

风电功率短时骤降的极值统计分析

夏添, 查晓明, 秦亮, 欧阳庭辉

(武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 风电功率短时骤降是大规模风电发电中需要有效处理的问题之一, 如何描述风电功率短时骤降的极值分布尚缺乏有效方法。基于大量实测数据的分析, 研究了不同时间尺度的风电功率下降幅值的高分位数变化的规律, 发现在较短时间尺度下风电功率骤降极值与风电功率下降幅值的总体分布的标准差的比值较大。采用广义 Pareto 分布描述风电功率短时骤降的概率分布的尾部, 广义 Pareto 分布的 T 年重现水平适合作为风电功率骤降极值的指标。在不同并网容量和时间尺度利用广义 Pareto 分布对风电功率骤降极值进行建模, 分析表明: 并网容量的增加可以降低风电功率骤降极值与并网容量的比值, 但在超过一定容量后有饱和效应, 风电功率骤降极值随时间尺度的增加呈非线性缓慢增长。

关键词: 风电功率短时骤降; 极值; 分位数; 广义 Pareto 分布; 时间尺度

Statistical analysis of extreme wind power ramp-down events

XIA Tian, ZHA Xiaoming, QIN Liang, OUYANG Tinghui

(School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: One of the major issues in large-scale wind power generation is dealing with wind power ramp-down events, but few common methods that properly describe the extreme value distribution are reported. Based on the field measurement, this paper studies statistical models of empirical quantile of wind power ramp-down magnitudes in different temporal scales. The ratio of the extreme ramp-down value to the standard deviation of wind power fluctuations is relatively large in shorter temporal scales. It's found that generalized Pareto distribution is suitable to identify the upper-tail probability of wind power ramp-down. The T year return level of wind power ramp-down magnitudes can be used as index of extreme ramp-down. The paper then establishes the generalized Pareto distribution model under different installed capacity and temporal scales. Analysis shows that the ratio of extreme wind power ramp-down magnitude to installed capacity gets smaller with a trend of saturation when the installed capacity increases and there is a non-linear slow growth in extreme wind power ramp-down magnitude when temporal scale increases.

This work is supported by National Key Basic R & D Program of China (973 Program) (No. 2012CB215101).

Key words: wind power ramp-down; extreme value; quantile; generalized Pareto distribution; temporal scale

中图分类号: TM76

文献标识码: A

文章编号: 1674-3415(2015)07-0008-08

0 引言

随着风电并网容量日益增大, 风电功率的波动特性对电力系统的影响愈发显著。多数情况下, 风电的快速变化分量, 尤其是分钟级的功率变化大部分会被常规水电机组和火电机组的机械惯性、热力和水力惯性及控制死区吸收, 并非所有的水电波动

都会对电力系统产生影响^[1-2]。但在极端情况下, 风电功率短时大幅度变化(骤变)会显著增加备用容量需求, 对系统有功平衡构成威胁^[3-5]。相对于风电功率短时骤升, 风电功率短时骤降是一个更棘手的问题, 更难通过风电场本身的控制手段解决^[6-7]。为了量化描述并分析这一现象, 有必要分析风电功率短时下幅值的尾部分布, 即以较小概率出现的幅值较大的风电功率骤降, 并利用概率密度函数对风电功率短时下幅值的尾部分布进行建模, 得到一个比一般的全局模型精度更高的尾部分布模型。目前

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目(2012CB215101)

已有许多文献关注到了风电功率波动特性: 文献[8]指出, 酒泉风电场群出力变化率在每分钟0~0.6%的概率约为90%, 在每分钟0~1.5%的概率约为99%, 大于1.5%的概率约为1%, 对风电功率每分钟变化率的极值分布特性没有做进一步的分析; 文献[9]通过实测数据指标量的经验分布定量分析了风电功率波动在不同时间、空间尺度上的分布特性, 没有采用概率密度函数建模; 文献[10]采用t location-scale分布描述风电功率波动特性的概率分布, 通过3个参数的t location-scale分布取得了比2个参数的正态分布更好的拟合效果; 文献[11]利用混合高斯分布拟合风电变化率, 提出了反应风电群聚对出力波动性平滑效果的评价指标; 文献[12]通过分析风电出力时间序列内部组成结构, 提出了一种构造未来风电出力场景的新方法。

关于风电功率短时骤降的极值统计, 目前尚缺乏相关研究。基于风电波动特性全局的概率密度函数不适合用于风电功率短时骤降的尾部极值统计, 因为基于全局的概率密度函数对风电波动的尾部拟合误差较大, 如果通过增加参数来改善拟合效果又会增加模型复杂程度。

基于实测数据, 本文对风电功率短时骤降做了极值统计分析, 提出了利用广义Pareto分布拟合风电功率短时骤降尾部分布的方法, 并对不同并网容量和不同时间尺度的风电功率短时骤降进行了分析。

本文分析所用的数据为美国博纳维尔电力局(Bonneville Power Administration, BPA)所管辖的区域内2008年1月1日至2014年5月17日的风电场群总发电功率(Total wind generation)和风电状态(windstate)。这些风电场有功输出数据取自风电场的数据采集和监视控制(Supervisory control and data acquisition, SCADA)系统, 数据采样时间间隔为5 min。

1 风电功率短时骤降极值的初步分析

在利用数学模型研究风电功率短时骤降极值统计特性之前, 首先对风电功率变化的数据进行较为直观的初步分析, 观察几次典型的风电功率短时骤降, 如图1所示。

图1(a)、图1(b)、图1(c)为自然因素导致的风电功率骤降, 图1(d)为人为干预的风电功率骤降。电力系统需要有一定的有功功率调节能力才能应对类似于图1(a)、图1(b)、图1(c)的风电功率在数分钟内数百兆瓦的下降。类似于图1(d)这类人为干预的风电功率骤降尽管功率下降速率很快, 但是这是

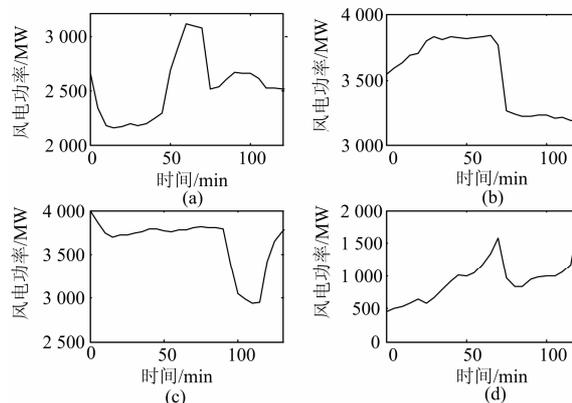


图1 几次典型的风电功率短时骤降曲线

Fig. 1 A few typical profiles of wind power ramp-down

在人为控制下的结果, 不在本文讨论范围之内, 这类数据将在数据预处理阶段滤除, 具体的滤除方法在3.1节中介绍。为了量化表述风电功率短时骤降, 首先定义短时功率下降幅值和极值离群度为

$$\Delta P_t^k = P(t - k\Delta t) - P(t) \quad (1)$$

$$d_{\text{out}}(p, k) = x_p(k) / S(k) \quad (2)$$

式中: ΔP_t^k 为 t 时刻的短时功率下降幅值, 当功率上升时 ΔP_t^k 为负数; k 为单位时间间隔的个数; $P(t)$ 为 t 时刻的风电功率; $P(t - k\Delta t)$ 为 $t - k\Delta t$ 时刻的风电功率, 单位时间间隔 Δt 为 5 min。 $d_{\text{out}}(p, k)$ 为极值离群度, $x_p(k)$ 为 k 对应的时间尺度下风电功率短时功率下降幅值 ΔP_t^k 的 p 分位数, 即 $\Pr(x < x_p(k)) = p$; $S(k)$ 为风电功率波动总体分布的样本标准差。

样本标准差 $S(k)$ 体现的是风电功率总体的波动性, p 分位数(p 接近 1) $x_p(k)$ 体现的是样本极值的大小, 二者的比值 $d_{\text{out}}(p, k)$ 越大, 说明样本极值距离其他大部分的测量值越远。

利用2012年5月17日~2014年5月16日之间BPA区域内的风电功率数据求取短时功率下降幅值 ΔP_t^k , 样本总数为 210 240。在不同的 p 值和不同的时间尺度下的经验分位数和离群度值如图2、图3所示, 图中最长时间尺度为 3 h。

从图2中可以看出: ΔP_t^k 的经验分位数 $x_p(k)$ 随着时间尺度的增加而增加, 但增加的幅度逐步减小。在 3 h 以内, ΔP_t^k 的经验分位数 $x_p(k)$ 与时间尺度(即单位时间间隔个数 k) 的关系可以用幂函数来拟合

$$x_p(k) = a_p k^{b_p} \quad (3)$$

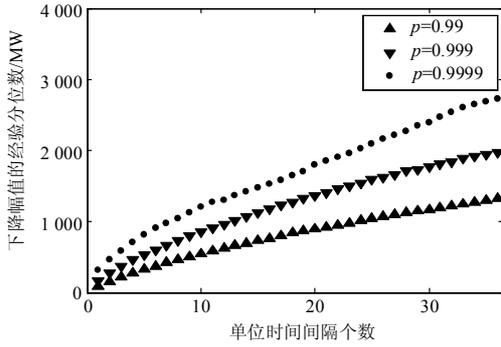


图2 风电功率下降幅值的经验分位数

Fig. 2 Empirical quantile of wind power ramp-down

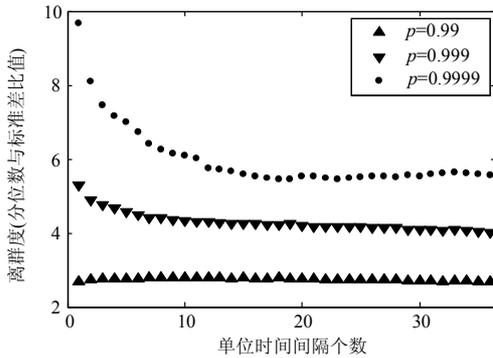


图3 风电功率短时骤降的离群度

Fig. 3 Outlier-prone index of wind power ramp-down

当 p 取不同值时, 其幂函数系数 a_p 与 b_p 略有差异(图 2 中从上到下依次为 $\{246.1, 0.6472\}$ 、 $\{187.1, 0.6613\}$ 、 $\{110.2, 0.6959\}$), 但都满足幂函数关系。

从图 3 中可以看出: 当 $p=0.99$ 时, 离群度稳定在 3 以下, 基本不随时间尺度变化。而当 $p=0.999$ 时, 离群度在最初的 6 个单位时间间隔(0.5 h)内明显下降, 在此之后离群度基本稳定。当 $p=0.9999$ 时, 离群度在最初的 12 个单位时间间隔(1 h)内明显下降, 在此之后基本稳定。单纯通过观察图 2 中风电功率下降幅值的经验分位数的数值大小, 无法发现这些规律。

这些数据说明, 在较短时间尺度内以极小概率出现的风电功率短时骤降极值会比样本的大多数观测值大很多, 随着时间尺度的增加这一相对差距会逐渐减小。基于此, 本文选取时间尺度为 5 min 至 1 h, 研究风电功率短时骤降的极值特性。

2 基于 POT-GPD 的极值统计建模方法

2.1 广义 Pareto 分布

极值统计中常用的分布有两种: 广义极值分布和广义 Pareto 分布。前者利用观测数据区组最大值

建模, 后者利用观测数据对某一阈值的超出量建模。由于风电功率数据观测年限不长, 不便于划分区组, 而且广义 Pareto 分布比广义极值分布能更充分利用数据中包含的极值信息。所以本文选取广义 Pareto 分布对风电功率短时骤降做极值统计分析。

如果随机变量 X 的分布函数为

$$G(x; \mu, \sigma, \xi) = 1 - (1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma})^{-\frac{1}{\xi}}, \quad x \geq \mu, \quad 1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} > 0 \quad (4)$$

则称 X 服从广义 Pareto 分布(generalized Pareto distribution), 简记为 GPD 分布。其中 $\mu \in \mathbb{R}$ 为位置参数, $\sigma > 0$ 为尺度参数, $\xi \in \mathbb{R}$ 为形状参数。

2.2 广义 Pareto 分布的阈值选取、参数估计、模型检验

式(4)中的位置参数 μ 也就是观测样本的阈值 u 。广义 Pareto 分布只关注样本中超过阈值 u 的部分, 阈值 u 的选择是一个重要的问题。 u 值太大, 将只有很少几个超出量, 估计量的方差就较大; u 值太小, 超出量分布与广义 Pareto 分布相差较大, 估计量成为有偏估计。

选择阈值的常用方法有两种: 一种基于广义 Pareto 分布的平均超出量函数 $e(u)$, 当 $\xi < 1$ 时有

$$e(u) = E(X - u | X > u) = \frac{\sigma + \xi u}{1 - \xi}, \quad u \in D(\sigma, \xi) \quad (5)$$

$$D(\sigma, \xi) = \begin{cases} [0, \infty), & \text{若 } \xi \geq 0 \\ [0, -\sigma/\xi), & \text{若 } \xi < 0 \end{cases} \quad (6)$$

即 $e(u)$ 是 u 的线性函数。对给定的样本 X_1, \dots, X_n , 定义样本平均超出量函数为

$$e(u) = \frac{1}{N_u} \sum_{X_i > u} (X_i - u), \quad u > 0 \quad (7)$$

式中, N_u 表示超出量的个数。点集 $\{(u, e_n(u)) : u < x_{1:n}\}$ 称为平均剩余寿命图(mean residual life plot), 如果对于某阈值 u_0 , 超出量近似服从广义 Pareto 分布, 则对于大于 u_0 的 u , 样本超出量函数应该在一条直线附近波动, 据此即可选择阈值 u 。由于式(5)中的等式仅在 $\xi < 1$ 时成立, 该方法有一定局限性。

另一种选择阈值的方法基于阈值 u 引起的估计量的变化, 若对阈值 u_0 , 超出量近似服从广义 Pareto 分布, 则对于大于 u_0 的 u , 设其形状参数的估计值为 $\hat{\xi}$ 、尺度参数估计值为 $\hat{\sigma}$, 由数学推导可得, $\hat{\xi}$ 和 $\hat{\sigma} - \hat{\xi}u$ 均应保持不变, 考虑到样本的随机性, 不可能精确地为常数, 但应该稳定在一定范围内。考虑到基于平均超出量函数的方法计算量要远小于基于参数估计量的方法, 本文主要用前者选取阈值, 当

得出的形状参数的估计值 $\hat{\xi} > 1$ 时, 再改用基于参数估计量的方法重新确定阈值。

设 X_1, \dots, X_{N_u} 是独立同分布的观测数据, 可得到含 ξ 和 σ 的广义 Pareto 分布的对数似然函数为

$$\ell(\sigma, \xi) = n \log \xi - n \log \sigma - \left(\frac{1}{\xi} + 1\right) \sum_{i=1}^{N_u} \log\left(1 + \frac{\xi}{\sigma} x_i\right) \quad (8)$$

利用数值方法可解得极大似然估计 $\hat{\xi}$ 和 $\hat{\sigma}$, 分位数 x_p 的估计为

$$\hat{x}_p = u + \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\xi}} \left(\left(\frac{n}{N_u} (1-p)^{-\hat{\xi}} - 1 \right) \right) \quad (9)$$

由 delta 方法根据 $(\hat{F}_u, \hat{\sigma}, \hat{\xi})$ 的协方差矩阵可求得分位数 x_p 的置信区间。

为了判断广义 Pareto 分布对于观测样本是否是一个好的模型, 需要在参数估计之后对模型进行检验。QQ 图(分位数图)是模型极值分布检验的常用方法之一。设 $X_{n,n} \leq \dots \leq X_{1,n}$ 是随机变量 X 的样本 X_1, \dots, X_n 的次序统计量, $F(X)$ 是随机变量 X 的分布函数。称式(10)为 QQ 图(分位数图)。

$$\left\{ \left(X_{k,n}, F^{-1}\left(\frac{n-k+1}{n+1}\right) \right) : k=1, \dots, n \right\} \quad (10)$$

理论上, 当 X 的分布函数为 $F(X)$ 时, QQ 图应近似为一条直线, 如果 QQ 图偏离线性, 则所选的 F 并不合适。QQ 图的优点是简单直观, 可以从图中直接看到极值样本, 缺点是缺乏量化标准。为弥补这一缺点, 本文利用理论分位数与实际分位数的最大误差 e_q 作为拟合效果指标。

$$e_q = \max \left\{ \frac{\left| X_{k,n} - F^{-1}\left(\frac{n-k+1}{n+1}\right) \right|}{X_{k,n}} : k=1, \dots, n \right\} \quad (11)$$

2.3 时间序列的 POT 法

由于时间序列的自相关性, 观测样本独立同分布的条件不再满足, 也就无法直接利用前两节提到的方法。广义 Pareto 分布仍可作为阈值超出量的分布, 但是需要做一些调整, 常用的方法是滤掉具有相关性的观测, 得到一个近似独立的超出量的集合, 具体步骤如下。

1) 根据一定的准则确定超阈值的串, 例如

$$A_{i,n} = \{X_i > u, X_{i+1} \leq u, \dots, X_{i+r} \leq u\} \quad (12)$$

它表示在某个 X_i 超过阈值后, 至少有连续 r 个小于阈值的观测值, 才可以成为一个串;

2) 找出每个串的最大超出量;

3) 假定最大值是独立的, 超出量的分布为广义

Pareto 分布;

4) 用广义 Pareto 分布拟合串最大值。

串最大值称为超过阈值的峰(Peak Over Threshold), 简记为 POT, 因此本方法也称为 POT 法。

3 基于 POT-GPD 的骤降极值分析示例

为了直观地展示基于 POT-GPD 的尾部拟合方法, 利用 2012 年 5 月 17 日~2014 年 5 月 17 日 BPA 区域内的风电功率数据进行拟合, 该时间段内 BPA 区域风电装机容量为 4 605 MW, 数据采样时间间隔为 5 min。

根据式(1)计算风电功率的下降幅值, 本节中取 $k=1$, 即研究 5 min 间隔的风电功率下降幅值 ΔP_t^1 。

3.1 数据预处理

首先对数据进行筛选: 实际中的风电功率数据可能因为人为限电而出现由非风力因素引起的短时大幅下降。BPA 提供了 windstate 数据记录, 可以用于判断在特定时刻风电运行是否受人为干预, 借此可剔除掉人为干预下的风电功率数据。

剔除人为干预之前, ΔP_t^1 的最大值为 803 MW, 剔除人为干预之后, ΔP_t^1 的最大值为 594 MW, 剔除掉的介于二者之间的 ΔP_t^1 数值 11 个(同时还剔除掉了许多小于 594 MW 的值), 总共剔除掉的数据约占总样本的 2.6%。

接下来利用 POT 法去除数据相关性: 由于在一段时间内由风电功率序列得到的风电功率骤降超出量样本之间存在相关性, 而广义 Pareto 分布在拟合时要求样本是独立同分布的, 所以需要滤除相关性的观测, 得到一个近似独立的超出量的集合。通过对大量数据研究发现, 在时间长度超过一小时之后, ΔP_t^1 的自相关系数稳定地处于 0.1 以下, 如图 4 所示, 故对于 2.3 节提到的串间最小间隔 r , 选取 $r=12$ 。

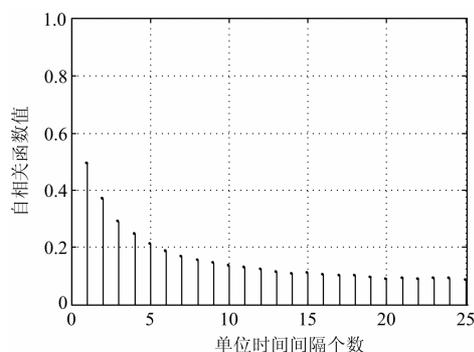


图 4 5 min 风电功率短时骤降的自相关函数图
Fig. 4 Mean residual life plot of 5-minute wind power ramp-down

3.2 阈值选取与参数估计

利用 2.2 中的方法作在不同阈值 u 之下的 ΔP_t^l 的平均剩余寿命图, 如图 5 所示。从图 5 中可以看出, 在 $u=100$ 到 $u=200$ 之间图形近似为直线, 低于 $u=100$, 图形为曲线, 超过 $u=100$ 时, 图形呈不规则振荡, 这表明当所选阈值 $u < 60$ 时, 超出量样本不满足 GPD 分布, 而当 $u > 150$ 时, 可用的样本太少, 难以得到有意义的推断。综合两方面, 阈值应当在 60~150, 为了在保证拟合效果的前提下尽量保留样本信息, 经试验最终选取阈值 $u=100$ 。

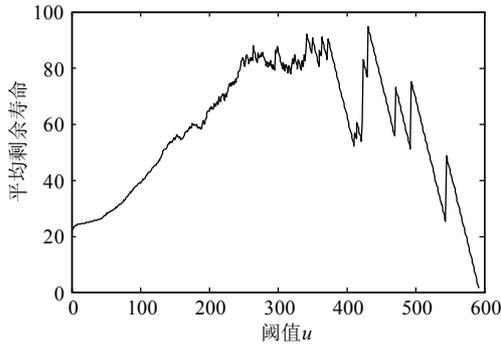


图 5 5 min 风电功率短时骤降的剩余寿命图

Fig. 5 Mean residual life plot of 5-minute wind power ramp-down

依照 2.2 节的方法, 利用最大似然估计, 得到在阈值 $u=100$ 时, 形状参数 $\xi=0.1920$, 其置信区间为 $[0.1129, 0.2711]$, 尺度参数 $\sigma=37.9987$, 其置信区间为 $[34.3114, 42.0822]$ 。由以上参数计算出的概率密度函数能较好地拟合实际的短时风电功率下降幅值的尾部分布, 如图 6 所示。

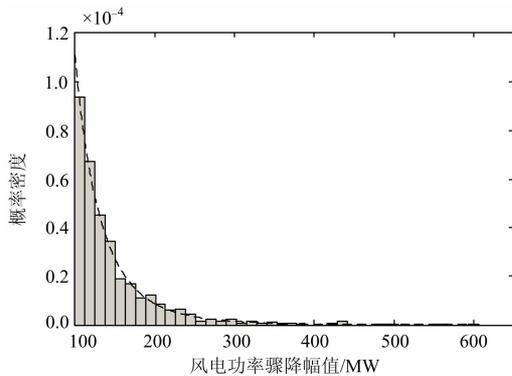


图 6 5 min 风电功率短时骤降的尾部概率密度

Fig. 6 Upper-tail PDF of 5-minute wind power ramp-down

通过 QQ 图对模型进行检验, 如图 7 所示。从图中可以看出, 样本在 QQ 图上近似呈现出一条直线, 理论分位数与实际分位数的最大误差为 6.23%, 总体来讲由概率密度函数求出的理论分位数和由经

验分布求出的经验分位数非常接近, 说明可以认为样本服从广义 Pareto 分布。

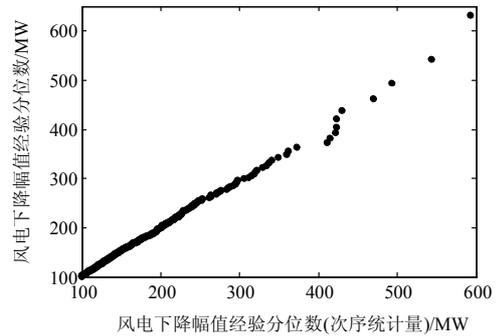


图 7 5 min 风电功率短时骤降的 Q-Q 图

Fig. 7 Q-Q plot of 5-minute wind power ramp-down

3.3 T 年重现水平的估计

极值分析的主要目的之一是估计分位数 x_p , 在水文、气象统计中即是估计重现期(return period)为 $T=1/(1-p)$ 年的重现水平(return level), 通俗的名称为 T 年一遇。

由于使用的是时间间隔为 5 min 的数据, 所以 T 年的重现水平相应于 $m=T \times 12 \times 24 \times 365$ 次观测的重现水平, 也就是 $p=1-1/(T \times 12 \times 24 \times 365)$ 的分位数。利用 POT-GPD 的拟合结果, ΔP_t^l 的 1 年重现水平为 539.87 MW(所研究时段第一年的实际最大值为 545 MW, 第二年的实际最大值为 594 MW), 2 年重现水平为 630.67 MW, 这些结果与实际观测值比较接近。

极值统计一个显著的优势是进行适当“外推”, 即所要估计的重现水平的重现期 T 可以大于实际数据观测时间 T_0 。过分地外推可能导致所得到重现水平不确定性过大, 与实际相去较远, 参考水文、气象统计的经验^[13-14], T/T_0 一般在 1.5 到 10 之间。本例中由于数据观测时间仅有两年, 故偏向保守, 取 T/T_0 最大值为 2.5。

计算得, 取显著性水平 $\alpha=0.05$ 时, ΔP_t^l 的 3 年重现水平为 689.66 MW, 其置信区间为 $[642.35, 736.97]$, ΔP_t^l 的 5 年重现水平为 770.84 MW, 其置信区间为 $[689.79, 851.89]$ 。随着估计重现期的延长, 置信区间逐步扩大, 估计结果的不确定性随之增大。

由外推得到的风电功率短时骤降 ΔP_t^l 的 T 年重现水平为风电研究中的许多方面都提供了重要的参考, 例如研究风电接入系统后对机组有功调节能力的要求^[15]、含风电电力系统的电源规划^[16]、风场出力控制系统的控制策略设定^[17]、风电消纳能力评

估^[18]等等。根据研究的需要, 具体的时间尺度可以进行适当的调整。

即使不进行外推, 利用广义 Pareto 分布估计样本的 1 年重现水平也是有意义的。第一, 1 年重现水平与实际观测当中 1 年的最大值有较强的相关性, 可以反映数据的极值特性; 第二, 1 年重现水平是基于一定数量的超阈值样本得到的, 通常不会因为个别数据的缺失而受到巨大影响; 第三, 1 年重现水平可用于对数据观测时间长度不等的样本集的极值特性进行比较。

4 风电功率短时骤降的定量分析

4.1 风电装机容量的影响

表 1 是在不同时期不同风电并网容量下, 风电功率 5 min 短时骤降幅值的 POT-GPD 拟合参数结果。

表 1 不同容量下 5min 风电功率短时骤降 GPD 参数

Table 1 GPD parameters of 5-minute wind power ramp-down under different temporal scales

平均 并网容量/ MW	运行 起止时间	阈值 u	ξ 95%CI	σ 95%CI	一年重 现水平/ MW
1 533	2008.1.1~	30	0.22 [0.16, 0.29]	11.09 [10.11, 12.16]	213.23
	2008.12.31				
3 153	2010.1.1~	45	0.10 [0.06, 0.15]	27.89 [25.86, 30.08]	336.58
	2010.12.31				
3 537	2011.1.1~	55	0.10 [0.05, 0.15]	29.54 [27.36, 31.90]	364.28
	2011.12.31				
4 605	2012.5.17~	100	0.19 [0.11, 0.27]	38.00 [34.31, 42.08]	539.87
	2014.5.16				

由于在某些运行年份内, 有新建的风电场并网导致风电场并网容量增大, 所以表格中的平均并网容量是表格中运行起止时间内对不同容量进行加权平均(根据该容量下运行时间长度)得到的平均值。其中 2009 年全年以及 2012 年的上半年由于风电场容量增加太大, 增加次数太多, 故没有使用该时段内数据。在不同并网容量 POT 法的串间间隔均取 12, GPD 拟合最大误差依次为 9.51%、7.05%、5.79%、6.23%。风电功率 5 min 下降幅值的总体分布的标准差依次为 13.92 MW、22.26 MW、27.68 MW、33.14 MW。

从表 1 可知, 随着风电并网容量的增大, 风电功率 5 min 下降幅值 ΔP_t^1 的 1 年重现水平不断增大, ΔP_t^1 的 1 年重现水平与并网容量的比值在 10%到 14%之间。

当并网容量从 1 533 MW 增加到 3 153 MW 时, ΔP_t^1 的 1 年重现水平与并网容量的比值从 13.91%降到 10.67%, 而当并网容量继续增大时, 该比例则没有继续显著下降。风电场间出力的平滑效应^[9-11]在并网容量增加到一定程度时出现了饱和现象。同时, ΔP_t^1 的标准差与并网容量的比值也发生了类似变化, 说明并网容量对风电功率总体波动与风电功率短时骤降极值的影响是相类似的。

从拟合误差来看, 不同并网容量下的 GPD 拟合最大误差都在 10%之内, 当并网容量较小时, GPD 拟合误差较大。

4.2 选取时间长度的影响

为考察不同时间间隔下风电功率短时骤降幅值的统计特性, 分别对时间间隔为 5 min、10 min、15 min、30 min、60 min 的风电功率短时骤降幅值进行 POT-GPD 拟合。表 2 是利用 2012 年 5 月 17 日~2013 年 4 月 1 日的 BPA 区域内的风电功率数据拟合的参数结果和对应的 1 年重现水平。在不同时间尺度, GPD 拟合最大误差依次为 6.23%、5.77%、6.52%、9.36%、10.27%。串间间隔的选取方式参见 3.1 节。

表 2 不同时间尺度下风电功率短时骤降 GPD 参数

Table 2 GPD parameters of wind power ramp-down under different temporal scales

骤降 时间/ min	串间 间隔 r	阈值 u	ξ 95%CI	σ 95%CI	1 年重现 水平/MW
5	12	100	0.19 [0.11, 0.27]	38.00 [34.31, 42.08]	539.87
10	26	150	0.06 [-0.01, 0.13]	67.35 [60.72, 74.70]	627.01
15	35	200	0.06 [-0.02, 0.14]	80.70 [72.29, 90.08]	767.08
30	40	350	-0.03 [-0.12, 0.07]	145.07 [126.66, 166.14]	1 064.17
60	45	450	-0.07 [-0.15, 0.01]	191.24 [168.43, 217.15]	1 355.97

从表 2 可知, 随着骤降时间尺度的增大, ΔP_t^k 的 1 年重现水平不断增大, 但若计算风电功率下降速率, 则可以发现风电功率下降速率随着时间尺度的增大而迅速减小, 与前文利用 ΔP_t^k 的经验分位数所得的结论基本一致。

5 min 风电功率骤降的拟合结果可用于校验系统调频能力是否能应对极端情况下的风电功率下降。30 min 及更长尺度的拟合结果可用于考察系统总的备用容量是否充足。总体来讲, 较短时间尺度

的风电功率骤降极值信息对系统参考意义更大。

从拟合误差来看,除了 60 min 的拟合结果以外不同时间尺度下的 GPD 拟合最大误差都在 10%之内,当选取时间尺度较长时,GPD 拟合误差较大。

5 结论

本研究基于实际风电功率数据,采用统计分析与拟合的数学方法,研究了不同风电并网容量、不同时间尺度下风电功率短时骤降极值的统计特性,得到如下结论。

1) 在 3 h 以内,随着时间尺度的增加,风电功率下降幅值的高分位数呈现幂函数上升,但具体数值则由分位数对应概率和其他因素共同决定。本文定义了给定概率下风电功率下降幅值的离群度 d_{out} ,可以用于衡量不同时间尺度下风电功率下降的极值统计规律。

2) 采用广义 Pareto 分布拟合风电功率短时骤降幅值分布的尾部,通过 QQ 图(分位数图)、概率密度曲线与频率分布直方图发现,广义 Pareto 分布适用于风电功率短时骤降的极值分析。利用广义 Pareto 分布得出的风电功率短时骤降幅值的 T 年重现水平可以为风电研究中的系统规划、风险评估提供参考,也可以作为风电功率短时骤降极值的评价指标,从而实现对不同样本集的极值特性进行比较。本文所采用的广义 Pareto 分布可供分析其他风电场波动的极值分布特性借鉴。

参考文献

- [1] BANAKAR H, LUO C, OOI B K. Impacts of wind power minute-to-minute variations on power system operation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(1): 150-160.
- [2] 温锦斌,王昕,李立学,等.基于频域分解的短期风电负荷预测[J].电工技术学报,2013,28(5):67-73.
WEN Jinbin, WANG Xin, LI Lixue, et al. Short-term wind power load forecasting based on frequency domain decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 67-73.
- [3] FERREIRA C, GAMA J, MATIAS L, et al. A survey on wind power ramp[R]. Chicago: Argonne National Laboratory, 2010.
- [4] ELA E, KIRBY B. ERCOT event on February 26, 2008: lessons learned[R]. Oak Ridge: Oak Ridge National Laboratory, 2008.
- [5] 尹明,王成山,葛旭波,等.中德风电发展的比较与分析[J].电工技术学报,2010,25(9):157-163.
YIN Ming, WANG Chengshan, GE Xubo, et al. Comparison and analysis of wind power development between China and Germany[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(9): 157-163.
- [6] 戚永志,刘玉田.风电高风险爬坡有限度控制[J].中国电机工程学报,2013,33(13):69-75.
QI Yongzhi, LIU Yutian. Finite control of high risk wind power ramping[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 69-75.
- [7] 王深哲,高山,李海峰,等.含风电接入的电网规划方案电能质量评估[J].电工技术学报,2013,28(8):56-65.
WANG Shenzhe, GAO Shan, LI Haifeng, et al. Evaluation of power quality in grid planning scheme with wind power integration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(8): 56-65.
- [8] 肖创英,汪宁勃,丁坤,等.甘肃酒泉风电功率调节方式的研究[J].中国电机工程学报,2010,30(10):1-7.
XIAO Chuangying, WANG Ningbo, DING Kun, et al. System power regulation scheme for Jiuquan wind power base[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(10): 1-7.
- [9] 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.
- [10] 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.
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.
- [11] 李剑楠,乔颖,鲁宗相,等.大规模风电多尺度出力波动性的统计建模研究[J].电力系统保护与控制,2012,40(19):7-13.
LI Jiannan, QIAO Ying, LU Zongxiang, et al. Research on statistical modeling of large-scale wind farms output fluctuations in different special and temporal scales[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(19): 7-13.
- [12] 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.
- [13] 司波,余锦华,丁裕国.四川盆地短历时强降水极值分布的研究[J].气象科学,2012,32(4):403-411.

- SI Bo, YU Jinhua, DING Yuguo. Research on extreme value distribution of short duration heavy precipitation in the Sichuan Basin[J]. Journal of the Meteorological Sciences, 2012, 32(4): 403-411.
- [14] 许月萍, 任立新, 黄艳. 水文极值计算及其不确定性[J]. 应用基础与工程科学学报, 2009, 17(2): 172-178.
XU Yueping, REN Lixin, HUANG Yan. Hydrological extreme analysis and its uncertainty[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2009, 17(2): 172-178.
- [15] 何洋, 胡军峰, 闫志涛, 等. 大规模风电并网辅助服务成本补偿机制研究[J]. 电网技术, 2013, 37(12): 3552-3557.
HE Yang, HU Junfeng, YAN Zhitao, et al. Compensation mechanism for ancillary service cost of grid-integration of large-scale wind farms[J]. Power System Technology, 2013, 37(12): 3552-3557.
- [16] 盛四清, 檀晓林, 李欢, 等. 含风电场的互联电力系统备用容量优化[J]. 电网技术, 2013, 37(11): 3067-3072.
SHENG Siqing, TAN Xiaolin, LI Huan, et al. Reserve capacity optimization of interconnected power grid containing wind farms[J]. Power System Technology, 2013, 37(11): 3067-3072.
- [17] 徐乾耀, 康重庆, 江长明, 等. 多时空尺度风电消纳体系初探[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1): 28-32.
XU Qian Yao, KANG Chongqing, JIANG Changming, et al. Preliminary analysis on wind power accommodation system from multiple temporal and spatial scale perspective[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1): 28-32.
- [18] 刘畅, 吴浩, 高长征, 等. 风电消纳能力分析方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(4): 61-66.
LIU Chang, WU Hao, GAO Changzheng, et al. Study on analysis method of accommodated capacity for wind power[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(4): 61-66.

收稿日期: 2014-06-11; 修回日期: 2014-07-05

作者简介:

夏添(1990-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源并网以及电力系统规划; E-mail: xiatian_whu_see@163.com

查晓明(1967-), 男, 教授, 主要研究方向为智能电网及新能源发电中的电力电子技术应用;

秦亮(1980-), 男, 讲师, 主要研究方向为风力发电技术, 多端柔性直流输电技术。

(编辑 葛艳娜)