

文章编号: 1005-2992(2018) 05-0009-07

考虑风向的风电功率预测不确定性研究

杨 茂¹, 杨春霖²

(1. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 广东电网有限责任公司肇庆供电局, 广东 肇庆 526060)

摘 要: 针对风电功率的不确定性, 提出了一种考虑风向因素的基于 Copula 理论的风电功率不确定性预测方法, 首先将风向因素加入到风速之中构成合成风速序列, 再利用条件 Copula 函数求得某一置信度下的风速区间, 再进一步转化功率区间. 以东北地区某风电场的实测数据为例进行了算例分析, 算例分析证明, 所搭建的模型能够给出合理的预测区间, 更准确的反映风电场实际运行特征, 可为风电场运行及并网提供参考.

关 键 词: 风电功率预测; Copula 理论; 不确定性; 风速; 风向

中图分类号: TM614

文献标识码: A

近年来, 伴随着传统能源的日益枯竭, 对新型清洁能源的研究已经成为全球能源领域的热点课题. 而风能既是清洁能源, 又是可再生能源, 由于其兼具无污染、成本低、效益显著等优点而成为了优质新能源的首选, 其中以风能为原料的风力发电技术更是重要的方向. 但风的自然属性决定了风电功率具有极强的不确定性, 当具有该属性的功率大规模注入电网时势必会对电力系统的稳定运行产生影响^[1-2].

目前, 主要有物理算法、统计学方法等以及作为这些点预测方法的补充而出现概率化、不确定性的预测^[3-4]. 当前采用的主要预测模型有神经网络模型^[5-6]、支持向量机模型^[7-8]等. 在不确定性预测方面, 国内外学者做了大量的研究. 其中, 文献[9]提出一种基于预测误差分布特性统计的非参数置信区间估计方法, 在确定性预测基础上求取概率性风电功率预测值; 文献[10]提出了基于风过程方法的风电功率预测结果不确定性估计方法; 文献[11]运用多维 Copula 函数分析了风电场群中各个风电场之间的时间和空间的相依关系, 并研究了其对风电场群输出功率不确定性的影响; 文献[12]提出一种模糊粒计算和支持向量机相结合的风电功率实时预测方法, 利用模糊粒计算将风电功率时间序列划分为简单的子序列时间窗口, 同时把具有相似属性的对象组合在一起, 通过提取核心信息减少冗余, 利用支持向量机法对子序列进行预测, 得到最终的预测值. 这些方法大多是通过历史数据的研究得到某种规律, 从而对未来时段进行预测. 然而, 诸多研究中鲜见将风向这一因素加入到预测模型中, 基于此, 本文通过相关性建模, 将风速和风向两个变量合成为新的合成风速序列, 再利用条件 Copula 函数和风功率曲线完成对功率的不确定性分析.

1 考虑风向影响的风速模型建立

处于相同地理位置的风速和风向之间必然存在相应的时空关联性, 为了把握两者之间的相关性, 建

收稿日期: 2017-02-01

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973计划)(2013CB228201); 国家自然科学基金(51307017); 吉林省科技发展计划(20140520129JH)

第一作者: 杨 茂(1982-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 电力系统分析与风力发电技术

通讯作者: 杨春霖(1988-), 男, 硕士, 主要研究方向: 风力发电

电子邮箱: yangmao820@163.com(杨茂); 425161220@qq.com(杨春霖)

立二者之间的自回归模型^[13].

设风速时间序列和风向时间序列分别为

$$\begin{aligned} v(t) &= \{v(1), v(2), \dots, v(n)\}, \\ d(t) &= \{d(1), d(2), \dots, d(n)\}, \end{aligned}$$

则自回归模型为

$$\begin{cases} v(t) = a_{11}^{(1)} v(t-1) + a_{12}^{(1)} d(t-1) + a_{11}^{(2)} v(t-2) \\ \quad + \dots + a_{11}^{(p)} v(t-p) + a_{12}^{(p)} d(t-p) + \varepsilon_1(t), \\ d(t) = a_{21}^{(1)} v(t-1) + a_{22}^{(1)} d(t-1) + a_{21}^{(2)} v(t-2) \\ \quad + \dots + a_{11}^{(p)} v(t-p) + a_{12}^{(p)} d(t-p) + \varepsilon_2(t). \end{cases}$$

上式可写为矩阵形式

$$X(t) = A_1 X(t-1) + \dots + A_p X(t-p) + \varepsilon_t, \quad (1)$$

其中: $X(t-i) = [v(t-i), d(t-i)]^T, 1 \leq i \leq p$, 则 $X(t)$ 为风向和风速两个变量组成的合成风速, 即风向量; $\varepsilon_t = [\varepsilon_1(t), \varepsilon_2(t)]^T$ 为白噪声序列.

由于风向和风速二者之间存在显著的低阶自相关性, 同时为了降低复杂度, 可以将式(1) 简化为

$$X(t) = A_1 X(t-1) + \varepsilon_t. \quad (2)$$

为了描述风向量时间序列在任意两个时刻 t 和 $t-p$ 之间的整体相关关系, 运用多元统计分析的思想, 将原风向量时间序列的线性组合定义为新的两组风向量时间序列, 如下:

$$\begin{aligned} F(t) &= U^T(t) X(t), \\ F(t-p) &= U^T(t-p) X(t-p), \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $U^T(t) = [u_1(t), u_2(t)]$.

设 $X(t)$ 的协方差为 K_{11} , $X(t-p)$ 的协方差为 K_{22} , $X(t)$ 和 $X(t-p)$ 的协方差为 K_{12} 且 $K_{12} = K_{21}$. 考虑线性组合 $F(t-p)$ 和 $F(t)$ 有单位方差 $\text{var}(F(t-p)) = I, \text{var}(F(t)) = I$, 还可以将其改写为

$$\begin{aligned} D(F(t)) &= U^T(t) K_{11} U(t) = I, \\ D(F(t-p)) &= U^T(t-p) K_{22} U(t-p) = I. \end{aligned} \quad (4)$$

以式(4) 为条件求 $F(t-p)$ 和 $F(t)$ 的极大相关系数

$$\gamma = \frac{\text{cov}(F(t-p), F(t))}{\sqrt{D(F(t-p))} \cdot \sqrt{D(F(t))}} = [U^T(t) K_{12} U(t-p)]^T. \quad (5)$$

于是式(5) 也等价于在式(4) 条件下求解可以使其达到最大值的 $U^T(t)$ 和 $U^T(t-p)$. 于是利用 Lagrange 乘数法可求得:

$$\lambda = U^T(t) K_{12} U^T(t-p) = \gamma. \quad (6)$$

将上述变换求出的 γ 可以推广到一般的风向量自回归模型中去.

一般自回归模型的其矩阵形式为

$$\hat{F}(t) = \varphi F(t-p), \quad (7)$$

其中: $\varphi = \begin{bmatrix} \lambda(p) & 0 \\ 0 & \lambda(p) \end{bmatrix}$, $\lambda(p) = U(t) K_{12} U(t-p)$, 为了应用方便, 利用式(3) 可将式(7) 转换成以

$X(t)$ 和 $X(t-p)$ 为变量的方程,且联系式(4)可得

$$X(t) = A_1 X(t-p), \quad (8)$$

则 $A_1 = K_{12} K_{22}^{-1}$ 为式(4)自回归模型的系数,其中: K_{12} 和 K_{22} 分别为

$$\begin{aligned} K_{12} &= \text{cov}(X(t), X(t-p)), \\ K_{22} &= \text{cov}(X(t-p), X(t-p)). \end{aligned} \quad (9)$$

然后再利用马尔可夫链调制风速得到合成风速时间序列模型^[14].

2 基于条件 Copula 函数区间预测

2.1 预测基本流程

预测过程主要分为两步:条件 Copula 函数的构造、置信区间的计算.一般来说,普遍形式的 Copula 函数,如 t -Copula 函数、高斯 Copula 函数等与实际的分布相差较大.另外,由于在使用连续的 Copula 函数计算置信区间时需涉及到函数的求逆运算,计算较为复杂.因此,本文选用经验条件 Copula 函数,其能更准确地描述随机变量之间的相关性,并且为方便计算给定置信度水平下的置信区间,采用了离散的条件 Copula 函数形式^[15].

区间预测的主要过程为

- (1) 计算边缘分布函数,将 X 域内的数据 $(X_{T-t}, X_{T-t+1}, \dots, X_T)$ 变化换为 F 域;
- (2) 在 F 域内 $(F_{T-t}(X_{T-t}), F_{T-t+1}(X_{T-t+1}), \dots, F_T(X_T))$ 构建条件 Copula 函数;
- (3) 计算给定置信度水平下的 Copula 函数上限、下限(F 域);
- (4) 将 Copula 函数的上限、下限(F 域)变换为在 X 域内的上限、下限.

假设已知连续 $t+1$ 个时刻的合成风速历史样本和对应的边缘分布函数值,分别如式(10)和式(11)所示.

假设连续 $t+1$ 个时刻的合成风速历史样本为

$$[X_{T-t}, X_{T-t+1}, \dots, X_T] = \begin{bmatrix} x_{T-t}^1 & \cdots & \cdots & x_T^1 \\ x_{T-t}^2 & \cdots & \cdots & x_T^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{T-t}^N & \cdots & \cdots & x_T^N \end{bmatrix}, \quad (10)$$

对应的边缘分布函数值,记为

$$\begin{bmatrix} F_{T-t}(x_{T-t}^1) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(x_T^1) \\ F_{T-t}(x_{T-t}^2) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(x_T^2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{T-t}(x_{T-t}^N) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(x_T^N) \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中: F_{T-t}, \dots, F_T 分别为第 $T-t, \dots, T$ 时段的合成风速的边缘分布函数,式(10)的每一行代表一个在 X 域的样本,式(11)的每一行代表一个在 F 域的样本,共有 N 个样本.

2.2 条件 Copula 函数的建立

F_T 的函数值均在 $0 \sim 1$ 之间,假设将 $[0, 1]$ 区间细分为 K 个小区间,分别记为: S_1, \dots, S_K , 其中 $S_1 = [0, \delta]$, $S_j = [(j-1)\delta, j\delta]$, $j = 2, \dots, K$. 那么, $t+1$ 维风电功率序列共组成 K^{t+1} 个子空间.则式(11)中的任意一行 $\{F_{T-t}(x_{T-t}^n), \dots, F_T(x_T^n), n \in N\}$ 必然会落在某一个子区间内^[16], 其中 $F_{T-t+1}(x_{T-t+1}) \in ((p_1 -$

1) $\delta, p_1\delta], \dots, F_T(x_T) \in ((p_{t+1} - 1)\delta, p_{t+1}\delta]$. 基于上述的假设, 下面介绍以 $F_{T-t}(x_{T-t}^F), F_{T-t+1}(x_{T-t+1}^F), \dots, F_{T-1}(x_{T-1}^F)$ 为已知条件下 $F_T(x_T^F)$ 的概率分布函数, 称为条件 Copula 函数.

在式(11)的 N 个样本中, 选择前 t 个元素分别与 $F_{T-t+1}(x_{T-t+1}^F), \dots, F_{T-1}(x_{T-1}^F)$ 落在相同区间的样本组成一个新的矩阵, 称该矩阵为条件矩阵, 假设有 N_1 个样本, 记为

$$\begin{bmatrix} F_{T-t}(\hat{x}_{T-t}^1) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(\hat{x}_T^1) \\ F_{T-t}(\hat{x}_{T-t}^2) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(\hat{x}_T^2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{T-t}(\hat{x}_{T-t}^{N_1}) & \cdots & \cdots & F_{T-t}(\hat{x}_T^{N_1}) \end{bmatrix}. \quad (12)$$

对条件矩阵按照特定步骤进行统计, 即可得到一个离散的经验条件 Copula 函数^[15].

2.3 区间预测

按照概率从大到小的顺序将上节所得的条件概率分布函数 $[F_T^j, p^j]$ 进行降序排列, 记 (F_T^j, p^j) 为排列后概率分布函数. 对 $p^{(1)}$ 从 $j = 1$ 开始进行累加, 到累加和大于等于 β 时停止. 假设当累加到 $j = q$ 时 $\sum_{j=1}^q p^{(j)} \geq \beta$ 恰好满足上述条件时, 则区间 $F_T^{(1)}, \dots, F_T^{(q)}$ 为在置信度水平 β 下的风电功率边缘分布函数所在子区间的并集. 假设 $F_T^{(1)} \in (S_1^l, S_1^u], \dots, F_T^{(q)} \in (S_q^l, S_q^u]$, 则满足置信度水平 β 的区间为

$$(S_1^l, S_1^u] \cup (S_2^l, S_2^u] \cup \cdots \cup (S_q^l, S_q^u] = (S_1^l, S_q^u].$$

由于 S_1^l 和 S_q^u 分别为在 F 域上的边界, 需要进一步通过逆函数 $W_T^{up} = F_T^{-1}(S_q^u)$ 和 $W_T^{down} = F_T^{-1}(S_1^l)$ 计算在预设的置信度水平 β 下的风速在第 T 时刻发生的区间, 从而获得风速的预测区间, 之后将其通过风速功率曲线转换为功率, 便可得到功率的预测区间.

3 算例分析

3.1 实时预测

在进行风电功率实时预测时, 一般已知建模域所有时刻风电功率的实际值 $P(t - n\Delta t)$, $n = 0, 1, 2, \dots, N$, 因此进行风电功率预测时所需要的历史数据数量为 $N + 1$, 需要预测的风电功率为 $P(t + l\Delta t)$, $l = 0, 1, 2, \dots, L$, L 为多步预测的步数, 令 $\hat{P}_r(t + l\Delta t)$ 表示滚动多步预测模式下的风电功率预测值, 则在滚动多步预测方式下有

$$\hat{P}_r(t + l\Delta t) = f[P(t - (N - l + 1)\Delta t), \dots, P(t - \Delta t), P(t), \hat{P}_r(t + \Delta t), \dots, \hat{P}_r(t + (l - 1)\Delta t)], \quad (14)$$

式中: f 表示所选预测方案对应的映射关系.

按上式对风电场未来一天风电功率进行多步预测, 即每天进行 96 次的风电功率实时预测, 每次预测的风电功率为 16 个时间点即四个小时(超短期预测)^[16]. 本文中利用式(14)的原理实现的是对风速的预测, 建模与数据相应的也为相应的风速.

以中国东北某风电场(总装机容量为 49.5 MW, 风机为 33 台, 单机的额定容量为 1.5 MW, 采样间隔为 15 分钟.) 2014 年 6 月 1 日~2014 年 7 月 31 日共 2 个月的实测数据作为训练集, 预测 8 月 1 日的 96 个点, 再以 6 月 31 日~8 月 1 日的实测数据作为训练集, 预测出 8 月 2 日的 96 个点, 以此类推便可预测出 8 月份每一天的 96 个点. 选取 2014 年 8 月每天 96 个

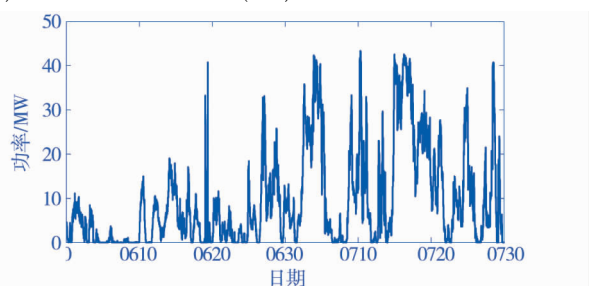


图 1 2015 年 6 月至 2015 年 7 月实际功率

点的实测数据作为验证数据,分析上述方法的区间预测效果.

3.2 评价指标

该文评价指标为区间覆盖率($PICP$)、平均带宽 $\Delta\bar{P}_p$ 和分辨能力系数 $\sigma_{\Delta p}$.区间覆盖率,即风电功率实际值落在预测区间内的数目,其值越大代表实际风电功率落入预测区间的个数越多,预测效果越好.平均带宽 $\Delta\bar{P}_p$,即估计区间的整体宽窄情况,当满足相同的置信度水平时,其值越小,预测区间越窄,预测区间与实际数值越接近.分辨能力系数 $\sigma_{\Delta p}$,即估计模型对不同误差的反映情况,其值越大越好.

(1) 区间覆盖率

$$PICP = \frac{1}{U} \sum_{u=1}^U A_u, \quad (15)$$

式中: U 为待预测风电功率的总个数, $u=1,2,\dots,U$; A_u 为示性函数,定义为

$$A_u = \begin{cases} 1, & V_u \in [u, \bar{V}_u] \\ 0, & V_u \notin [u, \bar{V}_u] \end{cases}, \quad (16)$$

即当实际值在预测区间中时, A_u 取值1,否则取0.

(2) 平均带宽

$$\Delta\bar{P}_p = \frac{\sum_{j=1}^n \Delta P_{pj}}{n}, \quad (17)$$

式中: $\Delta\bar{P}_p$ 为平均带宽; n 为测试样本个数; ΔP_{pj} 为第 j 个估计区间.

(3) 分辨能力系数

$$\sigma_{\Delta p} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (\Delta P_{pj} - \Delta\bar{P}_p)^2}{n}}. \quad (18)$$

3.3 预测结果对比分析

在90%置信度下利用加入风向的合成风速和未加入风向的原始风速分别转换得到的2014年8月1日的功率区间预测结果,如图2、图3所示.

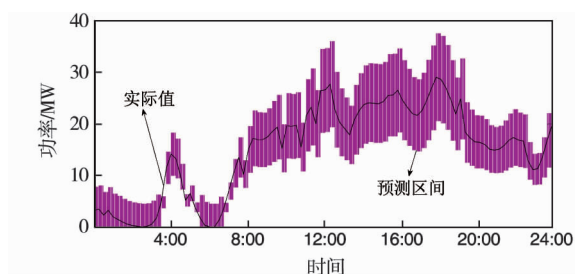


图2 90%置信度下合成风速预测的功率区间

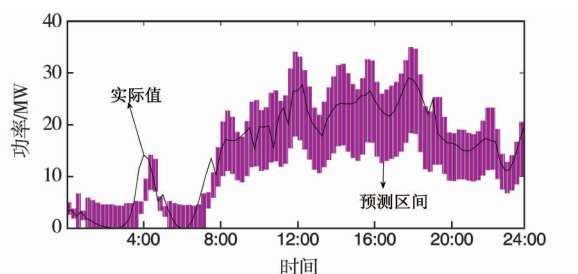


图3 90%置信度下利用原始风速预测的功率区间

图2为90%置信度下利用合成风速预测的功率区间以及实际的功率曲线(图中黑色曲线).其中,实际值有15个点没有落在所预测的区间内,越限率为15.62%,在功率波动较大的时间段也能准确地预估风电功率的区间.图3为90%置信度下利用原始风速预测的功率区间以及实际的功率曲线,将其与图1中由合成风速求得的功率区间相对比可知落在预测区间外的实际值明显更多,共有23个,越限率为23.96%.于是,可初步推断基于合成风速的功率预测区间较原始风速预测的功率区间更准确、更合理.为了验证该结论的一般性,本文对整个8月份的数据(对每天96个预测值取平均值,便将8月份共2976个预测值处理为31个平均预测值)进行了分析,结果和评价指标,如表1、表2所示.

表 1 合成风速预测结果评价指标

置信水平 /%	越限数	区间覆盖率 /%	平均带宽	分辨能力系数
95	392	86.8	5 343.8	3 211.6
90	431	85.4	5 179.0	3 705.3
85	479	83.9	4 976.2	3 947.2

表 2 原始风速预测结果评价指标

置信水平 /%	越限数	区间覆盖率 /%	平均带宽	分辨能力系数
95	614	79.3	5 725.7	3 042.9
90	698	76.5	5 561.8	3 316.4
85	755	61.8	5 392.7	3 529.3

将表 1、表 2 进行对比可知,由合成风速得到预测区间覆盖率在三种不同的置信度下均达到了 83% 以上,而原始风速得到的预测区间在三种不同置信度下区间覆盖率均不足 80%,甚至当置信水平为 85% 时,其区间覆盖率为 61.8%。同时,在三种相同的置信度下均有合成风速预测区的平均带宽窄于原始风速的预测区间;分辨能力系数是表示估计模型对不同误差的反映情况的指标,其值越大越好,由表 1、表 2 的对比得出无论在何种置信度下合成风速预测模型预测结果均优于原始风速预测模型。

为了进一步验证上述结论,将 8 月份分别由合成风速和原始风速预测的不同置信度下的日平均值进行对比,如图 4、图 5 所示。

不同置信度下的评价指标,如表 3、表 4 所示。由其同样可得出与表 1、表 2 相同的结论。综上,可知考虑风向的合成风速模型预测效果优于原始风速模型。

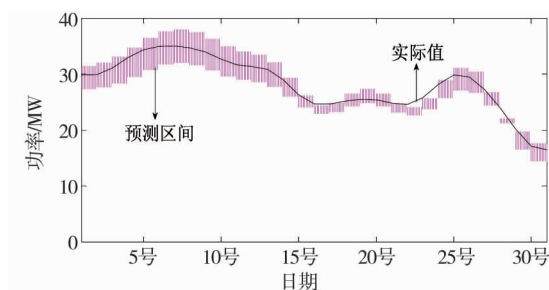


图 4 90%置信度下合成风速预测的日平均值

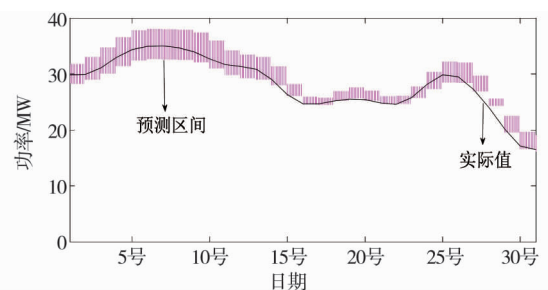


图 5 90%置信度下原始风速预测的日平均值

图 4、图 5 分别为 8 月份 31 天经合成风速、原始风速预测的日平均值构成的预测区间(90%置信度下)。图 4 中共有 5 个点落在区间外,越限率为 16.1%,图 5 中落在区间外的点的个数为 8 个,越限率为 25.8%。

表 3 合成风速预测的日平均值区间评价指标

置信水平 /%	越限数	区间覆盖率 /%	平均带宽	分辨能力系数
95	2	93.54	6 571.8	3 596.9
90	5	83.9	6 270.1	4 109.9
85	7	77.4	6 140.4	4 480.8

表 4 原始风速预测的日平均值区间评价指标

置信水平 /%	越限数	区间覆盖率 /%	平均带宽	分辨能力系数
95	5	83.9	7 452.5	3 326.7
90	8	74.2	7 129.3	3 634.8
85	12	61.3	7 079.6	3 846.9

4 结 论

基于 Copula 函数是一种能准确描述多种相关因素的联合分布函数,提出一种考虑风向因素的联合

分布函数的风电功率区间预测方法,以已知的合成风速为条件,建立待预测的条件 Copula 联合分布函数,然后计算满足一定置信水平下,待预测风速所在区间的上、下界,再利用风功率曲线将其转化为功率区间.该方法充分利用 Copula 函数的优点,借助待预测量与影响因素之间的相依关系进行预测,以提高区间预测的精度.介绍了区间预测的定义和基本概念,提出了连接多个因素的条件 Copula 函数的构造方法,由此提出了区间预测的方法及实现过程.最后,将所提方法应用于中国东北某风电场的风电功率预测,由预测结果和各评价指标可知加入风向因素之后能够显著改善预测效果.

参 考 文 献

- [1] 刘波,贺志佳,金昊.风力发电现状与发展趋势[J].东北电力大学学报,2016,36(2):7-13.
- [2] 杨茂,季本明.基于局域一阶加权法的风电功率超短期预测研究[J].东北电力大学学报,2015,35(5):6-10.
- [3] 薛禹胜,郁琛,赵俊华,等.关于短期及超短期风电功率预测的评述[J].电力系统自动化,2015,39(6):141-151.
- [4] J.Jung,R.P.Broadwater.Current status and future advances for wind speed and power forecasting[J].Renewable & Sustainable Energy Reviews,2014,31(2):762-777.
- [5] 王新普,周想凌,邢杰.一种基于改进灰色 BP 神经网络组合的光伏出力预测方法[J].电力系统保护与控制,2016,44(18):81-87.
- [6] 杨茂,贾云彭,钱为,等.基于动态权重风电功率组合预测方法研究[J].东北电力大学学报,2013,33(1/2):131-136.
- [7] 杨德友,蔡国伟.基于因散经验模式分解与最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J].东北电力大学学报,2015,35(3):44-49.
- [8] 杨正瓴,冯勇,熊定方,等.基于季风特性改进风电功率预测的研究展望[J].智能电网,2015,3(1):1-7.
- [9] 周松林,茆美琴,苏建徽.风电功率短期预测及非参数区间估计[J].中国电机工程学报,2011,31(25):10-16.
- [10] 王铮,王伟胜,刘纯,等.基于风过程方法的风电功率预测结果不确定性[J].电网技术,2013,37(1):242-247.
- [11] N.Zhang,C.Kang,Q.Xu,et al.Modelling and simulating the spatio-temporal correlations of clustered wind power using copula[J].Journal of Electrical Engineering & Technology,2013,8(6):1615-1625.
- [12] 杨茂,杨春霖.基于模糊粒计算的风电功率实时预测研究[J].东北电力大学学报,2017,37(5):1-7.
- [13] 杨位钦,顾 岚.时间序列分析与动态数据建模[M].北京:北京理工大学出版社,1988.
- [14] 曹娜,于群,戴慧珠.考虑风向影响的风速随机模型研究[J].太阳能学报,2011,32(12):1785-1791.
- [15] 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] 杨茂,孙涌,孙兆键,等.风电场大规模数据管理系统设计与研发[J].东北电力大学学报,2014,34(2):27-31.

Uncertainty Research of Wind Power Prediction Considering Wind Direction

Yang Mao¹, Yang Chunlin²

(1. Electrical Engineering College, Northeast Electric Power University, Jilin Jilin 132012; 2. Guangdong Power Grid Co. Ltd., Zhaoqing Power Supply Bureau, Zhaoqing Guangdong 526060)

Abstract: Based on Copula theory, wind power factors are added into the wind speed to form the synthetic wind speed sequence. Then, the conditional Copula function is used to obtain the wind power factor. A confidence interval under the wind speed range, and then further conversion power range. An example is given to analyze the actual data of a wind farm in the northeastern China. A case study proves that the proposed model can give a reasonable prediction interval and more accurately reflect the actual operation characteristics of the wind farm. Operation and provide reference.

Key words: Wind power prediction; Copula theory; Uncertainty; Wind speed; Wind direction