

基于重尾分布的风电功率波动特性概率分布

杜刚¹, 赵冬梅¹, 刘鑫², 吴志强², 李超³

(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 国网吉林省电力有限公司长春供电公司, 吉林 长春 130000;
3. 国网吉林省电力有限公司培训中心, 吉林 长春 130000)

摘要:研究风电功率波动特性对于提高风电功率预测精度、促进风电并网消纳、抑制风电并网对电力系统安全运行的不利影响等均具有重要意义。利用风电场实测数据, 归纳风电功率波动特性的时变性、异方差性、波动集聚性和“尖峰厚尾”4个基本特征; 为定量描述风电功率概率分布, 在不同的时空尺度下分别采用正态分布、混合高斯分布以及重尾分布中的t Location-scale分布、稳定分布、拉普拉斯分布对风电功率波动率进行拟合, 引入相对熵作为衡量拟合分布优劣的评价指标, 并对比分析不同拟合分布的评价结果。仿真结果表明风电功率概率分布更适合采用重尾分布函数来描述, 且重尾分布中的t Location-scale分布函数具有最佳的拟合效果。

关键词:风电功率; 波动特性; 概率分布; 尖峰厚尾; 信息熵; 相对熵

中图分类号: TM 614

文献标志码: A

DOI: 10.16081/j.epae.202104003

0 引言

世界能源的利用正向绿色低碳、清洁高效、持续可再生等方向转变, 但清洁能源的快速发展给电力系统带来新的挑战^[1]。风力发电作为清洁、可再生能源, 因自身固有的间歇性、随机性、不确定性等特性, 在其并网后对电力系统安全运行及电能质量造成巨大的负面影响, 因此, 深入探究风电功率波动特性, 对于电力系统规划电源容量、制定合理的发电计划、保证电网实时平衡、促进高比例可再生能源并网具有重要的意义^[2]。

在风电接入电网时, 电力系统调度需要风电场提前评估自身供电能力, 然后制定发电计划。若风电场发电量高于既定发电量, 则风电场需要弃风; 反之, 则风电场需要补交罚款。因此, 精确合理地度量风电功率波动特性, 可以提高风电功率预测精度, 提高风电并网渗透率, 实现风力发电大规模应用。由于实测风电功率数据的缺乏, 如何描述风电功率波动仍缺乏有效的方法。目前, 在数理统计与分析的基础上, 针对风电功率概率分布已开展部分研究。文献[3]分析风电功率纵向时间序列的概率分布特性。文献[4]从不同时间尺度、空间尺度分别分析风电功率波动特性, 但未给出风电功率概率分布模型。文献[5]利用滑动平均法提取分钟级分量, 并采用t Location-scale分布描述风电功率分钟级分量的概率分布, 该研究实质是对风电功率中的持续分量进行概率拟合, 而忽略了离散分量, 损失了部分风电功率波动信息。文献[6-9]分别采用混合高斯分布、混合t Location-scale分布、混合Logistic分布及有限混合拉普拉斯模型描述风电功率的概率分布特性, 研究

侧重于数理统计中概率分布层面, 而未深入剖析风电功率分布为何服从混合分布模型, 且混合分布函数构造复杂, 拟合效果较单一分布模型并没有较大的提升, 因此采用混合分布模型拟合风电功率概率分布易将简单的问题复杂化。文献[10]基于风电功率概率分布的厚尾特征, 采用标准广义误差分布描述风电功率波动特性, 并将其应用于风电功率短期预测。

上述针对风电功率概率分布模型的研究均采用不同的概率分布函数拟合风电功率概率分布并对比分析拟合效果, 继而得到最佳概率分布函数。目前, 针对风电功率波动特性固有特征的研究尚有不足, 虽然可以利用各种不同的概率分布函数来描述风电功率波动, 但无法诠释风电功率服从该概率分布函数的缘由。

为此, 本文根据风电场实测数据, 统计分析风电功率的时变性、异方差性、波动集聚性及“尖峰厚尾”4个基本特征。分析不同时空尺度下风电功率的波动特性, 利用信息熵度量采样造成的风电功率信息损失。基于风电功率概率分布的“尖峰厚尾”特征, 提出采用重尾分布函数簇中t Location-scale分布、稳定分布及拉普拉斯分布对风电功率的概率分布进行拟合, 并与正态分布、混合高斯分布拟合结果进行对比分析, 采用相对熵作为衡量拟合优度的评价指标。不同拟合分布的评价结果, 验证了风电功率概率分布服从重尾分布函数簇, 且重尾分布中的t Location-scale分布更适合用于描述风电功率波动特性。

1 风电功率波动特征分析

风电场采集的风电功率历史数据属于一种时间序列数据, 具有较强的时序特性, 且前后数据具有较

大的依赖性。为了度量不同时空尺度下的风电功率波动特性,借鉴金融学中波动率的概念,本文将风电功率波动率定义为:

$$P_{\text{cu}} = \frac{P_{t+1} - P_t}{NP_{\text{cap}}} \quad (1)$$

其中, P_{cu} 为风电功率波动率; P_t, P_{t+1} 分别为 $t, t+1$ 时刻的风电功率; N 为风电机组数量; P_{cap} 为风电机组额定功率。

研究风电功率波动特性,对于提高风电功率预测精度以及改善风电并网对电网所造成的不利影响均具有重要意义。风电功率概率分布的研究已成为度量风电波动特性的重要途径。正态分布由于良好的特性及广泛的应用范围,成为拟合概率分布时的首选函数。但经过大量研究发现,风电功率概率分布并不服从正态分布函数,风电功率概率分布与正态分布之间的特性偏差尚未可知,只有全面剖析风电功率波动特性的基本特征,才能准确选取合适的概率分布函数来描述其波动特性。

偏度和峰度可以用来描述风电功率概率分布与正态分布的偏离程度。其中,偏度作为统计风电功率数据分布特性的指标,是统计概率分布偏斜方向和程度的度量,其可以用来衡量数据分布的非对称程度;峰度是表征数据均值处概率分布曲线峰部尖峭或平滑的指标,其值越大,表示该分布越尖峭,尾部越厚,其值越小,表示分布越平滑^[11]。

利用已测得的风电功率历史数据,统计不同时空尺度下风电功率的峰度、偏度值,归纳风电功率波动特性的基本特征。图1是以15 min为采样周期得到的西北地区某风电场27 d的风电功率时间序列数据。由图中可以看出,风电功率随着时间的变化而波动。

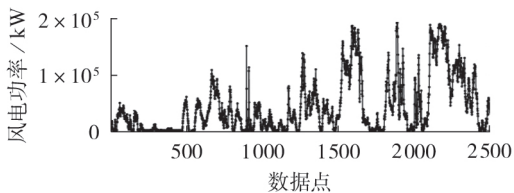


图1 风电功率时序图

Fig.1 Time sequence diagram of wind power

根据式(1)可以将图1中的时序数据转变为波动率,如图2所示。由图2可知:风电功率方差并非非常值,而是随着时间的变化而变动,即异方差特征;同时,序列的波动呈现浪潮形状,有波峰及波谷,且高波动跟随高波动,低波动跟随低波动,即波动集聚性。

风电功率波动率概率分布如图3所示。由图可知,风电功率概率分布与正态分布相比具有“尖峰厚尾”特征。虽然波动聚集在均值附近,但同时也有更

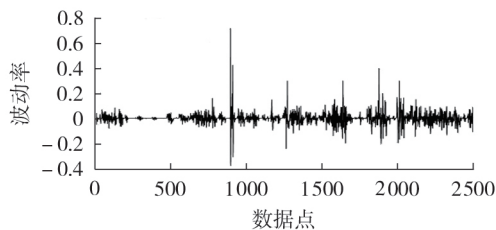


图2 风电功率波动率

Fig.2 Wind power fluctuation rate

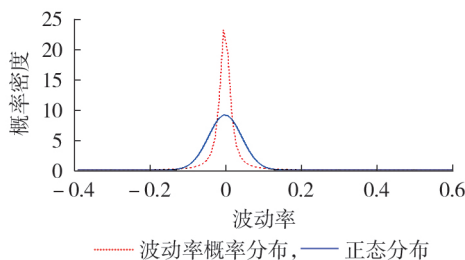


图3 风电功率波动率概率分布

Fig.3 Probability distribution of wind power fluctuation rate

多的大的波动产生,即风电功率易发生大的波动。

表1给出了采样周期为5 s、1 min、5 min及15 min时风电功率波动率的偏度和峰度。由表可知:风电功率偏度值随着采样周期的增长由负变为正,即风电功率概率分布特征由负偏变为正偏,这说明采样会造成风电功率波动信息的丢失,进而改变风电功率的固有波动特征;同时,在不同的采样周期下,风电功率的峰度值均大于3,这说明不同时间尺度下风电功率具有“尖峰厚尾”特征。

表1 不同时间尺度下风电功率波动率的偏度和峰度

Table 1 Skewness and kurtosis of wind power fluctuation rate under different time scales

采样周期	偏度	峰度
5 s	-0.22	24.06
1 min	0.25	81.73
5 min	2.83	88.16
15 min	2.30	46.41

图4为风电机组数量由单台到整场133台下风电功率波动率的峰度、偏度统计图。由图可知,风电功率偏度值和峰度值大致先随着机组数量的增加而

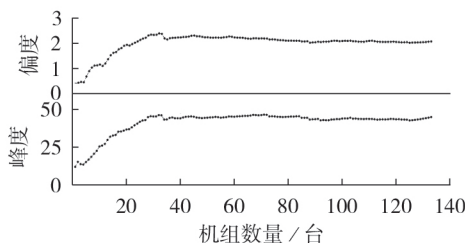


图4 不同空间尺度下风电功率波动率的偏度和峰度

Fig.4 Skewness and kurtosis of wind power fluctuation rate under different spatial scales

逐步增加,当机组数量达到一定数值后,偏度值及峰度值均不再随着机组数量的增加而变化,而是在某个固定值附近小范围波动。风电功率偏度值均大于0,这表明在采样周期固定的情况下,风电功率的偏度特征并不会随着机组数量的改变而变化,同时,不同数量机组下风电功率的峰度值均大于3(正态分布的偏度值为0,峰度值为3),这表明不同空间尺度下风电功率具有“尖峰厚尾”特征。

综上所述,风电功率波动特性具有时变性、异方差性、波动集聚性和“尖峰厚尾”4个基本特征。

2 重尾分布

基于风电功率概率分布“尖峰厚尾”特征,本文采用重尾分布对风电功率进行拟合。在概率论中,重尾分布是一种概率分布模型,其尾部比指数分布要厚。重尾分布可以分为肥尾分布、长尾分布及次指数分布三大类^[12]。

重尾分布与正态分布相比,呈现“尖峰厚尾”的特征,即更容易出现极端值或大的波动,故采用正态分布来描述重尾分布数据效果不佳,常见的重尾分布函数如下。

(1) 学生t分布。

学生t分布又称为t分布,其概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{v}\right)^{-\frac{v+1}{2}} \quad (2)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为卡方分布; v 为形状参数; x 为随机变量。

t分布函数与形状参数 v 有关。当形状参数 $v=1$ 时, t分布为柯西分布; 当形状参数 $v \rightarrow \infty$ 时, t分布曲线为标准正态分布曲线。形状参数 v 越小, 分布越尖峭, 反之则分布尾部越宽厚。

(2) t Location-scale 分布。

t Location-scale 分布源于 t 分布, 通过对 t 分布进行位移、伸缩变换后可以得到 t Location-scale 分布的概率密度函数为^[13]:

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \left[1 + \frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{v}\right]^{-\frac{v+1}{2}} \quad (3)$$

其中, μ 为位置参数; σ 为尺度参数。位置参数 μ 并不改变曲线的形状, 仅使曲线在横轴左右平移, μ 值为正时, 曲线沿着横轴向右移动; 尺度参数 σ 的大小决定 t Location-scale 函数的图形形态, 即图形的尖峭或平滑, 其值越小则拟合曲线越尖峭。

(3) 稳定分布。

稳定分布又称为雷维 α -稳定分布或者分形分布。假设 X_1 和 X_2 是 2 个独立的随机变量, 它们与随机变量 X 满足相同的分布, 并且 aX_1+bX_2 与 $cX+d$ (a, b, c, d 为常数) 满足相同的分布, 则随机变量 X 是稳定分布的。由于稳定分布的概率密度函数没有统一的表达式, 可由特征函数^[14]表示为:

$$\varphi(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\sigma^\alpha |x| \left[1 - j\beta(\text{sign}(x)) \tan \frac{\pi}{2}\right] + j\mu x\right\} & \alpha \neq 1 \\ \exp\left\{-\sigma^\alpha |x| \left[1 + j\beta(\text{sign}(x)) \ln |x|\right] + j\mu x\right\} & \alpha = 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数; α 为幂指数; β 为偏度参数。一个稳定分布用如下 4 个参数来表示。

a. 尺度参数 σ , 它描述了分布的宽度, 其取值范围为 $\sigma \neq 0$ 。

b. 位置参数 μ , 它描述了分布的位置, 其取值范围为 $(-\infty, \infty)$ 。

c. 幂指数 α , 它描述了分布的尖峭或平滑。从外形上看, 当 $0 < \alpha < 2$ 时, α 越大, 峰度越大, 分布的尾部越厚, 概率密度函数就越尖峭, α 越小, 峰度越小, 则变化越平滑; 当 $\alpha = 2$ 时, 稳定分布便退化为正态分布。 α 的取值范围为 $(0, 2]$ 。

d. 偏度参数 β , 它描述了分布的非对称程度。当 $\beta = 0$ 时, 分布关于 μ 对称, 此时将稳定分布称为雷维对称 α -稳定分布; 当 $-1 \leq \beta \leq 1$ 且 $\beta \neq 0$ 时, 分布非对称, 此时将稳定分布称为雷维偏 α -稳定分布。 β 的取值范围为 $[-1, 1]$, 当 $\beta = 1$ 时, α 只能在 $(0, 1)$ 区间上取值。由于参数 α 和 β 决定了可稳定分布的形态, 因此也称它们为形状参数。

雷维分布、正态分布和柯西分布都满足上述关系, 它们是稳定分布的特例。

(4) 拉普拉斯分布。

在概率论与统计学中, 拉普拉斯分布可以看作是 2 个不同位置的指数分布组合, 故也将其称为双指数分布。拉普拉斯分布与正态分布相似, 但与正态分布相比, 拉普拉斯分布具有“尖峰厚尾”的特征。其概率密度函数^[15]为:

$$f(x) = \frac{1}{2\sigma} \exp\left(-\frac{|x-\mu|}{\sigma}\right) \quad (5)$$

其中, 尺度参数 $\sigma > 0$ 。

3 评价指标

本文引进信息熵来表征不同采样周期下风电功率所蕴含的信息量大小, 以度量风电功率信息损失。同时采用不同概率分布函数对风电功率数据进行拟合, 以分析风电功率的概率分布。为了评价拟合函

数与实际风电功率的贴进度,并比较不同拟合函数之间的拟合优度,本文引进相对熵(又称为KL散度、信息散度、信息增益)度量拟合函数与风电功率数据之间的信息损耗,其值越小,即拟合函数损失值越小,拟合分布函数越贴近实际分布。

3.1 信息熵

1948年,香农将热力学中熵的概念引入信息论,提出信息熵的概念,用来量化系统所蕴含信息量的大小,解决信息的量化度量问题。信息熵实际反映的是信息的不确定度。在一个随机事件中,某个事件发生的不确定度越大,熵就越大^[16]。概率分布的信息熵定义为:

$$H(x)=-\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \tag{6}$$

其中, x_i 为第 i 个样本值; $p(x_i)$ 为样本的真实概率; n 为样本采样数量。

信息熵具有3个性质^[17]:

- (1)单调性,发生概率越高的事件,其携带的信息量越低;
- (2)非负性,信息熵可以看作一种广度量,非负性是一种合理的必然;
- (3)累加性,即多随机事件同时发生存在的总不确定性的量度可以表示为各事件不确定性的量度之和,这也是广度量的一种体现。

3.2 相对熵

在数理分析与概率统计中,常用已知的概率分布函数描述数据实际概率分布情况,但理论拟合分布往往与数据真实分布之间存在差异,相对熵是2个概率分布的非对称性度量,可以衡量理论拟合分布描述数据真实分布时产生的信息损失^[18]。相对熵等价于2个概率分布的信息熵差值,如式(7)所示。

$$D_{KL}(p,q)=\sum_{i=1}^n (p(x_i) \log_2 p(x_i)-p(x_i) \log_2 q(x_i)) \tag{7}$$

其中, $q(x_i)$ 为理论拟合概率。

由式(7)知,相对熵具有非对称性与非负性,只有当 $p(x_i)=q(x_i)$ 时,其值为0,只要 $p(x_i)$ 和 $q(x_i)$ 略有差异,其值就会大于0。

4 算例分析

我国西北地区某风电场共有风电机组133台,单台风电机组额定装机容量为1.5 MW。基于该风电场的实测风电功率历史数据,对不同时空尺度下的数据进行分析,统计波动阈值及信息熵,分析风电功率波动的时空特性;采用不同概率分布函数对风电功率进行拟合,统计不同概率分布的相对熵,并将其作为拟合优度评价指标,以确定最适合描述风电功率的概率分布函数。

4.1 不同时间尺度下的风电功率波动特性分析

为了分析不同时间尺度下的风电功率波动特性,对整场风电功率实测数据分别设置采样周期为5 s、1 min、5 min及15 min,图5给出了不同采样周期下风电功率波动率的非参数拟合曲线。由图可以看出,随着采样周期的增长,概率分布曲线由尖锐逐渐变为平滑,即更容易产生大的波动。

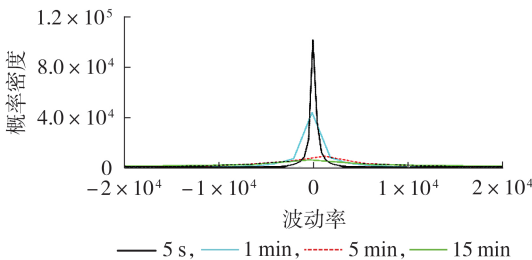


图5 不同采样周期下的风电功率波动率概率拟合图
Fig.5 Probability fitting diagram of wind power fluctuation rate under different sampling periods

表2给出了不同采样周期下的波动率阈值及信息熵。由表可知,采样周期开始增长时,风电功率波动率阈值区间扩大,这表明风电功率在短时间内并不会产生大的波动,而随着采样周期不断增长,风电功率更易发生大波动,因此,亟需寻求合理的概率分布函数以度量风电功率的波动;同时,随着采样周期的增长,风电功率波动率的信息熵减小,这表明风电功率所蕴含的信息量随着采样周期的增长而降低,即风电功率数据在采样过程中存在信息损失,该信息损失可用不同采样周期之间的信息熵差值来度量。

表2 不同采样周期下的风电功率波动率阈值及信息熵
Table 2 Threshold and information entropy of wind power fluctuation rate under different sampling periods

采样周期	波动率下限	波动率上限	信息熵
5 s	-2.51×10^4	1.99×10^4	1.523 7
1 min	-1.07×10^3	8.48×10^4	0.695 8
5 min	-1.72×10^3	2.28×10^3	0.389 6
15 min	-1.99×10^3	4.03×10^3	0.318 2

为了描述不同时间尺度下的风电功率概率分布,分别对5 s、1 min、5 min及15 min采样周期下的整场风电功率实测数据进行概率分布拟合。基于风电功率波动特性的“尖峰厚尾”特征,拟合函数选取重尾分布中t Location-scale分布、稳定分布及拉普拉斯分布,并与正态分布、混合高斯分布进行对比分析,结果如附录中图A1所示。

表3给出了不同时间尺度下原始数据实际概率分布与拟合概率分布之间的相对熵,表中 D_{KL-1} — D_{KL-5} 分别为原始数据概率分布与正态分布拟合曲线、混合高斯分布拟合曲线、t Location-scale分布拟

合曲线、稳定分布拟合曲线、拉普拉斯分布拟合曲线的相对熵。

表3 不同采样周期下原始数据实际概率分布与拟合概率分布之间的相对熵

Table 3 Relative entropy between actual probability distribution of original data and fitting probability distribution under different sampling periods

采样周期	D_{KL-1}	D_{KL-2}	D_{KL-3}	D_{KL-4}	D_{KL-5}
5 s	1.0784	0.1601	0.1410	0.1421	0.3240
1 min	0.4277	0.1207	0.0783	0.0873	0.1081
5 min	0.0305	0.0060	0.0032	0.0050	0.0069
15 min	0.0185	0.0039	0.0022	0.0032	0.0042

由表3可知,在不同的采样周期下,混合高斯分布拟合效果优于拉普拉斯分布,劣于稳定分布与t Location-scale分布,这表明混合分布函数虽然构造精细、复杂,但是在描述风电功率概率分布方面未必优于重尾分布中的单一分布函数。基于风电功率不同时间尺度下“尖峰厚尾”的特征,风电功率概率分布更适合采用重尾分布来描述,并且重尾分布中的t Location-scale具有最佳的拟合效果。

4.2 不同空间尺度下的风电功率波动特性分析

为了分析不同空间尺度下的风电功率波动特性,基于15 min采样周期下的风电场单台机组和整场133台机组实测数据,分析不同数量机组下的风电功率波动阈值及其信息熵,如图6所示。

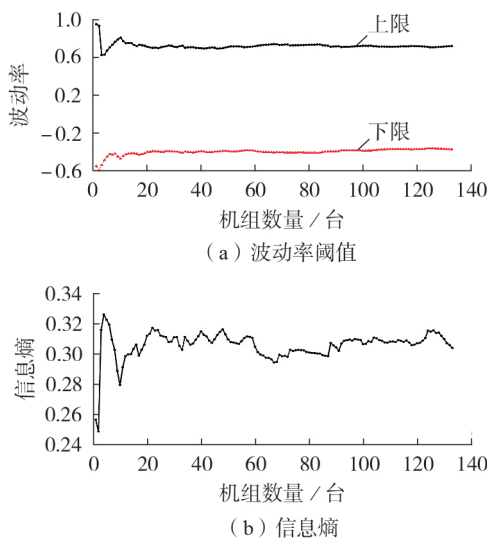


图6 不同机组数量下的风电功率波动率阈值和信息熵

Fig.6 Threshold and information entropy of wind power fluctuation rate for different numbers of units

由图6可知:随着机组数量增加,风电功率波动率阈值区间先减小后增大,当机组数量达到一定值时,波动率阈值区间维持在某一固定范围,风电功率的波动率阈值区间所呈现的规律性并不显著,但整体趋势在缩小,这符合风电汇聚效应;信息熵大小并未随着风电机组数量的增加而呈现出规律性,风电

机组数量多的数据并不意味着其所蕴含的信息量大,因此,在采样周期固定的情况下,风电功率数据所蕴含的信息量并不会随着空间尺度产生变化。

附录中图A2分别为单台机组、20台机组、40台机组及整场133台机组风电功率波动率的概率分布拟合。基于风电功率波动特性的“尖峰厚尾”特征,拟合函数选取重尾分布中t Location-scale分布、稳定分布及拉普拉斯分布,并与正态分布、混合高斯分布进行对比分析。表4统计了图A2中不同空间尺度下实际概率分布与拟合概率分布之间的相对熵。

表4 不同机组数量下原始数据实际概率分布与拟合概率分布之间的相对熵

Table 4 Relative entropy between actual probability distribution of original data and fitting probability distribution for different numbers of units

机组数量/台	D_{KL-1}	D_{KL-2}	D_{KL-3}	D_{KL-4}	D_{KL-5}
1	0.011200	0.003000	0.002600	0.003000	0.003500
20	0.001130	0.000710	0.000260	0.000320	0.000310
40	0.000780	0.000270	0.000170	0.000200	0.000210
133	0.000191	0.000048	0.000027	0.000036	0.000046

由表4可知,高斯混合分布仅在单台机组时优于拉普拉斯分布,而在其他数量机组下高斯混合分布均劣于t Location-scale分布、稳定分布及拉普拉斯分布,因此,在不同机组数量下,基于风电功率空间尺度下“尖峰厚尾”的特征,风电功率概率分布更适合采用重尾分布描述,且重尾分布中的t Location-scale具有最佳的拟合效果。

5 结论

本文从风电功率数据自身固有特性出发,深入剖析风电功率波动特性的基本特征,基于风电功率“尖峰厚尾”特征,提出采用重尾分布函数簇描述风电功率概率分布,对比分析不同分布函数对风电功率概率分布拟合效果,可以得到以下结论。

(1)风电功率具有时变性、异方差性、集聚波动性及“尖峰厚尾”4个基本特征。随着采样周期的增长,风电功率的概率分布曲线由尖锐逐渐变为平滑,即此时风电功率更易发生大的波动。

(2)随着采样周期的增长,风电功率数据的信息熵减小,这表明数据所蕴含的信息量减小,采样将造成风电功率数据中部分信息损失,而信息熵可以度量采样所造成数据的信息缺失。

(3)针对风电功率波动特性的“尖峰厚尾”特征,重尾分布函数簇更适合用来描述风电功率概率分布。利用复杂的混合分布模型描述风电功率概率分布未必优于单一分布模型,其易将简单的问题变得繁冗复杂。

(4)风电功率概率分布更适合用重尾分布中的t Location-scale分布来描述。对风电功率概率分布的研究应该以风电功率自身波动特性的固有特征为基础,确定其概率分布特征,进而选取适合的概率分布函数。

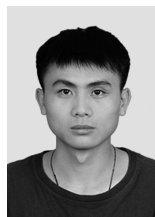
本文针对风电功率概率分布拟合的研究,仅选取重尾分布中的3个常见分布函数,旨在验证重尾分布描述风电功率概率分布的合理性。对于重尾分布函数簇中是否存在比t Location-scale分布更适合描述风电功率概率分布函数,将是下一步的重点研究工作。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报,2018,38(7):1893-1904,2205.
ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893-1904, 2205.
- [2] 陈国平,李明节,许涛,等. 我国电网支撑可再生能源发展的实践与挑战[J]. 电网技术,2017,41(10):3095-3103.
CHEN Guoping, LI Mingjie, XU Tao, et al. Practice and challenge of renewable energy development based on interconnected power grids [J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3095-3103.
- [3] 吕晓禄,梁军,负志皓,等. 风电场出力的纵向时刻概率分布特性[J]. 电力自动化设备,2014,34(5):40-45.
LÜ Xiaolu, LIANG Jun, YUN Zhihao, et al. Longitudinal instant probability distribution of wind farm output power [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(5): 40-45.
- [4] 崔杨,穆钢,刘玉,等. 风电功率波动的时空分布特性[J]. 电网技术,2011,35(2):110-114.
CUI Yang, MU Gang, LIU Yu, et al. Spatiotemporal distribution characteristic of wind power fluctuation [J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 110-114.
- [5] 林卫星,文劲宇,艾小猛,等. 风电功率波动特性的概率分布研究[J]. 中国电机工程学报,2012,32(1):38-46,20.
LIN Weixing, WEN Jinyu, AI Xiaomeng, et al. Probability density function of wind power variations [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 38-46, 20.
- [6] 崔杨,杨海威,李鸿博. 基于高斯混合模型的风电场群功率波动概率密度分布函数研究[J]. 电网技术,2016,40(4):1107-1112.
CUI Yang, YANG Haiwei, LI Hongbo. Probability density distribution function of wind power fluctuation of a wind farm group based on the Gaussian mixture model [J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1107-1112.
- [7] 杨茂,董骏城. 基于混合分布模型的风电功率波动特性研究[J]. 中国电机工程学报,2016,36(增刊1):69-78.
YANG Mao, DONG Juncheng. Study on characteristics of wind power fluctuation based on mixed distribution model [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(Supplement 1): 69-78.
- [8] 杨茂,马剑,李成凤,等. 风电功率波动特性的混合 Logistic 分布模型[J]. 电网技术,2017,41(5):1376-1385.
YANG Mao, MA Jian, LI Chengfeng, et al. A mixed Logistic distribution model for wind power fluctuation characteristics [J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1376-1385.
- [9] 周统汉,陈峦,李坚. 基于有限混合 Laplace 模型的风功率波动特性研究[J]. 电网技术,2017,41(2):543-550.
ZHOU Tonghan, CHEN Luan, LI Jian. Wind power fluctuation characteristic analysis based on finite Laplace mixture model [J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 543-550.
- [10] 陈昊,万秋兰,王玉荣. 基于厚尾均值广义自回归条件异方差族模型的短期风电功率预测[J]. 电工技术学报,2016,31(5):91-98.
CHEN Hao, WAN Qiulan, WANG Yurong. Short-term wind power forecast based on fat-tailed generalized autoregressive conditional heteroscedasticity-in-mean type models [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5): 91-98.
- [11] 卞海红,郑维高,林章岁,等. 集群风电场出力统计指标建模与应用[J]. 电力自动化设备,2015,35(12):21-27.
BIAN Haihong, ZHENG Weigao, LIN Zhangsui, et al. Modeling and application of statistical indicators for wind farm cluster [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(12): 21-27.
- [12] 黄飞. 重尾分布研究及应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2018.
HUANG Fei. Research and application of heavy-tailed distribution [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2018.
- [13] 杨茂,杜刚,齐玥,等. 基于概率统计的风电功率波动规律性分析[J]. 太阳能学报,2015,36(9):2231-2237.
YANG Mao, DU Gang, QI Yue, et al. Regularity analysis of wind power fluctuations based on statistics [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2015, 36(9): 2231-2237.
- [14] 武东,汤银才. 稳定分布及其在金融中的应用[J]. 应用概率统计,2007,23(4):434-445.
WU Dong, TANG Yincui. Stable distribution and its application in finance [J]. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics, 2007, 23(4): 434-445.
- [15] 李芸. 基于拉普拉斯分布的稳健估计[D]. 扬州:扬州大学,2016.
LI Yun. Robust estimation based on Laplace distribution [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2016.
- [16] 杨茂,齐玥,刘铁. 风电功率多采样间隔下损失信息度量及对预测影响研究[J]. 太阳能学报,2015,36(7):1652-1657.
YANG Mao, QI Yue, LIU Tie. A measuring study for the amount of the wind power fluctuations information under different sampling intervals and its influence to the prediction [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2015, 36(7): 1652-1657.
- [17] 叶中行. 信息论基础[M]. 北京:高等教育出版社,2003:1-27.
- [18] 沈世镒,吴忠华. 信息论基础与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2004:23-86.

作者简介:



杜刚

杜刚(1990—),男,吉林白山人,博士研究生,研究方向为电力系统分析与控制(E-mail:877454098@qq.com);

赵冬梅(1965—),女,北京人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统分析、运行与控制以及智能技术在电力系统中的应用(E-mail:zhao-dm@ncepu.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

(下转第72页 continued on page 72)

Small-signal stability analysis of combined operation system of variable-speed pumped storage unit and direct-drive wind turbine unit

WANG Fangzhou¹, TAN Tianyuan¹, LIU Kaipei¹, ZHU Shu¹, YANG Jie², LI Yaxin²,
HU Chunguang³, QIN Liang¹

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

2. Economics & Technology Research Institute of State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430077, China;

3. China Power International Development Limited, Beijing 100080, China)

Abstract: The combined operation system of variable-speed pumped storage unit and direct-drive wind turbine unit contains a large number of power electronic devices, which will cause certain system stability problems. In this regard, based on the rigid pipeline model of pump turbine and the average value model of two-level converter, in the synchronous rotating $dq0$ coordinate system, a detailed mathematical model for the two parts under AC-grid-connected combined operation system is established, and the eigenvalue method is used for the small-signal stability analysis of system, and based on the participation factor analysis, the corresponding parameters that affect different oscillation modes are obtained. According to the characteristic root locus of the system, the influence law of the electrical parameters of the system, the phase locked loop parameters of the controller and the PI parameters of the controller on the system stability under different working conditions is further studied. The results show that the system stability of the fast speed control mode of the pump working condition is more affected by the electrical side parameters, the decrease of the phase locked loop damping ratio of the variable-speed pumped storage unit will increase the stability range of the phase locked loop damping ratio of the direct-drive wind turbine unit, and there is a coupling between the integral parameters in power controller of variable-speed pumped storage unit and the integral parameters in DC voltage controller of direct-drive wind turbine unit.

Key words: variable-speed pumped storage unit; direct-drive wind turbine unit; AC-grid connection; eigenvalue; small-signal stability

(上接第57页 continued from page 57)

Probability distribution of wind power fluctuation characteristics based on heavy-tailed distribution

DU Gang¹, ZHAO Dongmei¹, LIU Xin², WU Zhiqiang², LI Chao³

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

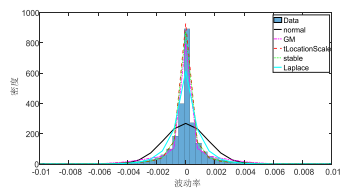
2. Changchun Power Supply Company of State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130000, China;

3. Training Center of State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130000, China)

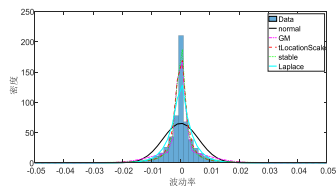
Abstract: The research of wind power fluctuation characteristics is of great significance for improving the accuracy of wind power prediction, promoting the consumption of wind power integration, and restraining the adverse effects of wind power integration on safe operation of power system. Based on the measured data of wind farms, four basic characteristics of wind power fluctuation characteristics of time-varying, heteroscedasticity, fluctuation agglomeration, and “leptokurtosis and fat-tail” are summarized. In order to quantitatively describe the probability distribution of wind power, the normal distribution, mixed Gaussian distribution and t Location-scale distribution, stable distribution and Laplacian distribution in the heavy-tailed distribution are respectively adopted to fit the wind power fluctuation rate under different time and space scales. The relative entropy is introduced as an evaluation index to measure the pros and cons of fitting distributions, and the evaluation results of different fitting distributions are compared and analyzed. The simulative results show that the probability distribution of wind power is more suitable to be described by the heavy-tailed distribution function, in which the t Location-scale distribution function has the best fitting effect.

Key words: wind power; fluctuation characteristics; probability distribution; leptokurtosis and fat-tail; information entropy; relative entropy

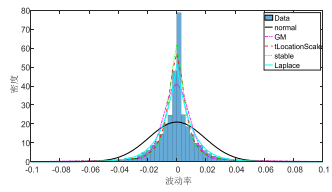
附录:



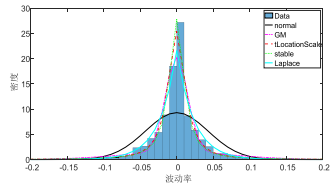
(a) 采样周期 5 s



(b)采样周期 1 min



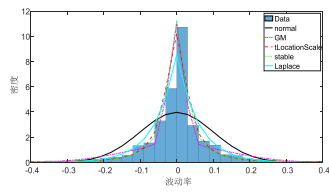
(c)采样周期 5 min



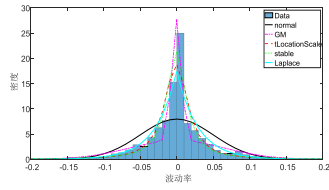
(d)采样周期 15 min

图 A1 不同采样周期下风电功率概率分布拟合

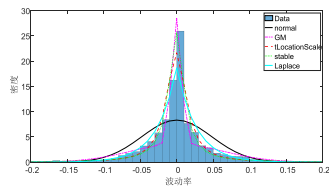
Fig.A1 Probability distribution fitting of wind power under different sampling periods



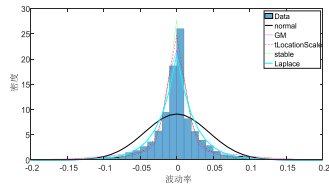
(a)单台机组



(b) 20 台机组



(c) 40 台机组



(d) 133 台机组

图 A2 不同数量机组下风电功率概率分布拟合

Fig.A2 Probability distribution fitting of wind power for different numbers of units