

计及出力水平影响与自相关性的风电预测误差模拟方法

杨建, 张利, 王明强, 韩学山

(山东大学 电网智能化调度与控制教育部重点实验室, 山东 济南 250061)

摘要: 风电的预测误差不仅受预测出力水平的影响, 而且时序上也存在显著的自相关性, 基于此, 提出一种兼顾两方面特征的风电预测误差模拟方法。充分利用 Copula 函数在描述变量间相关性方面的优势, 通过分析风电出力的预测值与实际值间的联合概率分布, 确定不同预测出力水平下预测误差的条件分布函数, 对相邻时刻预测误差的相关性进行建模, 并结合预测误差的条件分布函数, 生成具有特定相关关系的备选数据列。顺次以前一时刻的预测误差为依据, 从备选数据列中选取相应数据组成预测误差的模拟序列。算例仿真验证了所提方法的有效性。

关键词: 风电; 预测误差; 出力水平; 自相关性; Copula 函数

中图分类号: TM 614; TM 761

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.09.013

0 引言

随着风电的快速发展, 有关风电特性^[1]、风电预测^[2]、风电调度^[3]等方面的研究已经广泛开展, 其中的一个焦点问题是风电不确定性的规律及其应对策略。由于风速本身的随机规律尚无法完全把握, 因此风电的预测精度难以大幅提升, 商业化预测软件的日前预测误差仍达 20%^[4-6]。在现有预测水平下, 对风电预测误差的规律进行分析和把握, 对接纳风电具有重要意义。

在含风电系统的运行决策与评估研究中, 为了准确计及风电不确定性的影响, 必须考虑风电预测误差的特征^[7-9]。在平面直角坐标系中表现风电预测误差时, 通常横轴为时间轴, 纵轴为预测误差值。与此对应, 预测误差的纵向特征是指其概率分布情况; 横向特征是指其时序相关性, 或者称为自相关性。当风电出力的预测值已知时, 其实际值在预测值附近以一定的规律变动。此时, 对风电实际出力的可能情形的模拟可归于对预测误差的模拟。模拟值准确反映预测误差纵向特征的重要性不言而喻, 而当其用于包含机组爬坡等时段间约束的问题研究时, 预测误差的横向特征同样重要。若模拟值不能够全面反映 2 个维度的特征, 则可能会使研究结果失之偏颇。

风电预测误差的纵向特征已经有较多的研究。目前, 有多种描述其概率分布的函数, 例如贝塔分布^[10]、拉普拉斯分布^[11]、分段指数分布^[12]、混合偏态分布^[13]等。实际上, 预测误差的概率分布情况与预测出力水平相关, 文献^[14]建立了两者之间的条件概率模型。

风电预测误差的横向特征已受到一些研究的关注。文献^[15]利用 ARMA 模型分析了风电预测误差的时空相关性。文献^[9]在运行灵活性评估中, 采用考虑一阶差分的方法模拟生成风电预测误差, 可在一定程度上反映自相关性。文献^[16]在鲁棒调度中, 基于广义椭圆的一般表达式, 建立了计及风电预测误差自相关性的不确定性集合。上述文献结合特定研究分别对预测误差的自相关性进行了分析或处理, 但并未深入研究其模拟方法。此外, 能够同时计及纵、横向特征的模拟方法尚未见诸文献。

对此, 本文以某风电场的实际数据为样本, 对预测误差进行分析, 揭示其纵、横向特征的规律, 进而提出一种同时计及两方面特征的模拟方法。该方法利用 Copula 函数, 首先确定不同预测出力水平下预测误差的条件分布函数, 以此计及出力水平的影响; 然后对相邻时刻预测误差的相关性进行建模, 并结合预测误差的条件分布函数, 生成具有特定相关关系的备选数据列, 根据前一时刻的预测误差, 从中选取下一时刻的预测误差, 以此保证自相关性。

1 风电预测误差特性分析

1.1 研究情境

如图 1 所示, 已知某风电场出力的历史预测值、历史实际值及其次日预测值。在运行日到来之前, 次

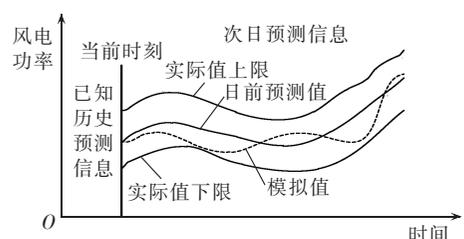


图 1 问题描述

Fig.1 Representation of topic concerned

收稿日期: 2016-07-30; 修回日期: 2017-04-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51407106)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51407106)

日实际值未知,此时对次日预测误差的可能情形进行模拟,可据此构建风电实际出力的可能情形(为绘图清晰,虚线仅绘出一种可能),为系统运行决策与评估提供可靠的依据。

本文以某风电场 2014 年全年的日前出力预测值与实际值为分析基础,数据采集间隔为 15 min,为便于比较,将原数据除以风电装机容量进行归一化处理。

1.2 预测误差的纵向特征

在不同的预测值下,预测误差的概率分布不同。将预测误差依预测出力大小进行统计,可直观反映这一特征。例如,当预测值分别为 0.1 p.u. 和 0.6 p.u. 时,由于预测值恰好为 0.1 p.u. 和 0.6 p.u. 的样本数很少,可分别统计预测值在 [0.09, 0.11] p.u. 和 [0.59, 0.61] p.u. 区间内时预测误差的分布情况。以直方图表示,如图 2(a)和 2(b)所示,图中预测误差为标么值。对比可见,预测出力水平不同时,预测误差的分布规律差异显著。由此说明,在预测误差的模拟中,出力水平是不可忽视的因素。

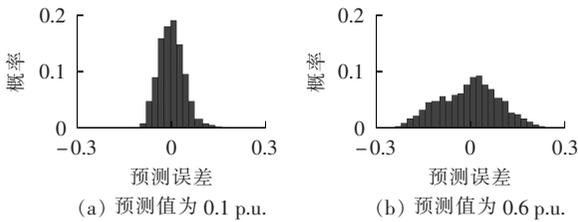


图 2 风电预测误差的概率分布
Fig.2 Probability distributions of wind-power forecasting error

1.3 预测误差的横向特征

风速的变化在时序上有一定的连贯性,因此风电预测误差存在自相关性。时序量的自相关程度可用自相关系数描述^[17]。自相关系数度量的是同一时序量在不同时期之间的相关程度,本文中,即不同时刻预测误差间的相关程度。对于时间序列 $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$,滞后时段为 k 的自相关系数为:

$$\rho(k) = \frac{\text{Cov}(A_t, A_{t+k})}{\sqrt{D(A_t)D(A_{t+k})}} \quad (1)$$

其中, A_t 为时间序列 $\{a_1, \dots, a_{n-k}\}$; A_{t+k} 为时间序列 $\{a_{k+1}, \dots, a_n\}$; Cov 表示协方差; D 表示方差。

求得不同滞后时间下的自相关系数。表 1 中滞

表 1 预测误差的自相关系数
Table 1 Self-correlation coefficients of forecasting error

滞后时段	自相关系数	滞后时段	自相关系数
1	0.9687	5	0.8321
2	0.9366	6	0.7966
3	0.9031	7	0.7617
4	0.8679	8	0.7286

后时段间隔为 15 min,由表 1 可见,滞后时段不超过 6,滞后时间在 1.5 h 内的自相关系数达到 0.8,说明风电预测误差在时序上有很强的自相关性。显然,滞后时间越长,相关性越小。

2 预测误差的模拟原理

2.1 纵、横向特征间的关系

为了建立预测误差的纵向与横向特征,如图 3 所示,将模拟过程分为 2 个步骤,分别对应如下 2 个问题。

问题 1:纵向上,计及预测出力水平的影响,生成各个时刻的预测误差值。

问题 2:横向上,计及自相关性,将相邻时刻的预测误差值进行“连接”。

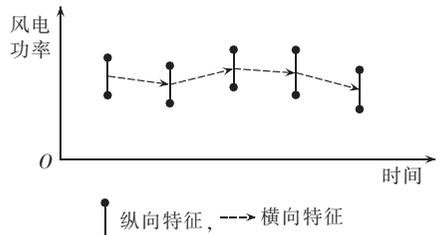


图 3 纵向与横向特征示意图
Fig.3 Schematic diagram of vertical and horizontal characteristics

2.2 纵向特征的模拟原理

满足特定分布函数 F 的一维随机变量的生成较为容易,其步骤如下^[18]。

a. 生成在 $[0, 1]$ 区间上服从均匀分布的随机变量的一个样本 u 。

b. 计算 $x = F^{-1}(u)$ 。其中, F^{-1} 是 F 的伪逆函数,若 F 是严格增的,则伪逆函数就是通常意义下的逆函数。

c. 重复步骤 a、b,则由 x 构成的一维变量 X 的分布函数即为 F 。

若能确定预测误差的分布函数,则利用这一原理可解决问题 1。于是,问题 1 转化为求取不同预测出力水平下预测误差的分布函数。

2.3 横向特征的模拟原理

为保证自相关性,最直接的方法为,在生成 $t+1$ 时刻的预测误差时,根据相关系数计及 t 时刻预测误差的影响效应。但是相关系数是针对向量或者矩阵之间关系的概念(自相关系数可以理解为相关系数的一种特例),2 个标量数值之间的相关系数无实际意义。

对此,可借助数据库的思想,首先生成具有特定相关关系的向量 Q 和 R ,由其充当备选数据集。然后,以 Q 为参考向量, R 为目标向量。通过在参考向量 Q 中选定与 t 时刻的预测误差值最相近的元

素,从而定位目标向量 \mathbf{R} 中对应位置的元素,此元素即可作为 $t+1$ 时刻的预测误差值。于是,问题 2 转化为如何生成 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。

值得指出的是,除特定相关关系外, \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 中元素还应兼顾预测误差的纵向概率分布特征。换言之,问题 2 的解决,应结合问题 1 的结果。

3 基于 Copula 函数的模拟方法

3.1 Copula 函数简介

近年来,Copula 函数在风电相关的研究中得到了广泛应用。此类研究多将其用于不同风电场间出力相依结构的刻画^[19-21],或不同风电场间出力相依随机变量的模拟^[22-24]。本文将在纵、横 2 个方向上分别运用不同的 Copula 函数。

对于多维分布,边缘分布函数描述的是每个一维变量的分布情况,而 Copula 函数描述的则是不同变量间的相关性。任意一个 n 维联合分布函数可分解为 n 个边缘分布函数和 1 个 Copula 函数。

根据 Sklar 定理,若 $H(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是一个联合分布函数,其边缘分布函数分别为 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$,存在一个 Copula 函数 C 满足^[25]:

$$H(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \quad (2)$$

当 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$ 连续时, C 唯一确定。

Copula 函数种类繁多,常用的包括 Gaussian Copula 函数、 t -Copula 函数、Gumbel Copula 函数、Clayton Copula 函数和 Frank Copula 函数等。

3.2 Copula 函数应用于问题 1

为计及出力水平的影响,可将预测值划分为多个区间,以分别求取对应的预测误差的分布函数,但区间如何划分缺乏客观依据。对此,根据文献^[14],由 Copula 函数的式(2),风电出力实际值 y_1 与预测值 y_2 的联合概率密度函数可表示为:

$$f_{12}(y_1, y_2) = \frac{H(y_1, y_2)}{\partial y_1 \partial y_2} = c(F_1(y_1), F_2(y_2)) f_1(y_1) f_2(y_2) \quad (3)$$

其中, $f_1(y_1)$ 和 $f_2(y_2)$ 分别为 y_1 和 y_2 的边缘分布概率密度函数; $c(F_1(y_1), F_2(y_2))$ 为 Copula 密度函数。

在给定的预测值 \hat{y}_2 条件下,风电出力实际值的条件概率密度函数可表示为:

$$f_1(y_1 | \hat{y}_2) = \frac{f_{12}(y_1, \hat{y}_2)}{f_2(\hat{y}_2)} = c(F_1(y_1), F_2(\hat{y}_2)) f_1(y_1) \quad (4)$$

预测误差 $y_e = y_1 - y_2$, 于是,预测误差的条件概率密度函数可表示为:

$$f_e(y_e | \hat{y}_2) = c(F_1(y_e + \hat{y}_2), F_2(\hat{y}_2)) f_1(y_e + \hat{y}_2) \quad (5)$$

概率分布函数是概率密度函数的积分,因此,预测误差的条件分布函数可表示为:

$$F_e(y_e | \hat{y}_2) = \int_{-r}^1 f_e(y_e | \hat{y}_2) dy_e \quad (6)$$

3.3 Copula 函数应用于问题 2

直接生成 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 非常困难,利用 Copula 函数对相邻时刻预测误差的相关性进行建模,可将这一过程分为 2 步:首先,生成在 $[0, 1]$ 区间上服从均匀分布且 Copula 函数为 $C(u, v)$ 的随机变量向量 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} ; 然后,将两向量中各元素分别按照 2.2 节中一维随机变量的生成方法对各自的边缘分布函数求逆得到 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。将此处的边缘分布函数取为问题 1 中求得的预测误差的条件分布函数,可使 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 兼顾预测误差的纵向概率分布特征。

其中,生成 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 的步骤如下^[18]。

a. 分别独立生成在 $[0, 1]$ 区间上服从均匀分布的随机变量的 2 个样本 u, j 。

b. 计算 $v = C_u^{-1}(j)$, 其中 C_u^{-1} 为 C_u 的伪逆函数, $C_u = \frac{\partial C(u, v)}{\partial u}$ 。

c. 重复步骤 a、b, 则数据对 (u, v) 构成向量 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 。显然,重复次数越多,向量中的元素越多,越有利于保证后续模拟的精度。

3.4 Copula 函数的选型

Copula 函数的选型依据通常为先采用极大似然法对不同 Copula 函数进行参数估计,然后计算经验 Copula 函数与参数估计求得理论 Copula 函数间的欧氏距离,该距离反映了 Copula 函数对原始数据的拟合效果,其值越小,拟合程度越好^[18]。

本文 2 次用到 Copula 函数,进行参数估计所用的样本数据,在问题 1 中为同一时刻风电出力的预测值与实际值所构成的数据对,在问题 2 中为相邻时刻的预测误差所构成的数据对。选定的 Copula 函数分别用于求取预测误差的条件分布函数以及生成 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 。

3.5 本文的模拟方法

将需要进行预测误差模拟的风电出力预测值序列记为 $P_t^s = \{P_{t,1}^s, P_{t,2}^s, \dots, P_{t,T}^s\}$, 相应的预测误差模拟值序列记为 $P_e^s = \{P_{e,1}^s, P_{e,2}^s, \dots, P_{e,T}^s\}$ 。基于前述分析,本文方法的具体流程如下。

a. 参数设定。确定 P_t^s 中各量的值。

b. 求取预测误差的条件分布函数。根据历史数据,按照 3.2 节的方法,求取不同预测出力水平下预测误差的条件分布函数 F_e 。

c. $t=1$, 预测误差模拟生成开始。根据 $P_{t,1}^s$ 对应的预测误差的条件分布函数,抽取初始时刻的预测误差值 $P_{e,1}^s$ 。

d. 利用 3.3 节选定的 Copula 函数,生成 $[0, 1]$ 区间上的向量 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 。

e. 根据 $P_{t,t}^s$ 所对应的预测误差的条件分布函数的逆函数,确定与 \mathbf{U} 所对应的 \mathbf{Q} ; 同理,根据 $P_{t,t+1}^s$ 确

定与 V 所对应的 R 。其中:

$$q_i = F_e^{-1}(u_i | P_{i,t}^s) \quad (7)$$

$$r_i = F_e^{-1}(v_i | P_{i,t+1}^s) \quad (8)$$

其中,小写字母表示同名向量中的元素;下标 i 表示元素的序号。

f. 生成下一时刻的预测误差。确定使 $|P_{e,t}^s - q_i|$ 最小的 i ,其取值记为 m ,则 q_m 即为 Q 中与 $P_{e,t}^s$ 距离最近的量。进而在 R 中选定同序号的 r_m ,并将此作为 $P_{e,t+1}^s$ 。

g. $t=t+1$ 。若 t 达到预先设定的时段数 T ,则模拟生成结束,输出结果,否则转到步骤 **d**。

本文方法的总体流程如图 4 所示。其中,步骤 **b** 和 **e** 可保证对预测误差纵向特征的准确刻画。步骤 **d** 和 **f** 则是保证预测误差横向特征的关键。

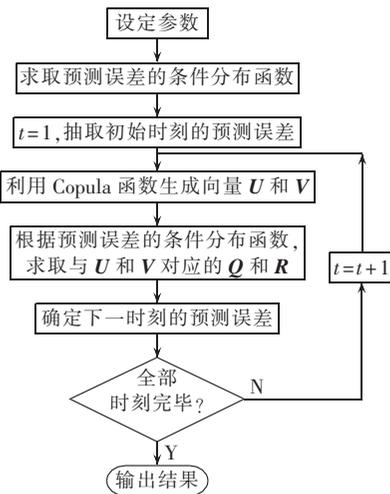


图 4 本文方法流程图

Fig.4 Flowchart of proposed method

4 算例仿真

对于前述风电场,根据 2014 年全年的实际运行数据,确定相关的分布函数以及 Copula 函数的参数。按照本文算法的流程,对于 2015 年 1 月份全月的风电日前预测值,仿真生成运行日的预测误差的模拟值。

4.1 Copula 函数的选型

根据前述方法进行 Copula 函数的参数估计,如表 2 所示,括号内数值为 t -Copula 函数的自由度。根据欧氏距离判断,问题 1 中选用参数为 22.9284 的 Frank Copula 函数,问题 2 中选用相关系数为 0.9731、自由度为 2.1088 的 t -Copula 函数。

4.2 仿真结果

在运行日到来之前,将已知的风电预测值与根据本文方法模拟生成的预测误差的可能值叠加(每运行一次程序,得到一种可能),可得到次日风电实际出力的模拟值。从中截取某日 96 个时段的情况,如图 5 所示,图中风电功率为标么值,后同。为作图简

表 2 Copula 函数的参数估计

Table 2 Parameter estimation of Copula functions

Copula 函数类型	问题 1		问题 2	
	参数估计	欧氏距离	参数估计	欧氏距离
Gaussian	0.9577	1.5551	0.9672	0.4593
t	0.9635(12.0477)	1.0292	0.9731(2.1088)	0.0511
Gumbel	5.0450	2.4224	6.5045	0.5662
Clayton	6.2431	14.7055	7.3729	11.7244
Frank	22.9284	0.3262	25.2930	1.5913

明,仅列出 3 种模拟值。图中同时对比给出了运行日结束后获知风电出力实际值。可见,本文方法得到的模拟值在各个时段均在合理的上下限范围内(该上下限由文献[14]中方法确定),并且保持了应有的时序相关特征。

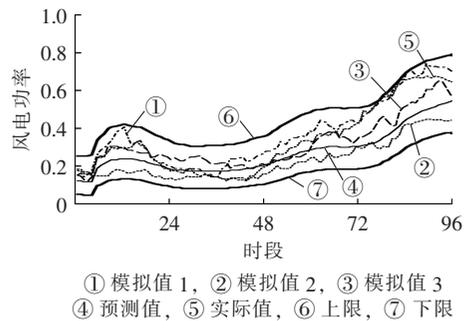


图 5 风电出力的可能场景

Fig.5 Possible scenarios of wind power output

4.3 纵向特征检验

当预测值分别为 0.1 p.u. 和 0.6 p.u. 时,本文方法对于风电出力可能的实际值的拟合情况如图 6 所示。可见,在不同的预测出力水平下,本文方法均能够对风电出力可能的实际值的准确刻画,能够反映预测出力水平不同时预测误差的概率分布不同的特征。

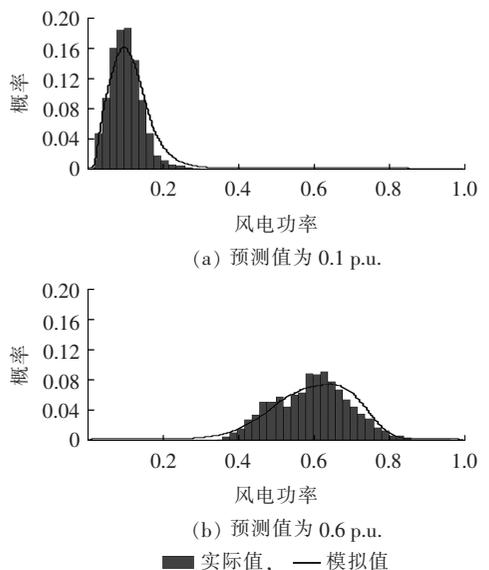


图 6 不同预测值下风电实际值的概率分布

Fig.6 Probability distribution of actual wind power for different forecasts

4.4 横向特征检验

计算本文方法生成的预测误差模拟序列的自相关系数,并与实际误差序列对比,如图 7 所示。由图 7 可见,滞后时段不超过 4 时,模拟误差的自相关系数略小于实际误差;滞后时段大于 4 时,模拟误差的自相关系数略大于实际误差。但总体而言,两者偏差很小,说明本文方法较好地保持了预测误差在邻近时刻的自相关特征。结合上节的分析,本文方法能够较好兼顾预测误差的纵、横向特征。

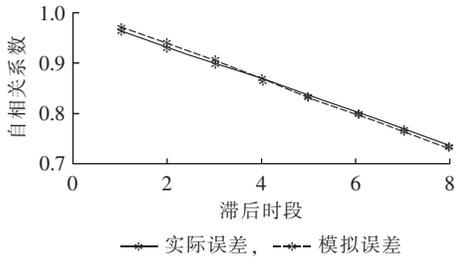


图 7 自相关系数的对比

Fig.7 Comparison of self-correlation coefficients

4.5 本文方法的应用

假设某系统中,2 台机组的出力上/下限分别为 120 MW/50 MW 和 80 MW/30 MW,15 min 的爬坡能力分别为 5 MW 和 3 MW;次日负荷曲线的峰值为 200 MW;风电装机容量为 60 MW,次日出力的预测值如图 5 所示。当系统的调节能力难以跟随风电的强烈波动时,将导致一定程度的切负荷或弃风,据此可反映系统的运行灵活性。对该系统进行文献[9]中的运行灵活性评估,可得图 5 中各模拟值对应的切负荷量、弃风量如表 3 所示,当这样的计算重复足够多次后,切负荷量或弃风量的平均值将收敛到其期望值。本文取 500 次重复计算的平均值作为期望值,后同。

表 3 本文模拟结果应用于文献[9]

Table 3 Evaluation results by reference[9] based on simulative results by proposed method

参数	模拟值				期望值
	1	2	3	...	
切负荷量/MW	0.3155	0.1960	0.5524	...	0.7435
弃风量/MW	3.1486	0.2073	0.2851	...	1.3507

另生成 2 种预测误差情形:情形 A,仅考虑预测误差的自相关性,而不计各时段预测出力水平对预测误差概率分布的影响;情形 B,仅考虑预测出力水平影响,而不计预测误差的自相关性,各时段的预测误差独立生成。情形 A、B 的模拟结果示例如图 8 所示(仅分别绘出一种可能)。对算例系统分别进行此 2 种情形下的切负荷和弃风期望值计算,结果见表 4。可见,与本文方法相比,情形 A 的评估结果偏小,这是因为不计出力水平影响时,相当于各时段预测误差均服从相同的概率分布规律,波动性偏弱;情形 B

的评估结果显著偏大,这是因为不计自相关性时,波动性显著偏强,本算例系统的爬坡能力不足以应对如此强烈的波动。综上,本文方法同时计及预测误差的纵、横向特征,能够全面反映其变化规律,有利于保证评估的准确性。

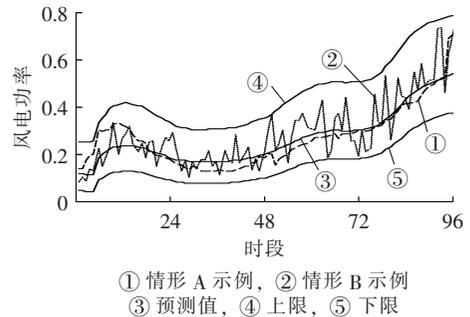


图 8 情形 A、B 下的模拟结果

Fig.8 Simulative results of Cases A and B

表 4 不同预测误差情形下的评估结果

Table 4 Evaluation results of Cases A and B

预测误差情形	切负荷期望值/MW	弃风期望值/MW
情形 A	0.4096	0.7408
情形 B	32.7560	52.0395
本文方法	0.7435	1.3507

5 结论

本文分析了风电的日前预测误差在纵、横 2 个维度上的特征,并由此提出一种能全面表征两方面特征的模拟方法。该方法通过确定不同预测出力水平下,预测误差的条件分布函数及生成的具有相关关系的预测误差备选数据列,很好地计及了出力水平对预测误差的纵向概率分布的影响,并且成功实现了对横向自相关性的保证。仿真结果表明,本文方法得到的预测误差模拟序列与实际误差序列在纵、横向特征上高度相似,可为相关研究提供更准确的依据。

参考文献:

- [1] 肖创英,汪宁渤,步晶,等. 甘肃酒泉风电出力特性分析[J]. 电力系统自动化,2010,34(17):64-67.
XIAO Chuangying,WANG Ningbo,ZHI Jing,et al. Power characteristics of Jiuguang wind power base[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(17):64-67.
- [2] 张露,卢继平,梅亦蕾,等. 基于不同优化准则的风电功率预测[J]. 电力自动化设备,2015,35(5):139-145.
ZHANG Lu,LU Jiping,MEI Yilei,et al. Wind power forecasting based on different optimization criterions[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(5):139-145.
- [3] 刘立阳,孟绍良,吴军基. 基于风电预测误差区间的动态经济调度[J]. 电力自动化设备,2016,36(9):87-93.
LIU Liyang,MENG Shaoliang,WU Junji. Dynamic economic dispatch based on wind power forecast error interval[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(9):87-93.

- [4] 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.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.
- [5] 丁华杰,宋永华,胡泽春,等. 基于风电场功率特性的日前风电预测误差概率分布研究[J]. 中国电机工程学报,2013,33(34):136-144.
DING Huajie, SONG Yonghua, HU Zechun, et al. Probability density function of day-ahead wind power forecast errors based on power curves of wind farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 136-144.
- [6] MONTEIRO C, BESSA R, MIRANDA V, et al. Wind power forecasting: state-of-the-art 2009[R]. Argonne, USA: Argonne National Laboratory, 2009.
- [7] 黎静华,孙海顺,文劲宇,等. 生成风电功率时间序列场景的双向优化技术[J]. 中国电机工程学报,2014,34(16):2544-2551.
LI Jinghua, SUN Haishun, WEN Jinyu, et al. A two dimensional optimal technology for constructing wind power time series scenarios[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(16): 2544-2551.
- [8] 雷宇,杨明,韩学山. 基于场景分析的含风电系统机组组合的两阶段随机优化[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(23):58-67.
LEI Yu, YANG Ming, HAN Xueshan. A two-stage stochastic optimization of unit commitment considering wind power based on scenario analysis[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(23): 58-67.
- [9] 李海波,鲁宗相,乔颖,等. 大规模风电并网的电力系统运行灵活性评估[J]. 电网技术,2015,39(6):1569-1576.
LI Haibo, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Assessment on operational flexibility of power grid with grid-connected large-scale wind farms[J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1569-1576.
- [10] BLUDSZUWEIT H, DOMINGUEZ J A, LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 983-991.
- [11] TEWARI S, GEYER C J, MOHAN N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.
- [12] 刘芳,潘毅,刘辉,等. 风电功率预测误差分段指数分布模型[J]. 电力系统自动化,2013,37(18):14-19.
LIU Fang, PAN Yi, LIU Hui, et al. Piecewise exponential distribution model of wind power forecasting error[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 14-19.
- [13] 刘燕华,李伟花,刘冲,等. 短期风电功率预测误差的混合偏态分布模型[J]. 中国电机工程学报,2015,35(10):2375-2382.
LIU Yanhua, LI Weihua, LIU Chong, et al. Mixed skew distribution model of short-term wind power prediction error[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(10): 2375-2382.
- [14] ZHANG N, KANG C, XIA Q, et al. Modeling conditional forecast error for wind power in generation scheduling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1316-1324.
- [15] TASTU J, PINSON P, KOTWA E, et al. Spatio-temporal analysis and modeling of short-term wind power forecast errors[J]. Wind Energy, 2011, 14(1): 43-60.
- [16] 孙健,刘斌,刘锋,等. 计及预测误差相关性的风电出力不确定性集合建模与评估[J]. 电力系统自动化,2014,38(18):27-32.
SUN Jian, LIU Bin, LIU Feng, et al. Modeling and evaluating of uncertainty set considering wind power prediction error correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(18): 27-32.
- [17] 王燕. 应用时间序列分析[M]. 3版. 北京:中国人民大学出版社,2012:18-19.
- [18] 李霞. Copula方法及其应用[M]. 北京:经济管理出版社,2014:147-150.
- [19] 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.
- [20] 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,2014,38(2):1-5.
JI Feng, CAI Xingguo, WANG Jun. Wind power correlation analysis based on hybrid Copula[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(2): 1-5.
- [21] 潘雄,王莉莉,徐玉琴,等. 基于混合Copula函数的风电场出力建模方法[J]. 电力系统自动化,2014,38(14):17-22.
PAN Xiong, WANG Lili, XU Yuqin, et al. A wind farm power modeling method based on mixed Copula[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 17-22.
- [22] 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.
LI Jinghua, WEN Jinyu, CHENG 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.
- [23] PAPAETHYMIU G, KUROWICKA D. Using Copulas for modeling stochastic dependence in power system uncertainty analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 40-49.
- [24] 王俊,蔡兴国,季峰. 基于Copula理论的相关随机变量模拟方法[J]. 中国电机工程学报,2013,36(22):75-82.
WANG Jun, CAI Xingguo, JI Feng. A simulation method of correlated random variables based on Copula[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 36(22): 75-82.
- [25] NELSEN R B. An introduction to Copulas[M]. 2nd ed. New York, USA: Springer, 2006: 17-24.

作者简介:



杨建

杨建(1991—),男,山东青岛人,硕士研究生,主要研究方向为风电并网的机组组合及灵活性评估(E-mail: yangjiansdu@163.com);

张利(1967—),女,江苏启东人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail: yzhangli@sdu.edu.cn);

王明强(1982—),男,山东临沂人,讲师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail: wang0367@sdu.edu.cn);

韩学山(1959—),男,辽宁大连人,教授,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail: xshan@sdu.edu.cn)。

Wind-power forecasting error simulation considering output level and self-correlation

YANG Jian,ZHANG Li,WANG Mingqiang,HAN Xueshan

(Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education,
Shandong University,Ji'nan 250061,China)

Abstract: The forecasting error of wind power is affected by the forecasted output level and presents obvious self-correlation in time sequence,based on which,a method of wind-power forecasting error simulation considering both aspects is proposed. The advantages of Copula function in describing the correlation among variables are fully explored. The joint probability distribution of forecasted and actual wind-power outputs is analyzed to determine the conditional distribution function of forecasting error at different output levels. The correlation of forecasting error between adjacent instants is modelled and,combined with the conditional distribution function,a candidate data list is generated. Corresponding data are picked up in turn from the candidate data list according to the forecasting error of previous instant to form a simulation sequence of wind-power forecasting error. The effectiveness of the proposed method is verified by case simulation.

Key words: wind power; forecasting error; output level; self-correlation; Copula function

(上接第 82 页 continued from page 82)

Ordered charging method of electric vehicles based on mixed integer programming

WANG Xiaokun,ZHAI Qiaozhu,BAI Jie

(System Engineering Institute,Xi'an Jiaotong University,Xi'an 710000,China)

Abstract: An ordered charging control strategy is proposed to reduce the charging cost of charging stations as far as possible,which ensures that the EV(Electric Vehicle) charging demand is satisfied. The relationship between EV charging time and owner requirement is analyzed,and with the consideration of charging energy that the owner required,the mathematical models of two operation modes,i.e. replaceable charger and non-replaceable charger in charging process,are established respectively,which takes the minimum sum of charging station cost and penalty cost of EV charging power shortage as the objective function and the charging power and energy as the constraints. The EV charging demands in two days are simulated and the mathematical models are solved by mixed integer programming and heuristic fast algorithm to obtain the charging decision matrix and charging power shortages of each EV in the two days,which verifies the feasibility of the proposed ordered charging control strategy. Simulative results show that,the proposed ordered charging control strategy can take advantage of the charging station resources better than the disordered charging scheme,reduce the charging cost effectively and contribute to peak-load shifting.

Key words: electric vehicles; operation dispatching; ordered charging; control; mixed integer programming; mathematical models