# 基于波动划分及时移技术的多风电场出力相关性研究

黄越辉<sup>1</sup>,张 鹏<sup>2</sup>,李 驰<sup>1</sup>,礼晓飞<sup>1</sup>,卫文婷<sup>2</sup> (1. 中国电力科学研究院 新能源与储能运行控制国家重点实验室,北京 100192; 2. 天津大学 电气自动化与信息工程学院,天津 300072)

摘要:多风电场相关性研究对于准确把握风力发电出力变化规律,进行风电场出力预测及时间序列建模具有 重要意义,因此提出一种基于波动划分和时移技术的多风电场出力相关性分析方法。首先,通过风电场时间 序列散点图分析和回归分析得到多风电场整体相关特性;然后,通过波动划分和波动配对算法,提取按波动 过程划分的风电场出力序列局部特征并对多风电场波动进行配对;最后,采用基于 Pearson 相关系数的时移 技术和格兰杰因果检验得到最优时移量和时移方向。通过具体算例分析可以证明,所提方法一方面可以精 确提取风电场出力波动局部特征,进而更准确地描述风场出力相关特性,另一方面可得到大、中波动对应波 动对的最优时移量,其可作为多风电场时间序列建模的约束条件,提高多风电场出力建模精度。

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.04.024

# 0 引言

随着社会的不断进步,以可再生能源为主的新 能源结构正逐渐取代以污染严重、资源有限的化石 能源为主的能源结构。其中,风力发电技术持续快 速发展,风电并网装机容量迅速增长,截至 2016 年 底,我国风机累计装机容量已达 1.69×10<sup>12</sup> W<sup>[1]</sup>。

研究多风电场出力相关性,建立多风电场出力 的相关性模型,一方面,有利于提高多风电场出力短 期预测的准确性,进而提高电网优化调度的准确性; 另一方面,将相关性模型应用于多风电场出力建 模<sup>[2]</sup>,可提高多风电场发电时间序列的建模精度,对 含有大规模风电场电力系统的储能容量配置、火电 厂装机容量规划以及输配电网规划有着重要意义。

因此,国内外学者针对多风电场出力相关性展 开了广泛研究,文献[3-4]采用线性相关系数描述变 量间的相关性;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]指出简单利用正态 Copula 函数分析相 关性并不准确,提出利用阿基米德 Copula 函数对光 伏发电和风电相关性进行建模;文献[7]在考虑风 电场出力尾部相关性的基础上,利用 Gumbel-Copula 函数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。有关 Copula 函数相关性建模方面的应用,文 献[8]指出相邻风电场风电出力存在较强的相关 性,提出采用时变 Copula 函数分析风电出力的时变

收稿日期:2017-01-23;修回日期:2017-11-05

基金项目:国家电网公司科技项目(XT71-15-001)

Project supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China(XT71-15-001) 相关性;文献[9]利用 Copula 函数生成风电场出力 的相依概率序列,推导了非独立情形下序列运算的 形式;文献[10]将 Quantile-Copula 函数描述的相关 性用于风电功率预测;文献[11]引入经验 Copula 函 数表征多风电场联合出力分布,提升了多风电场出 力建模精度;文献[12]研究表明,即使具有相同相 关程度的 2 个随机变量,也可能会因为有不同的相 关结构而表现出完全不同的特点。

一方面,已有研究主要针对多风电场长时间序 列整体进行分析,但多风电场出力相关性是伴随着 风动过程而产生,故已有方法易忽略局部相关特性; 另一方面,由于多风电场的地理分布、气象惯性,相 近风电场的风速具有明显的时序相关性,这种相关 性会转化为多风电场出力的相关性<sup>[13]</sup>,体现为相似 的统计特征以及时序特征,但已有研究并未考虑到 风电场出力的时序特性。因此,本文提出一种基于 波动划分与时移技术的多风电场出力相关性分析方 法,通过波动划分研究以波动过程为单位的风电场 出力序列局部特征,并利用时移技术计算最优时移 量,以精确描述多风电场出力时序相关性。

# 1 时移相关性分析

#### 1.1 基于波动划分与时移技术的相关性研究框架

基于波动划分与时移技术的多风电场出力相关 性研究框架流程为:对风电场出力数据进行小波滤 波,以滤除高频随机波动;通过散点图和回归分析, 以判断风电场出力的基本相关关系;对风电场出力 进行波动划分和波动配对,提取风电出力的局部特 征;采用核心时移技术分析风电场出力局部相关特 性并计算最优时移量和时移方向。

#### 1.2 滤波处理及散点图分析

首先,采用小波分解与重构 Mallat 算法对风电

场出力时间序列进行滤波处理,将其分解为对应序 列变化趋势的低频趋势出力和对应序列随机扰动的 高频随机出力,即将原始风电场出力分解为由天气 过程控制产生的低频趋势出力和由于不规则湍流运 动影响所造成的高频随机出力。然后,采用散点图 分析由风动过程产生的低频趋势出力时间序列的相 关性,并对散点图进行回归分析以判断两时间序列 的相关性类型。其中散点图是用来判断2个变量之 间的相互关系的可视化工具,通过观察坐标点的分 布,判断变量间是否存在相关关系以及得到相关关 系的强度。最后,选取不同的函数对散点图进行回 归分析,比较并确定两时间序列的相关关系函数。 如果其不存在相关关系,则可以使用散点图总结特 征点的分布模式,即矩阵图(象限图)。

# 1.3 波动划分

风电场出力的波动主要由风动过程引起,不同 波动过程的波动特征和相关特性具有差异性。因 此,本文采用自组织映射 SOM(Self-Organizing Map) 方法对风电场出力进行波动过程的划分<sup>[14]</sup>。

风电波动过程的特征包括风电波动过程的幅度 和持续时间。基于以上2个特征,将波动过程分成4 类,分别为大波动、中波动、小波动和低出力波动。 低出力波动是利用风电波动的最大值阈值来进行识 别,其他3种波动则是利用 SOM 网络来进行聚类分 析。SOM 神经网络是一种具有竞争性自组织特征 映射能力的无教师学习网络,其结构主要由输入层 和输出层构成。定义输入 SOM 的特征向量为:

$$\boldsymbol{C} = [T_{\mathrm{L}}, W_{\mathrm{max}}, W_{\mathrm{min}}] \tag{1}$$

其中, $T_{\rm L}$ 为波动持续时间; $W_{\rm max}$ 为波动的最大值; $W_{\rm min}$ 为波动的最小值。由于小波动和低出力波动的出力 水平较低,且容易受到随机因素的干扰,因此本文主 要针对大、中波动的相关性展开研究。

#### 1.4 波动配对算法

波动配对算法是时移技术的基础,目的是确定 同一风动过程在两风电场引起的出力波动,并对其 进行标号和配对。以大波动为例,波动配对算法的 步骤如下。

**a.** 对比波动划分后两风电场时间序列中大波动 数量,分别记大波动数量多的风电场集合为  $C_{\rm b}$  =  $\{c_{\rm b1}, c_{\rm b2}, \dots, c_{\rm bj}, \dots\}$ ,大波动数量少的风电场集合为  $C_{\rm s} = \{c_{\rm s1}, c_{\rm s2}, \dots, c_{\rm si}, \dots\}$ 。

**b.** 以 $C_s$ 中各大波动为基准,分别计算 $c_{si}$ 与 $C_b$ 中所有波动的最大值之间的距离S,若其值小于给定标准 $\eta$ ,则列入备选配对表,如表1所示。

**c.** 对于某一备选波动对(*c*<sub>si</sub>,*c*<sub>bj</sub>),需在备选波动 配对表中搜寻是否存在与*c*<sub>si</sub>或*c*<sub>bj</sub>配对的其他波动 对。如果不存在,则其为一一对应关系,并将其列入 最终波动配对表中;如果存在,则说明存在多个波动

Table 1	Candidate fluctuation pairs
$C_{\rm s}$	$m{C}_{ m b}$
$c_{\rm s1}$	$c_{ m b1}$
$c_{\rm s2}$	$c_{\mathrm{b1}}$ , $c_{\mathrm{b2}}$ , $c_{\mathrm{b3}}$
$c_{s3}$	$c_{\mathrm{b2}}$ , $c_{\mathrm{b3}}$ , $c_{\mathrm{b4}}$

 $c_{\mathrm{b2}}$ ,  $c_{\mathrm{b3}}$ ,  $c_{\mathrm{b4}}$ ,  $c_{\mathrm{b5}}$ 

表1 备选波动配对表

间交互对应关系,因而需要计算备选波动配对表中 与 c<sub>si</sub>或 c<sub>bj</sub>配对的所有波动对的相关系数,并选取其 中相关系数最大的波动对,将其列入最终波动配对 表中。

 $c_{s4}$ 

**d.**得到波动配对表如表2所示,表中所确定的 波动对是时移技术需优化的对象,是计算其最优时 移量的基础和前提。

表 2 波动配对表

Table 2	Fluctuation pairs
$C_{\rm s}$	$m{C}_{ m b}$
$c_{\mathrm{s1}}$	$c_{\mathrm{b1}}$
$c_{\mathrm{s2}}$	$c_{\mathrm{b2}}$
$c_{\mathrm{s4}}$	$c_{\mathrm{b3}}$
:	:

#### 1.5 格兰杰因果检验

采用波动配对算法可以得到波动间的对应关 系,然而定量描述波动对相关性则需要确定时移方 向和时移绝对值。风动过程决定了波动对的因果关 系,而波动对的因果关系决定了2个波动时移的 方向。

克莱夫·格兰杰将因果关系定义为依赖于使用 过去某些时间点上的所有信息的最佳最小二乘预测 的方差,其可以反映两时间序列因果关系<sup>[15]</sup>。本文 采用格兰杰因果检验确定波动对的时移方向(最优 时移量正负),并采用以下模型进行格兰杰检测。

$$Y_{t} = \sum_{i=1}^{s} \alpha_{i} Y_{t-i} + \sum_{i=1}^{s} \beta_{i} X_{t-i} + u_{1t}$$
(2)

$$X_{t} = \sum_{i=1}^{s} \lambda_{i} X_{t-i} + \sum_{i=1}^{s} \sigma_{i} Y_{t-i} + u_{2t}$$
(3)

其中, $X_{i-i}$ 、 $Y_{i-i}$ 分别为序列 $X_i$ 、 $Y_i$ 滞后时间i对应的数 值;s为总滞后时间数; $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 、 $\lambda_i$ 、 $\sigma_i$ 为各滞后项的回 归系数; $X_i$ 、 $Y_i$ 为2个待检验波动的时间序列; $u_{1i}$ 、 $u_{2i}$ 为白噪声。格兰杰检测的流程如图1所示。为了交 叉检验两波动对的时间序列 $X_i$ 和 $Y_i$ 的因果关系,可 将 $X_i$ 和 $Y_i$ 相互替换并重复上述检验过程。

#### 1.6 Pearson 相关系数

通过 Pearson 相关系数 PCC(Pearson Correlation Coefficient)可以定量地衡量变量之间的相关关系<sup>[16]</sup>。Pearson 相关系数本质上是一种线性相关系数,是衡量序列相关性最常用的度量方式,假设两变量序列为X、Y,则两变量间的 Pearson 相关系数可由



图 1 格兰杰因果检验流程图

Fig.1 Flowchart of Granger causality test

式(4)计算得到。

$$r_{X,Y} = \frac{\operatorname{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)}\sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}}$$
(4)

其中, $r_{X,Y}$ 为X、Y的 Pearson 相关系数; cov(·,·)为 两变量的协方差; $E(\cdot)$ 为变量的期望; $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$ 分别为 变量X和Y的标准差。相关系数的绝对值越大,表 示变量之间的相关性越强,通常由表 3 判断变量的 相关强度。

表 3 相关强度判断准则

Table 3 Criterions of correlation judgment

相关系数绝对值	相关强度
[0.8,1.0]	极强相关
[0.6,0.8)	强相关
[0.4,0.6)	中等程度相关
[0.2,0.4)	弱相关
[0,0.2)	极弱相关或无相关

#### 1.7 时移技术

选择波动对中的一个时间序列作为基准序列  $X_i$ ,将另一波动时间序列 $Y_i$ 进行适当的时移,移动 量为T。可以得到一个与基准序列 $X_i$ 具有最大相关 系数的新序列,此时的时移量为最优时移量,记作  $T^*$ 。时移后的新序列如下:

$$Y_{T+t} - Y_t = t_0 (Y_{t+1} - Y_t)$$
(5)

其中, $Y_{t+1} - Y_t$ 表示原序列 $Y_t$ 移动单位时间间隔; $t_0$ 为 新序列 $Y_{t+t}$ 与原序列 $Y_t$ 的时间间隔单位数,且 $t_0 = T' - T, T'$ 为原始波动序列 $Y_t$ 与基准序列 $X_t$ 在波峰对 齐下移动的时间间隔单位数,T为绝对值不超过T'的整数。

寻求最优时移量*T*\*的问题可转化为如式(6)所示的优化问题。

$$\begin{aligned}
& \max r_{X,Y}(T) \\
& -T' \leqslant T \leqslant T'
\end{aligned}$$
(6)

本文选取最大时移范围为 20 个单位的时间间 隔,则约束条件为-20 < T < 20。本文提出采用时移 技术确定波动对的最优时移量,其可作为约束条件 加入时间序列建模中,从而提高多风电场出力时序 建模的准确性。

# 2 算例分析

以我国山东省河口华能风电场与河口国华风电场为例进行分析。两风电场位于我国季风区,相距41 km,国华风电场位于华能风电场西北方,处于我国季风风向上。本文分析所用数据为两风电场2015年1月1日到2015年12月31日的实际出力数据,时间间隔为15 min。

#### 2.1 原始数据处理及相关特性分析

将国华与华能两风电场出力的时间序列进行小 波滤波,滤去不规则湍流运动所造成的高频随机出 力,得到出力曲线如图2所示(时间点间隔为15 min; 出力为标幺值,后同),可见滤波后两功率曲线时序相 关性明显。



图 2 风电场数据滤波后曲线

Fig.2 Curve of wind farm data after filtering

计算两风电场时间序列波动转移概率,可得结 果如图3所示。



图 3 国华与华能风电场波动转移概率图 Fig.3 Transition probability of fluctuation in Guohua and Huaneng wind farms

将图3转化为波动状态转移矩阵如式(7)所示, 计算转移概率矩阵的欧氏距离与2范数,结果分别 为0.0964和0.0032。无论是欧氏距离还是2范数 指标,都表明两风电场时间序列波动转移概率矩阵 十分相似,其均具备时移相关性分析的前提。

[0.65]	0.16	0.12	0.087		[0.65]	0.19	0.08	0.087	
0.14	0.39	0.36	0.11		0.14	0.44	0.33	0.10	
0.05	0.17	0.55	0.23	,	0.04	0.15	0.54	0.28	
0.06	0.16	0.78	0		0.06	0.17	0.77	0	
								(7)	)

分别对国华与华能两风电场归一化的年出力数据、月出力数据绘制散点图,如图4所示。以年出力数据为例,分别用1阶多项式、3阶多项式、5阶多项式、1阶傅里叶、3阶傅里叶、1阶指数、2阶指数、1阶高斯、3阶高斯进行回归分析,并计算拟合指标和方差f<sub>SSE</sub>、相关系数f<sub>Rsquare</sub>、自由度f<sub>DFE</sub>、调整相关系数f<sub>AdjR-sq</sub>、均方根误差f<sub>RMSE</sub>,结果如表4所示(表中数据均为标幺值)。由图4和表4结果可以看出,多种曲线拟合函数的拟合效果很接近,拟合曲线基本接近于直线,1阶多项式拟合综合效果较好。从散点图的分布规律和回归分析结果可以看出,两风电场在不同时间尺度上均呈线性相关关系。





#### 表4 不同拟合函数的拟合指标

Table 4 Fitting indicators of different functions

拟合函数	$f_{_{\rm SSE}}$	$f_{\rm R\text{-}square}$	$f_{\rm dfe}$	$f_{_{\rm AdjR-sq}}$	$f_{_{ m RMSE}}$
1 阶多项式	181.9	0.887 1	35 038	0.887 1	0.072 1
3 阶多项式	181.7	0.887 2	35 036	0.887 2	0.072 0
5 阶多项式	181.5	0.887 4	35 034	0.887 4	0.072 0
1 阶傅里叶	181.8	0.887 2	35 036	0.887 1	0.072 0
3 阶傅里叶	181.2	0.887 5	35 032	0.887 5	0.071 9
1阶指数	324.4	0.798 7	35 038	0.798 7	0.096 2
2阶指数	181.7	0.887 2	35 036	0.887 2	0.072 0
1 阶高斯	215.2	0.866 5	35 037	0.866 5	0.078 4
3 阶高斯	183.9	0.885 9	35 031	0.885 8	0.072 5

#### 2.2 波动划分及配对

根据 1.3 节提出的波动划分方法,对国华与华 能两风电场年出力数据进行波动划分,得到的波动 划分后结果如图 5 所示(上图为国华风电场,下图为 华能风电场)。



#### 图 5 波动划分结果

Fig.5 Classification results of fluctuations

基于波动划分的结果,采用波动配对算法分别 对大、中波动进行配对。以大波动为例,备选波动配 对结果如表5所示,最终波动配对结果如表6所示。 表中的数字表示风电场大波动的编号,最终波动配 对表中的波动对是时移技术的优化对象。由于全年 波动对数目较多,表中仅列举部分波动对。表中的 数字表示风电场大波动的编号,最终波动配对表中 的波动对是时移技术的优化对象。

表 5	大波动备选波动配对表
-----	------------

Table 5 Candidate fluctuation pairs for

large-scale fluctuations		
$m{C}_{ m s}$	$m{C}_{ m b}$	
6	7,8,9	
10	13,14	
11	13,14	
13	18	
14	18	
15	18	
:		

#### 表6 大波动波动配对表

Table 6 Fluctuation pairs for

large-scale fluctuations		
$m{C}_{ m s}$	$m{C}_{ m b}$	
6	8	
10	13	
14	18	
41	40	
÷	:	

典型的配对波动对曲线如图 6 所示,对其进行 格兰杰因果检验,本文中设置显著水平 α 为 0.05。 假设 1:华能风电场出力不是国华风电场出力的格 兰杰原因。经计算其伴随概率为 0.020 9<0.05,所以 该假设被拒绝。假设 2:国华风电场出力不是华能 风电场出力的格兰杰原因。经计算其伴随概率为 0.3316>0.05,所以此假设被接受。综上可知,华能 风电场出力是国华风电场出力的格兰杰原因,由此 可确定两风电场出力的时序因果关系。



图 6 配对后波动曲线 Fig.6 Curve of fluctuation after pairing

2.3 基于 Person 相关系数的时移结果

166

根据本文提出的时移技术,对大、中波动进行基于 Pearson 相关系数的时移分析,得到时移后大、中 波动对齐结果分别如图 7、图 8 所示。



shifting for large-scale fluctuation





图 9 为大、中波动对的 Pearson 相关系数。按照 表 3 所示的变量相关强度判断准则可知,时移后各 波动对均属于强相关。这说明采用本文方法提取的 风电场出力波动局部特征(波动对)具有很强的相 关性,可以很好地描绘风电出力的局部相关特性。





由于两风电场相距较近,因此由风动过程的惯 性而引起的两风电场出力的延迟较小。图 10 为大、 中波动的最优时移量,可见最优时移量集中分布在 较小绝对值范围内,符合距离相近的两风电场出力 延迟的气象机理。



图 10 时移后大、中波动对最优时移量 Fig.10 Optimal offset of large- and middle-scale fluctuations after time shifting

采用不同的相关性分析方法和数据处理手段, 分析两风电场的出力相关性,得到结果如表 7 所示 (本文方法中相关系数为均值),可见本文所提分析 方法的相关性指标较高。

表 7 不同相	关性分析方	法对比
---------	-------	-----

Fig.7	Comparison among different correlation
	analysis methods

-		
方	法	相关系数
小波滤波	Pearson Spearman	0.64 0.72
本文方法	大波动 小波动	0.92 0.90
原始	0.60	

#### 2.4 相距较远风电场间出力相关性分析

以我国山东省河口华能风电场与昌邑华能风电 场为例。昌邑华能风电场位于河口华能风电场东南 方,两风电场相距约 130 km,处于我国季风区。本 文所用数据为两风电场 1 a 的实际出力数据,时间 间隔为 15 min,仿真结果如图 11 所示。可见由于两 风电场距离相对较远,一方面,大、中波动对数目相 比于相距较近的河口华能风电场与河口国华风电场 明显减少;另一方面,最优时移量的绝对值明显增 加,符合风动过程的惯性引起两风电场出力延迟的 气象机理。故本文所提方法适用于不同场景下的风 电场出力相关性分析。





#### 2.5 结果分析

由以上结果可知,本文提出的基于波动划分和 时移技术的相关性分析方法,一方面,通过对风电场 出力的波动划分,可准确定义和提取风电场出力波 动局部特征,进而以波动对作为多风电场出力相关 性研究的对象,可以更准确地描述风场出力相关性。 由表7可知,相比于滤波后出力数据的Pearson 相关 系数和 Spearman 秩相关系数,本文方法的 Pearson 相 关系数更高,可见通过提取两风场出力相关性的局部 波动特征,可以更准确地描绘其相关特性。另一方 面,本文方法可得到各大、中波动对应波动对的最优 时移量,如图 10 所示,该时移量可作为约束条件,加 入多风电场时间序列建模中<sup>[17]</sup>,提高时序建模精度。

# 3 结论

本文提出一种基于波动划分与时移技术的多风 电场出力相关性研究方法,通过风电场时间序列散 点图分析和回归分析得到多风电场基本相关特性; 通过波动划分和波动配对算法,提取以波动过程为 单位的风电场出力序列局部特征并对多风电场波动 进行配对;采用基于 Pearson 相关系数的时移技术和 格兰杰因果检验得到最优时移量和时移方向。本文 所提的相关性分析方法,一方面,通过对波动进行划 分与配对,精确提取出风电场出力波动局部特征,以 波动对为单位进行相关性分析,更准确地描述了风 场出力相关特性;另一方面,可得到大、中波动对应 波动对的最优时移量,将其作为约束条件,可加入多 区域风电场时间序列建模中,进而提高多风电场出 力建模精度。

#### 参考文献:

- [1] 徐涛. 2016 中国风电装机容量统计[J]. 风能产业, 2017(2): 36-44.
- [2] 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.
- [3] 陈雁,文劲宇,程时杰.考虑输入变量相关性的概率潮流计算方法[J].中国电机工程学报,2011,31(22):80-86.
   CHEN Yan, WEN Jingyu, CHENG Shijie. Probabilistic load flow analysis considering dependencies among input random variables
   [J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(22):80-86.
- [4] 李俊芳,张步涵. 基于进化算法改进拉丁超立方抽样的概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报,2011,31(25):90-96.
  LI Junfang, ZHANG Buhan. Probabilistic load flow based on improved Latin hypercube sampling with evolutionary algorithm [J].
  Proceedings of the CSEE,2011,31(25):90-96.
- [5] PAGAEFTHYMIOU G. Using Copulas for modeling stochastic dependence in power system uncertainty analysis [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1):40-49.

- [6] VALIZADEH H H, TAVAKOLI B M, GOLKAR M A, et al. Using Co- pulas for analysis of large datasets in renewable distributed generation: PV and wind power integration in Iran[J]. Renewable Energy, 2010, 35(9): 1991-2000.
- [7] 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.
   WANG Shuang. Research on stochastic optimal dispatch of power system with multiple wind farms[D]. Changsha: Changsha University of Science & Techonology,2011.
- [8] 王小红,周步祥,张乐,等. 基于时变 Copula 函数的风电出力相 关性分析[J]. 电力系统及其自动化学报,2015,27(1):43-48. WANG Xiaohong,ZHOU Buxiang,ZHANG Le, et al. Wind power correlation analysis based on time-variant Copula function[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2015,27(1):43-48.
- [9]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. ZHANG Ning,KANG Chongqing. Dependent probabilistic sequence operations for wind power output analysis[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology),2012,52(5):704-709.
- [10] BESSA R J, MENDES J, MIRANDA V, et al. Quantile-Copula density forecast for wind power uncertainty modeling[C] //2011 IEEE Trondheim PowerTech. Trondheim, Norway: IEEE, 2011:19-23.
- [11] 徐箭,洪敏,孙元章,等. 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[J]. 电力自动化 设备,2017,37(8):81-89.
  XU Jian,HONG Min,SUN Yuanzhang, et al. Dynamic scenario generation based on empirical Copula function for outputs of multiple wind farms and its application in unit commitment [J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(8):81-89.
- [12] 陶文龙. 金融数据的尾部相关性研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2005.
   TAO Wenlong. Research of tail dependence of financial data[D].
  - Wuhan: Wuhan University of Technology, 2005.
- [13] 彭波,陈旭,徐乾耀,等. 面向新能源消纳的电网规划方法初探
  [J]. 电网技术,2013,37(12):3386-3391.
  PENG Bo,CHEN Xu,XU Qianyao,et al. Preliminary research on power grid planning method aiming at accommodating new energy[J].
  Power System Technology,2013,37(12):3386-3391.
- [14] 刘纯,吕振华,黄越辉,等. 长时间尺度风电出力时间序列建模 新方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(1):7-13.
  LIU Chun,LÜ Zhenhua,HUANG Yuehui, et al. A new method to simulate wind power time series of large time scale[J]. Power System Protection and Control,2013,41(1):7-13.
- [15] 曹永福. 格兰杰因果性检验评述[J]. 数量经济技术经济研究, 1999(11):17-19.
   CAO Yongfu. A comment on Granger causality test[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 1999(11):17-19.
- [16] 车远宏,贾雍,汤卓,等.皮尔逊相关系数在风电功率组合预测中的应用[J].广西电力,2016,39(3):50-53.
  CHE Yuanhong,JIA Yong,TANG Zhuo, et al. Application of Pearson correlation coefficient in wind power combination prediction [J]. Guangxi Electric Power,2016,39(3):50-53.
- [17] 李驰,刘纯,黄越辉,等. 基于波动特性的风电出力时间序列建模方法研究[J]. 电网技术,2015,39(1):208-214.
  LI Chi,LIU Chun,HUANG Yuehui, et al. Study on the modeling method of wind power time series based on fluctuation characteristics [J]. Power System Technology,2015,39(1):208-214.

#### 作者简介:

黄越辉(1979—), 女, 湖南望城人, 教授级高级工程师, 博士, 研究方向为新能源发电并网及调度运行技术(E-mail: huangyh@epri.sgcc.com.cn);

李 驰(1990—),男,黑龙江齐齐哈尔人,工程师,硕士, 主要研究方向为新能源发电并网及调度运行技术(E-mail: lichi@epri.sgcc.com.cn);



礼晓飞(1986—),男,辽宁沈阳人,高 级工程师,硕士,主要研究方向为新能源发 电并网及调度运行技术(E-mail:lixiaofei3@ epri.sgcc.com.cn)。

黄越辉

# Research on correlation of multiple wind farms power based on fluctuation classification and time shifting

HUANG Yuehui<sup>1</sup>, ZHANG Peng<sup>2</sup>, LI Chi<sup>1</sup>, LI Xiaofei<sup>1</sup>, WEI Wenting<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems,

China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China; 2. School of Electrical

and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract**: Correlation analysis on multi-wind farms power is significant for grasping the characteristic of wind power, and predicting of wind farm output and its modeling in time series. Thus the correlation analysis method based on fluctuation classification and time shifting technology is proposed. The overall trend of multi-wind farms power is obtained by visualizing the time series in scatter diagrams and regressing analysis. Then, the partial characteristics of wind power output classified by fluctuation process are extracted and the power fluctuations of multiple wind farms are paired up by fluctuation classification and fluctuation pair algorithm. The optimal shifting offset and direction are respectively obtained through time shifting technique based on Pearson correlation coefficients and Granger causality test. Case study results verify that the proposed method can extract the partial characteristics of wind power fluctuation of wind power more precisely, it can also obtain the optimal shifting offset of large-and middle-scale fluctuation pairs can also be obtained, which can be taken as the restraints for modeling of multi-wind farms power series to improve the modeling accuracy.

Key words; wind power; multiple wind farms; correlation; fluctuation classification; time shifting

.....

(上接第 161 页 continued from page 161)

# A new charging/discharging control strategy for battery in wind power generation system based on wind speed prediction

RONG Fei, LI Wang, HUANG Shoudao

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract : In order to maintain the active power fluctuations of the wind power generation system within the specified range and ensure the energy storage balance of battery system basically to cope with the sudden increase in the input power or the sudden drop in the output power effectively, a new charging/discharging control strategy for battery in wind power generation system based on wind speed prediction is proposed. When the predictive input power fluctuations of wind power generation system exceed the specified range of power change, the charging and discharging power of battery is controlled to decrease the power fluctuations in the grid side and to make the charging and discharging energy of battery balance basically within a cycle. Then, a certain capacity of energy storage device is reserved to receive the high power input or compensate for the serious shortage of grid power, the wind energy loss is reduced and the system efficiency is improved effectively. Simulative results verify the effectiveness and reliability of the proposed control strategy.

Key words: wind power generation system; battery energy storage system; control strategy; charging and discharging control; energy balance; generator side converter; grid side converter