

# 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

徐 箭,洪 敏,孙元章,周过海

(武汉大学 电气工程学院,湖北 武汉 430072)

**摘要:** 随着大规模风电接入电网,风电功率的随机性与波动性以及多风电场出力的相关性使得电力系统的运行与调度面临着新的挑战。引入经验 Copula 函数表征多风电场联合出力分布;对风电的波动性进行建模,利用 ksdensity 函数拟合风电功率波动量,通过逆变换抽样的方法生成符合风电随机性和波动性的场景集合;生成基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景,并将其应用于含多风电场的电力系统随机机组组合问题的求解。算例结果验证了所提风电波动性建模方法的有效性与动态场景生成方法的可行性,同时提高了含多风电场电力系统运行的经济性。

**关键词:** 风电; 经验 Copula 函数; 动态场景生成; 波动性建模; ksdensity 函数; 随机机组组合

**中图分类号:** TM 761; TM 64

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.08.011

## 0 引言

随着风资源的大规模开发利用,风电并网难的问题日益突出。与常规能源相比,风电具有显著的不确定性<sup>[1-2]</sup>,主要体现在风电功率既不能准确预测,又频繁波动。前者称为随机性,后者称为波动性,而多风电场间的相关性<sup>[3-4]</sup>使问题更加复杂。对于含多风电场电力系统的机组组合而言,对多风电场出力的不确定性建模及求解方法是需研究的关键问题。

当前文献对多风电场出力的不确定性进行研究时,往往从相关性着手,引入 Copula 函数理论构建多元随机变量联合分布模型。文献[5]选择正态 Copula 函数刻画多元随机变量的尾部相关性,文献[6]采用多个 Copula 函数的线性组合来表征多元随机变量的相关性,文献[7]使用  $t$ -Copula 模型作为 2 个风电场出力的联合概率分布。上述文献在选择合适的 Copula 函数时,都是根据与经验 Copula 函数的欧氏距离的大小来判断。事实上,经验 Copula 函数不含参数,当将其运用于多元随机变量的联合分布时,不需要像上述文献一样拟合未知参数,非常方便。场景<sup>[8]</sup>的方法现已广泛用于含随机变量的优化决策中,其将随机变量的可能值用有限数量个样本近似表示,将场景方法与 Copula 函数理论相结合,可以将多风电场出力的不确定性转化为确定性模型。

针对多随机变量的不确定性,现有的文献<sup>[5-7]</sup>生成基于 Copula 函数的场景没有考虑风电功率的波

动性,实际生成的是静态场景<sup>[8]</sup>。文献[9]提出在一定的条件下测量风电波动范围的方法,但该方法不能直接用于电力系统的调度。文献[10]提出用  $t$  location-scale 分布描述短期的风电功率波动量,该分布能刻画风电功率波动量分布的“峰态”与“厚尾”特性<sup>[7]</sup>,然而仅能拟合对称性的分布,如果用来拟合非对称分布会产生较大误差。文献[11]介绍了一种风电功率动态场景方法,通过构建协方差参数来表征跨时间断面风电功率的相关性,从而生成了体现风电功率波动性的动态场景,但该方法的参数辨识过程是用  $t$  location-scale 分布拟合风电功率波动量,可能产生较大的误差。MATLAB 工具中 ksdensity 函数的用途是近似估计离散的概率分布,将 ksdensity 函数与协方差参数建模方法相结合,其生成的风电功率动态场景与实际值的偏差比其余方法的更小。

在当前含多风电场电力系统的机组组合问题研究中,模型的求解也是需要研究的重要问题。在机组组合问题中,将随机优化<sup>[12]</sup>与动态场景的思想相结合,通过多个最有可能的场景体现风电的不确定性,即为随机机组组合。随机机组组合能很好地处理风电功率的不确定性引起的运行安全性和经济性问题。针对机组组合模型求解,常用的方法有动态规划法、人工智能算法<sup>[13]</sup>和混合整数线性规划 MILP (Mix-Integer Linear Programming)<sup>[14]</sup>等。与前 2 种方法相比,混合整数线性规划将非线性约束条件进行线性化,建立混合整数线性化模型,其求解效率高,能得到稳定的结果,因此通常用于含风电电力系统的机组组合求解。

本文提出了一种考虑风电功率波动性的多风电场出力动态场景生成方法。首先利用经验 Copula 函数表征多风电场联合出力分布,基于此生成多风电场

收稿日期:2017-02-22;修回日期:2017-06-21

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFB0900105);国家自然科学基金资助项目(51477122,51190105)

Project supported by the National Key Research and Development Program(2016YFB0900105) and the National Natural Science Foundation of China(51477122,51190105)

出力静态场景,然后用 ksdensity 函数对单风电场的波动性进行建模,通过逆变换抽样生成符合风电随机性和波动性的场景集合,再与生成的多风电场出力场景相结合,生成基于经验 Copula 函数的考虑风电功率波动性的多风电场出力动态场景,并将生成的动态场景应用于含多风电场的电力系统随机机组组合,建立混合整数线性化模型进行求解,算例结果验证了本文建模的有效性与动态场景生成方法的可行性,提高了含多风电场的电力系统运行的经济性。

## 1 Copula 函数及其在多风电场出力静态场景生成中的应用

本节先介绍 Copula 函数理论相关知识,分析常见的 Copula 函数的性质,着重分析经验 Copula 函数在构建多元随机变量联合分布函数时的优势,最后提出了基于经验 Copula 函数的多风电场出力静态场景生成方法。

### 1.1 Copula 函数理论

Copula 函数理论将多元随机变量联合分布函数与其各自的边缘分布函数连接起来,Copula 函数可以刻画变量间的相关性。以二元随机变量为例,常见的 Copula 函数有:正态 Copula、t-Copula、Gumbel Copula、经验 Copula。

正态 Copula 函数定义如下:

$$C_{Ga}(u, \nu, \rho) = \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(\nu)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{x^2-2\rho xy+y^2}{2(1-\rho^2)}} dx dy \quad (1)$$

其中,  $\Phi^{-1}$  为标准正态分布的累积分布函数 CDF (Cumulative Distribution Function) 的逆函数;  $u, \nu$  分别为 2 个随机变量服从的边缘分布函数;  $\rho$  为两变量间的线性相关系数。

此外,t-Copula 函数刻画的也是变量间的线性相关性,Gumbel Copula 函数用来表征非线性相关的多元变量的联合分布。

上述 3 种 Copula 函数都带有参数。经验 Copula 函数定义如下:

$$C_n(u, \nu) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{[F(x_i) \leq u]} \cdot I_{[G(y_i) \leq \nu]} \quad (2)$$

经验 Copula 函数不含参数,  $(x_i, y_i)$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为取自二维总体  $(X, Y)$  的样本;  $n$  为样本的总数;  $F(\cdot)$  和  $G(\cdot)$  分别为  $X$  和  $Y$  服从的边缘分布函数; 当  $F(x_i) \leq u$  时,  $I_{[F(x_i) \leq u]} = 1$ , 否则  $I_{[F(x_i) \leq u]} = 0$ ;  $I_{[G(y_i) \leq \nu]}$  表示的意义与  $I_{[F(x_i) \leq u]}$  类似。

文献[5-7]在构建二元 Copula 模型时,通过比较不同的 Copula 函数与经验 Copula 函数的欧氏距离的大小,选择与经验 Copula 函数的欧氏距离最小的来刻画 2 个风电场间出力的相关性。事实上,随

机变量之间的相关性刻画较困难,不仅有线性相关和非线性相关,还可细分为上尾相关<sup>[15]</sup>、下尾相关<sup>[15]</sup>,而经验 Copula 函数由于不含参数,无需对相关性的分析,不需像上述文献一样拟合未知参数,非常方便。由格里温科定理<sup>[16]</sup>(Glivenko-Cantelli Theorem)知,当样本量足够庞大时,样本的经验分布函数十分接近实际的理论分布,因此本文选择用经验 Copula 函数构建多元随机变量联合分布函数在理论上可行。

### 1.2 基于经验 Copula 函数的多风电场出力静态场景生成方法

对于一个服从分布  $P_r(p_i \leq p) = F_1(p)$  的随机变量  $p_i$ , 其中  $P_r(\cdot)$  为概率算子,  $p$  为概率算子中的变量,其场景生成可表示为:

$$p_i = F_1^{-1}(U) \quad U \sim U_{\text{unif}}[0, 1] \quad (3)$$

其中,  $U_{\text{unif}}[0, 1]$  为在  $[0, 1]$  区间上的均匀分布;  $F_1$  为 CDF,  $F_1^{-1}$  为 CDF 的逆函数。

上文给出了单随机变量的场景生成方法,现推广至多元随机变量,以二元为例。

对于一个服从分布  $P_r(X \leq u, Y \leq \nu) = C_1(u, \nu)$  的随机变量  $(X, Y)$ , 其场景生成可表示为:

$$(X, Y) = C_1^{-1}(U, V) \\ [U, V] \sim U_{\text{unif}}[0, 1] \times U_{\text{unif}}[0, 1] \quad (4)$$

其中,  $C_1$  为经验 Copula 函数,由于其不含逆函数,因此用随机变量的边缘分布  $F^{-1}$  和  $G^{-1}$  表示:

$$X = F^{-1}(U), \quad Y = G^{-1}(V) \quad (5)$$

由 2 个随机变量  $(X, Y)$  生成 2 个风电场的基于经验 Copula 函数的静态出力场景,流程如下:

- a. 拟合二元随机变量的历史出力数据,得到联合分布-经验 Copula 函数;
- b. 将经验 Copula 函数离散化成  $d$  组场景的分位点  $(u, \nu)$ ;
- c. 由边缘分布及式(2)、(5),得到 2 个风电场的静态出力场景。

## 2 基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景生成方法

上一节根据经验 Copula 函数生成多风电场出力静态场景。事实上,当前研究的多风电场出力静态场景是没有考虑风电功率波动性的单时间断面场景。本节提出基于经验 Copula 函数的考虑风电功率波动性的多风电场出力动态场景生成方法。

### 2.1 风电功率波动性建模

为了得到跨时间断面的风电功率动态场景,需要对风电功率的波动性进行建模。本文采用“分箱”理论<sup>[17]</sup>来分析在不同预测功率下风电场实际功率的概率分布。连续时间断面上的风电功率  $\mathbf{P} = [p_i, t \in T]^T$

可以视为一个多元随机向量  $\mathbf{Z}=[Z_1, Z_2, \dots, Z_K]^T$ ,  $T$  为时间断面集合,  $K$  为时间预测长度。根据文献[11]所提出的方法,对单风电场功率的波动性建模时,用标准正态分布的 CDF  $\Phi(\mathbf{Z}_i)$  代替  $U_{\text{unif}}[0,1]$ ,并构建指数函数对协方差建模,而随机变量  $Z_i$  和  $Z_j$  之间的协方差  $\sigma_{i,j}=\text{cov}(Z_i, Z_j)$ ,其刻画了跨时间断面的风电功率的相关性。

设  $\mathbf{Z}$  服从多元正态分布  $\mathbf{Z} \sim N(\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\Sigma})$ , 期望  $\boldsymbol{\mu}_0$  是  $K$  维零向量,协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$  是指:

$$\boldsymbol{\Sigma}=[\sigma_{i,j}]_{K \times K} \quad i, j=1, 2, \dots, K \quad (6)$$

构建指数函数对协方差建模<sup>[11]</sup>:

$$\sigma_{i,j}=e^{-\frac{|i-j|}{\varepsilon}} \quad (7)$$

其中,  $\varepsilon$  用来调节跨时间断面的风电功率的相关性强度,  $\varepsilon$  确定后协方差和协方差矩阵都可唯一确定。

将风电功率波动量看作一个随机变量,文献[11]使用  $t$  location-scale 分布拟合风电功率波动量,然而它仅能拟合对称性的分布,如果用来拟合非对称分布可能会产生较大误差。ksdensity 函数能近似估计离散的概率分布,它最接近实际分布,因此本文采用 ksdensity 函数拟合风电功率波动量,设计辨识参数  $\varepsilon$  的目标函数为:

$$f=\min \frac{1}{N} \sum_{s \in S} |p_{\text{dr}}(s)-p_{\text{dr}}^*(s)| \quad (8)$$

其中,  $S$  为风电功率波动区间;  $s$  为抽样点;  $N$  为抽样个数;  $p_{\text{dr}}(s)$  和  $p_{\text{dr}}^*(s)$  分别为对随机生成的动态场景和历史数据的风电功率波动量用 ksdensity 函数拟合得到的离散的概率分布。式(8)的目的在于使随机生成的动态场景的风电功率波动性最接近历史数据的风电功率波动性,实现对风电功率波动性的建模。

考虑风电功率波动性的跨时间断面风电功率动态场景生成步骤如下:

**a.** 给定风电功率预测值  $p_t$  及其实际值服从的经验分布,并作为输入;

**b.** 由式(7)和式(8)辨识出参数  $\varepsilon$ , 确定多元正态分布  $\mathbf{Z} \sim N(\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\Sigma})$ ;

**c.** 对于每一个时间断面  $t$ , 判断  $p_t$  属于哪一个预测箱,从而得到该箱内风电功率实际值分布;

**d.** 利用 MATLAB 工具箱生成  $d$  个  $K$  元正态分布  $\mathbf{Z} \sim N(\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\Sigma})$  的样本;

**e.** 对生成的  $\mathbf{Z} \sim N(\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\Sigma})$ , 根据式(3)进行逆变换抽样,得到  $d$  条跨时间断面的风电功率动态场景,这样生成的场景符合风电功率的随机性与波动性。

## 2.2 基于经验 Copula 函数的考虑风电功率波动性的多风电场动态场景生成

基于经验 Copula 函数的考虑风电功率波动性的多风电场动态场景生成方法,步骤如下。

(1)考虑风电功率波动性,生成单风电场跨时间断面风电功率动态场景。

(2)根据经验 Copula 函数生成 2 个风电场的单时间断面静态出力场景。

(3)结合步骤(1)和(2),生成基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景,具体如下。

**a.** 基于经验 Copula 函数生成  $d$  组 2 个风电场的静态出力场景,记为  $(x_o(m), y_o(m)) (m=1, 2, \dots, d)$ 。

**b.** 考虑风电功率的波动性,生成  $d$  组 2 个风电场跨时间断面风电功率动态场景,记为  $(\bar{x}_i(m), \bar{y}_i(m)) (i=1, 2, \dots, K; m=1, 2, \dots, d)$ 。

**c.** 将  $x_o(m)$  按从小到大的顺序排列,记为  $x_o(m)_{\text{sort}}$ , 与  $x_o(m)$  相对应的  $y_o(m)$  跟随着变动,再将与  $x_o(m)$  相同时刻的  $\bar{x}_i(m)$  按照与  $x_o(m)$  相同的大小顺序进行排列,记改变顺序后的场景为  $\bar{x}_i(m)_{\text{sort}}$ , 并改变对应的  $K$  个时间断面出力场景大小:

$$\bar{x}_j'(m)=\bar{x}_j(m)_{\text{sort}} \cdot [x_o(m)_{\text{sort}}/\bar{x}_i(m)_{\text{sort}}] \quad j=1, 2, \dots, K; m=1, 2, \dots, d \quad (9)$$

类似地,有:

$$\bar{y}_j'(m)=\bar{y}_j(m)_{\text{sort}} \cdot [y_o(m)_{\text{sort}}/\bar{y}_i(m)_{\text{sort}}] \quad j=1, 2, \dots, K; m=1, 2, \dots, d \quad (10)$$

其中,  $(\bar{x}_j'(m), \bar{y}_j'(m))$  为考虑了风电功率波动特性的 2 个风电场出力动态场景,步骤 **c** 排序的目的是为了让独自生成的考虑波动性的风电场景与基于联合分布生成的场景相匹配,从而使生成的场景既满足风电功率的随机性与波动性,又满足多风电场的联合分布。

## 3 含多风电场的电力系统随机机组组合

### 3.1 随机机组组合建模

含风电电力系统日前机组组合通过制定常规发电机组的启停时序,在满足系统安全稳定运行的基础上使系统总运行成本最小。系统总运行成本通常包括常规火电机组的启动成本、燃料成本和由风电的不确定性导致的惩罚成本。

常规火电机组的启动成本  $C_{\text{SCI}}$  一般可以用下面的指数函数表示:

$$C_{\text{SCI}}=\sigma_i+\delta_i \left[ 1-\exp \left( \frac{-T_{i,t}^{\text{off}}}{\tau_i} \right) \right] \quad (11)$$

其中,  $\sigma_i$  为第  $i$  台火电机组的热启动成本;  $\delta_i$  为第  $i$  台火电机组冷启动成本;  $\tau_i$  为第  $i$  台火电机组的冷却时间常数;  $T_{i,t}^{\text{off}}$  为第  $i$  台火电机组在时间段  $t$  的已停机持续时间。

常规火电机组的燃料成本  $C_{\text{FCI}}$  通常是机组出力水平  $p_i$  的二次函数:

$$C_{\text{FCI}}=a_i+b_i p_i+c_i p_i^2 \quad (12)$$

其中,  $a_i, b_i, c_i$  为第  $i$  台火电机组的二次成本曲线系数。

含风电电力系统的运行过程中,需要考虑由弃风和切负荷导致的惩罚成本,因此本文引入了弃风变量  $p_{t,b}^{CW}$  和切负荷变量  $p_{t,b_1}^{CL}$ ,这样能使得整个优化问题松弛化,保证有解。惩罚成本  $C_{RCt}$  可表示为:

$$C_{RCt} = \sum_{b_w \in B_{wind}} p_{t,b_w}^{CW} \cdot k_W + \sum_{b_l \in B_{load}} p_{t,b_l}^{CL} \cdot k_L \quad (13)$$

其中,  $k_W$  为弃风惩罚价格;  $k_L$  为切负荷惩罚价格;  $B_{wind}$  为含有风电场的母线集合;  $B_{load}$  为带有负荷的母线集合。

综上,得到随机机组组合模型的目标函数为:

$$C_{OC} = \min \sum_{s \in S} \pi_s \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} C_{FCi,t}^s \cdot \nu_{t,i} + \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} C_{SCi} \cdot \nu_{t,i} \cdot (1 - \nu_{t-1,i}) + \sum_{t \in T} C_{RCt} \quad (14)$$

其中,  $\pi_s$  为最有可能发生的场景  $s$  的概率;  $\nu_{t,i}$  为第  $i$  台火电机组在时间段  $t$  内的启停状态变量,开机状态时取 1,关机时为 0;  $I$  为常规火电机组编号的集合。等号右边第一项为常规火电机组的燃料成本,第二项为常规火电机组的启动成本,第三项为由弃风和切负荷组成的惩罚成本,其中弃风变量取 2 个风电场弃风量之和。

约束条件主要有:

$$\sum_{b_{w1} \in B_{wind1}} (P_{s,t,b_{w1}}^W - p_{t,b_{w1}}^{CW}) + \sum_{b_{w2} \in B_{wind2}} (P_{s,t,b_{w2}}^W - p_{t,b_{w2}}^{CW}) = \sum_{b_l \in B_{load}} (D_{t,b_l} - p_{t,b_l}^{CL}) - \sum_{i \in I} p_{s,t,i} \quad \forall s \in S, t \in T, i \in I \quad (15)$$

$$P_i \leq p_{s,t,i} \leq \bar{P}_i \quad \forall s \in S, t \in T, i \in I \quad (16)$$

$$\begin{cases} p_{s,t,i} - p_{s,t-1,i} \leq R_{Ui} \\ p_{s,t-1,i} - p_{s,t,i} \leq R_{Di} \end{cases} \quad \forall s \in S, t \in T, i \in I \quad (17)$$

$$T_{Di} \leq T_{t,i}^{off}, T_{Ui} \leq T_{t,i}^{on} \quad \forall t \in T, i \in I \quad (18)$$

$$P_{ll}^{min} \leq P_{l,t,i} \leq P_{ll}^{max} \quad \forall s \in S, t \in T, l \in L \quad (19)$$

其中,  $p_{s,t,i}$  为对于第  $s$  个最有可能的场景,常规火电机组  $i$  在时间段  $t$  内的出力大小;  $P_{s,t,b_{w1}}^W$ 、 $P_{s,t,b_{w2}}^W$  分别为 2 个风电场母线  $b_{w1}$ 、 $b_{w2}$  上的出力;  $B_{wind1}$ 、 $B_{wind2}$  分别为含有风电场 1、2 的母线集合;  $D_{t,b_l}$  为在时间段  $t$  内负荷母线  $b_l$  上的负荷需求;  $P_i$ 、 $\bar{P}_i$  分别为常规火电机组  $i$  的出力下限与上限;  $R_{Ui}$ 、 $R_{Di}$  分别为常规火电机组  $i$  的向上、向下爬坡限制;  $T_{Di}$ 、 $T_{Ui}$  分别为常规火电机组  $i$  需满足的最小关机、开机时间;  $T_{t,i}^{off}$ 、 $T_{t,i}^{on}$  分别为火电机组  $i$  在时间段  $t$  的已持续关机、开机时间;  $P_{l,t,i}$  为第  $l$  条输电线路的传输功率;  $P_{ll}^{min}$ 、 $P_{ll}^{max}$  分别为第  $l$  条输电线路最小、最大输电功率值。式(15)为功率平衡约束,即对于每个最有可能发生的场景在每个时间段内总的发电量必须等于系统总的负荷需求。式(16)为火电机组出力约束,即对于每个最有可能发生的场景在每个时间段内常规火电机组的出力不能超过其出力上、下限。式(17)为机组爬坡约束,即对于每个最有可能发生的场景,常规火电机组的跨时段出力变化量需满足一定的范围。式(18)为机组最小

开机、关机时间约束,即每个常规火电机组的持续开机或关机时间必须有限制。式(19)为线路输电能力约束,即对于每个最有可能发生的场景,每个时间段内的线路传输功率必须在一定的范围之内。

### 3.2 模型的求解

**a. 多元随机变量的处理。**针对多风电场风电功率的不确定性,本文生成基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景,使得生成的场景既满足多风电场出力的联合分布,又满足风电功率的波动性。为了提高计算速度,需要对生成的大量场景进行削减,即在保证精度的前提下保留尽量少的场景。本文使用的是同步回代消除法<sup>[18]</sup>,将基于经验 Copula 函数生成的 1000 个场景削减为最有可能的 10 个,然后根据这些数据对含大规模风电的电力系统的火电机组启停时序进行随机优化求解。

**b. 求解方法。**由于混合整数线性规划具有求解的质量高且速度快的优点,因此本文采用混合整数线性规划方法求解随机机组组合问题,为此,需要将随机机组组合模型进行线性化。本文将常规火电机组的启动成本阶跃线性化<sup>[19]</sup>,燃料成本分段线性化<sup>[19]</sup>,并忽略网损和电压偏差,将交流潮流模型简化成直流潮流模型<sup>[20]</sup>,建立了混合整数线性化模型,采用混合整数线性规划方法进行求解。

## 4 算例及仿真

为了验证基于经验 Copula 函数生成的多风电场出力动态场景的有效性及其应用于求解随机机组组合问题的可行性,本文仿真计算采用的是修改的 IEEE 118 母线系统。该系统有 54 台火电机组,火电机组总的装机容量为 7220 MW,有 186 条输电线路,91 个负荷节点。风电场分别接入 62 号节点(后文简记为风电场 1)和 85 号节点(后文简记为风电场 2),容量分别为 2132 MW 和 613 MW。弃风和切负荷的惩罚价格分别设置为 80 \$/(MW·h)<sup>[21]</sup>与 3500 \$/(MW·h)<sup>[22]</sup>。

用于构建 2 个风电场动态场景的历史数据采用爱尔兰岛以及北爱尔兰岛 2014 年 9 月至 2016 年 3 月期间的数据,其中数据的分辨率为 15 min。

### 4.1 风电功率波动性建模方法有效性的比较

本节主要从场景生成的精确度方面对不同的风电功率波动性建模方法的有效性进行比较。

本节以爱尔兰岛风电数据为测试样本,通过文献[23]中定义的 BS(Brier Score)去比较随机生成的风电功率场景与实测的风电功率时间轨迹之间的误差。BS 值越小表示误差越小。

本节主要考虑了文献[11]中 2 个事件下的 BS。

- a. 事件 1:风电功率在 2h 内的波动量大于 10%。
- b. 事件 2:风电功率在 4h 内的出力水平持续大于 40%。

本节分别比较了基于经验分布及 ksdensity 函数生成场景、文献[11]中基于经验分布及 *t* location-scale 生成场景和文献[8]中经验型高斯连接函数(Gaussian Copula)场景生成方法的精确度,通过生成 2015 年 11 月 8 日的场景,从中长期(1 a)的统计角度衡量了场景生成方法的精确程度,其 BS 值如图 1 所示(采样点的时间间隔为 15 min,后同)。

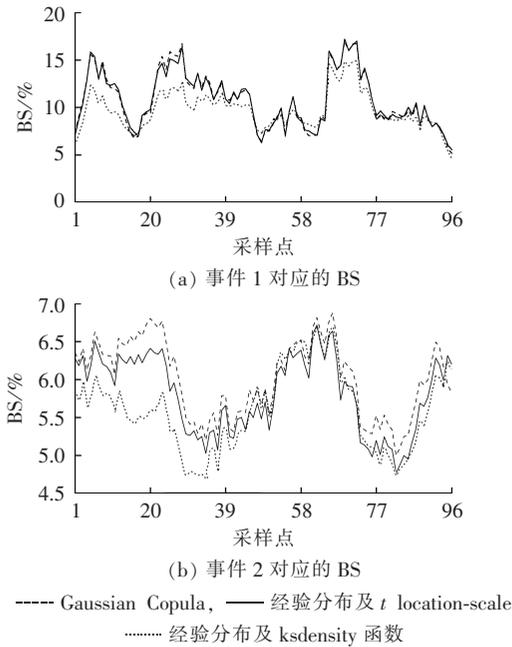


图 1 2 个事件对应的 BS

Fig.1 BSs corresponding to two events

由图 1 可知,基于经验分布及 ksdensity 函数生成的场景在时间轨迹上对应的 BS 在大部分时间均小于另外 2 种方法生成的场景,这表明生成的场景最接近于实际的风电功率时间轨迹;在图 2 中,将 3 种方法生成的场景的平均值与实际值进行对比,可直观地看出,基于经验分布及 ksdensity 函数生成的

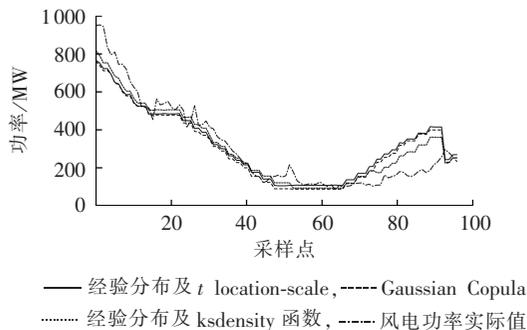


图 2 3 种方法生成的场景的风电平均值与实际值对比

Fig.2 Comparison between actual wind power and average wind power of scenarios,for three scenario generation methods

平均场景最接近风电功率的实际值,从而也证明了风电功率波动性建模的可行性。

### 4.2 含多风电场的电力系统随机机组组合求解

为了验证本文提出的考虑风电功率波动性的多风电场出力动态场景生成方法的必要性,本节将其与不考虑波动性的场景生成方法进行对比,同时代入随机机组组合模型验证。以爱尔兰岛电力系统 2015 年 11 月 8 日的风电和负荷进行研究,为了与 IEEE 118 母线系统相匹配,本节将风电场的风电功率扩大 1.75 倍,同时将负荷扩大 1.5 倍,风电场 1、风电场 2 的预测出力和实际出力以及负荷需求如图 3 所示。

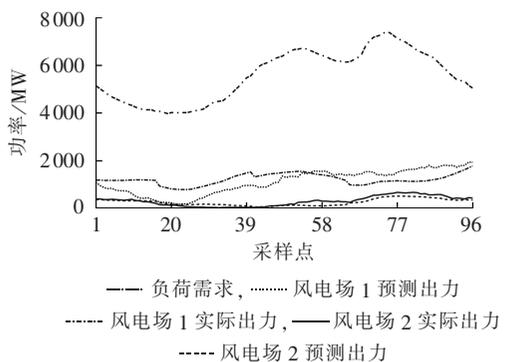


图 3 2015 年 11 月 18 日的风电和负荷曲线

Fig.3 Wind power and load curves of November 18, 2015

#### 4.2.1 基于经验 Copula 函数的多风电场出力动态场景生成与削减

首先基于经验 Copula 函数生成单时间断面的静态场景,风电场 1 和 2 的历史出力频数直方图如图 4 所示。通过调用 MATLAB 工具箱里的 corrcoef 函数拟合 2 个风电场的数据,得到风电场 1 和 2 的线性相关系数  $\rho=0.8745$ ,说明 2 个风电场不是相互独立的,需要考虑联合分布,从而验证了本文用 Copula 函数模型表征风电功率的必要性,而与正态 Copula 等有参函数比较,经验 Copula 函数不含参数,从而减少了由拟合参数带来的误差。本文用经验 Copula 函数拟合 2 个风电场的历史出力联合分布如图 5 所示,图中风电场量 1、2 出力均为标么值,后同。然后将经验 Copula 函数离散化成 1000 组场景的分位点,再根据式(5)进行逆变换抽样,生成 1000 个基于经验 Copula 函数的单时间断面静态场景。本文采用 MATLAB 工具箱里的 ecdf 函数实现求取风电功率的经验分布,以代替实际的边缘分布函数。

其次分别考虑波动性以及不考虑波动性,生成 2 个风电场 96 个时刻的场景,将单时间断面静态场景与考虑风电功率波动性的场景按照式(9)、(10)得到基于经验 Copula 函数的动态场景,以及不考虑

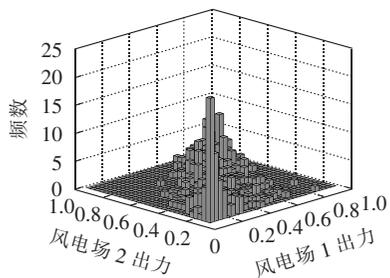


图 4 风电场 1 和 2 出力频数直方图

Fig.4 Histogram of joint output frequents of wind farm 1 and 2

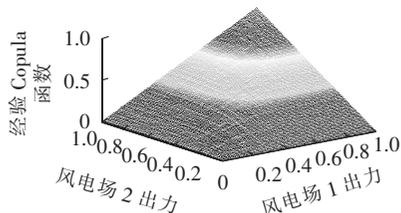


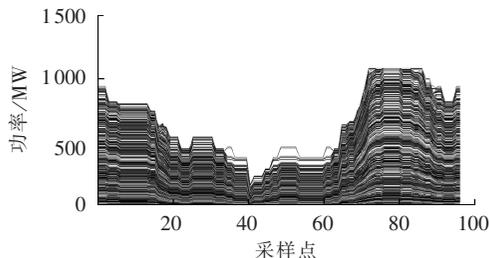
图 5 风电场 1 和 2 出力经验 Copula 函数图

Fig.5 Empirical Copula function of joint output of wind farm 1 and 2

波动性的场景(后文称之为静态场景),风电场 1、2 的风电出力动态场景与静态场景如图 6 所示。

将风电场 1、2 的风电出力动态场景与静态场景削减成 10 个最有可能的场景及概率,如图 7 所示。

由图 6 与图 7 可知,由于生成的是基于联合分布的多风电场出力动态场景与静态场景,当进行场

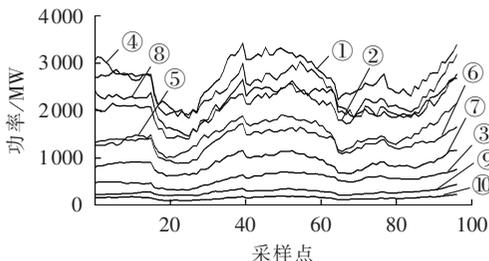


(d) 风电场 2 的风电出力静态场景

图 6 风电场 1、2 的风电出力动态场景与静态场景

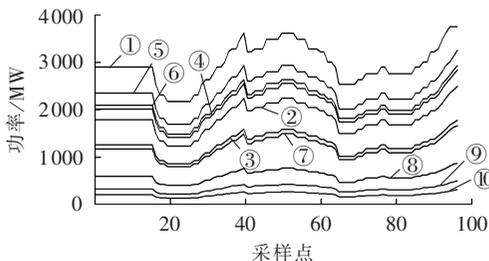
Fig.6 Dynamic and static output scenarios of wind farm 1 and 2

景削减之后,风电场最有可能的出力场景有相同的概率值,这为将其作为随机机组组合的输入提供了方便。当不考虑风电功率的波动性时,只要风电功率的预测值相同,则生成的场景也是相同的,这在实



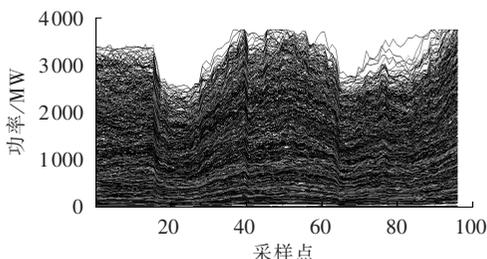
- ①  $p=0.094$ , ②  $p=0.120$ , ③  $p=0.124$
- ④  $p=0.051$ , ⑤  $p=0.081$ , ⑥  $p=0.099$
- ⑦  $p=0.151$ , ⑧  $p=0.049$ , ⑨  $p=0.157$
- ⑩  $p=0.074$

(a) 风电场 1 最有可能的风电出力动态场景及概率

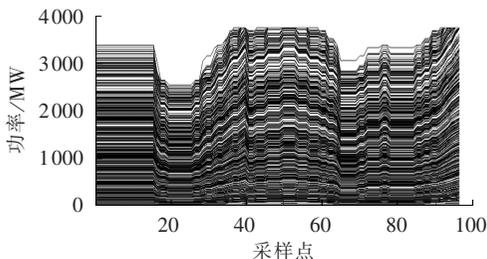


- ①  $p=0.103$ , ②  $p=0.078$ , ③  $p=0.071$
- ④  $p=0.061$ , ⑤  $p=0.055$ , ⑥  $p=0.007$
- ⑦  $p=0.118$ , ⑧  $p=0.138$ , ⑨  $p=0.172$
- ⑩  $p=0.127$

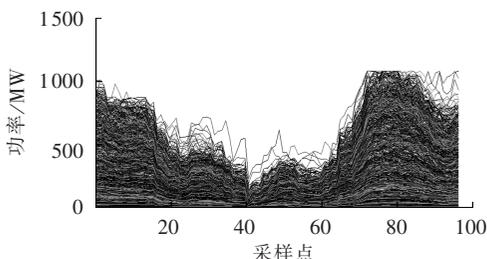
(b) 风电场 1 最有可能的风电出力静态场景及概率



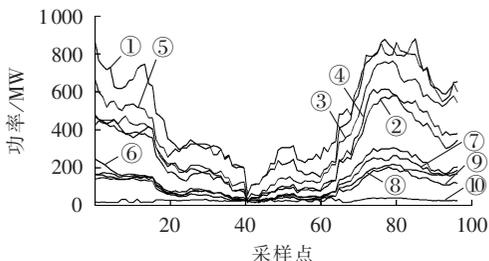
(a) 风电场 1 的风电出力动态场景



(b) 风电场 1 的风电出力静态场景

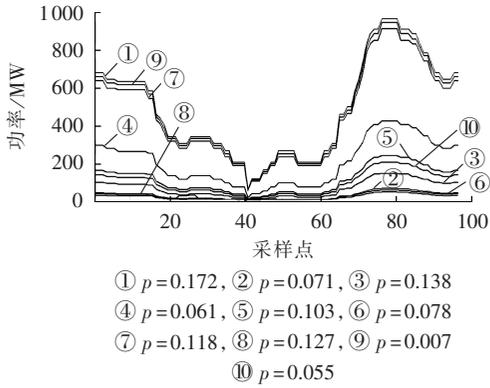


(c) 风电场 2 的风电出力动态场景



- ①  $p=0.074$ , ②  $p=0.124$ , ③  $p=0.081$
- ④  $p=0.094$ , ⑤  $p=0.049$ , ⑥  $p=0.151$
- ⑦  $p=0.120$ , ⑧  $p=0.157$ , ⑨  $p=0.051$
- ⑩  $p=0.099$

(c) 风电场 2 最有可能的风电出力动态场景及概率

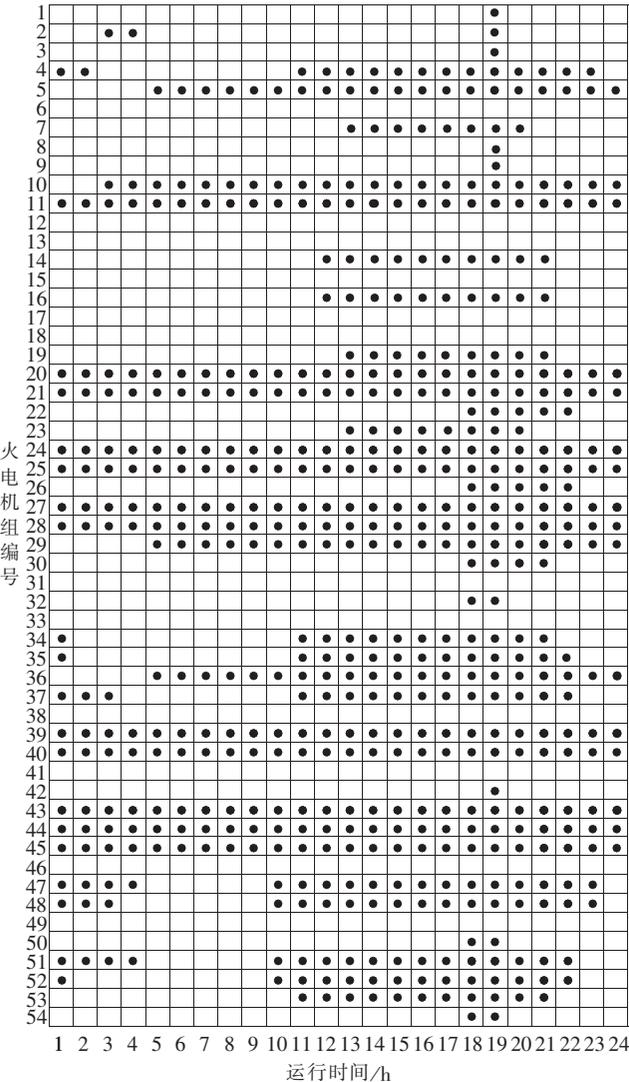


(d) 风电场 2 最有可能的风电出力静态场景及概率

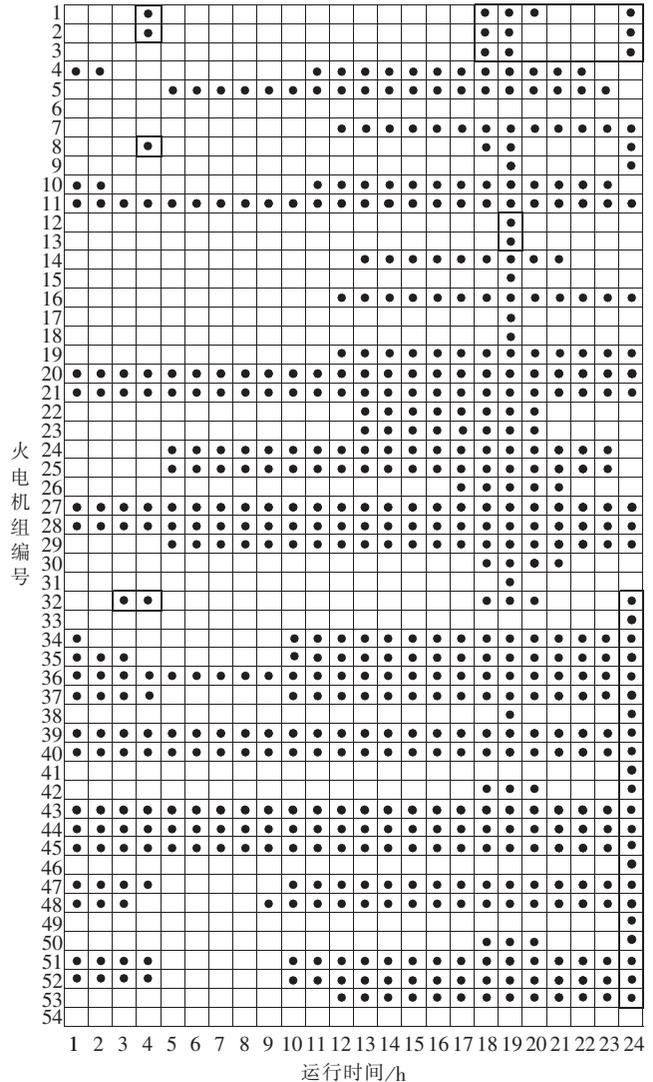
图 7 风电场 1、2 最有可能的风电出力动态与静态场景及概率

Fig.7 Most probable dynamic and static output scenarios and probabilities of wind farm 1 and 2

际中可能会产生较大的误差,在机组组合模型中会得到验证。



(a) 基于动态场景的火电机组启停状态



(b) 基于静态场景的火电机组启停状态

图 8 基于动态场景与静态场景的火电机组启停状态

Fig.8 On-off states of thermal power units based on dynamic and static scenarios

### 4.2.2 随机机组组合求解分析

将基于动态场景和静态场景生成的 2 个风电场各 10 个最有可能的场景作为输入,求解得到随机机组组合模型的决策变量,即机组的启停状态,结果如图 8 所示,图中“●”表示火电机组开启。

由图 8 可知,2 种场景的求解结果并不相同(见图中框出区域)。考虑风电波动性的动态场景模型中,第 1、2 和 32 号火电机组运行时间,以及第 24 h 运行的火电机组数量明显少于静态场景模型,系统对应的实际净负荷(负荷与实际风电功率之差)与系统可调度容量曲线如图 9 所示。

由图 9 可知,动态场景模型求解结果是比较合理的,其对应的实际净负荷不会超过系统可调度容量的上、下界,因此无需再开启额外的火电机组。

基于动态场景与静态场景的随机机组组合求解结果如表 1 所示。

由表 1 可知,基于动态场景的模型其对应的总

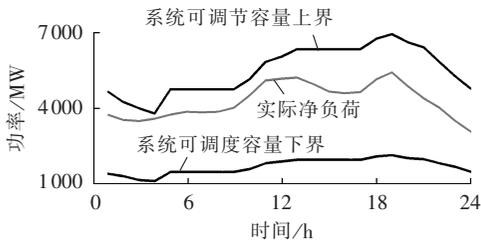


图 9 实际净负荷与系统可调度容量曲线

Fig.9 Actual net load and dispatchable system capacity

表 1 基于动态场景与静态场景随机机组组合的结果对比

Table 1 Comparison of stochastic unit commitment results between based on dynamic scenarios and static scenarios

参数	动态场景	静态场景
总运行成本/\$	1427343	1451278
机组启停成本/\$	2409	3014
燃料成本/\$	1424934	1418344
惩罚成本/\$	0	29920
切负荷量/MW	0	0
风电场 1 弃风量/MW	0	374
风电场 2 弃风量/MW	0	0

运行成本小于静态场景模型。分析各项成本可知,由于考虑了风电功率的波动性,对风电的利用更加合理,减小了火电机组开启的台数,但更充分利用了火电机组的出力,而且不会出现弃风,说明其提高了含多风电场电力系统运行的经济性,调度人员可据此制定经济安全的运行调度计划。

## 5 结论

本文用经验 Copula 函数构建多元随机变量联合分布,然后生成基于经验 Copula 函数的单时间断面静态场景,接着对风电功率的波动性进行建模,从而生成考虑风电功率波动性的多风电场出力动态场景,再将其应用于含多风电场电力系统机组组合,通过构建随机机组组合模型进行求解,仿真结果表明:

a. 对单风电场的波动性建模时,ksdensity 函数拟合风电波动量的方法是有效的,基于经验分布及 ksdensity 函数生成的场景在理论上更接近实际风电功率时间轨迹;

b. 基于经验 Copula 函数生成的多风电场出力动态场景代入求解随机机组组合问题时,运行成本小于不考虑波动性生成的静态场景,提高了含多风电场电力系统运行的经济性,说明了对风电功率的波动性进行建模的必要性与有效性,从而证明了本文提出的多风电场出力动态场景生成方法应用于电力系统机组组合的可行性。

由于缺乏大量的同时间轴下的多风电场实际出力数据,本文在基于经验 Copula 函数生成的多风电场出力动态场景有效性验证方面存在的不足,后

期需再改进。

## 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.  
SUN Yuanzhang,WU Jun,LI Guojie. Influence research of wind power generation on power systems[J]. Power System Technology,2007,31(20):55-62.
- [2] 曲正伟,王京波,张坤,等. 考虑不确定性成本的含风电场群电力系统短期优化调度[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):137-144.  
QU Zhengwei,WANG Jingbo,ZHANG Kun,et al. Short-term optimal dispatch considering uncertainty cost for power system with wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(4):137-144.
- [3] 雷若冰,徐箭,孙辉,等. 基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):134-140.  
LEI Ruobing,XU Jian,SUN Hui,et al. Wind speed distribution forecasting based on correlation analysis for wind farm group[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(5):134-140.
- [4] 刘学,李晖,周明,等. 考虑风速相关性的多目标电网规划[J]. 电力自动化设备,2015,35(10):87-94.  
LIU Xue,LI Hui,ZHOU Ming,et al. Multiple-objective power grid planning considering wind speed correlation[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(10):87-94.
- [5] 黎静华,文剑宇,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 farm power[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(16):30-36.
- [6] 蔡菲,严正,赵静波,等. 基于 Copula 理论的风电场间风速及输出功率相依结构建模[J]. 电力系统自动化,2013,37(17):9-16.  
CAI Fei,YAN Zheng,ZHAO Jingbo,et al. Dependence structure models for wind speed and wind power among different wind farms based on Copula theory[J]. Automation of Electric Power Systems,2013,37(17):9-16.
- [7] 谢敏,熊靖,刘明波,等. 基于 Copula 的多风电场出力相关性建模及其在电网经济调度中的应用[J]. 电网技术,2016,40(4):1100-1106.  
XIE Min,XIONG Jing,LIU Mingbo,et al. Modeling of multi wind farm output correlation based on Copula and its application in power system economic dispatch[J]. Power System Technology,2016,40(4):1100-1106.
- [8] PIERRE P,HENRIK M,AA N H,et al. From probabilistic forecasts to statistical scenarios of short-term wind power production[J]. Wind Energy,2009,12(1):51-62.
- [9] BOUTSIKA T,SANTOSO S. Quantifying short-term wind power variability using the conditional range metric[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2012,3(3):369-378.
- [10] LIN W,WEN J,CHENG S,et al. An investigation on the active-power variations of wind farms[J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2012,48(3):1087-1094.
- [11] 马溪原. 含风电电力系统的场景分析方法及其在随机优化中的应用[D]. 武汉:武汉大学,2014.  
MA Xiyuan. Scenario analysis and stochastic programming of wind-integrated power systems[D]. Wuhan:Wuhan University,2014.
- [12] BIRGE J R,LOUVEAUX F. Introduction to stochastic program-

- ming[M]. [S.I.]:Springer,1997:897-898.
- [13] 张振宇,葛少云,刘自发. 粒子群优化算法及其在机组优化组合中应用[J]. 电力自动化设备,2006,26(5):28-31.
- ZHANG Zhenyu,GE Shaoyun,LIU Zifa. Particle swarm optimization algorithm and its application in unit commitment[J]. Electric Power Automation Equipment,2006,26(5):28-31.
- [14] 徐帆,姚建国,耿建,等. 机组耗量特性的混合整数模型建立与分析[J]. 电力系统自动化,2010,34(10):45-50.
- XU Fan,YAO Jianguo,GENG Jian,et al. Modeling and analysis of unit I/O characteristics based on mixed-integer programming [J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(10):45-50.
- [15] 易文德. 基于 Copula 理论的金融风险相依结构模型及应用 [M]. 北京:中国经济出版社,2011.
- [16] PEDNAULT E P D. Statistical learning theory[J]. Encyclopedia of the Sciences of Learning,1999,41(4):3185.
- [17] BLUDSZUWEIT H,DOMINGUEZ-NAVARRO J A,LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2008,23(3):983-991.
- [18] DUPAČOVÁ J,GR ÖWE-KUSKA N,RÖMISCH W. Scenario reduction in stochastic programming:an approach using probability metrics[J]. Mathematical Programming,2003,95(3):493-511.
- [19] CARRIÓN M,ARROYO J M. A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2006,21(3):1371-1378.
- [20] WANG S J,SHAHIDEHPOUR S M,KIRSCHEN D S,et al. Short-term generation scheduling with transmission and environmental constraints using an augmented Lagrangian relaxation [J]. IEEE Transactions on Power Systems,1995,10(3):1294-1301.
- [21] WANG C,LU Z,QIAO Y. A consideration of the wind power benefits in day-ahead scheduling of wind-coal intensive power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2013,28(1):236-245.
- [22] WANG J,BOTTERUD A,BESSA R,et al. Wind power forecasting uncertainty and unit commitment[J]. Applied Energy,2011,88(11):4014-4023.
- [23] PINSON P,GIRARD R. Evaluating the quality of scenarios of short-term wind power generation[J]. Applied Energy,2012,96(8):12-20.

#### 作者简介:



徐 箭

徐 箭(1980—),男,湖北咸宁人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(**E-mail**:xujian@whu.edu.cn);

洪 敏(1991—),男,湖北黄冈人,硕士研究生,主要研究方向为含风电电力系统的机组组合(**E-mail**:1138987398@qq.com);

孙元章(1953—),男,湖南岳阳人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(**E-mail**:yzsun@whu.edu.cn);

周过海(1993—),男,湖南湘潭人,硕士研究生,主要研究方向为风电不确定性建模(**E-mail**:1073083851@qq.com)。

## Dynamic scenario generation based on empirical Copula function for outputs of multiple wind farms and its application in unit commitment

XU Jian,HONG Min,SUN Yuanzhang,ZHOU Guohai

(School of Electrical Engineering,Wuhan University,Wuhan 430072,China)

**Abstract:** With the large-scale integration of wind power,the randomness and fluctuation of wind-power and the correlation among multiple wind farm outputs bring new challenges to the operation and dispatch of power system. An empirical Copula function is introduced to characterize the joint output distribution of multiple wind farm. The fluctuation of wind power is modelled and fitted with ksdensity function,and the inverse transform sampling is applied to generate a scenario set that conforms to the randomness and fluctuation of wind power. The dynamic output scenarios of multiple wind farms generated based on the empirical Copula function are applied in the stochastic unit commitment of power system with multiple wind farms. Results of case study validate the effectiveness of the established wind power fluctuation model and the feasibility of the proposed dynamic scenario generation method. Its application in the stochastic unit commitment enhances the operational economy of power system with multiple wind farms.

**Key words:** wind power; empirical Copula function; dynamic scenario generation; modelling of fluctuation; ksdensity function; stochastic unit commitment