134

基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法

雷若冰¹,徐 箭¹,孙 辉¹,蒋 霖²,舒东胜²,李子寿²,林常青² (1. 武汉大学 电气工程学院, 湖北 武汉 430072;2. 国网湖北省电力公司,湖北 武汉 430077)

摘要:提出了基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法,首先以空间降尺度的思路,给出了基于修正经验变异函数的风电场群相关性区域划分方法,将风电场群划分为若干个相关性区域;以此为基础,利用空间升尺度的思路,运用经验累积分布函数,考虑相关性区域内参考风电场与目标风电场的相关性,以参考风电场风速来求取目标风电场风速,从而得知相关性区域内的风速分布,结合各个相关性区域的风速描述,最终得到整个风电场群内的风速分布。以实际风电场监测数据为基础的仿真算例验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词:风速分布;风电场群;相关性;空间降尺度;空间升尺度;风电场;预测

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.05.023

0 引言

随着风电的大规模开发,风电接入给电网安全运行和调度控制等都带来了巨大挑战[1-2]。越来越多的风电以场群的方式接入电网,如何提高风电场群的风速分布和风电功率的预测能力及精度,对电力安全生产至关重要。

对于单风电场风速预测而言,由于天气、温度以及湿度等不确定性因素影响,随着预测周期增大,其精度大幅下降,以一天为周期的风速预测误差通常较大[3-5],因而难以对以多个风电场预测结果累加得到的场群风电功率的误差特性进行详细分析。而直接利用风电场群输出功率的统计数据进行预测,受网侧功率限制影响,难以反映风电场群功率真实的波动特性[6]。

基于相关性分析求取风电场群风速分布,进而预测风电场群的整体功率输出,是近年来提出的一种新的研究思路,国内外学者对此开展了大量研究,研究方法大致可分为3类。①皮尔逊相关系数法,该方法利用2个风电场历史数据进行线性相关性分析,并以此来衡量2个风电场之间相关性大小[7-9]。此方法只能反映变量之间简单线性相关性,未引入空间距离因素。②基于Copula 函数拟合,利用Copula 函数对风电场历史数据进行拟合,寻找最优参数来衡量风电场之间的相关性[10-11]。此类方法与传统线性相关性方法相比,更加灵活地刻画了变量之间的相关性,然而Copula 函数种类很多,目前比较常用的仍然是正态Copula 函数,要找到符合实际风电场

收稿日期:2015-05-21;修回日期:2016-03-24 基金项目:国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2012-

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)贪助项目(2012-CB215201); 国家自然科学基金资助项目(51477122,51190100) Project supported by the National Basic Research and Development Program of China(973 Program)(2012CB215201) and the National Natural Science Foundation of China(51477122,51190100)

数据的 Copula 函数最优参数很困难。③基于经验变异图的相关性分析,该方法利用风速波动差异来衡量风电场之间的相关性特征[12]。文献[12]基于经验变异函数刻画的风电场之间的相关性特征,给出了具体的相关性区域划分范围,但未考虑实际情况下风电场的风速时延特征。

在得到风电场群内各风电场的相关性分布后, 为预测风电场群功率输出,需要基于空间相关性来 求取各风电场的风速分布,可根据风速"分箱"理 论[13]以及蒙特卡洛抽样[14-15]来获得。

本文采用考虑时延信息的修正经验变异函数, 将风电场群划分为若干个相关性区域,将研究风电 场群风速分布的问题先转化为各个相关性区域内风 速分布的问题;以此为基础,在一个相关性区域内, 以参考风电场风速为输入,运用经验累积分布函数, 考虑区域内参考风电场与目标风电场的相关性,求 取目标风电场风速曲线,从而得相关性区域内的风 速分布,结合各个相关性区域的风速描述,最终得到 整个风电场群内风速分布,为预测风电场群功率输 出能力和实际调度控制提供了重要帮助。以实际风 电场监测数据为基础的仿真算例验证了本文方法的 可行性和有效性。

1 基于空间降尺度的风电场群相关性区域 划分

所谓风电场群空间降尺度^[16],就是基于空间区域层级的概念,将研究风电场群风速分布的问题,先转化为各个相关性区域内风速分布的问题。位于不同相关性区域的风电场风速相关性很小,但单一相关性区域内风电场间的风速具有较强的相关性。风电场群空间降尺度需要解决的一个重要问题就是风电场群相关性区域的划分,本文提出了基于考虑时延信息的修正经验变异函数来划分风电场群相关性

(35)

区域的方法。

1.1 考虑时延信息的修正经验变异函数

经验变异函数是地质统计学中用以研究区域化 变量空间变化特征和强度的手段。

对 n 个风电场风速进行去时域趋势项处理,即: $w(f_i,t)=Z(f_i,t+1)-Z(f_i,t)$

$$i=1,2,\cdots,n; t=1,2,\cdots,T-1$$
 (1)

其中, $w(f_i,t)$ 表示第i个风电场在t时刻的风速波动量; $Z(f_i,t)$ 表示第i个风电场在t时刻的风速;T为最终时刻。

对于风电场 i 与风电场 j ,其经验变异函数 [12] 可表示为:

$$\gamma(L) = \frac{1}{2(T-1)} \sum_{t=1}^{T-1} (w(f_i, t) - w(f_j, t))^2$$
 (2)

其中,L 表示风电场i 与风电场j 之间的空间距离。 经验变异函数值越小,则 2 个风电场相关性越大。

由于实际中风电场之间有一定的空间距离,所以风在风电场之间传播需要时间,导致时延的出现。为了更准确地刻画风电场之间的风速相关性大小,真实地反映空间距离对风电场之间风速相关性的影响,引入时延因素来修正风电场之间的风速相关性,修正经验变异函数如下:

$$\gamma'(L) = \frac{1}{2(T-1)} \sum_{t=1}^{T-1} \left(w(f_i, t + \Delta t) - w(f_j, t) \right)^2$$
 (3)

其中, Δt 代表时延时间,满足使 $\gamma'(L)$ 最小的时延为最优时延。

1.2 基于修正经验变异图的风电场群相关性区域 划分

对于某一个风电场群内n个风电场,以2个风电场为一组,共 C_n^2 组。求取最优时延下的修正经验变异函数,对 C_n^2 个修正经验变异函数点进行指数函数拟合:

$$g(L) = N_{\rm u} + s (1 - e^{-3L/r})$$
 (4)

其中,r 为临界距离,当 $L \le r$ 时,风电场之间具有较强的空间相关性,当 L > r 时,风电场之间基本没有空间相关性; N_u 为块金值,表征指数函数与纵轴交点的纵坐标;s 为基台值,表征函数从块金值到达较稳定值之间变化的常数。

当风电场较为集中时,以参考风电场为圆心、r 为半径划分风电场群相关性区域,即认为区域内其 他风电场(称为目标风电场)与参考风电场具有较强 的相关性。参考风电场的选取原则为:①具有较强的 风速预测能力,从而可以准确预测目标风电场风速; ②与周围风电场相关性较强,通常选取位于形心位 置的风电场作为参考风电场,这样相关性区域内可 以包含更多的风电场。

2 基于空间升尺度的风电场群风速求取

单一相关性区域内,选取参考风电场,利用相关性分析,基于参考风电场的风速分布,给出相关性区域内其他风电场的风速分布。结合各个相关性区域的风速分布,最终得到整个风电场群的风速分布,即为空间升尺度[17]。

本文以相关性区域内参考风电场风速作为输入,求取区域内目标风电场风速曲线,以实现空间升尺度的目标。

2.1 原始数据整理

对于某个时间断面给定的参考风电场风速,需要知道相应的目标风电场风速概率分布。

采用"分箱"理论来分析参考风电场在不同风速下,目标风电场的风速概率分布。首先,将参考风电场风速数据整理到等长度的箱子中,本文采用 25 个箱子,即每个箱子数据长度为 0.04 p.u.。每一个参考风电场风速都有一个时间上与之对应的目标风电场风速,将目标风电场风速归属到对应的参考风电场风速所在箱子中。因此,每一个箱子中都有若干个数据组[参考风电场风速,目标风电场风速]。

采用经验分布函数来描述每个箱子中目标风电场风速的概率分布。对于一个风速随机变量 X,如果具有 l 个数据 x_1,x_2,\cdots,x_l ,那么随机变量 X 的经验累积分布函数 [15]为.

$$F_{l}(X) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^{l} \theta(X - x_{i})$$

$$\theta(X - x_{i}) = \begin{cases} 1 & X \ge x_{i} \\ 0 & X < x_{i} \end{cases}$$

$$(5)$$

其中, $\theta(X-x_i)$ 为自定义函数。样本量l越大,经验累积分布就越趋于真实。

2.2 目标风电场风速场景生成

风电场风速 $V = \{v_t, t \in T\}^T$ 可以视为一个随机变量,表示 t 时刻风电场可能的风速。当已知参考风电场风速 v_t ,可以通过判断该风速属于哪一个箱子来分析目标风电场的风速概率曲线,从而得到目标风电场风速场景。

2.2.1 逆变换抽样

逆变换方法已广泛应用于蒙特卡洛抽样,本文 使用逆变换来获得服从特定概率分布的目标风电场 风速。逆变换具体方法如下。

对于某一个随机变量 v_t ,服从 $\Pr(v_t \leq v) = F_l(v)$ 分布,其中 v_t 表示 t 时刻可能的风速,它是随机的、不确定值;而 v 表示标幺值从 0 到 1 内的任一风速,它是一个确定值。该式表示:对于某一个确定的 v,随机变量 v_t 小于或等于 v 的概率为 $F_l(v)$ 。那么对变量

 v_{ι} 进行逆变换抽样可表示为:

$$v_{l} = F_{l}^{-1}(U) \quad U \sim \text{Unif}\left[0,1\right] \tag{6}$$

其中,Unif[0,1]为在[0,1]区间上的均匀分布。

由于标准正态分布的累计概率分布函数值服从 [0,1]之间的均匀分布,U 可以用标准正态分布函数值 $\Phi(Z_i)$ 替代:

$$\Phi(Z_{t}) = \int_{-\infty}^{Z_{t}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^{2}/2} dx$$
 (7)

$$v_t = F_t^{-1}(\boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{Z}_t)) \tag{8}$$

其中, Z, 为标准正态分布随机变量。

上述逆变换可以简单地展示出来,如图 1 所示[15],图中风速用标幺值表示。箭头表示逆变换的进行方向,起点为标准正态分布随机量 Z_t ,得到与标准正态分布函数值 $\Phi(Z_t)$ 对应的经验分布函数值 $F_t(v_t)$,最终输出风速 v_t 。可见只要知道目标风电场风速经验分布,就可以得到目标风电场风速。

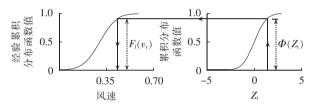


图 1 逆变换抽样示意图 Fig.1 Schematic diagram for inverse transform sampling

2.2.2 场景生成步骤

给定参考风电场风速 $v_i(t=1,2,\cdots,T)$ 作为输入,对目标风电场风速进行场景生成的具体步骤如下。

- **a.** 利用经验分布函数求取每一个箱子内与参考 风电场对应的目标风电场风速概率分布曲线。
- **b.** 对于每一个时间断面 t,判断参考风电场风速 v_t 属于哪一个箱子,从而得到该箱子内目标风电场 风速的概率分布曲线。
- **c.** 利用 MATLAB 工具箱生成 $d \cap T$ 元正态分布函数 $Z \sim N(\mu_0, \Sigma)$ 。其中,T 为时间断面个数; μ_0 为均值,可取为 0;协方差矩阵 Σ 为对角元素为 1 的正定矩阵;d 为生成场景数量,一般取为 500。
- **d.** 对每一个时间断面 t,使用 d 个 T 元正态分布函数 Z~ $N(\mu_0, \Sigma)$ 对目标风电场概率分布曲线进行逆变换抽样,就可以得到目标风电场的 d 个风速场景。

2.2.3 场景削减

通过上述过程可以生成目标风电场风速的 d 个场景,为了提高计算速度,需要对生成的 d 个场景进行削减,即在保证精度的前提下提供尽量少的场景。

本文使用同步回代消除法[18-20],具体步骤如下。

a. 确定需要削减的场景,削减场景满足以下 2 个条件:①与其他场景概率距离很近;②场景概率 很小。

- **b.** 改变场景总数,即 $N_s=N_s-1$ 。同时,选出与被剔除场景 ω^{s1} 最近的那个场景 ω^{s2} 。其中, N_s 表示当前场景总数; ω^{s1} 表示第 1 个场景。
- **c.** 为了保证剔除场景之后剩下场景概率之和为 1,改变 ω^{s2} 的概率,即 $\pi(\omega^{\text{s2}})=\pi(\omega^{\text{s2}})+\pi(\omega^{\text{s1}})$ 。
 - **d.** 只要 N_s 大于指定场景数量 d_s , 重复步骤 **a**。

2.3 目标风电场最优风速曲线

在电力系统实际调度运行中,往往需要知道一条最优风速曲线,即它出现的概率是最大的。根据统计学中概率加权平均的概念,以削减后的 d_s 个场景求取目标风电场最优风速曲线:

$$v_t = \sum_{s=1}^{d_s} p_s \omega_{s,t} \tag{9}$$

其中 $,v_t$ 为目标风电场最优风速曲线t时刻风速 $;p_s$ 为第s个场景概率 $;\omega_{s,t}$ 为第s个场景t时刻风速。

2.4 风电场群风速分布预测计算流程图

综上,给出基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法的流程图,如图 2 所示。

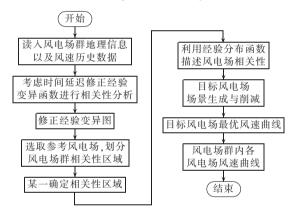


图 2 风电场群风速分布预测计算流程图 Fig.2 Flowchart of wind speed distribution forecasting for wind farm group

3 算例及仿真

仿真计算采用内蒙古赤峰市附近 6 个风电场 2 个月风速数据,时间间隔为 15 min。为了理解方便,将风电场按 1—6 编号,6 个风电场地理位置分布如图 3 所示。



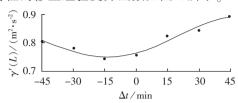
图 3 风电场分布示意图 Fig.3 Schematic diagram of wind farm distribution

137

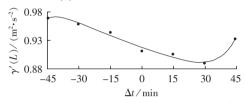
3.1 基于修正经验变异函数的相关性区域划分

3.1.1 考虑时延特性的修正经验变异函数

以达里、西场和大水菠萝3个风电场数据为例, 对应于图3中风电场5、风电场1和风电场3,考虑 时延特性的修正经验变异函数如图4所示。



(a) 达理和西场修正经验变异函数值



(b) 西场和大水菠萝修正经验变异函数值

图 4 风电场时延特性

Fig.4 Time delay characteristics of wind farms

由图 4 可知: 曲线最低点表征 2 个风电场修正经验变异函数为最小值,对应横坐标时间为最优时延。达里和西场相距 124.8 km,最优时延为-12.7 min(即前者比后者滞后); 西场和大水菠萝相距 142.9 km,最优时延为+29.8 min(即前者比后者超前)。

3.1.2 相关性区域划分

利用修正经验变异图来划分相关性区域,可以得到修正经验变异图,如图 5 所示。

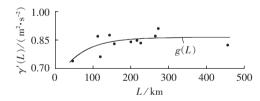


图 5 用于相关性区域划分的修正 经验变异图

Fig.5 Revised empirical variation map for correlative region partition

利用 MATLAB 中的"fit"拟合函数对风电场风速的修正经验变异函数图进行指数函数拟合,可以得到指数拟合的最优参数为 N_u =0.6059、s=0.2631、r=189.1,即空间距离在 189.1 km 范围内的风电场具有较强的相关性。

利用未考虑时延信息的原始经验变异图进行指数拟合结果,如图 6 所示。得到指数拟合的最优参数为 N_u =0.6383、s=0.2717、r=109.6,可以发现相关性区域范围有明显缩小,即简单地采用原始经验变异函数划分相关性区域,弱化了风电场之间的相关性,且拟合效果较差。

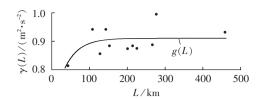


图 6 原始经验变异图 Fig.6 Original empirical variation map

32 风电场群风速分布求取

使用相关性区域内 3 个风电场和相关性区域外的 1 个风电场风速数据作为分析对象,如图 7 所示。其中风电场 1 为参考风电场(处于形心位置),以参考风电场为中心、半径 r=189.1 km 的圆形区域划分为相关性区域,风电场 2 和 3 为相关性区域内的目标风电场,风电场 4 为相关性区域外的风电场。

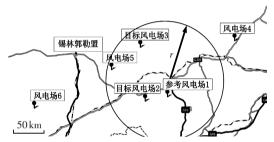


图 7 风电场群相关性区域划分 Fig.7 Correlative region partition of wind farm group

3.2.1 目标风电场风速概率分布

风电场 1 与风电场 2 共有 3 264 个数据组,被分配到 25 个箱子中。在第 10 号箱子内共有 235 个数据组 (箱子中的参考风电场风速在 0.36~0.4 p.u. 之间变化),第 16 号箱子中共有 125 个数据组(箱子中的参考风电场风速在 0.6~0.64 p.u. 之间变化)。每个箱子内参考风电场风速差异在 0.04 p.u. 左右,而目标风电场风速却有很大的差异。

图 8 为第 8 号、第 16 号和第 20 号箱子中目标 风电场风速概率分布(纵坐标范围大于 1,是因为横 坐标范围小于 1,而曲线积分为 1)。

由图 8 可知,当参考风电场风速不同时,目标风电场风速概率分布也随之变化,并且随着参考风电场风速增大,目标风电场风速概率分布的峰值点风速分别为 0.25 p.u.、0.49 p.u.、0.56 p.u.,也逐渐增大,表征了风电场之间存在一定的相关性。

3.2.2 相关性区域内目标风电场风速求取

以风电场 1 某天的实测风速作为输入,生成 d=500 个风电场 2、3 的风速场景,并将原始场景 d 削减为 $d_s=10$ 个,如图 9 所示。图 9(a)中 10 个场景的概率分别是 0.098、0.166、0.044、0.062、0.128、0.1、0.06、0.082、0.082、0.178;图 9(b)中 10 个场景的概率分别是 0.092、0.182、0.042、0.064、0.092、0.096、0.058、0.188、0.106、0.08。



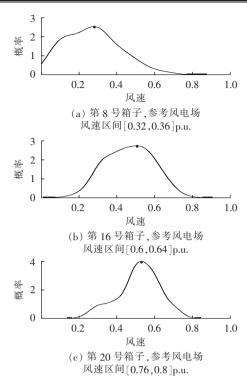
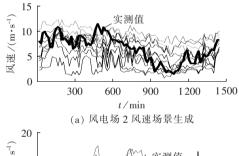


图 8 风速"箱子"内目标风电场风速概率曲线 Fig.8 Wind speed probability distribution curve of target wind farm for different bins



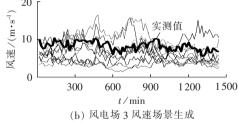


图 9 目标风电场风速场景生成 Fig.9 Wind speed scenario generation for target wind farms

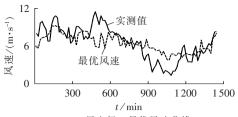
将 10 条场景曲线进行概率加权平均,合并为一条最优风速曲线,如图 10 所示。

3.2.3 相关性区域外风电场风速求取

以风电场 1 某天实测风速为输入,对相关性区域外的风电场 4 进行场景生成,并将 10 条场景曲线合并为一条最优风速曲线,如图 11 所示。

3.2.4 风电场群风速分布预测误差分析

本文方法的预测时间间隔为 15 min,由于原始数据为 2 个月内风电场风速(此段时间内风向稳定),如果加大步长至 30 min、1 h 甚至更长时长,会大量缩



(a) 风电场 2 最优风速曲线

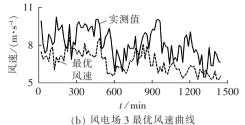


图 10 目标风电场 2、3 最优风速曲线

图 10 目标风电场 2、3 最优风速曲线 Fig.10 Optimal wind speed curves of Farm 2 and 3

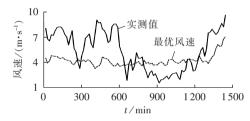


图 11 风电场 4 最优风速曲线 Fig.11 Optimal wind speed curve of Farm 4

减数据量,导致在相关性分析中"分箱"操作环节时,对目标风电场风速概率分布描述不准确,从而增大目标风电场风速预测误差,因此该方法适用的预测时长也是 15 min。

表 1 给出了本文方法和神经网络方法[21]对风电场风速进行预测的结果分析。

表 1 风电场风速模拟误差 Table 1 Simulative errors of wind speed forecasting

数值特征		风电场 2	风电场3	风电场 4
空间距离/km		39.26	142.79	236.47
实际风速平均值/(m·s-1)		6.513	7.912	5.373
模拟风速平均	本文方法	6.446	6.773	4.205
值/(m·s ⁻¹)	神经网络	7.742	7.091	7.146
均方根误差/	本文方法	1.816	1.943	2.524
(m·s ⁻¹)	神经网络	3.522	3.795	6.687
误差百分	本文方法	27.6	24.1	47.2
比/%	神经网络	54.1	48.1	124.5

对比实测风速、本文方法和神经网络模型预测的风速可以看出,以参考风电场某天实测数据作为输入,求取相关性区域内目标风电场1d的风速,所得风速曲线能够反映目标风电场实际风速情况,基本符合实际风速变化趋势。相比利用神经网络进行风电场群风速分布预测,大幅提高了预测精度,能够更好地描述风电场之间的相关性。定义精度提高量



公式[8]为:

$$I = \frac{e_{\text{NNS}} - e'}{e_{\text{NNS}}} \times 100\% \tag{10}$$

其中, e_{NNS} 为神经网络模型误差百分比;e'为本文方法误差百分比。

与神经网络模型相比较,采用本文方法对风电场 2、3、4 进行的风速分布预测,其预测精度提高量分别 为 48.9%、49.9%和 62.1%。

需要说明的是,当求取相关性区域外的风电场 风速时,由于与参考风电场相关性较弱,仅能反映实际风速平均值的情况,无法真实反映风速变化趋势。

4 结语

本文以空间降尺度为思路,在考虑风电场之间时延因素的基础上,提出了基于修正经验变异函数的风电场群相关性区域划分方法;在某一个相关性区域内,以空间升尺度的思路来求取区域内风电场风速分布,进而得到整个风电场群风速分布。以实际风电场群数据为基础进行了仿真验证,得到以下结论。

- a. 相比于神经网络建模,基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法实现的风电场群的风速分布预测模型预测精度更高。
- **b.**目前风电场一旦建成,往往会提供1到3个测风塔提供风速数据,利用测风塔的风速数据进行相关性分析建模,通过空间降尺度和升尺度的思路,能够有效地描述整个风电场群的风速分布。在国内大规模风电场群接入电力系统的背景下,为预测风电场群功率输出能力提供了重要的信息来源。

参考文献:

- [1] 张希良. 风能开发利用[M]. 北京:化学工业出版社,2005.
- [2] 刘文颖,文晶,谢昶,等. 基于源荷互动的含风电场电力系统多目标模糊优化调度方法[J]. 电力自动化设备,2014,34(10):56-63. LIU Wenying,WEN Jing,XIE Chang,et al. Multi-objective fuzzy optimal dispatch based on source-load interaction for power system with wind farm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014,34(10):56-63.
- [3] 杨秀媛,肖洋,陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(11):1-5.
 - YANG Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11):1-5.
- [4] 潘迪夫,刘辉,李燕飞. 风电场风速短期多步预测改进算法[J]. 中国电机工程学报,2008,28(26):87-91.
 - PAN Difu, LIU Hui, LI Yanfei. Optimization algorithm of short-term multi-step wind speed forecast [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(26):87-91.
- [5] 史字伟,潘学萍. 计及历史气象数据的短期风速预测[J]. 电力自动化设备,2014,34(10):75-80.
 - SHI Yuwei, PAN Xueping. Short-term wind speed forecasting considering historical meteorological data [J]. Electric Power

- Automation Equipment, 2014, 34(10):75-80.
- [6] 江岳文,温步瀛. 结合风电功率超短期预测值偏差的实时市场调度[J]. 电力自动化设备,2015,35(3):12-17.

 JIANG Yuewen,WEN Buying. Real-time market dispatch based
 - on ultra-short-term forecast error of wind power [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3):12-17.
- [7] GAO Y,BILLINTON R. Adequacy assessment of generating systems containing wind power considering wind speed correlation [J]. IET Renewable Power Generation, 2009, 3(2):217-226.
- [8] 陈妮亚,钱政,孟晓风,等. 基于空间相关法的风电场风速多步预 测模型[J]. 电工技术学报,2013,28(5):15-21.
 - CHEN Niya,QIAN Zheng,MENG Xiaofeng,et al. Multistep ahead wind speed forecasting model based on spatial correlation and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5):15-21.
- [9] 石东源,蔡德福,陈金富,等. 计及输入变量相关性的半不变量法概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报,2012,32(28):104-113. SHI Dongyuan,CAI Defu,CHEN Jinfu,et al. Probabilistic load flow calculation based on cumulant method considering correlation between input variables [J]. Proceedings of the CSEE,2012,32 (28):104-113.
- [10] 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.
- [11] 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,2013,33(22):75-82. WANG Jun,CAI Xingguo,JI Feng. A simulation method of correlated random variables based on Copula[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(22):75-82.
- [12] 卿湘运,杨富文,王行愚.采用贝叶斯-克里金-卡尔曼模型的多风电场风速短期预测[J].中国电机工程学报,2012,32(35): 107-114.
 - QING Xiangyun, YANG Fuwen, WANG Xingyu. Short-term wind speed forecasting for multiple wind farms using Bayesian Kriged Kalman mode [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32 (35):107-114.
- [13] BLUDSZUWEIT H, DOMÍNGUEZ-NAVARRO J A, LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3):983-991.
- [14] PINSON P, MADSEN H, NIELSEN H A, et al. From probabilistic forecasts to statistical scenarios of short-term wind power production [J]. Wind Energy, 2009, 12(1):51-62.
- [15] MA X Y,SUN Y Z,FANG H L. Scenario generation of wind power based on statistical uncertainty and variability[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(4):894-904.
- [16] 叶林,赵永宁. 基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J]. 电力系统自动化,2014,38(14):126-135.
 - YE Lin,ZHAO Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 38(14):126-135.
- [17] 陈颖,孙荣富,吴志坚,等. 基于统计升尺度方法的区域风电场群功率预测[J]. 电力系统自动化,2013,37(7):1-5.



CHEN Ying, SUN Rongfu, WU Zhijian, et al. A regional wind power forecasting method based on statistical upscaling approach [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 37 (7):1-5.

- [18] DUPAĈOVÀ J,GRÖWE-KUSKA N,RÖMISCH W. Scenario reduction in stochastic programming [J]. Mathematical Programming, 2003, 95(3);493-511.
- [19] MORALES J M, PINEDA S, CONEJO A J, et al. Scenario reduction for futures market trading in electricity markets [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(2):878-888.
- [20] PINEDA S, CONEJO A J. Scenario reduction for risk-averse electricity trading [J]. Generation, Transmission & Distribution, IET, 2010, 4(6):694-705.
- [21] BECHRAKIS D A, SPARIS P D. Correlation of wind speed between neighboring measuring stations[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2004, 19(2):400-406.

作者简介:



雷若冰

雷若冰(1990—),男,湖南岳阳人,硕士研究生,主要研究方向为风电场群建模、风电接入后电力系统运行与控制(E-mail:lrbwuda@163.com);

徐 箭(1980—),男,湖北咸宁人,副教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统电压稳定分析与控制、大规模风电接入后电力系统运行与控制 (E-mail;xujian@

whu.edu.cn);

孙 辉(1990—),男,江苏盐城人,硕士研究生,主要研究方向为大规模风电接入后的电力系统运行与控制(E-mail:sunhui1990@whu.edu.cn)。

Wind speed distribution forecasting based on correlation analysis for wind farm group

LEI Ruobing¹, XU Jian¹, SUN Hui¹, JIANG Lin², SHU Dongsheng², LI Zishou², LIN Changqing²

(1. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Grid Hubei Electric Power Company, Wuhan 430077, China)

Abstract: A method for forecasting the wind speed distribution within a wind farm group is proposed based on the correlation analysis. The concept of spatial down-scaling is applied to divide the wind farm group into several correlative regions based on the revised empirical variation function. The concept of spatial up-scaling is then applied to obtain the wind speed distribution within the wind farm group, which adopts the empirical cumulative distribution function and considers the correlation between target and reference wind farms in a correlative region to calculate the wind speed of target wind farms according to the wind speed of reference wind farm and then to obtain the wind speed distribution within the correlative region. The wind speed distribution within the wind farm group is the integration of wind speed distributions for all correlative regions. Simulation based on the actual monitoring data of wind farms verifies the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: wind speed distribution; wind farm group; correlation; spatial down-scaling; spatial up-scaling; wind farms; forecasting