

文章编号:0254-0096(2019)06-1771-09

风电功率波动特性定量刻画及应用研究

杨 茂, 陈郁林

(东北电力大学电气工程学院, 吉林132012)

摘要: 为能够准确地描述风电功率的波动特性, 该文利用勒贝格积分构建简单有效的采样损失率作为衡量风电功率时间序列波动性的指标, 采样损失率越大, 风电功率波动越剧烈; 采样损失率越小, 风电功率波动越平缓, 并通过风电功率预测结果证实了该指标的有效性。该文还利用该指标对风电场内部平滑效应进行研究, 重点研究风速对平滑效应的影响以及平滑效应的季节性。得出结论: 风速是影响风电功率平滑效应的重要因素, 风速越大, 平滑效应越显著。平滑效应具有季节性, 春季和冬季的平滑效应较夏季和秋季的平滑效应更显著。

关键词: 风电功率; 波动性; 勒贝格积分; 采样损失率; 平滑效应

中图分类号: TM614

文献标识码: A

0 引言

风电本身固有的随机性和波动性会使得大规模风电接入电网后给电力系统的安全稳定运行造成不利影响。据统计数据显示, 我国每年的风电弃风量相当可观。例如, 2015年9月28日大风日情况下, 甘肃某大型发电集团新能源公司限电比例高达79%, 刷新历史最严重水平, 损失电量1304万kWh, 直接经济损失达600万¥, 严重限制了风电的进一步发展^[1,2]。因此, 把握风电功率波动性的一般规律成为分析大规模风电并网难题以及开展大规模风电并网研究的基础。

风电功率预测是目前风力发电领域中研究的主要问题, 风电功率预测的精度不但与建模方法有关, 还和风电功率本身的波动性有关。风电本身的波动特性, 使得风电功率的变化规律难以掌握, 所以任何方法都不能保证无差预测(准确率达到100%)。因此, 掌握风电功率的波动特性也为提高预测精度提供了新角度、新思路^[3-5]。

风电功率的平滑效应表现为风电集结出力相比于个体出力的波动平缓^[6], 它与风电功率的波动特性密切相关。现有文献在研究平滑效应时往往通过相关系数描述不同集结出力的相似程度^[7,8], 从侧面反映平滑效应, 缺乏对平滑效应的直接验证,

即缺乏一个刻画风电功率波动性的指标。

目前, 虽然有很多文献通过一些简单的统计量(均值、方差等)在一定程度上对风电功率的波动特性进行了揭示, 但这些研究大多是对风电功率波动性的宏观认识, 并无一个得到普遍认可的用于刻画风电功率波动性的指标。基于此, 本文首先通过风电功率预测精度揭示风电功率波动现象, 然后提出一种用于定量刻画风电功率时间序列波动性的指标——采样损失率, 验证该指标的有效性。最后用该指标对反映风电功率波动特性的平滑效应进行直接验证, 重点研究风速对平滑效应的影响以及平滑效应的季节性。

1 不同序列采样前后波形变化研究

对时间序列进行一定时间间隔采样后的序列较原序列会产生损失, 序列波动性越小, 即序列趋势平缓, 小波动(“毛刺”)较少, 采样后产生的损失越小, 采样后的波形和原波形越接近; 反之, 序列波动越剧烈, 采样产生的损失越大, 采样后的波形与原波形相差越大。

如考察时间长度为200 min, 时间间隔为1 min的原始序列1: 直线 $y = 0.5x + 12$; 原始序列2: 正弦波 $y = \sin(x)$, 其中, x 为采样点, y 为采样点所对应的函数幅值, 无量纲; 原始序列3: 单台风力机风电

收稿日期: 2017-01-09

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB0904200)

通信作者: 杨 茂(1982—), 男, 博士、副教授, 主要从事风力发电技术方面的研究。yangmao820@163.com

功率时间序列(为与序列 1 和序列 2 对应,功率值改为无量纲的幅值),分别进行间隔为 5 和 10 min 的等间隔采样,后利用线性插值得到的与原序列等长的序列,采样后插值序列和原始序列的对比图如图 1 所示。

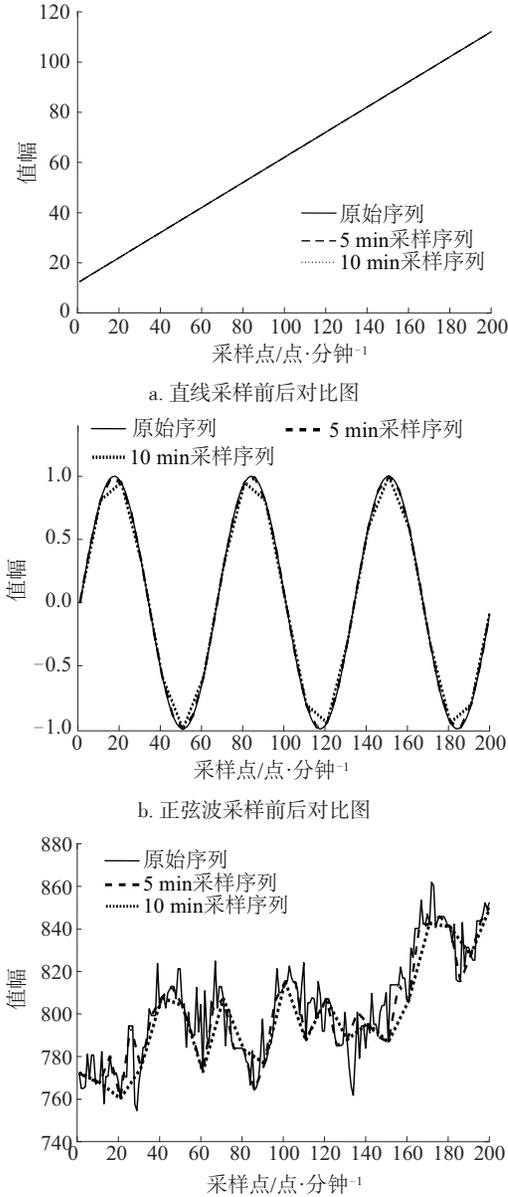


图 1 风电功率序列采样前后对比图

Fig. 1 Comparison chart of wind power time sequences before and after sampling

图 1 能直观地反映出,相同采样时间间隔(5 或 10 min)下,采样后与采样前相比,直线波形未发生变化,无损失信息,正弦波序列采样后波形与原波形接近,损失了少量信息,而风电功率序列采样后

波形与原波形相差较大,其损失的信息量较大。同一时间序列(正弦波序列或风电功率序列)不同采样间隔下,采样间隔越大,波形的变化越大,采样后的序列损失的信息越多。

所以,时间序列等间隔采样后的信息损失量能够反映时间序列的波动程度。采样后波形与采样前波形相比,时间序列波动越剧烈,信息损失量越大;时间序列波动越平缓,信息损失量越小。因此,如果能定量给出时间序列采样前后的损失就能够定量地刻画出时间序列的波动程度。

2 风电功率时间序列波动性的定量刻画

2.1 采样损失面积

为更加清晰地观察到采样前后时间序列的信息损失,以时间长度为 500 min 采样间隔为 1 min 的单台风力机的风电功率时间序列 X 作为原始序列,进行间隔为 20 min 的采样,将采样后序列进行线性插值得到的与原序列等长的序列 Y ,采样前后序列如图 2 所示。

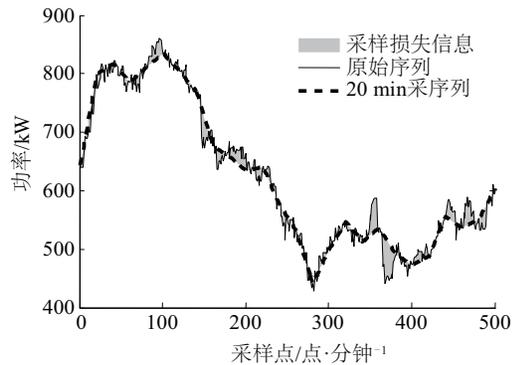


图 2 风电功率序列 20 min 间隔采样前后对比图

Fig. 2 Comparison chart of wind power time sequences before and after sampling of 20 min time interval

图 2 中采样前后时间序列的波形变化和损失信息非常直观,这里将图 2 中灰色部分面积称为采样损失面积。

在数学中,黎曼积分(R 积分)是计算面积常用的数学工具,但 R 积分的被积函数必须为连续函数类,即在区间 $[a, b]$ 上几乎处处连续的函数^[9]。而由于采集方式的原因,能够得到的风电功率时间序列并非连续的曲线,它是由特定时间间隔采样得到的散点集。因此,不能将风电功率时间序列定义成连

续的函数。

2.2 采样损失面积的计算

为解决这种间断点积分问题,引入勒贝格理论。继 1872 年康托提出集合论以后,勒贝格借助集合论拓广了 R 积分,提出著名的可对非常不连续的函数进行积分的勒贝格积分(L 积分)。其定义为:设 $f(x)$ 是定义在区间 $[a, b]$ 中可测集 E 上的有界可测函数,记:

$$A = \inf f(x), \quad B = \sup f(x) \quad (1)$$

将区间 $[A, B]$ 分割为 n 个子区间 $[l_{k-1}, l_k]$ ($k = 1, 2, \dots, n$), 其中 $l_0 = A, l_n = B$, 记:

$$E_k = \{x | l_{k-1} \leq f(x) \leq l_k, x \in E\} \quad (2)$$

则每个 E_k 均为可测集, 分别令:

$$S(T) = \sum_{k=1}^n l_k m(E_k), \quad s(T) = \sum_{k=1}^n l_{k-1} m(E_k) \quad (3)$$

式中, $S(T)$ 、 $s(T)$ —— E_k 的大和及小和; $m(E_k)$ —— 点集 E_k 的测度。

则存在:

$$S = \inf S(T), \quad s = \sup s(T) \quad (4)$$

勒贝格证明了对于有界可测函数 $f(x)$, 恒有 $S = s$, 并且定义它们的公共值 I 为 $f(x)$ 在 E 上的 L 积分, 记 $I = \int_E f(x) dx$ [10]。

采样损失面积实质上是对原始风电功率时间序列与采样后插值得到的序列在对应时间点上作差再取绝对值所得到的序列进行 L 积分, 积分值即采样损失面积。

那么, 序列 X 和 Y 对应时间点上作差再取绝对值所得到的时间序列 Z 如图 3 所示。

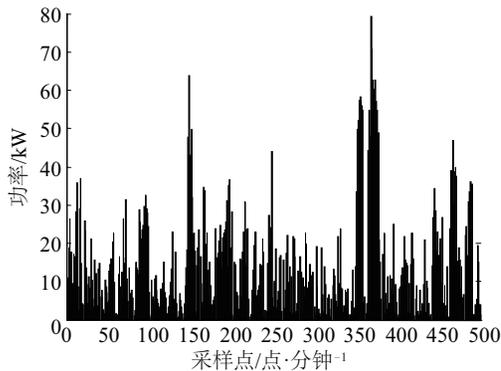


图3 序列 Z 的面积图

Fig. 3 Area chart of time sequences Z

将时间序列 Z 定义为可测函数, 即长度为 N 的

时间点集合为 $E = \{1, 2, 3, \dots, N\}$, 这里 $N = 500$, 则 E 为有界可测集。每个时间点所对应的风电功率定义为 L 的函数 $f(x)$, 则 $f(x)$ 为 E 的可测函数。

利用 L 积分计算 Y 的面积 S , 则有:

$$S = \int_E f(x) dx \quad (5)$$

风电功率的波动性主要由整个风电功率序列的走势和小波动(“毛刺”)构成, 采样序列恰好在一定程度上提取了风电功率序列的走势, 如果风电功率的走势平缓, 采样后序列和原序列走势更接近, 则采样产生的损失面积就越小, 反之损失面积就越大。而“毛刺”越少, 风电功率波动越平滑, 采样产生的损失面积也越小, 反之损失面积则越大。所以, 采样损失面积在理论上能够有效表征风电功率时间序列的波动程度。

分析式(5)可知, 相同装机容量等时间长度的序列可利用定义的 S 的大小来评价和比较其波动程度, 但 S 对不同装机容量和不同时间长度的序列则失去作用。显然 S 还不能作为通用的波动衡量指标。

2.3 采样损失率

为消除不同装机容量和不同时间长度造成的影响, 在计算 S 之前先对风电功率序列进行量纲同一化处理, 量纲同一化处理化方式为:

$$p'_i = \frac{p_i}{Cap} \quad (6)$$

式中, p_i —— 功率序列 P 的第 i 个点的功率数据; Cap —— 该序列的装机容量。

最终得到的量纲同一化后的序列用 p'_i 表示, 即 $X' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_N\}$, 再根据 X' 得到 Y' 和 Z' , 将 Z' 定义为可测函数 $f'(x)$, 则归一化后的采样损失面积为:

$$S' = \int_E f'(x) dx \quad (8)$$

量纲同一化虽然消除了装机容量的影响, 但仍然无法比较不同时间长度的风电功率的波动性。为解决这一问题, 将采样损失面积除以序列时间长度, 这样就消除了序列时间长度对指标的限制。将其定义为采样损失率, 用 r_c 表示:

$$r_c = \frac{S'}{N} = \frac{1}{N} \int_E f'(x) dx \quad (9)$$

至此, 得到的采样损失率 r_c 消除了不同装机容量和不同时间长度的影响, 能够定量地刻画风任意

电功率的波动程度。由式(9)可看出 r_c 越大,风电功率序列波动越剧烈。

2.4 采样损失率在风电功率波动性衡量中的特点

1) 采样损失率的计算与风电功率序列的幅值和时间长度无关,只与序列自身的波动程度有关。因此,可以利用其分析比较不同装机容量和不同时间长度的风电功率序列的波动性。

2) 采样损失率的分析风电功率序列的波动特性时,其结果较均值、方差、标准差等数字特征更具有说服力。这是因为均值等数字特征反映的是一种统计特性,忽视了波动的趋势和“毛刺”等细节。而采样损失率的计算抓住了风电功率波动中趋势和“毛刺”的特点,进而使得采样损失率更有说服力。

3) 采样损失率原理清晰明了,计算简便。因此,采样损失率用于定量刻画风电功率时间序列的波动性是合理有效的,该指标的提出为研究风电功率的波动特性相关问题提供了全新工具。

3 波动指标的分析与验证

有了风电功率波动性衡量指标,就能直接解释一些由风电功率波动性引发的现象,如平滑效应现象。

3.1 采样时间间隔和 r_c 间的关系

由采样损失率的原理可知,采样时间间隔也是影响 r_c 大小的因素。为研究采样时间间隔和 r_c 间的关系,计算图 4 中风电功率序列 A 和风电功率序列 B 采样时间间隔逐渐增大(从 1 min 增至 60 min) r_c 的变化情况,得到的结果如图 5 所示。

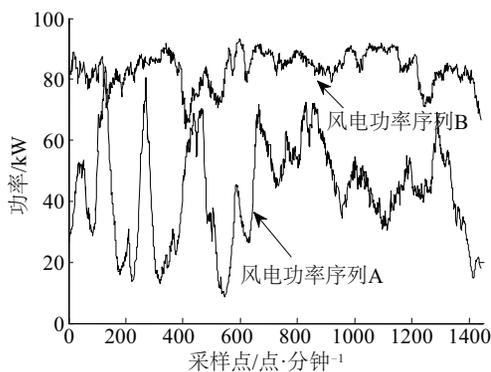


图 4 2种典型风电功率序列时序图

Fig. 4 Schematic diagram of two typical wind power time sequences

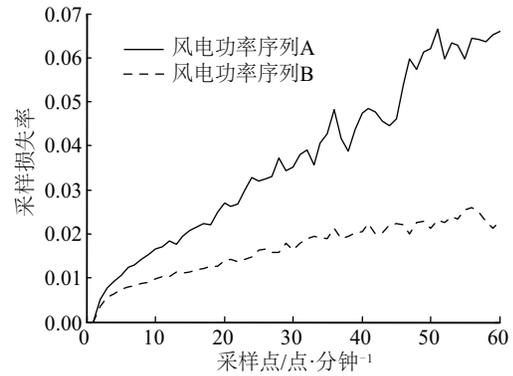


图 5 风电功率序列 A、序列 B 采样时间间隔和 r_c 的关系曲线
Fig. 5 Relationship between sampling time interval and r_c of wind power time sequences A and B

由图 5 可知,无论风电功率序列 A 或 B, r_c 都随着采样间隔的增大而呈现增大趋势,即说明采样时间间隔越大,采样损失率就越大。相同采样时间间隔下,波动剧烈的风电功率序列 A 的 r_c 总是大于风电功率序列 B 的 r_c ,验证了采样损失率 r_c 对时间序列波动性的定量刻画的有效性。基于这一规律,在计算采样损失率时,采样时间间隔可根据需要自由选取。

3.2 指标有效性分析

显然,利用同一预测方法对于不同风电功率时间序列进行预测时,预测的精度主要取决于序列自身的波动程度。序列波动越剧烈,对其预测的精度越低;序列波动越平滑,对其预测的精度则越高。因此,预测精度能够从侧面反映出风电功率波动性。下面将利用预测准确率来验证 r_c 的有效性。

3.2.1 数据准备

以东北某风电场的实测数据为研究对象进行分析,该风电场风力机数量为 177 台,单机额定容量为 1500 kW,风电场装机容量为 265.5 MW,采样数据时间长度为 30 d,采样时间间隔为 15 min。图 6 给出了单机(1 号风力机)89 台风力机(1~89 号风力机功率汇聚)和整场(177 台风力机功率汇聚)功率序列时序图。直观图 6a 比图 6b 和图 6c 的毛刺更多,体现出单机出力的波动更剧烈,但图 6b 和图 6c 直观上不易比较。

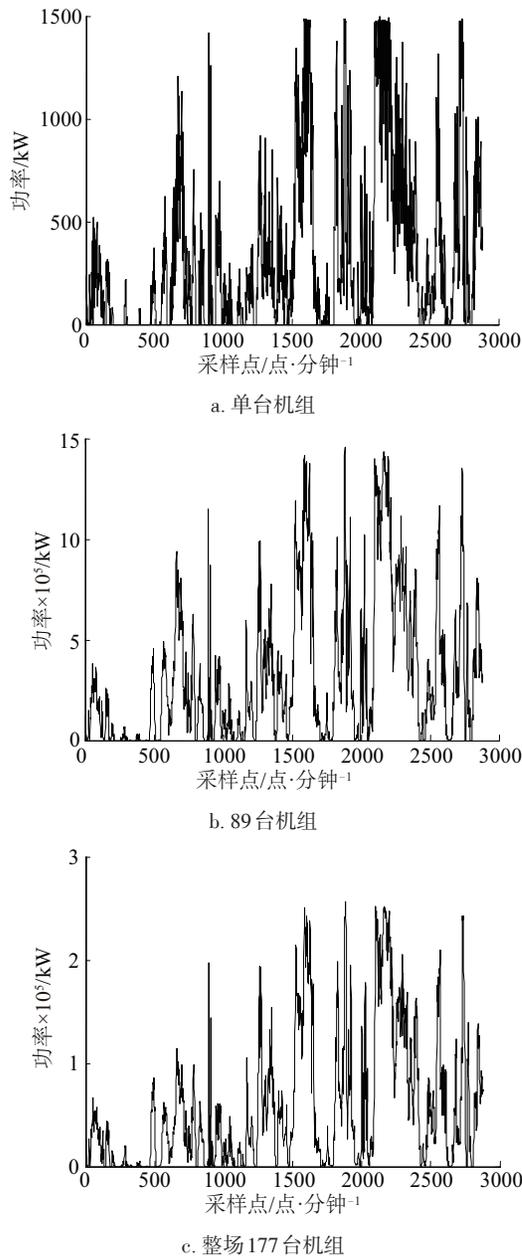


图6 机组风电功率30 d时序图

Fig. 6 Sequence diagram of wind power for wind turbines in 30 days

3.2.2 有效性的预测精度验证

为验证指标 r_c 衡量风电功率波动性是否合理有效,本文利用3种不同的典型预测方法进行预测。3种预测方法分别为:持续法、自回归滑动平均法(ARMA)和BP神经网络法(BPNN)。持续法的预测原理是将当前时刻的真实值作为下一时刻的预测值,这种方法对于波动不大的风电功率具有较好的预测效果;ARMA法是一种预测中常用的线性

预测方法,其预测原理为通过建模估计出参数,预测时将当前值和若干时刻的历史值的线性组合作为下一时刻的预测值;BPNN法是一种预测中常用的非线性方法,其预测原理为首先确立神经网络输入输出结构(确定输入节点、输出节点和隐含层节点),利用历史数据训练网络,得到网络权重,然后将当前值和若干时刻的历史值(总数与网络输入节点数相等)作为输入,得到的输出即为预测值。

利用上述3种方法对单台风力机功率序列、100台风力机功率序列和整场177台风力机功率序列进行单步预测。预测时间长度为1 d(96个点),预测精度评价指标仍然采用式(10)均方根误差(RMSE)。得到的预测结果如表1所示。其中,计算 r_c 时的采样间隔为10 min。

$$r_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (10)$$

表1 不同预测方法下不同风电功率序列所对应的RMSE

Table 1 RMSE of different time sequence under different prediction method

汇聚数量/台	持续法	ARMA法	BPNN法	采样损失率
1	0.0375	0.0424	0.0679	0.0458
89	0.0153	0.0192	0.0294	0.0208
177	0.0128	0.0176	0.0235	0.0200

由表1可知,3种方法分别对单台风力机功率序列、100台风力机功率序列和整场177台风力机功率序列进行预测虽然有优劣之分,但得到的RMSE值均逐渐减小,预测精度均由低到高,这与 r_c 的分析结果是一致的。所以,利用采样损失率来定量刻画风电功率时间序列的波动性是科学合理的。

3.2.3 采样损失率与统计特征的比较

统计特征在一定程度上能够反映风电功率的波动特性,文献[11]通过研究归一化后风电功率的频率分布来描述风电功率的平滑效应,即先将风电功率按式(6)进行归一化处理,再按装机容量百分比统计规定范围内的出现频率。按此方法对图6中各个风电功率进行统计,得到结果如图7所示。

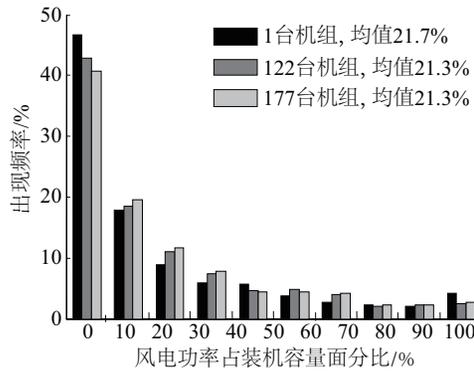


图7 不同机组汇聚归一化出力的频率分布

Fig. 7 Frequency distributions of normalized outputs from different numbers of aggregated wind turbines.

3个风电功率序列均值占装机容量的百分比分别为21.7%、21.3%、21.3%。可见,均值并不能有效反映风电功率的平滑效应,所以也不能有效反映出风电功率的波动程度。但从图7中可看出,随风力机汇聚数量的增加,装机容量10%~40%范围内(21%附近,即均值附近)的风电功率频率逐渐增加,其他范围内的风电功率频率逐渐减小,说明了随着风力机汇聚数量的增加,风电功率越来越集中于均值,即波动越来越小,反映出了平滑效应。但与采样损失率相比,分析起来不但麻烦,且不够直观。

4 采样损失率的应用

4.1 平滑效应的直接验证

从以上分析可知,单台风力机功率序列的波动最剧烈,89台风力机功率序列次之,整场177台风力机功率序列的波动最平缓。究其原因,当单台风力机功率序列逐渐汇聚(功率相加)为整场功率序列时,产生了平滑效应,即风电功率序列间的波动差异性使得序列在汇聚过程中产生了消和互补,从而导致汇聚的功率序列比单台风力机的功率序列更加平滑。

目前有些文献虽已提出一些验证平滑效应的方法,这些方法只从侧面分析了平滑效应,如分析单台风力机的功率和多台风力机汇聚的功率之间的相关性关系侧面反映出平滑效应,并没有提出一个合理的评价功率波动性的指标来直接反应平滑效应。基于此,本文利用提出的采样损失率 r_c 直接验证平滑效应。

仍以177台风力机的风电场的实测数据为研

究对象,图8为不同风力机汇聚数量的间隔为5min的采样损失率曲线。

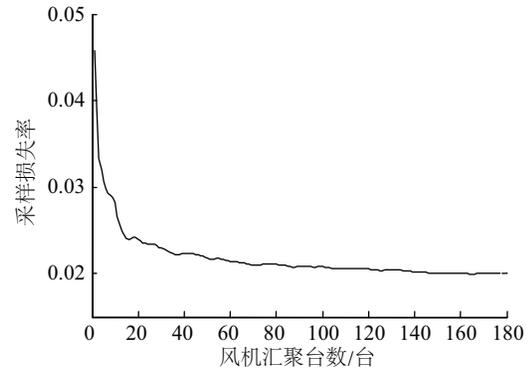


图8 不同风力机汇聚台数的采样损失率曲线

Fig. 8 Sampling loss rate curve of different number of wind turbines output aggregations

由图8可知,采样损失率随着风力机汇聚台数的增加而呈减小趋势,即说明随着风力机汇聚台数的增加,汇聚后的序列波动越来越平缓。验证了平滑效应。

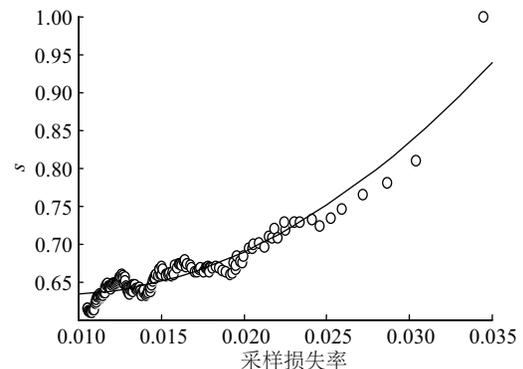
4.2 现有指标与采样损失率的关系

功率标准差在一定程度上能反应风电功率的波动程度,文献[7]就将风力机集结总功率标准差与单机功率标准差之比作为衡量平滑效应的指标 s ,表达式为:

$$s = \frac{\sigma_{\Sigma}/NP_R}{\sigma/NP_R} \quad (11)$$

式中, P_R ——风力机的额定功率,该系数越小说明平滑效应越显著。

为清楚地说明该指标与采样损失率之间的关系,统计得到相同时间尺度下 s 与采样损失率之间的散点图如图9所示。

图9 采样损失率与 s 之间的散点图Fig. 9 Scatter plots of sampling loss rate curve vs. s

在相同的时间尺度下, s 越小采样损失率越小, 验证了二者对于平滑效应描述的一致性, 而且二者近似满足正相关性, 说明了 r_c 也能够有效衡量风电功率预测的平滑效应, 且 r_c 更能直观反映出不同风力机汇聚出力的波动特性。

4.3 风速对平滑效应的影响

在风速为 7 m/s 时, 一台风力机的输出功率大约是额定功率的一半^[12], 所以以 7 m/s 为界, 当风速超过 7 m/s 时的视为大风速, 否则为小风速。

为验证风速对平滑效应的影响, 从某单台风力机 30 d 的数据中找出风速大于 7 m/s 的 1500 min (以 15 min 为采样间隔, 该时间范围内共计 100 个点) 持续时段和相同时间长度的风速小于 7 m/s 的持续时段进行研究, 两时段功率曲线如图 10 所示。

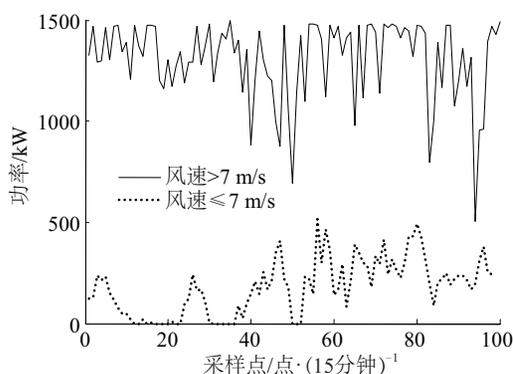


图 10 大风速和小风速下单台风力机功率时序图

Fig. 14 Sequence diagram of strong and small wind speed of single wind turbines

计算大风时段和小风时段的间隔为 75 min (5 个采样点) 的采样损失率与风力机汇聚数量之间的关系如图 11 所示。

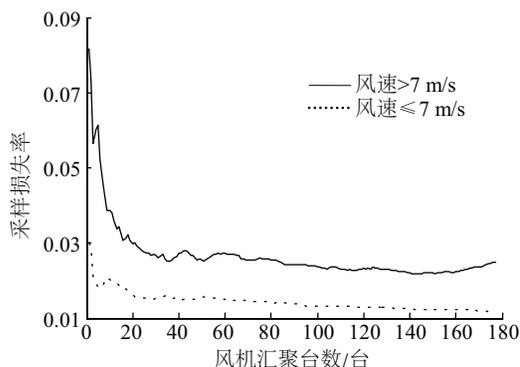


图 11 不同风力机汇聚数量大小风速下的采样损失率

Fig. 11 Sampling loss rate of different number of wind turbines output aggregations under strong and small wind speed

由图 11 可知, 无论大风速还是小风速, 采样损失率都随着风力机汇聚数量的增加呈下降趋势, 符合平滑效应规律——当风力机汇聚数量相同时, 大风速下的采样损失率始终大于小风速下的采样损失率, 这说明风速越大, 平滑效应越显著。究其原因, 对于同一风电场内部而言, 大风速会产生较强的湍流运动, 使得风电场内部各个风力机的出力差异性增大, 导致汇聚过程中消和互补更加显著, 所以大风速下的平滑效应更为显著。

4.4 平滑效应季节性分析

中国风资源比较丰富的西部和北部气候的季节性比较明显, 风速随着季节呈现周期性变化。因此, 受气候影响较大的风电也具有季节性。

为分析平滑效应的季节性。本文采用东北某省 19 座风电场 (每座风电场包含 33 台装机容量为 1.5 MW 的风力机, 总装机容量均为 49.5 MW) 的整场风电功率实测数据为研究对象对平滑效应进行分析, 时间长度为 1 a (2015 年 3 月 1 日~2016 年 3 月 1 日), 采样时间间隔为 15 min。分别计算冬季 (12 月~2 月份), 春季 (3~5 月份), 夏季 (6~8 月份), 秋季 (9~11 月份) 季节时段随风电场汇聚的采样损失率, 得到的结果如图 12 所示。

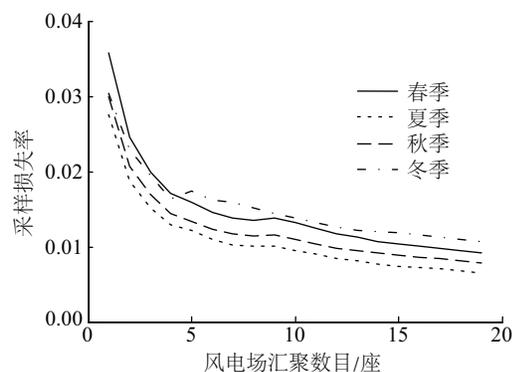


图 12 各个季节采样损失率随风电场汇聚出力的变化曲线

Fig. 12 Sampling loss rate of aggregated wind farms outputs in different seasons

从图 11 中可看出, 4 个季节的采样损失率均随着风电场汇聚数目的增加呈现出减小趋势。春季和冬季的采样损失率较大, 夏季和秋季的采样损失率较小, 说明春季和冬季的平滑效应相对于夏季和秋季更加明显。这符合东北和西部的实际气候情况, 即春季和冬季刮风的频率较高^[13], 且风速较大,

使得地理位置不同的风电场汇聚出力的波动性减小。

研究风电功率平滑效应的季节性具有重要意义,在平滑效应不显著的季节,风电功率的波动相对较大,风电功率预测的精度难以保证,为了保证电网运行的稳定性,在该季节需要增加旋转备用容量,而在平滑效应显著的季节,风电功率的波动相对较小,风电功率预测的精度较高,可适当减少备用容量。因此对风电功率平滑效应进行季节性分析对电网的安全性和经济性十分重要。

对该地区电网而言,可在春、秋两季可适当减小备用容量以提高电网的经济性,冬、夏两季可适当增加备用容量以提高电网的稳定性。

5 结 论

本文研究风电功率的波动性,提出采样损失率作为刻画风电功率时间序列波动性的指标,验证了指标的有效性,并用该指标对平滑效应进行分析,得出以下结论:

1)通过预测验证了采样损失率可利用其分析比较不同装机容量和不同时间长度的风电功率序列的波动性,具有更广泛的应用价值。

2)采样损失率计算时抓住了风电功率波动中趋势和“毛刺”的特点,不同于均值等统计指标,因此,其对风电功率序列的波动性衡量更加科学合理。

3)采样损失率是一种原理简单,计算简便的风电功率波动性衡量指标。在应用采样损失率研究平滑效应时得出结论:

①采样损失率可直接验证平滑效应;

②风速是影响平滑效应的重要因素之一,风速越大,平滑效应越显著;

③平滑效应具有季节性。平滑效应的季节性可用于指导旋转备用容量的启停,从而提高电网运行的经济性。

[参考文献]

- [1] 王乾坤. 国内外风电弃风现状及经验分析[J]. 华东电力, 2012, 40(3): 378—381.
- [1] Wang Qiankun. Update and empirical analysis of domestic and foreign wind energy curtailment[J]. East China Electric Power, 2012, 40(3): 378—381.
- [2] 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.
- [2] Yang Mao, Sun Yong, Sun Zhaojian, et al. Design and development of large-scale data management system of wind farm[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2014, 34(2): 27—31.
- [3] 刘 舒, 孟 建. 样本序列的可预测性研究[J]. 预测, 1997, (2): 47—49.
- [3] Liu Shu, Meng Jian. Study on predictability for sampling sequence[J]. Forecast, 1997, (2): 47—49.
- [4] 王爽心, 赵 欣, 李 涛, 等. 基于小世界优化的风电功率变权组合预测模型[J]. 太阳能学报, 2015, 36(12): 2867—2873.
- [4] Wang Shuangxin, Zhao Xin, Li Tao, et al. Variable weight combination forecasting model of wind power based on small-world optimization[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2015, 36(12): 2867—2873.
- [5] 王 聪, 杨建斌, 邓 颖. 数学建模方法在风电功率预测中的应用[J]. 太阳能学报, 2015, 36(5): 1081—1087.
- [5] Wang Cong, Yang Jianbin, Deng Ying. Application of mathematical modeling methods in wind-power prediction[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2015, 36(5): 1081—1087.
- [6] 尹佳楠, 葛延峰, 高 凯. 风电场群出力的汇聚效应分析[J]. 电测与仪表, 2015, 52(5): 104—108.
- [6] Yin Jianan, Ge Yanfeng, Gao Kai. Analysis on clustering effect of wind generations[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(5): 104—108.
- [7] 刘燕华, 田 茹, 张东英, 等. 风电出力平滑效应的分析与应用[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 987—991.
- [7] Liu Yanhua, Tian Ru, Zhang Dongying, et al. Analysis and application of wind farm output smoothing effect[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 987—991.
- [8] 申 颖, 赵千川, 李明扬. 多时空尺度下风电平滑效应的分析[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 400—405.
- [8] Shen Ying, Zhao Qianchuan, Li Mingyang. Analysis on wind power smoothing effect in multiple temporal and spatial scales[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 400—405.
- [9] 张良勇, 董晓芳. 浅谈从黎曼积分到勒贝格积分的演变[J]. 高等函授学报: 自然科学版, 2006, 19(4): 19—23.
- [9] Zhang Liangyong, Dong Xiaofang. Discussion of

- Riemann integral evolved to Lebesgue' integral [J]. Journal of Higher Correspondence Education: Natural Sciences, 2006, 19(4): 19—23.
- [10] 顾 滕. 黎曼积分和勒贝格积分的比较[J]. 科教文汇, 2015, (18): 57—59.
- [10] Gu Teng. The comparison of Riemann integral and Lebesgue integral [J]. The Science Education Article Collects, 2015, (18): 57—59.
- [11] Holttinen H. Hourly wind power variations in the nordic countries [J]. Wind energy, 2005, 8(2): 173—195.
- [12] 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.
- [12] Lin Weixing, Wen Jinyu, Ai Xiaomeng, et al. Probability density function of wind power variation [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 38—46.
- [13] 肖 荣. 近 50 年东北地区近地层风速的时空变化特征研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2012.
- [13] Xiao Rong. Study on the temporal-spatial change characteristics of near-surface wind speed in the northeast of China in recent 50 years [D]. Changchun: East China Normal University, 2012.

A STUDY FOR QUANTITATIVE CHARACTERIZATION OF WIND POWER FLUCTUATIONS AND ITS APPLICATIONS

Yang Mao, Chen Yulin

(School of Electronic Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: In order to describe the wind power fluctuations accurately, a fluctuation index of wind power named sampling loss, which can be regarded as a simple and effective quantitative characterization of wind power fluctuations is established by using the Lebesgue's integral. The larger rate of sampling loss indicates the more drastic of the wind power fluctuation, and the smaller the sampling loss rate demonstrates the gentler of the wind power fluctuation. The validity of the index is verified by wind power prediction. In addition, the index is applied to the study of smoothing effect of the outputs of aggregated wind farms, focusing on the influence of wind speed on smoothing effect and the seasonality of smoothing effect. Then, we draw the conclusion that wind speed is the major factor to smoothing effect, the smoothing effect is more pronounced when wind becomes stronger, and smoothing effect is seasonal, the rule of seasonal is that smoothing effect in the spring and winter is more pronounced than in summer and autumn.

Keywords: wind power; fluctuation; Lebesgue's integral; rate of sampling loss; smoothing effect