

多时间尺度下光伏出力爬坡事件概率 建模与评估研究

李 芬¹, 李春阳¹, 闫全全², 王丽娟³, 杨兴武¹, 段善旭⁴

(1. 上海电力学院电气工程学院, 上海 200090; 2. 上海市电力公司检修公司, 上海 200063;
3. 湖北省气象服务中心, 武汉 430074; 4. 华中科技大学, 强电磁工程与新技术国家重点实验室, 武汉 430074)

摘 要: 为分析短时间尺度下光伏出力爬坡事件, 建立光伏出力爬坡率的广义高斯混合模型, 并通过在不同时间尺度和天气类型下与不同分布模型对比检验, 得出3阶广义高斯混合模型最适合用于描述短时间尺度光伏出力爬坡率的概率分布。其次, 基于建立的爬坡率模型, 对短时间尺度下光伏电站发生爬坡事件的概率进行总体评估。最后, 采用旋转门算法, 并提出一种改进的得分函数和定义的标签向量的方法, 对不同天气类型下光伏爬坡事件进行识别筛选, 发现长时间尺度下光伏出力爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值均呈幂律分布, 且晴天与非晴天下3种指标的分布规律有差异。

关键词: 光伏出力波动; 爬坡率; 爬坡事件; 广义高斯混合模型; 旋转门算法

中图分类号: TM73

文献标识码: A

0 引 言

根据国家能源局的统计,截至2019年6月底,中国光伏累计装机容量为185.59 GW,其中,分布式光伏为55.02 GW。研究光伏功率波动特性、评估短时间尺度下光伏爬坡事件(ramp events)概率及识别和分析长时间尺度光伏爬坡事件,对电网的稳定运行、缓解目前的弃光现状和有效解决光伏消纳问题具有重要意义。

随着并网光伏渗透率的不断攀升,光伏发电固有的随机波动性、间歇性及不可控性,严重影响电网电能质量和运行可靠性^[1]。研究人员对光伏功率波动特性进行有益的探讨和研究,文献[2]通过定义光伏最大功率波动指标,定量分析不同时间尺度和空间尺度下光伏功率波动。文献[3]利用6个光伏电站s级出力数据,建立不同时间尺度下光伏功率波动的指数分布,用于评估短期功率波动幅值。概率是一种表达不确定性的有效方式,文献[4]建立不同时间尺度下光伏功率波动的t location-scale分布(单一分布)概率模型,并认为不同时间尺度下

光伏功率波动服从不同的单一分布。文献[5]基于文献[4]建立的光伏出力波动模型,对电网AGC备用容量进行整定。但上述研究,要么是对光伏出力波动的定量分析,或是往往局限于单一概率分布^[3-6],而对混合模型的研究甚少^[7,8]。

光伏出力波动可用爬坡率(ramp rate, RR)表示,当光伏出力爬坡率超出某一范围时,需要电网备用容量或调度人员通过调度实现功率的实时平衡。文献[9]将爬坡率作为光伏出力波动评判指标,用来分析澳大利亚多个城市光伏出力波动。文献[10]认为光伏出力爬坡率可用于电网备用容量整定,分析光伏出力爬坡率受太阳辐照度等波动的影响,并对多个站点的光伏出力爬坡率作统计分析。文献[11]通过日总爬坡率指标定义,来分类、比较和量化多个光伏电站日变化及波动的空间相关性,但缺乏细化的爬坡事件模型及发生爬坡事件的概率研究^[12]。此外,对于长时间尺度下如何有效识别和提取光伏爬坡事件的关注也不多^[13]。

本文基于武汉某屋顶分布式光伏电站采样间隔为5 min的2年实测有功功率数据,建立光伏出

收稿日期: 2017-05-23

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(51307105); 上海绿色能源并网工程技术研究中心(13DZ2251900); 上海市经济和信息化委员会专项资金(沪CXY-2016-012)

通信作者: 李 芬(1984—), 女, 博士、副教授, 主要从事可再生能源发电评估及功率预报技术方面的研究。beckyhust@163.com

力爬坡率的广义高斯混合模型,采用 K -means 聚类的最大期望(expectation maximization, EM)算法估计模型参数,并与常规 t location-scale 分布模型、高斯混合模型在不同时间尺度和天气类型下进行对比检验。基于爬坡率概率模型,提炼出不同时间尺度下光伏爬坡事件模型,对短时间尺度下光伏爬坡事件发生的概率进行总体评估。最后,针对旋转门算法,提出一种改进的得分函数和定义的标签向量方法,实现长时间尺度下爬坡事件的有效识别,并在不同天气类型下对光伏爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值概率分布规律进行定量分析和评估,为电网规划、调度或运行等提供参考。

1 光伏出力波动特性分析

1.1 爬坡率选取

一般发电机组增加或减小的功率称为爬坡率。较大的光伏出力波动会引起电网不稳定,因此需要用爬坡率等指标^[12]量化光伏出力波动。一般情况下,光伏出力爬坡率为 2 个连续采样时间光伏出力的差分量^[11]或一段时间内光伏出力最大值与最小值之差。本文选取后者作为光伏爬坡率的计算方法,并稍加修改:

$$RR(t) = \frac{\text{sign}(t_{\max} - t_{\min})[\max P(i, j) - \min P(i, j)]}{P_N} \quad (1)$$

式中, $\max P(i, j)$ 、 $\min P(i, j)$ —— (i, j) 时间间隔内光伏出力的最大值与最小值; t_{\max} 、 t_{\min} ——最大值与最小值出现的时刻; sign ——符号函数; P_N ——光伏装机容量。

爬坡率的时间尺度 $\Delta t = j - i$, 在 Δt 时间间隔内,当最大功率出现的时刻晚于最小功率出现的时刻为负爬坡率,反之称为正爬坡率;负爬坡率对电网危害较大,需要通过增加备用容量或调度补充因光伏功率跌落而缺失的功率。

1.2 广义高斯混合模型建立

Δt 时间尺度下,光伏出力爬坡率集合为 $X = \{RR(t_1), RR(t_2), \dots, RR(t_n)\}$ 。假设爬坡率集合 X 各元素相互独立,则随机变量 X 的广义高斯混合模型(generalized Gaussian mixture model, GGMM)为几个广义高斯分布(generalized Gaussian distribution, GGD)的线性叠加:

$$p(X|\theta) = \sum_{i=1}^K \pi_i \frac{\alpha_i}{2\beta_i \Gamma(1/\alpha_i)} \exp\left\{-\left|\frac{x - \mu_i}{\beta_i}\right|^{\alpha_i}\right\} \quad (2)$$

式中, $\pi_i \geq 0$ ——混合系数,且 $\sum_{i=1}^K \pi_i = 1$; μ_i 、 σ_i 和 α_i ——第 i 个混合分量的均值、标准差和形状参数; $\Gamma(x)$ ——伽马函数; $\beta_i = \sigma_i \sqrt{\Gamma(1/\alpha_i)/\Gamma(3/\alpha_i)}$; $\theta = \{\pi_i, \mu_i, \sigma_i^2, \alpha_i\}$, $i = 1, 2, \dots, K$, K 为混合度。

1.3 广义高斯混合模型参数求解

广义高斯混合模型的每一分量均比高斯分布多一个控制拖尾的形状参数 α , 因此广义高斯混合模型比高斯混合模型更适合描述拖尾数据,但参数估计较高斯混合模型复杂。估计概率分布模型参数的方法有很多,如极大似然估计和 EM 算法等,但极大似然估计很难通过似然函数 L 求得非高斯分布参数的解析解,而 EM 算法可通过迭代使似然函数最大化,达到求解模型参数的目的,因此本文选用 EM 算法求解模型参数。

广义高斯混合模型似然函数为:

$$L(X|\theta) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{N-1} z_{ij} \ln[\pi_i f_i(x_j|\mu_i, \sigma_i, \alpha_i)] \quad (3)$$

式中, $z_{ij} = p(i|x_j)$ ($i = 1, \dots, K; j \in [0, N-1]$) ——样本隐变量,表示 x_j 属于第 i 个分量的后验分布; N ——样本长度; $f_i(x_j|\mu_i, \sigma_i, \alpha_i)$ ——第 i 个广义高斯分布。

把广义高斯分布表达式代入式(3),得到似然函数的具体形式:

$$L(X|\theta) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{N-1} z_{ij} (\ln(\pi_i) + \ln(\alpha_i/2) - \ln \beta_i - \ln(\Gamma(1/\alpha_i)) - \left| (x_j - \mu_i)/\beta_i \right|^{\alpha_i}) \quad (4)$$

由于 EM 算法对初值要求较高,初值选取不当会严重影响算法的精度,因此本文求解参数的具体流程为:1)利用 K -means 聚类算法计算模型初值;2)通过期望步骤求取隐变量 z_{ij} ;3)最大化步骤重估模型参数 μ 、 σ^2 、 π 和 α ;4)判断似然函数 L 在新的参数下是否满足 $|L^{(n+1)} - L^{(n)}|/L^{(n)} < \xi$, 若满足,则停止迭代,否则继续从 2)开始迭代。

1.4 广义高斯混合模型检验

1.4.1 不同混合度下对比检验

根据文献[8]可知,在风电功率波动方面,拟合功率波动的概率密度函数一般不会超过 5 阶,权衡

模型精度和复杂度,选取 1、2、3 和 4 阶广义高斯混合模型对光伏出力爬坡率概率密度函数直方图进行拟合对比。选取 Moore 公式^[14]作为直方图组数的选择标准。为了判断理论概率分布与观测数据是否一致,使用可决系数(coefficient of determination, R^2)和均方根误差(root mean squared error, $RMSE$)指标对误差进行评价^[7]。

不同阶数的广义高斯混合模型对比如图 1 所示。可见不同混合度下,广义高斯混合模型均能较好的拟合光伏出力爬坡率,1 阶和 2 阶 GGMM 模型在区间 $[0.05, 0.1]$ 和 $[-0.1, -0.05]$ 时拟合效果较差,4 阶 GGMM 模型最复杂,且拟合效果稍差于 3 阶 GGMM。

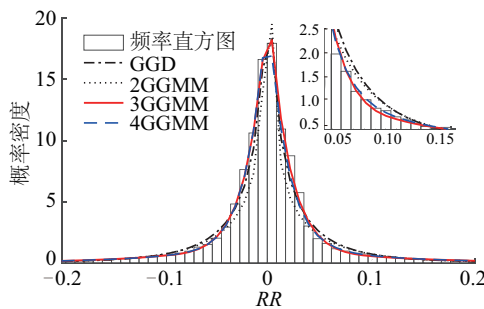


图1 不同混合度下 GGMM 拟合结果

Fig. 1 GGMM fitting results under different mixing orders

表 1 给出不同混合度下广义高斯混合模型拟合指标。3 阶和 4 阶广义高斯混合模型的 R^2 均达 0.99 以上,综合考虑模型精度和复杂度,选择 3 阶广义高斯混合模型对光伏出力爬坡率进行研究。

表1 不同混合度下 GGMM 拟合指标

Table 1 GGMM fitting index under different mixing degrees

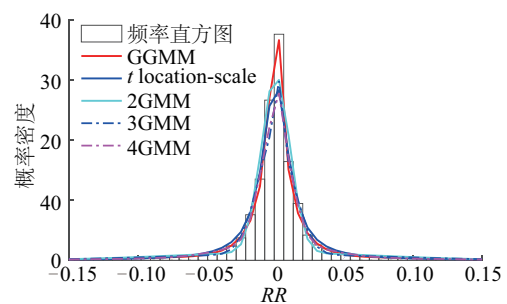
指标	GGD	2GGMM	3GGMM	4GGMM
$RMSE$	0.0342	0.0708	0.0174	0.0231
R^2	0.9867	0.9428	0.9966	0.9939

1.4.2 不同时间尺度下模型对比检验

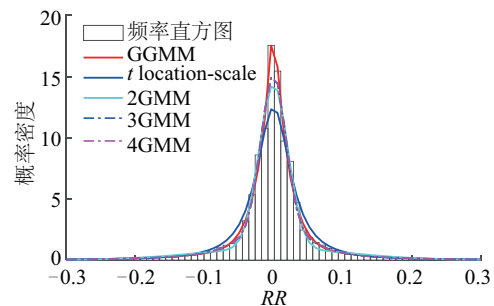
选取 t location-scale 分布,2 阶、3 阶和 4 阶高斯混合模型与本文提出的 3 阶广义高斯混合模型进行比较。 t location-scale 分布参数采用极大似然估计算法求解,高斯混合模型参数估计采用基于 K -means 聚类的 EM 算法。图 2 给出不同时间尺度下不同模型的拟合对比图形。随着时间尺度的增加,光伏出力爬坡率变化范围逐渐增大,在 0 附近的概率逐渐减小,直方图从“窄而瘦”逐渐变为

“胖而宽”,拖尾逐渐严重。直观上看, t location-scale 分布与直方图差异最大;各阶高斯混合模型拟合效果相差不大,且在 0 附近,拟合误差均较大;广义高斯混合模型在不同爬坡率区间均能实现较准确拟合。

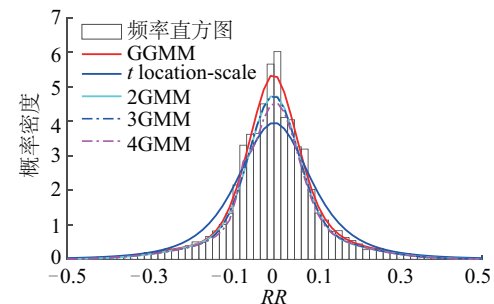
不同时间尺度下,不同分布的拟合指标如表 2 所示。在各阶高斯混合模型中,3 阶高斯混合模型拟合效果稍好于 2 阶和 4 阶高斯混合模型。在不同时间尺度下,广义高斯混合模型的可决系数 R^2 均达 0.98 以上,均方根误差 $RMSE$ 均小于 0.025,两拟合指标均优于各阶高斯混合模型。 t location-scale 分布拟合指标最差。因此广义高斯混合模型最适合拟合不同时间尺度下光伏出力爬坡率的概率密度函数。



a. 5 min



b. 10 min



c. 30 min

图2 不同时间尺度下拟合对比结果

Fig. 2 Fitting result in different time scale

峰度可认为是衡量分布尾重、在均值附近尖峰度的量或表示总体离群数据的离群度^[15]。图 1 中 GGD 的形状参数 α 为 0.576,说明爬坡率样本呈超高斯性,而非高斯性。根据文献[16],高斯分布和高斯混合模型均不能很好地拟合非高斯数据,且由于高斯分布拖尾较短,在拟合拖尾数据时,高斯混合模型容易受到数据离群点的影响,使其拟合精度下降。在非高斯混合模型中,广义高斯混合模型的每个分量均比高斯混合模型多一个控制拖尾的形状参数 α , α 越大分布越平坦, α 越小分布峰值越高。因此,与高斯混合模型相比,广义高斯混合模型的形式更灵活,可更好地拟合光伏出力爬坡率的概率分布。

表 2 不同时间尺度下不同模型的拟合指标

模型	RMSE			R^2		
	5 min	10 min	30 min	5 min	10 min	30 min
GGMM	0.021	0.020	0.023	0.997	0.995	0.982
t location	0.071	0.063	0.049	0.964	0.947	0.921
2GMM	0.072	0.041	0.031	0.962	0.978	0.959
3GMM	0.075	0.035	0.031	0.960	0.984	0.959
4GMM	0.080	0.035	0.035	0.955	0.984	0.950

1.4.3 不同天气类型下对比检验

运用曲线类别划分的方法,对光伏出力原始数据进行不同天气类型划分^[17]。把天气类型划分为晴天、多云、阴天和转折天气 4 类。不同天气类型下,光伏功率波动情况差异很大。晴天时,由于受太阳辐射(天文)周期性变化的影响,光伏功率曲线比较光滑,近似为正弦半波曲线,具有明显的日(内)变化特征;多云时,由于云层等的随机性,使得光伏出力较大的时刻功率波动较大;阴天时,云层的覆盖较为均匀,光伏出力水平较低,光伏功率波动相对较小;转折天气时,天气发生突变,此时光伏功率会突然上升或下降,波动较大,对电网的稳定运行影响较大。基于以上原因,选择不同天气类型的光伏爬坡率对模型算法进行检验。

图 3 为晴、多云和阴天天气类型下光伏出力爬坡率概率密度直方图拟合图形。不同天气类型下,光伏出力爬坡率直方图形状有差异,晴天时,直方图各组概率密度变化较缓和,在 0 附近的峰

值小于阴天和多云 2 种天气类型。晴天、多云、阴和转折天气时爬坡率直方图的峰度分别为 18.77、15.64、15.89 和 11.20。低峰度倾向于在均值附近有较小的峰值^[15],而晴天时直方图均值附近的峰值小于多云和阴天,说明晴天时样本数据离群点较多,在直方图上表现为“肥尾”。不同天气类型下,光伏出力爬坡率 95%置信区间波动范围不同,分别占装机容量的 4.7%、11.4%、4.4%和 14.5%,波动差异较大。

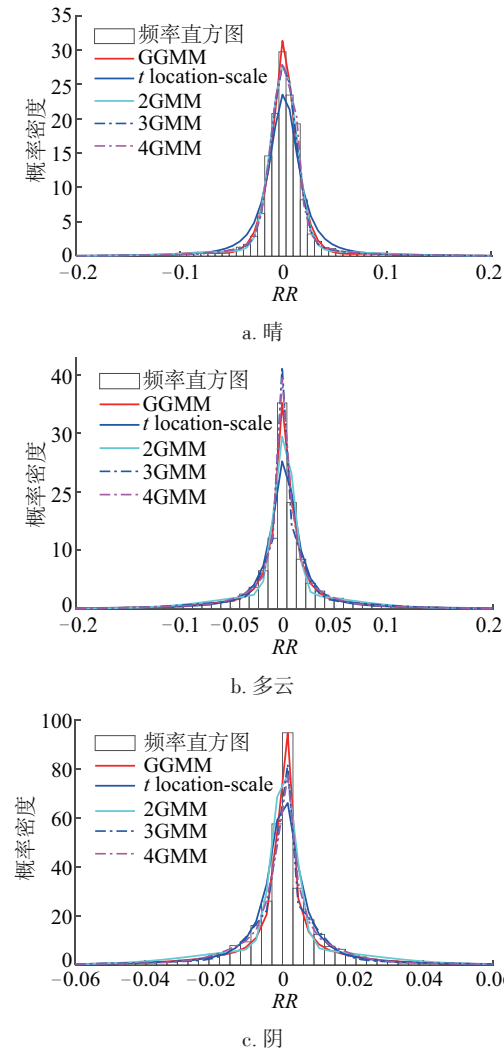


图 3 不同天气类型下拟合结果
Fig. 3 Fitting results of power ramp rate in different weather types

不同天气类型下,各分布模型拟合指标如表 3 所示。 t location-scale 分布的均方根误差 RMSE 最大, R^2 指标最小,说明 t location-scale 分布拟合误差最大。从图 3 可看出,多云时,3 阶和 4 阶高斯混合

模型出现过拟合,拟合误差较大,其他天气类型时,2个分布模型在波动量0附近,拟合误差较大。转折天气类型下,4阶高斯混合模型求取方差时出现奇异矩阵,使得参数求解出现错误。2阶高斯混合

模型相对于其他混合模型拟合效果较差。广义高斯混合模型相对于其他模型,具有最小的 $RMSE$,最高的可决系数 R^2 ,因此广义高斯混合模型最适合拟合不同天气类型下光伏出力爬坡率的概率分布。

表3 不同天气类型下不同模型拟合指标
Table 3 Fitting indexes in different weather types

天气	指标	GGMM	t location	2GMM	3GMM	4GMM
晴	$RMSE$	0.032	0.113	0.050	0.051	0.039
	R^2	0.990	0.955	0.982	0.982	0.985
多云	$RMSE$	0.022	0.161	0.132	0.102	0.067
	R^2	0.999	0.931	0.954	0.972	0.982
阴	$RMSE$	0.156	0.391	0.324	0.216	0.247
	R^2	0.988	0.928	0.950	0.978	0.971
转折	$RMSE$	0.028	0.099	0.076	0.060	--
	R^2	0.995	0.940	0.965	0.978	--

2 基于广义高斯混合模型爬坡事件分析

根据建立的光伏出力爬坡率概率密度函数,提炼出不同时间间隔和阈值下光伏电站发生爬坡事件概率模型,对短时间尺度下光伏电站发生爬坡事件概率进行分析。广义高斯混合模型第 i 个分量的累积分布函数 $F_i(x)$ 可表示为:

$$F_i(x)=\frac{1}{2}+\frac{\text{sign}(x-\mu_i)}{2\Gamma(1/\alpha_i)}\Gamma\left(\left(\frac{|x-\mu_i|}{\beta_i}\right)^{\alpha_i},\frac{1}{\alpha_i}\right)$$
 (5)

式中, $\Gamma(x,a)=\int_0^xe^{-t}t^{a-1}dt$ ——下不完全伽马函数。

根据随机变量 $RR(t)$ 的概率密度函数及累积分布函数定义,爬坡率小于阈值 Tr 的概率 $F(Tr)$ 可表示为:

$$p(RR(t)<Tr)=F(Tr)$$
 (6)

式中, $p(\cdot)$ ——事件发生的概率。当 Tr 趋于负无穷

时 $F(Tr)$ 的概率为0,反之 $F(Tr)$ 的概率为1,所以利用 $F(Tr)$ 计算短时间尺度下光伏爬坡事件的概率是可行的。

对于任意给定的阈值 Tr 和时间间隔 Δt ,光伏电站发生爬坡事件的概率可表示为:

$$p(|RR(t)|\geq Tr)=1-F(Tr)+F(-Tr)$$
 (7)

选取爬坡事件阈值 Tr 为10%、20%和30%,不同时间尺度和阈值时因正负爬坡率超出阈值导致的爬坡事件的概率如表4所示。随着时间尺度的增加,光伏爬坡事件出现的概率逐渐增加;随着阈值的增加爬坡事件出现的概率逐渐减小。10 min尺度下阈值 $Tr=10\%$ 时,光伏电站发生爬坡事件的概率为8%左右,平均每天发生5次爬坡事件;而 $Tr=30\%$ 时,光伏爬坡事件的概率为0.36%。不同时间尺度或阈值下,正负爬坡事件发生概率基本相等。

表4 不同时间尺度和阈值爬坡事件出现的概率
Table 4 Probability of ramp events under various time scales and threshold value

时间尺度/min	$Tr=10\%$		$Tr=20\%$		$Tr=30\%$	
	正/%	负/%	正/%	负/%	正/%	负/%
5	2.27	2.30	0.16	0.16	0.003	0.003
10	3.98	4.01	1.01	1.01	0.180	0.180
15	6.21	6.21	1.72	1.71	0.400	0.390
30	12.43	12.40	4.17	4.20	1.210	1.280

3 长时间尺度下爬坡事件识别与筛选

基于广义高斯混合模型可以用于评估短时间尺度(5~30 min 时间尺度)下光伏爬坡事件概率,为电网运行及备用容量整定提供参考,为了有效识别长时间尺度(小时及以上时间尺度)下光伏爬坡事件,针对旋转门算法,提出一种改进的得分函数和最佳爬坡区间模型等对光伏出力爬坡事件持续时间、爬坡速率和爬坡幅值分布规律进行分析和评估,可为电网优化调度及规划提供参考。

3.1 旋转门算法

为了去除原始数据中微小波动,运用分段线性近似的方法,即旋转门算法,通过可调参数 ε (门宽)从原始数据中提取爬坡趋势^[13]。图 4 给出了 2 种典型天气类型(晴天和多云天气)下,光伏出力经旋转门算法剔除微小波动后的结果图形。考虑到每日光伏出力爬坡趋势数据点数和精度,选取门宽 ε 为 $0.01P_N$ 。可见,晴时光伏出力曲线较光滑,可用十几个数据点表示一天的爬坡趋势;多云天气时,光伏出力波动较大,需要用更多的数据点表示光伏爬坡趋势。

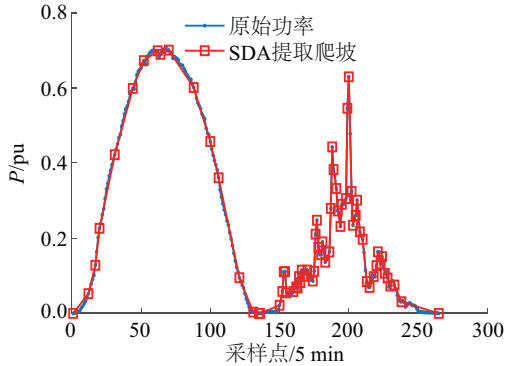


图4 原始数据与SDA提取爬坡比较

Fig. 4 Variations of PV power and SDA ramp extraction

3.2 最佳爬坡区间建模

经旋转门算法提取的光伏爬坡趋势数据(标么值)可表示为 $x=\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, P_1, P_n 分别为每日起始功率和结束功率。为了识别和分析长时间尺度下光伏出力爬坡事件,定义 3 种判别指标:

$$R_0(i,j)=\left\{ \left| P_j - P_i \right| > Tr^* \right\} \quad (8)$$

$$R_1(i,j)=\left\{ |RR| > Tr \right\} \quad (9)$$

$$R_2(i,j)=\left\{ (P_i - P_j)/(j-i) > \beta \right\} \quad (10)$$

式中, Tr^* ——光伏电站发生爬坡事件区间 (i,j) 两端点功率值之差的最小值(端点功率之差的阈值); β ——光伏发生爬坡事件的最小爬坡速率;若在区间 (i,j) 内超出阈值,则判别指标为 1,否则为 0; $R=R_0R_1R_2$,只有在区间 (i,j) 内同时满足上述 3 个评判指标时 $R(i,j)=1$ 。

同时考虑到爬坡区间长度、爬坡速率、爬坡方向等因素,改进文献[18]中求解风电爬坡事件时建立的得分函数 $S(i,j)$,初步确定光伏出力爬坡区间:

$$S(i,j)=(i-j)^2 \times \frac{P_j - P_i}{j-i} \times R(i,j) \quad (11)$$

对于 $\forall i < k < j$,得分函数 $S(i,j)$ 应满足约束条件 $|S(i,j)| > |S(i,k)| + |S(k+1,j)|$ 。当 $R(i,j)=0$ 时,得分函数为 0,即当在区间 (i,j) 内无爬坡事件发生时,得分函数 $S(i,j)=0$;当光伏出力发生上行爬坡时 $S(i,j)$ 为正,发生下行爬坡时 $S(i,j)$ 为负。

由于光伏出力具有明显的日内变化及周期性,采用定滑动窗确定爬坡区间的方法^[18],在光伏爬坡事件提取问题上并不适用,因此,本文根据得分函数特点,按列设置标签向量 $L^*=\{L_1^*, L_2^*, \dots, L_n^*\}$,即若得分函数某列有正值则为 1,有负值则为 -1,全为 0 则设为 0,因此,标签向量 L^* 为一组由 0、1 和 -1 组成的向量。爬坡区间划分规则:1)相邻的 1 或 -1 划分为一类;2)若 1 与 1 (或 -1 与 -1)之间的间隔大于 3 则划分为 2 类;3)根据每类中最大(上行爬坡事件)或最小(下行爬坡事件)的得分函数划分爬坡区间。按照上述规则,可把每日的爬坡数据划分为若干区间,但这些区间并不是最佳的爬坡区间,因此需对这些区间求解最佳爬坡区间。

建立用于求解最佳爬坡区间的目标函数 $J(i,j)$:

$$J(i,j)=J(i,j-1)+\lambda(P(j)-P(j-1)) \quad (12)$$

式中, i,j ——爬坡区间内任意子区间的端点,且 $j > i$; λ ——调节系数,当上行爬坡区间中出现下行爬坡或下行爬坡区间中出现上行爬坡时 λ 为 0.32,其他情况下 λ 为 0.2。对于上行爬坡,最佳爬坡区间标志着最大的 $J(i,j)$,而下行爬坡,标志着最小的 $J(i,j)$ 。

3.3 长时间尺度下爬坡事件提取与分析

3.3.1 阈值对爬坡事件提取的影响

选取阈值 $Tr^*=30\%$ 、 $Tr=35\%$ 、 $\beta=0.0026$ 和 $Tr^*=20\%$ 、 $Tr=25\%$ 、 $\beta=0.0026$ 对 3.2 节中建立的模型进行测试,图 5 给出了 2 种阈值情况下某 3 日光伏出力及其发生的爬坡事件图形。可见,光伏出力具有爬坡特性,但是当光伏爬坡区间不满足式(8)~式(10)中 3 个判别式的任意一个时,不认为光伏出力发生爬坡事件,图中第 3 天下午时刻,光伏出力变化缓慢,在满足前两个判别指标的爬坡区间,不满足第 3 个判别指标。对比图 5a 和图 5b,爬坡阈值对爬坡事件的识别影响很大,当爬坡阈值较小时,相对较小的波动就会被判定为爬坡事件。图 5a 爬坡阈值较大,3 日的光伏出力分别发生 2、1 和 2 次爬坡事件,图 5b 爬坡阈值相对较小,分别发生 4、1 和 3 次爬坡事件。

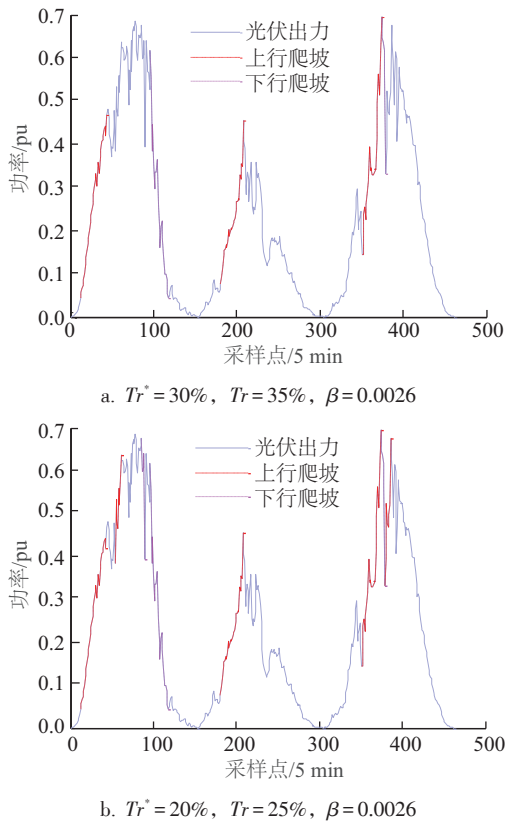


图 5 光伏出力与爬坡事件

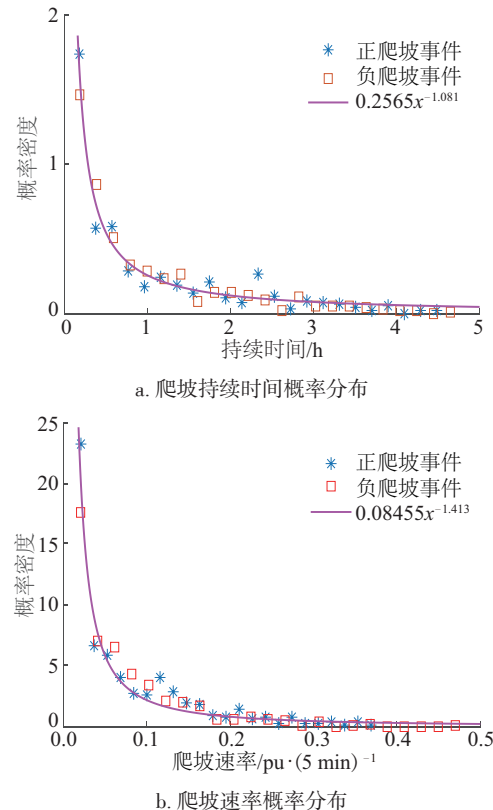
Fig. 5 Variations of PV power and detected ramp event

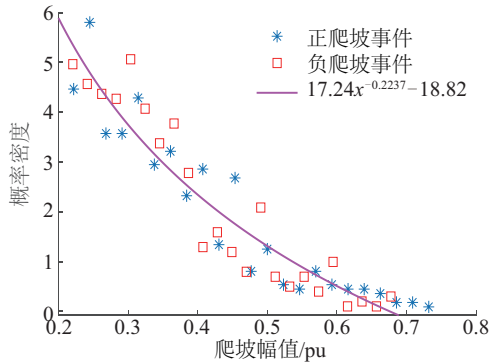
3.3.2 全年爬坡事件分析

选取阈值 $Tr^*=20\%$ 、 $Tr=25\%$ 和 $\beta=0.0026$ 对光伏爬坡事件进行提取和分析。光伏电站发生正

负爬坡事件时的爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值的概率分布如图 6 所示,其中,持续时间为最佳爬坡事件区间长度与时间尺度(5 min)的乘积,爬坡速率为最佳爬坡区间端点功率值之差与爬坡区间长度的比值,爬坡幅值为爬坡区间端点功率值之差。可以看出,光伏爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值均服从幂律分布,其概率密度函数分别为 $0.2565x^{-1.081}$ 、 $0.08455x^{-1.413}$ 和 $17.24x^{-0.2237} - 18.82$,可决系数 R^2 分别为 0.966, 0.954 和 0.895。光伏爬坡事件最大持续时间为 4.8 h,最大爬坡速率为 $0.58P_N/5 \text{ min}$,最大爬坡幅值为 $0.72P_N$ 。从图 6 可看出,上、下行爬坡事件持续时间、爬坡速率和爬坡幅值的变化趋势基本相同。

爬坡速率和爬坡幅值与爬坡持续时间的关系如图 7 所示。爬坡速率与爬坡持续时间之间亦服从幂律分布,其概率密度函数为 $0.02899x^{-0.9051}$, R^2 为 0.913。可看出,光伏出力爬坡持续时间越长,爬坡速率越小,且上行爬坡和下行爬坡变化趋势基本相同。当持续时间大于 1.5 h 时,爬坡幅值与持续时间之间呈近似线性关系,爬坡幅值越大持续时间越长;当持续时间小于 1.5 h 时,爬坡幅值主要分布在 $(0.2 \sim 0.5)P_N$ 之间。





c. 爬坡幅值概率分布

图6 上、下行爬坡事件持续时间、爬坡速率和爬坡幅值分布

Fig. 6 Ramp duration, ramp speed and ramp magnitude distributions of up-ramps and down-ramps

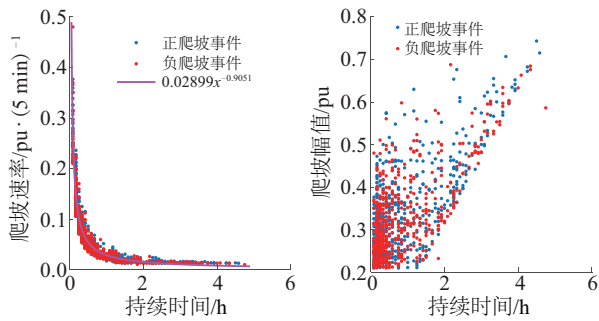
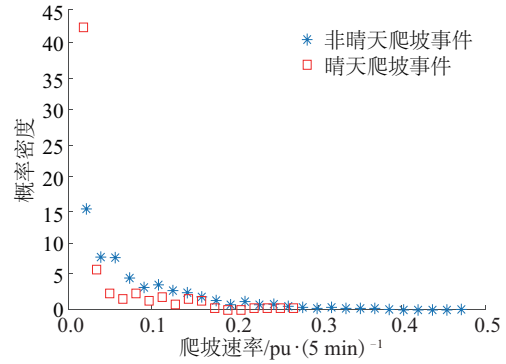


图7 爬坡速率和爬坡幅值与持续时间的关系

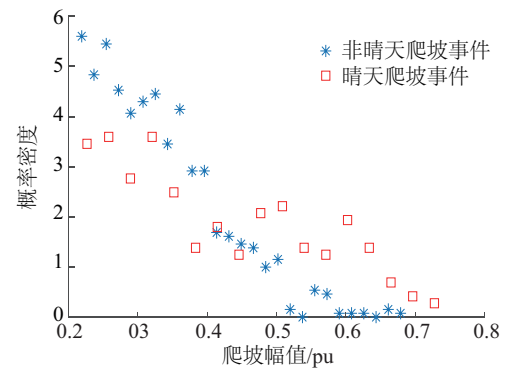
Fig. 7 Relationship between ramp duration and ramp speed, ramp magnitude

3.3.3 不同天气类型下爬坡事件对比分析

晴天时,上午光伏出力会出现上行爬坡,下午会出现下行爬坡,具有明显的日内变化特性。根据1.4.3节划分的光伏出力天气类型,分析晴天与非晴天天气类型下光伏爬坡事件持续时间、爬坡速率和爬坡幅值分布规律,如图8所示。晴天时,爬坡持



b. 晴天与非晴天爬坡速率概率分布对比



c. 晴天与非晴天爬坡幅值概率分布对比

图8 晴天与非晴天光伏爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值分布情况对比

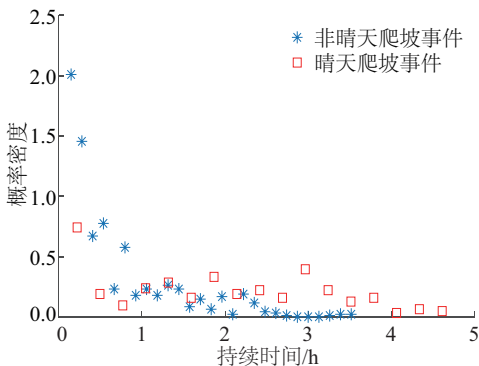
Fig. 8 Duration of PV ramp, ramp speed and ramp magnitude between sunny days and other days

续时间概率分布非单调,在持续时间3 h附近有一个突起,最大持续时间比其他天气类型下长约1 h,而最大爬坡速率较其他天气类型时短约 $0.2P_N/(5 \text{ min})$,主要是由于晴天时光伏上下行爬坡持续时间较长,爬坡相对较缓慢。

非晴天天气类型时爬坡持续时间主要分布在2 h以内,爬坡速率主要集中在 $0.3P_N/(5 \text{ min})$ 以内。晴天时爬坡幅值概率分布非单调,主要在 $(0.2 \sim 0.7)P_N$ 区间内分布,而其他天气类型下,爬坡幅值呈单调递减趋势,主要集中在 $(0.2 \sim 0.6)P_N$ 范围内。

4 结 论

本文通过建立光伏出力爬坡率的广义高斯混合模型,分析短时间尺度下光伏电站发生爬坡事件的概率;采用旋转门算法,并提出一种改进的得分函数和定义的标签向量的方法对长时间尺度下爬坡事件进行了有效识别,研究光伏电站发生爬坡事件持续时间、爬坡速率和爬坡幅值3个指标的分布



a. 晴天与非晴天爬坡持续时间概率分布对比

规律,实现了对光伏出力的短时波动特性及长时间尺度变化规律进行定量分析和评估。具体结论如下:

1)与 t location-scale 分布和高斯混合模型相比,在不同时间尺度和天气类型下,广义高斯混合模型更适合描述光伏出力爬坡率的概率分布。

2)基于建立的短时间尺度下光伏爬坡事件模型,同一时间尺度下,随着预设阈值的增加,光伏电站发生爬坡事件的概率逐渐下降;同一阈值下,随着时间尺度的增加,光伏爬坡事件发生概率逐渐增加。

3)长时间尺度(小时及以上时间尺度)下,光伏爬坡持续时间、爬坡速率和爬坡幅值均呈幂律分布,且上行爬坡事件和下行爬坡事件变化趋势基本相同。晴天与非晴天天气类型下3种指标的分布规律有差异,主要与晴天时光伏出力日内变化特性有关。

[参考文献]

- [1] Marcos J, Storkel O, Marroyo L, et al. Storage requirements for PV power ramp-rate control[J]. *Solar Energy*, 2014, 99(1): 28—35.
- [2] Murata Akinobu, Yamaguchi Hiroshi, Otani Kenji. A method of estimating the output fluctuation of many photovoltaic power generation systems dispersed in a wide area[J]. *IEEE Transactions on Power & Energy*, 2007, 127(5): 645—652.
- [3] Marcos J, Marroyo L, Lorenzo E, et al. Power output fluctuations in large scale PV plants: One year observations with one second resolution and a derived analytic model[J]. *Progress in Photovoltaics Research & Applications*, 2011, 19(2): 218—227.
- [4] 吴振威, 蒋小平, 马会萌, 等. 多时间尺度的光伏出力波动特性研究[J]. *现代电力*, 2014, 31(1): 58—61.
- [4] Wu Zhenwei, Jiang Xiaoping, Ma Huimeng, et al. Study on fluctuations characteristics of photovoltaic power output in different time scales[J]. *Modern Electric Power*, 2014, 31(1): 58—61.
- [5] 陈逍潇, 张粒子, 杨 萌, 等. 考虑光伏发电功率波动性的AGC备用容量分析方法[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(22): 16—21.
- [5] Chen Yaotiao, Zhang Lizi, Yang Meng, et al. A method for AGC reserve capacity analysis considering photovoltaic power fluctuation characteristics[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(22): 16—21.
- [6] 万书亭, 万 杰. 基于量化指标和概率密度分布的风电功率波动特性研究[J]. *太阳能学报*, 2015, 36(2): 362—368.
- [6] Wan Shuting, Wan Jie. Research on wind power fluctuation characteristics based on quantitative index and probability density distribution[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2015, 36(2): 362—368.
- [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(Sup1): 69—78.
- [7] Yang Mao, Dong Juncheng. Study on characteristics of wind power fluctuation based on mixed distribution model[J]. *Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering*, 2016, 36(Sup1): 69—78.
- [8] 周统汉, 陈 雷, 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.
- [8] 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.
- [9] Islam M R, Walidl H P I. Ramp rate analysis of roof-top PV on distribution grids for large cities in Australia[A]. *International Conference on the Development in the Renewable Energy Technology [C]*, Dhaka, IEEE, 2016: 1—5.
- [10] Hossain M K, Ali M H. Statistical analysis of ramp rates of solar photovoltaic system connected to grid[A]. *Energy Conversion Congress and Exposition [C]*, Pittsburgh, IEEE, 2014: 2524—2531.
- [11] Van Haaren R, Morjaria M, Fthenakis V. Empirical assessment of short-term variability from utility-scale solar PV plants[J]. *Progress in Photovoltaics Research & Applications*, 2014, 22(5): 548—559.
- [12] Mazumdar B M, Saquib M, Das A K. An empirical model for ramp analysis of utility-scale solar PV power[J]. *Solar Energy*, 2014, 107(9): 44—49.
- [13] Florita A, Hodge B M, Orwig K D. Identifying wind and solar ramping events[A]. *IEEE Green Technologies Conference [C]*, Denver, IEEE Computer Society, 2013: 147—152.
- [14] 谢衷洁. 普通统计学[M]. 北京: 北京大学出版社, 2004: 29.

- [14] Xie Zhongjie. General statistics [M]. Beijing: Peking University Press, 2004: 29.
- [15] 张晓冉. 峰度统计意义的探讨[J]. 燕山大学学报, 2006, 30(1): 57—60.
- [15] Zhang Xiaoran. Discussion of kurtosis' statistical meanings[J]. Journal of Yanshan University, 2006, 30(1): 57—60.
- [16] Nguyen T M, Wu Q M J. Gaussian-mixture-model-based spatial neighborhood relationships for pixel labeling problem [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics, 2012, 42(1): 193—202.
- [17] 孙英云, 侯建兰, 何国庆, 等. 一种考虑备用影响的光伏发电碳减排量计算方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(17): 177—182.
- [17] Sun Yingyun, Hou Jianlan, He Guoqing, et al. A carbon emission reduction calculation method of photovoltaic considering influence of reserve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(17): 177—182.
- [18] Sevlian R, Rajagopal R. Wind power ramps: Detection and statistics[A]. Power and Energy Society General Meeting[C], San Diego, IEEE, 2012: 1—8.

PV POWER RAMP EVENTS PROBABILITY MODELING AND ASSESSMENT IN MULTIPLE TIME SCALES

Li Fen¹, Li Chunyang¹, Yan Quanquan², Wang Lijuan³, Yang Xingwu¹, Duan Shanxu⁴

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Maintenance Company of SMEPC, Shanghai 200063, China; 3. Meteorological Service Center of Hubei Province,

Wuhan 430074, China; 4. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology,

Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Photovoltaic (PV) power fluctuations and PV rate events have significant influence on the operation of the grid. In order to analyze PV ramp events in short time scales, the generalized Gaussian mixture model (GGMM) of PV power ramp rate is set up. By comparison with different models under different time scales and weather types, the results show that 3 order GGMM performs best to describe the probability distribution of PV ramp rate under short time scales. Then, based on the proposed model of PV ramp rate, the probability of PV ramp events is assessed in short time scales. Finally, applying the swinging door algorithm, modified score function and defined label vector and so on, PV ramp events are identified under different weather types and it is concluded that ramp duration, ramp speed and ramp magnitude in a long time scales are all in power-law distribution. The distribution of three kinds of indicators under the sunny days and other days is different.

Keywords: PV power fluctuation; ramp rate; ramp event; generalized Gaussian mixture model; swinging door algorithm