函数, 当 $F_n(x_i) \leq u$ 时, $I_{[F_n(x_i) \leq u]} = 1$, 否则 $I_{[F_n(x_i) \leq u]} = 0$ 。

二元正态Copula(u, v)和二元t-Copula(u, v)与经验Copula的平方欧式距离为

$$d_{\text{gau}}^2 = \sum_{i=1}^n \left| \hat{C}_n(u_i, v_i) - C_{\text{gau}}(u_i, v_i) \right|^2 \quad (16)$$

$$d_t^2 = \sum_{i=1}^n \left| \hat{C}_n(u_i, v_i) - C_t(u_i, v_i) \right|^2 \quad (17)$$

式中, $u_i = F_n(x_i)$, $v_i = G_n(y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 。这里的 d_{gau}^2 和 d_t^2 分别反映了二元正态Copula $\hat{C}_{\text{gau}}(u, v)$ 和二元t-Copula $\hat{C}_t(u, v)$ 拟合原始数据的情况, 若 $d_{\text{gau}}^2 < d_t^2$, 说明用二元正态Copula $\hat{C}_{\text{gau}}(u, v)$ 模型能更好地拟合原始数据, 反之说明二元t-Copula $\hat{C}_t(u, v)$ 模型更为适合。

风电场出力相关性Copula函数实证

1. 风电场出力相关性的实现流程

基于Copula函数获得风电场出力相关性包括以下步骤:

- 1) 根据风电场出力的历史数据计算这两个风电场出力的概率密度函数和累积分布函数。
- 2) 将风电场出力的历史数据代入所述累积分

布函数获得相应的累积分布函数值。

3) 将累积分布函数值分别带入多个Copula函数中并通过极大似然方法求解Copula函数的参数。

4) 根据累积分布函数和累积分布函数值获取经验Copula函数值。

5) 根据每个Copula函数计算累积分布函数值对应的Copula函数值。

6) 根据上述求解的Copula函数值以及经验Copula函数值计算两者间的欧式空间距离。

7) 将所求欧式空间距离最小值所对应的Copula函数作为描述风电场出力相关性的Copula函数。

2. 出力相关性建模

(1) 确定边缘分布

1) 参数法确定两风电场出力的分布类型。由表3可以得知这两个风电场出力的偏度都较小，且峰度都大于3，说明总体分布密度曲线在其峰值附近比正态分布来的陡，可以初步断定两个风电场一年出力不服从正态分布。然后，分别对两个风电场一年出力进行正态性检验，结果如表4所示。

表3 确定两风电场出力的分布类型所得参数

风电场名称	偏度及峰度
风电场1	偏度: 1.371 峰度: 4.629 8
风电场2	偏度: 1.446 4 峰度: 4.992 9

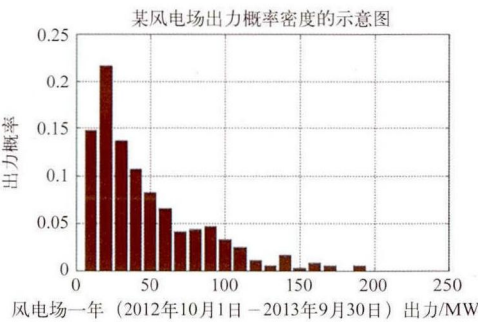
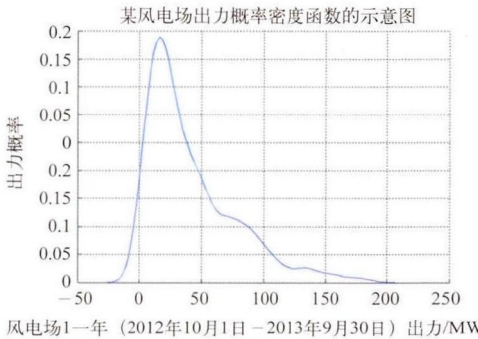
表4 正态性检验结果

检验函数	风电场1	风电场2
Jarque-Bera	$H=1$	$H=1$
	$P=1.000\ 0e-003$	$P=1.000\ 0e-003$
	$J=154.743\ 5$	$J=187.673\ 2$
	$CV=5.809\ 3$	$CV=5.809\ 3$
K-S	$H=1$	$H=1$
	$P=1.118\ 7e-303$	$P=3.002\ 4e-281$
	$J=0.972\ 9$	$J=0.936\ 2$
	$CV=0.070\ 6$	$CV=0.070\ 6$
Lilliefors	$H=1$	$H=1$
	$P=1.000\ 0e-003$	$P=1.000\ 0e-003$
	$J=0.141\ 1$	$J=0.152\ 6$
	$CV=0.047\ 1$	$CV=0.047\ 1$

由表4可得以下结论： P 的值都很小，均为 $P<0.01$ ，表示应该拒绝服从正态分布的假设；此

外， $H=1$ 也可否定服从正态分布；统计量的值 J 均大于接受假设的临界值 CV ，因而拒绝假设（测试水平为5%），所以两个风电场一年出力都不服从正态分布，而是服从右偏分布的尖峰厚尾的分布，并且总体分布密度曲线较对称。

2) 非参数法确定风电场出力的分布类型。图1为某一风电场一年出力的频率直方图，图2为某风电场一年出力的核心平滑密度估计函数。从图中可以直观地看到，风电场一年出力均不服从正态分布，而是服从左偏分布的尖峰厚尾的分布，并且上尾高下尾低，但是总体分布密度曲线比较对称。因此初步可定性地认为二元正态Copula函数、 t -Copula函数以及Gumbel Copula函数均可来描述两风电场出力的相关性，但是不能准确判断或选择Copula类型。分别求出样本经验分布函数，利用核心平滑密度估计总体的分布，得出的经验分布函数和核心平滑密度估计分布函数。图3中，细红线是估计的累积概率分布函数，粗蓝线则是经验分布函数，由图3可知经验分布函数与估计的累积概率分布函数的差别很小，所以可由经验分布函数来判断估计的累积概率分布函数的准确度。



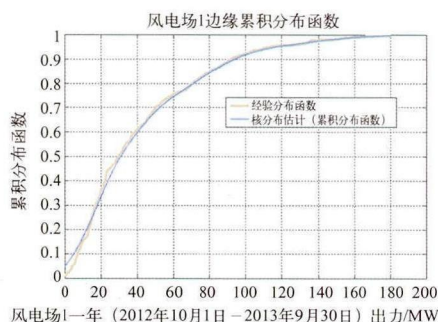


图3 样本经验分布函数示意图

(2) 选取适当的Copula函数

上面利用核分布估计确定了两个风电场一年出力的边缘分布, 可以根据二元直方图的形状选取适当的Copula函数。两风电场一年出力的累计分布函数频率直方图如图4所示。

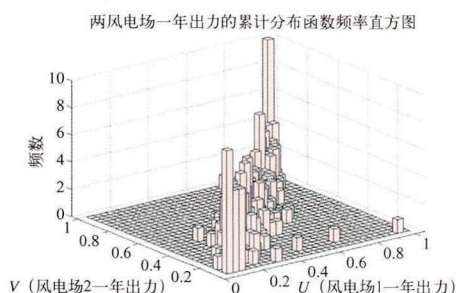


图4 两风电场一年出力累积分布函数频率直方图

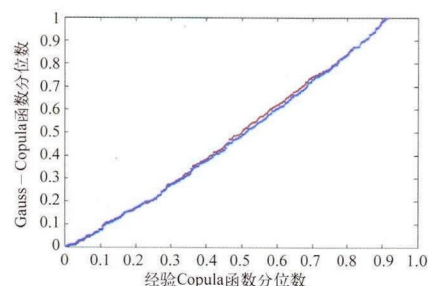
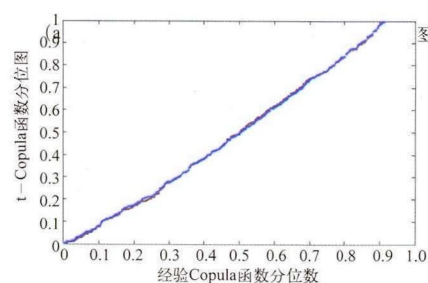
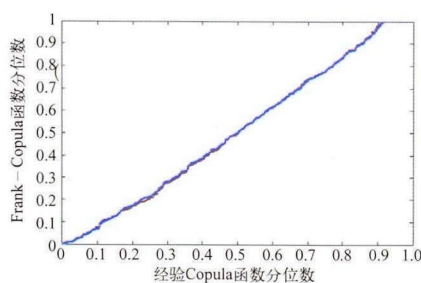
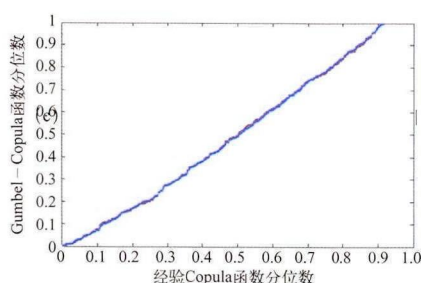
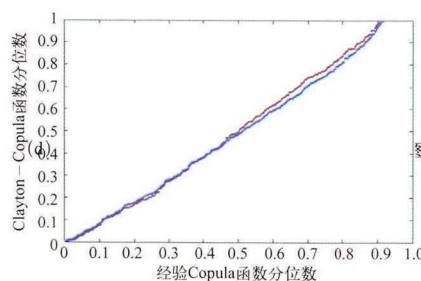
由图4可以看出, 频率直方图的尾部并不是十分对称的, 而且有点上尾高下尾低。因此初步可定性地认为二元正态Copula函数、 t -Copula函数, Gumbel Copula函数及Frank-Copula函数均可来描述两风电场出力的相关性。

(3) 拟合优度检验选取适当的Copula函数

1) QQ图形法。分别作5种Copula函数的QQ图, 如图5所示。根据下图5种Copula函数与经验Copula函数的QQ图可以看出, 各类的Copula函数差别不是很大, 其中 t -Copula函数、Frank-Copula函数及Gumbel-Copula函数拟合效果相对最好。因此初步可定性地认为 t -Copula函数以及Frank-Copula函数及Gumbel-Copula函数均可来描述两风电场出力的相关性。

2) 参数分析法

采用分布估计法进行五种Copula函数的参数



(e) Clayton-Copula函数与经验Copula函数的QQ图

图5 5种Copula函数与经验Copula函数的QQ图

的求解, 并计算每种Copula函数与经验Copula的二次方欧氏距离, 结果如表5所示。由表4可知, Gumbel Copula函数的Kendall秩相关系数最接近于

经验Copula函数的Kendall秩相关系数, 并且由二次方欧氏距离也可得知, Gumbel Copula函数的欧氏距离最小, 只有0.011 1, 能更好地拟合两风电场的原始数据的相关性。因此选用Kendall秩相关系数为0.848 6的Gumbel Copula函数模型最合适这两个风电场的相关性。

表5 分布估计法得到的Copula函数参数

类型	相关系数	Kendall秩 相关系数	Spearman秩 相关系数	自由度	欧式距离
经验Copula		0.848 2	0.953 7		0
正态Copula	0.953 4	0.804 8	0.949 0		0.044 7
t-Copula	0.975 5	0.858 9	0.973 1	2.322 5	0.015 6
Frank	26.627 8	0.859 1	0.975 2		0.015 2
Gumbel	6.606 3	0.848 6			0.011 1
Clayton	7.985 3	0.799 7			0.131 8

混合 Copula 函数与相关性分析

根据前面单一Copula函数分析可知, 不同的判断原则最终选出的Copula类型不一致, 也就是说单一的Copula函数拟合风电场出力间的相关性存在一定的局限, 为解决这一问题, 本文将采用能更好拟合风电场出力的相关性的M-Copula函数。

本文选用由Gumbel、Frank和Clayton 3种Copula函数的线性组合构造的M-Copula函数, 即混合Copula函数来反映两风电场出力间的相关关系。一是因为这3种Copula函数都有一个可以反映随机变量间相关程度的相关参数; 二是因为它们在描述两风电场出力间的相关模式上有明显的差异, 可分别用于描述两风电场出力间的三种典型相关模式: 上尾下尾对称相关、上尾相关和下尾相关, 而这三种典型相关模式的组合恰好可以反映两风电场出力相关性变化的各种情况; 此外, 容易证明由Frank、Gumbel和Clayton 3种Copula函数的线性组合构成的M-Copula是1种Copula函数, 其表达式为

$$MC = \omega_1 C_f(u, v, a_1) + \omega_2 C_g(u, v, a_2) + \omega_3 C_c(u, v, a_3) \quad (18)$$

$$C_f(u, v, a_1) = -\frac{1}{a} \log \left[1 + \frac{(e^{-a_1 u} - 1)(e^{-a_1 v} - 1)}{e^{-a_1} - 1} \right] \quad (19)$$

$$C_g(u, v, a_2) = \exp \left\{ -\left[(-\log u)^{\frac{1}{a_2}} + (-\log v)^{\frac{1}{a_2}} \right]^{a_2} \right\} \quad (20)$$

$$C_c(u, v, a_3) = \max \left\{ (u^{-a_3} + v^{-a_3} - 1)^{\frac{1}{a_3}}, 0 \right\} \quad (21)$$

式中, ω_1 、 ω_2 和 ω_3 分别为Frank、Gumbel和Clayton Copula函数的权重系数, 均为非负数, 且 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。 $C_f(u, v, a_1)$ 、 $C_g(u, v, a_2)$ 、 $C_c(u, v, a_3)$ 分别代表这3种Copula函数, $a_1 \neq 0$ 。 a_2 是Gumbel Copula函数的相关系数, 且 $a_2 \in [1, \infty)$ 。 a_3 是Clayton Copula函数的相关系数, 且 $a_3 \in [-1, \infty) \setminus \{0\}$ 。 MC 表示由3种Copula函数的线性组合组成的混合Copula函数。事实上M-Copula函数不仅涵盖了它所包含的各个Copula函数的特性, 还涵盖了这些Copula函数的各种线性组合的混合特性, M-Copula函数可以用来描述两风电场之间上尾相关、下尾相关和尾部对称相关三种相关模式。由此可见, 可以用一个M-Copula函数来描述具有各种相关模式的风电场间的相关关系, 而与运用单个Copula函数相比, 运用M-Copula函数来描述的相关关系更为灵活, 应用更为广泛, 实用性也更强。

将两风电场的出力采用M-Copula函数来描述风电场间的相关关系, 以最大期望法^[12]估计式(18)中的6个参数, 此外对Frank、Gumbel、Clayton以及M-Copula函数进行拟合优度检验, 结果如表6所示。由表6中的权重参数结果可知, Gumbel Copula函数所占比重最大, 而Clayton Copula的权重系数几乎为0, 因此可得知用单个Copula函数对相关关系进行阐述具有局限性。而M-Copula函数与经验Copula的欧式距离与前面五种Copula相比最小, 从而可以说明M-Copula函

表6 M-Copula函数参数估计

Copula	参数	参数估计值	K-S检验统计量	欧式距离	
Frank	a_1	26.627 8	0.102 1	0.015 2	
Gumbel	a_2	6.606 3	0.082 7	0.011 1	
Clayton	a_3	7.985 3	0.082 1	0.131 8	
M-Copula	相关参数	a_1	0.076 5	0.076 5	0.009 4
		a_2	8.258 1		
		a_3	6.537 7		
	权重系数	ω_1	0.028 0	0.076 5	0.009 4
		ω_2	0.964 0		
		ω_3	0.008 0		

数不仅较为准确地刻划了两风电场风速的相关程度,而且能够准确地捕捉到风电场之间的各种相关模式。从表6中K-S检验统计量和欧式距离数据可得知:M-Copula函数的K-S统计量最小(为0.076 5),欧式距离也是最小(为0.009 4),所以它的拟合效果最好。最终确定 $MC=0.028\ 0\times C_r(u, v, 0.076\ 5)+0.964\ 0\times C_g(u, v, 8.258\ 1)+0.008\ 0\times C_c(u, v, 6.537\ 7)$ 的模型来模拟这两个风电场间输出功率的相依结构。

结束语

本文基于Copula理论对江苏某两个风电场出力间的相关性进行拟合,主要结论如下:

1) 江苏某两个风电场间出力概率分布呈现非对称的尾部特性,基于单一Copula,即t-Copula, Gumbel、Frank和Clayton Copula的参数估计以及欧式空间距离的计算,得出Kendall秩相关系数为0.848 6的Gumbel Copula函数模型较为合适,但是经发现,其他Copula函数的欧式距离与Gumbel Copula函数的差距较小,这样就会使得最终选择的Copula模型并不能准确地拟合风电场出力间的相关性。

2) 为了解决单一Copula函数拟合存在的局限性,故引入由Gumbel、Frank和Clayton 3种Copula函数的线性组合构造的M-Copula函数进行风电场出力间的相关性建模,并进行每种Copula函数的参数估计以及权重系数的求解,最后经过对单个Copula函数和M-Copula函数进行拟合优度检验,结果可以看出,M-Copula函数的统计量最小,拟合效果优于单一Copula函数。

基于对两个风电场间出力的相关性的建模的研究,后续工作可以致力于该模型应用于电力系统可靠性评估,或者研究分析风速相关性的变化对风电场接入电网后,节点电压概率密度和支路潮流概率分布的影响规律,以及考虑相关性后对风电场并网点无功补偿容量的配置。

参考文献

[1] Paper Thymiou G, Schavemake R P H, Vander

Sluis L. Integration of stochastic generation in power systems [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2006, 28 (9): 655-667.

[2] 张宁,康重庆.风电出力分析中的相依概率性序列运算[J].清华大学学报:自然科学版,2012,52(5):704-709.

[3] Bessa R J, Mendes J, Miranda V, et al. Quantile-Copula density forecast for wind power uncertainty modeling [C]. 2011 IEEE Trondheim PowerTech, June 19-23, 2011, Trondheim, Norway: 8.

[4] 王岩松,于继来,李海峰,等.考虑统计和互相关特性的多风电场风速数据迷你生成方法[J].电力系统自动化,2013,37(6):18-23.

[5] Pagaeftymiou G. Using Copulas for modeling stochastic dependence in power system uncertainty analysis [J]. IEEE Transactions on Power System, 2009, 24(1):40-49.

[6] 王爽.含多风电场的电力系统随机优化调度研究[D].长沙:长沙理工大学,2011.

[7] Nelsen R B. An introduction to Copulas [M]. 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2006.

[8] Schwettze R B, Wolff E. On nonparametric measures of dependence for random variables [J]. Annals of Statistics, 1981, 9(4):879-885.

[9] Juri A, Wutrich M V. Copula convergence theorems for tail event [J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2002, 30(3):405-420.

[10] Chen X Y T. Modelling with parameter mixture Copulas [D]. Sydney, Australia: University of Sydney, 2006.

[11] Jakus D, Goic R, Krstulovic J. The impact of wind power plants on slow voltage variations in distribution networks [J]. Electric Power Systems Research, 2010, 81(2):589-698.

[12] Romano C. Calibrating and simulating Copula functions: an application to the Italian stock market [R]. Rome, Italy: Capitalia, 2002.

(收稿日期:2014-11-15) **EA**