

基于置信区间法的分布式发电日出力曲线研究

分布式发电采用微电网形式接入电网,是开发利用可再生清洁能源的重要方式,发展潜力巨大。研究其单位基本容量的出力模型,可以使用户方便地对所需分布式发电的容量进行配置。但因其强间歇性和随机性等特征,采用常用分析方法,如典型日分析法和间接分析法等,得到的出力结果很难具备通用性。为了能客观涵盖分布式发电的出力情况,又能兼顾极端天气对分布式发电容量造成的过配影响,结合置信区间法,采用JB统计量校验方法对分布式发电出力是否具有正态性进行分析和检验。并从置信度的定义出发,研究了整点时刻下分布式发电出力的概率分布模型。通过研究置信度和置信区间的确定方法,综合考虑可靠性、估计准确度以及经济性三者之间的关系,建立了分布式发电在不同置信度下日出力曲线的求解方法。

栗赛男¹ 黄 梅¹ 张维戈¹ 李玉海²/1.北京交通大学国家能源主动配电网技术研发中心 2.山东省锂电池产品质量监督检验中心

0 引言

随着世界能源危机的出现和人们日趋增长的能源消费,可再生能源的开发和利用成为世界性的研究课题。利用可再生能源发电具有零污染、取之不尽和用之不竭等优点,前景广阔^[1-2]。我国在可再生能源发电新增量、累计装机容量和发电总量均领先全球,预计到2020年,可再生能源发电的装机容量有望达到全国能源结构的35%。而随着产业规模的日益扩大,可再生能源发电的上网和消纳问题也日渐凸显。为了有效传输和消纳可再生能源发电,“十三五”期

国家能源应用技术研究及工程示范项目:基于分层储能的主动配电网共性技术研究(NY20150301)资助。

间,我国将加快推进中东部地区分布式光伏发电等重点工程,预计自2020年起,分布式光伏发电在光伏新增发电装机容量中的占比将超过54%,潜力十分巨大。

研究单位基本容量分布式发电的出力模型,可以使用户方便地对所需分布式发电的容量进行配置。但因其强间歇性和随机性等特征,输出功率的大小受地理位置、空气质量、气候条件和设备老化等因素的影响,在实际应用中很难建立起通用的、准确的分布式发电出力模型^[3-6]。当前国内外学者对于分布式发电出力曲线的研究主要采取以下方法,即典型日分析法、间接分析法和置信区间法。

文献[7]采用典型日分析法,首先分析分布式发电所在地的地理位置、空气质量和气候条件等出力特征,然后选取典型日的出力数据作为研究所用的出力曲线。该方法因典型日选取的不同,差异性十分大,所得研究结果只是某一典型个例,通常不具备适用性。

文献[8-9]采用间接分析法,首先研究太阳能辐射模型,通过分析太阳能的辐射量间接计算得到分布式光伏发电的输出功率大小,然后代入典型天气指数,得到典型出力曲线。而实际运行中的分布式发电系统受空气质量、气候变化、地理位置以及设备老化等因素的影响,能量转换过程具有很强的个体差异性,很难建立起准确的转换模型,因此利用该方法的研究结果也不具备适用性。



栗赛男/硕士研究生

关键词/Keywords

分布式发电 ·
JB统计量 ·
置信度 ·
置信区间 ·
概率分布 ·
日出力曲线 ·

文献[10]采用置信区间法, 首先将分布式电源的出力近似设为正态分布, 通过求解历史全年数据的平均值和方差, 得到关于正态分布的概率模型, 然后选取置信区间计算求解分布式发电的日出力曲线。采用该分析方法可以得到随置信度变化的一组结论, 用户可自主选择满足某一置信度要求的结论, 因此具备适用性。但是由于目前尚无相关研究论证过分布式发电出力是否具有正态性, 因此该文献结果的准确性有待进一步考查。

为了能客观涵盖分布式发电的出力情况, 又能兼顾极端天气对容量造成的过配影响, 本文在置信区间法的基础上, 首先采用JB统计量校验法, 针对文献[10]对分布式发电出力是否具有正态性进行检验; 然后从置信度的定义出发, 采用置信区间法研究了整点时刻下分布式发电出力的概率分布模型; 最后综合考虑可靠性、估计准确度以及经济性三者之间的关系, 研究置信度和置信区间的确定方法, 得到了不同置信度下分布式发电的日出力曲线。

1 正态分布校验

为了得到准确和通用的分布式发电出力的概率分布模型, 首先对包括光伏和风电在内的分布式发电样本出力数据的正态性进行分析和检验。关于样本正态性的校验方法和相关分析软件有很多, 考虑到待校验样本的数量非常大, 本节采用常见的JB统计量校验方法, 并利用Excel对其进行分析和计算。

1.1 JB统计量

JB统计量是Jarque和Bera建立的一种数学统计量校验方法, 用来检验一组样本是否能够被认为具有正态分布特性。其依据OLS残差, 对大样本进行正态性检验, 也叫渐进检验, 适合用于一维大样本数据的检验。

残差是数据的实际值与估计值间的差值, 可以用来衡量估计值的准确性, 其值越大则表示估计值越不可靠。实践中人们经常通过残差提供的信息, 分析数据估计值的可靠性及合理性。JB统

计量就是采用OLS残差来估计样本和正态分布拟合值间误差大小的一种残差分析, 具体定义如式1所示^[11]。其中, n 为样本容量, s 为偏度系数, k 为峰度系数。

$$JB = n[s^2 + (k - 3)^2 / 4] / 6 \quad (1)$$

偏度 (skewness) 和峰度 (kurtosis) 则是用来描述数据分布曲线形状的重要特征。其中, 偏度是用来反映数据分布曲线对称程度的数字指标, 而峰度则是用来反映数据分布曲线顶端扁平或陡峭程度的数字指标。

对于一组样本数据来说, 设 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 是随机变量 X 的 n 个相互独立的样本, $\bar{x}$ 为样本的平均值, 则随机变量 X 的3阶样本标准矩被称为偏度系数 s , 4阶样本标准矩被称为峰度系数 k , 具体定义如式(2)和式(3)所示^[12-13]。

$$s = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 / n}{\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n \right]^{3/2}} \quad (2)$$

$$k = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 / n}{\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n \right]^2} \quad (3)$$

标准正态分布的期望和方差分别为0和1。因此, 若样本数据服从正态分布, 则偏度系数 s 应等于0, 峰度系数 k 应等于3, 也即JB统计量应为0; 相反, 若样本数据不具有正态性, 则JB统计量会是一个逐渐增大的值。

在正态分布的假设下, JB统计量渐进地服从自由度为2的卡方分布, 即 $JB \chi^2(2)$ 。如果JB统计量的值较大, 可以通过查阅卡方分布表, 确定该样本是否服从正态分布。例如, 若计算得一组样本JB统计量为10.6, 通过查阅卡方分布临界值表可知, 卡方值大于10.6的概率为0.005, 但这个概率过于小, 因此不能认为此样本来自正态分布总体。

1.2 光伏出力数据的正态性校验

以某高校10 kW光伏的全年出力数据为样本, 进行光伏出力的正态性校验分析。

首先将样本数据按一天内的各整点时刻分为24组，每组有365项数据（若样本含多年的历史数据，此处即为样本数据的总天数）；然后分别计算每组数据对应的平均值 $\bar{x}$ 、偏度系数 s 和峰度系数 k ；最后求得各整点时刻所在数据簇的JB统计量，如表1所示。其中，5：00之前和19：00以后全年几乎没有出力数据，因此本文不再作分析。

表1 各组光伏出力数据的参数值

	平均值	偏度系数	峰度系数	JB统计量
6：00	0.11	1.93	2.45	231.93
7：00	0.47	2.05	3.72	263.19
8：00	1.73	0.56	-1.12	277.31
9：00	2.99	0.11	-1.37	290.59
10：00	3.82	-0.09	-1.39	293.63
11：00	4.36	-0.20	-1.33	288.00
12：00	4.49	-0.29	-1.31	287.30
13：00	4.08	-0.15	-1.33	286.42
14：00	3.56	-0.12	-1.31	283.38
15：00	2.54	0.17	-1.25	276.38
16：00	1.45	0.43	-1.13	270.51
17：00	0.56	0.93	-0.35	222.73
18：00	0.14	1.78	2.38	199.06

经过统计，各组JB统计量值分布在[199,294]之间；通过查阅卡方分布临界值表，各个JB对应的卡方值均远远小于0.005，此概率过于小，不能认为各组样本服从正态分布。因此，分布式光伏发电的出力曲线并不能简单地通过正态分布的概率模型来求解。

1.3 风电出力数据的正态性校验

以冀北某风电场150 MW风电5个月的出力数据为样本，进行风电出力的正态性校验分析。

类似地，将样本数据按整点时刻分为24组，每组151项；分别计算每组数据对应的平均值 $\bar{x}$ 、偏度系数 s 以及峰度系数 k ，并求得各整点时刻所在数据簇的JB统计量，如表2所示。

经过统计，各组JB统计量值分布在[61,126]之间；通过查阅卡方分布临界值表，各个JB对应的卡方值均远远小于0.005，此概率过于小，不能认为各组样本服从正态分布。因此，风力发电的出力曲线也不能简单地通过正态分布的概率模型来

表2 各组风电出力数据的参数值

	平均值	偏度系数	峰度系数	JB统计量
1：00	30.78	1.38	1.54	61.80
2：00	28.44	1.35	1.17	67.56
3：00	26.14	1.54	1.92	67.49
4：00	25.16	1.61	2.22	69.53
5：00	25.99	1.69	2.49	74.24
6：00	25.01	1.82	2.92	84.34
7：00	24.89	1.76	2.77	78.47
8：00	24.17	1.68	2.10	76.99
9：00	26.16	1.61	1.82	74.57
10：00	27.93	1.56	1.18	82.41
11：00	31.82	1.29	0.42	84.07
12：00	39.48	0.92	-0.55	101.25
13：00	44.87	0.69	-0.84	105.13
14：00	50.68	0.44	-1.24	118.81
15：00	54.84	0.30	-1.37	123.28
16：00	54.91	0.30	-1.41	125.49
17：00	54.64	0.30	-1.40	124.79
18：00	53.50	0.32	-1.33	121.25
19：00	49.98	0.41	-1.04	107.68
20：00	43.80	0.63	-0.53	89.15
21：00	39.76	0.85	0.10	71.64
22：00	36.60	0.93	0.23	70.54
23：00	35.42	1.08	0.56	67.29
24：00	31.88	1.24	1.08	62.02

求解。

1.4 小结

经过校验，所选的分布式光伏和风电的样本出力数据均不具有正态性。因此，得到结论：分布式发电的出力不一定具备正态性，不能简单地通过正态概率分布模型来求解；需要进一步对分布式发电整点时刻下的历史出力进行数据分析，研究其概率分布模型，从而得到不同置信度下分布式发电的日出力曲线。

2 分布式发电出力的概率分布模型

当人们采用抽样的方法对总体参数进行估计和假设时，因所抽取样本存在着随机性的特点，最终通过估计和假设而得到的测量结果总是不确定的。而对于一个确定的测量结果来说，人们通常希望能够以较高的可靠程度相信它确实包含真

值, 如果从概率的角度来表达个体信念合理性的强弱, 则可以用概率来描述人们对该测量结果准确可靠性的相信程度。这里用来描述该测量结果可靠程度的概率值, 叫做置信度。因此, 用置信度可以来描述分布式发电出力曲线的估计可靠性。

2.1 置信度

设某一待估参数为 θ , 给定一个数值 α , 使得 $0 < \alpha < 1$ 。若有统计量 $T_1, T_2, \theta \in \Omega$, 使 $P(T_1 \leq \theta \leq T_2) = 1 - \alpha$, 则称 $1 - \alpha$ 为置信度, $[T_1, T_2]$ 为 θ 在该置信度下的置信区间, T_1, T_2 分别称为 θ 在该置信度下的置信下限和置信上限^[14]。

置信度反映的是估计可靠性, 其值越大, 估计值的可靠程度就越高; 置信区间代表着估计准确度, 其值越小, 估计值的准确度就越高。由定义, 置信度 $1 - \alpha$ 越大, 即 $P(T_1 \leq \theta \leq T_2)$ 越大, 而对于一个确定的概率分布来说, 概率值越大, 其对应的最小置信区间 $[T_1, T_2]$ 也越大。因此, 估计可靠度越高, 估计准确度反而越小。

在实际应用中, 对参数 θ 作出估计时, 常常需要同时保证估计可靠性和估计准确度。为了保证估计的可靠性, 必须要求概率值 $P(T_1 \leq \theta \leq T_2)$ 尽可能大, 也就是说, θ 要尽可能被包含在区间 $[T_1, T_2]$ 内; 而为了保证估计的准确度, 却必须要求置信区间尽可能小, 也就是说 θ 被包含在区间 $[T_1, T_2]$ 内的可能性也就越小。由于二者相依相存, 互相矛盾, 因此在工程上, 人们通常选择在保证估计可靠性的前提下要求尽可能地去提高估计准确度。

2.2 概率分布模型

以光伏历史出力数据为例, 样本数据按整点时刻被分为24组。为了研究整点时刻出力概率分布模型, 将13:00时刻单独作为一个样本进行详细分析, 得到其时序全年出力和顺序全年出力分别如图1和图2所示。其中, 图1横坐标对应1月1日~12月31日全年各天的时序排列。

由图2可知, 全年在13:00时刻能够达到50%额定输出功率(5 kW)以上的天数只有163天, 占总数的44.67%; 而达到30%额定输出功率(3 kW)以上的天数共有233天, 占总数的63.84%。

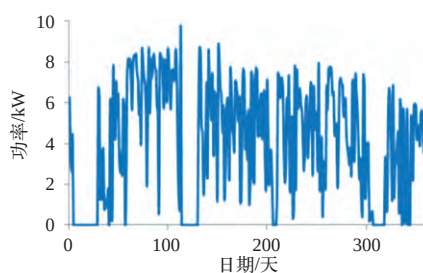


图1 13:00时刻时序全年出力

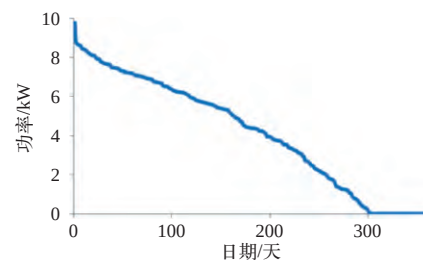


图2 13:00时刻顺序全年出力

若将输出功率(纵坐标)划分为等组距的微小小区间 $[\theta_i, \theta_i + \theta_0]$, 分别统计每个微小小区间在全年顺序出力曲线中截出的横坐标之差, 可以得到该微小小区间的出力频数 n , 以及该频数占总数的频率 $p(i)$, 即

$$n = x(\theta_i + \theta_0) - x(\theta_i) \quad (4)$$

$$p(i) = n / N \quad (5)$$

在数理统计学中, 当试验次数很大时, 同一事件发生的频率将稳定在该事件发生的固有概率附近, 因此人们常常通过多次试验, 用同一事件发生的频率来估计该事件发生的固有概率。

类似地, 在本文分布式发电出力曲线的研究中, 通过计算某出力值在大量历史数据中发生的频率, 可以来估计该出力值可能发生的概率; 而进一步地, 通过计算大量历史数据中发生在某微小小区间内的频数以及频率, 则可以来估计出力值落在该微小小区间内的概率, 且只要微小小区间足够小, 便可得出力值的概率分布模型。

因此, 通过分别计算每组历史数据中各出力值在每个微小小区间内发生的频率, 则可以建立各整点时刻下分布式发电出力的概率分布模型, 具体步骤如下:

1) 步骤一。将分布式发电的历史出力数据按整点时刻分组, 每组数据的个数和历史数据的天

数相对应,分别绘制其对应的时序出力曲线。

2) 步骤二。将整点时刻对应的各组数据,分别按照从大到小的顺序进行排序,并绘制对应的顺序出力曲线。

3) 步骤三。按照等微小组距 θ_0 划分出力区间,分别计算每组历史数据落在相应各微小区间内的出力频数 n 和频率 $p(i)$ 。

4) 步骤四。将各组中的每个 $p(i)$ 值对相应微小区间进行积分,最终可得到各组数据对应的整点时刻下分布式发电出力的概率分布 $F(x)$ 。

2.3 光伏出力的概率分布

按照上述研究步骤,求解10 kW光伏样本各整点时刻下出力的概率分布。

将样本数据按整点时刻分组后,分别绘制每组数据的顺序全年出力曲线;根据式(4)和式(5),分别计算每组数据落在各微小区间内的出力频数 n 和频率 $p(i)$,其中, N 为365, θ_0 取0.1 kW;经过积分,最终得到24条各整点时刻下10 kW光伏出力的概率分布曲线,如图3所示。

图3中,每条曲线分别对应一个整点时刻下光伏出力的概率分布;纵坐标为概率分布,横坐标为光伏出力值;当横坐标中的出力值达到该时刻下光伏的最大输出功率后,纵坐标取值恒为1;未显示时刻的出力值均为0。

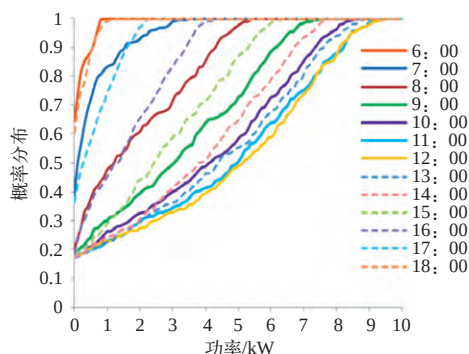


图3 整点时刻下10 kW光伏出力的概率分布

可以看到,各整点时刻下光伏出力的概率分布曲线相差各异。其中,6:00时刻的概率分布曲线最为陡峭,出力上限值为1 kW,且全年内约有65%的天气条件下出力值均为0;12:00时刻的概

率分布曲线最为平缓,出力上限值为9.4 kW,且全年内约有18%的天气条件下出力值均为0。因此,可以得到结论:概率分布曲线越陡峭,对应的光伏出力水平越差;概率分布曲线越平缓,对应的光伏出力水平则越好。

2.4 风电出力的概率分布

按照上述研究步骤,求解150 MW风电样本的各整点时刻下风电出力的概率分布。

同样地,绘制每组数据的顺序全年出力曲线,分别计算每组数据落在各微小区间内的出力频数 n 和频率 $p(i)$ 。其中, N 为151, θ_0 取1 MW;经过积分,最终计算得到24条各整点时刻下风电出力的概率分布曲线,如图4所示。

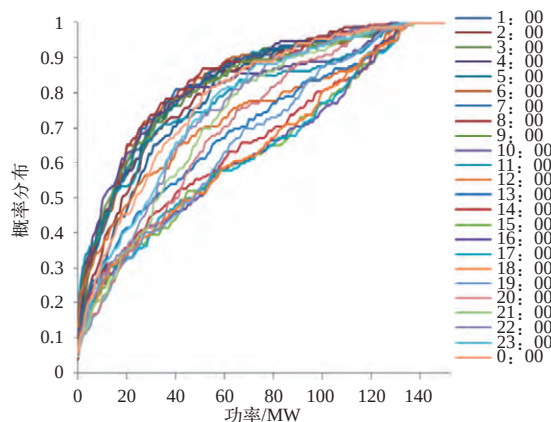


图4 整点时刻下150 MW风电出力的概率分布

从图4中可以看出,和光伏相比,风电在各时刻下出力的概率分布曲线相差不大,出力为0的概率十分接近,且都小于15%,与此同时,出力上限值也十分接近,且都大于135 MW。这在一定程度上说明,风力发电对应的风级等气候条件比光伏对应的光照辐射等天气指数要好,更具有开发潜力。经过统计,8:00时刻的概率分布曲线最为陡峭,出力水平较低;16:00时刻的概率分布曲线最为平缓,出力水平较高。相对应地,该地区一天之中8:00时刻对应的风力最弱,16:00时刻对应的风力最强。

而由于本节所选风电数据的有限性,得到的出力概率分布曲线普遍不太平滑,建议使用者若有条件可以多选几年的历史数据来进行概率分布

模型的模拟。

3 不同置信度下的分布式发电日出力曲线

估计可靠性和估计准确度之间相依相存而又互相矛盾的关系，决定了区间估计时必须在保证置信度较高的条件下，使置信区间尽可能地小。而一旦决策者确定了一定的置信度，通过变量的概率分布模型则可以解出满足要求的最小置信区间。

3.1 置信度和置信区间的确定

对于某一确定的分布式发电出力概率分布模型来说，其出力上限值是固定的。为了保证分布式发电的容量配置能以足够的可靠性满足供电需求，基本单位容量分布式发电的出力标准必须以所选置信度下区间估计的最小值为准；也就是说，基本单位容量分布式发电出力置信区间的下限值，影响着分布式发电的容量配置结果。

由2.1节可知，若有概率值 $P(T_1 \leq \theta \leq T_2) = 1 - \alpha$ ， $\theta \in \Omega$ ，称 $[T_1, T_2]$ 为 θ 在置信度 $1 - \alpha$ 下的置信区间。而如果有统计量 $\underline{\theta}$ 或 $\bar{\theta}$ ，使得 $P(\underline{\theta} \leq \theta) = 1 - \alpha$ ，或 $P(\theta \leq \bar{\theta}) = 1 - \alpha$ ，则称 $(\underline{\theta}, +\infty)$ 或 $(-\infty, \bar{\theta})$ 为 θ 在置信度 $1 - \alpha$ 下的单侧置信区间， $\underline{\theta}$ 为单侧置信下限， $\bar{\theta}$ 为单侧置信上限。

为了能够在保证分布式发电出力估计可靠性的前提下，进一步提高其估计准确度，使置信区间尽可能小，令置信上限取分布式发电的额定输出功率为固定值，只需根据其概率分布模型求解满足一定置信度要求下的单侧置信区间长度，即可得到单侧置信下限值 $\underline{\theta}$ ，从而得该置信度下用于后续研究的计算功率值。

不仅如此，由于每个整点时刻下都有一条分布式发电出力概率分布曲线，若对同一置信度，分别求解各整点时刻下对应的单侧置信下限值 $\underline{\theta}$ ，并将其按照时间排序，则可得到该置信度下用于分布式发电容量配置所用的基本单位容量分布式发电的日出力曲线。

例如，取 $\alpha = 0.3$ ，置信度 $1 - \alpha = 70\%$ 。研究图3中13:00时刻下10 kW光伏出力的概率分布曲线。当 $\underline{\theta} = 2.1$ kW时， $P(2.1 \leq \theta \leq 10) = 0.7$ ，也即

该时刻下出力的置信区间为 $[2.1, 10]$ 。其对应的含义是，若用户选取70%的出力置信度，那么13:00时刻下10 kW光伏出力的最小功率值为置信下限值 $\underline{\theta} = 2.1$ kW。分别求得该置信度下其他各个时刻对应的置信下限值 $\underline{\theta}$ ，并将其按照时间顺序连线，得到70%置信度下10 kW光伏的日出力曲线，如图5所示。

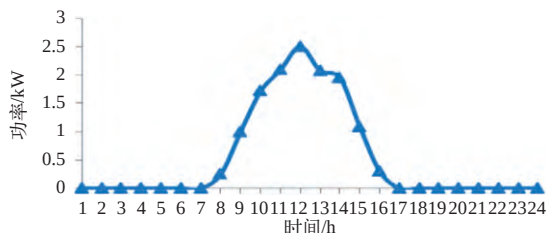


图5 置信度为70%下的10 kW光伏日出力曲线

可以看到，该置信度下的光伏日出力曲线的最大值为2.5 kW，仅达到了额定输出功率的25%；若用此出力曲线，作为单位基本容量10 kW的分布式发电日出力曲线，则后续得到的分布式发电的配置容量将会造成较大的浪费。

结合置信度的定义，置信度 $1 - \alpha$ 越大，估计可靠性越高，估计准确度越低，涵盖到的极端天气也越多；由概率分布曲线计算得到的单侧置信区间的长度也越大，对应的，各整点时刻下出力的单侧置信下限值 $\underline{\theta}$ （即计算功率值）也就越小；与此同时，按照时间顺序连线后，得到的基本单位容量分布式发电的日出力曲线的出力水平差，因而造成后续分布式发电和储能的配置容量势必会增大，更不利于经济性设计。因此当某一高置信度下的出力过小时，不建议用户选用。

相反地，置信度 $1 - \alpha$ 越小，估计可靠性越低，估计准确度越高，涵盖到的极端天气越少；由概率分布曲线计算得到的单侧置信区间的长度越小，对应的，各整点时刻下出力的单侧置信下限值 $\underline{\theta}$ 就越大；与此同时，按照时间顺序连线后，得到的基本单位容量分布式发电的日出力曲线的出力水平越高，因而造成后续分布式发电和储能的配置容量也势必会减小，更有利于经济性设计。因此当置信度小于50%时，出力的可靠性过于差，也不建议用户选用。

综合考虑估计可靠性、估计准确度以及经济性三者之间的关系,提供11个可选的置信度(50%、55%、60%、65%、70%、75%、80%、85%、90%、95%和100%),分别求解各置信度下分布式发电的日出力曲线,具体步骤如下:

1) 步骤一。选取某一置信度 $1-\alpha$,分别从各整点时刻下分布式发电出力的概率分布曲线 $F(x)$ 上,计算其对应的单侧置信区间的长度和单侧置信下限 θ 。

2) 步骤二。将各整点时刻下的单侧置信下限 θ ,按照时间顺序连线,得到该置信度下分布式发电的日出力曲线。

3) 步骤三。选取多个置信度,分别进行步骤一和步骤二的求解,得到分布式发电在不同可选置信度下的日出力曲线。

3.2 单位基本容量光伏的日出力曲线

在对分布式发电进行容量配置时,若能定义单位基本容量的分布式发电出力模型,则可以方便地在求解模型中输入单位基本容量下的分布式发电出力曲线,从而求解得到微电网所需的分布式发电容量,也即单位基本容量的倍数 k 。

为了方便用户配置,以10 kW作为分布式光伏容量配置时的单位基本容量。按照上述研究步骤,由图3中整点时刻下10 kW光伏出力的概率分布,分别求解11个可选置信度下单位基本容量光伏的日出力曲线,结果如图6所示。

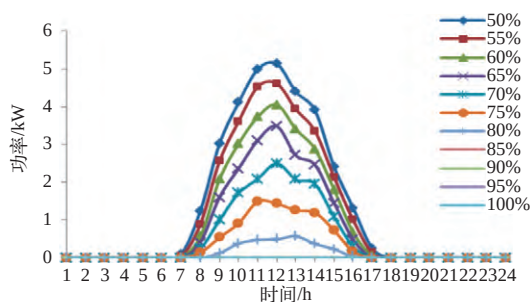


图6 单位基本容量光伏可选置信度下的日出力曲线

从图6中可以看到,一天之中,9:00~15:00时段间光伏出力较好,且各曲线的峰值均发生在12:00左右;随着置信度的不断增大,曲线的出力水平越来越差;当置信度为50%时,出力最大

值达到光伏额定输出功率的51.4%,当置信度达到80%时,出力最大值却仅达到光伏额定输出功率的5.74%,而当置信度大于85%时,出力值均接近为0,完全失去了配置光伏的意义。

因此结合分析,建议用户根据需要选取50%~80%之间的置信度进行光伏容量的配置;若仅把光伏作为备用电源,不考虑供电可靠性的影响时,则可任意进行选择。

3.3 单位基本容量风电的日出力曲线

同样地,为了方便用户配置,以150 MW作为风电容量配置时的单位基本容量。按照上述研究步骤,由图4中整点时刻下150 MW风电出力的概率分布,分别求解11个可选置信度下单位基本容量风电的日出力曲线,结果分别如图7所示。

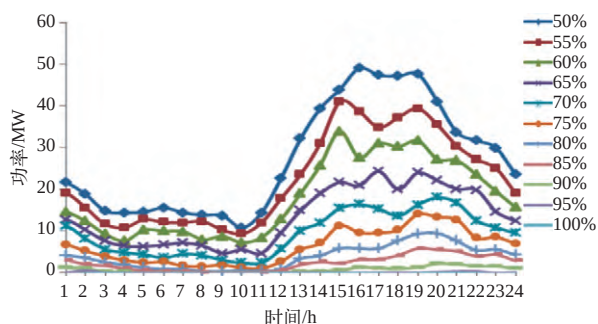


图7 单位基本容量风电可选置信度下的日出力曲线

从图7中可以看出,一天之中,13:00~23:00时段间风电出力较好,且各曲线的谷值均发生在10:00、11:00左右;随着置信度的不断增大,曲线的出力水平越来越差,与上文分析结果一致;当置信度为50%时,出力最大值达到风电额定输出功率的32.67%,当置信度达到85%时,出力最大值却仅达到风电额定输出功率的3.82%,而置信度大于90%时,出力值均接近为0,完全失去了风电的配置意义,不建议用户选用。

因此,结合分析,建议用户根据需要选取50%~85%之间的置信度进行风电容量的配置;若仅把风电作为备用电源,不考虑供电可靠性的影响时,则可任意进行选择。

3.4 小结

因此,用户在进行配置时,可以选取当地具

有代表性的分布式发电的历史出力数据,采用上述方法,建立通用的分布式发电出力模型,从而得到单位基本容量分布式发电在可选置信度下的日出力曲线,完成所需容量的计算。

4 结束语

通过JB统计量校验法,对包括光伏和风电在内的分布式发电的样本出力数据是否具有正态性进行分析和检验,论证了分布式发电出力不一定具备正态性,不能简单地采用正态概率分布模型的求解方法;提出了整点时刻下分布式发电出力的概率分布求解法,并求解得到10 kW分布式光伏和150 MW风电出力的概率分布模型;研究了置信度和置信区间的确定方法,综合考虑可靠性、估计准确度以及经济性三者之间的关系,提供11个可选的置信度,并求解得到了用于容量配置的单位基本容量分布式发电在可选置信度下的日出力曲线。

以上研究结果还表明,综合天气指数越好,概率分布曲线越陡峭,对应的出力水平越差;综合天气指数越差,概率分布曲线越平缓,对应的出力水平则越好。当高置信度下的出力过小时,失去了分布式发电的配置意义;当置信度过小时,出力的可靠性又太差,都不建议用户选用。对于光伏来说,建议用户根据需要选取50%~80%之间的置信度;对于风电来说,建议用户根据需要选取50%~85%之间的置信度。

参考文献

- [1] Sortomme E, El-Sharkawi M A. Optimal power flow for a system of microgrids with controllable loads and battery storage [C]. Power Systems, IEEE Conference and Exposition, 2009: 1-5.
- [2] 蔡阳,冯杰,张上浣,等.考虑风光发电可调度的微网储能容量配置方法[J].华东电力,2014,42(9):1821-1826.
- [3] 吕晓祿.风电功率纵向时刻概率分析与风电场储能容量优化[D].济南:山东大学,2014.
- [4] 王光强.含光伏发电的配网可靠性评估[D].重庆:重庆大学,2012.
- [5] Adjakou R, Lishou C, Dieye N, et al. Using state-space representation for the modellisation of photovoltaic system [J]. Applied Mathematics and Computation, 2001, 124(1): 129-138.
- [6] Ravindra M Moharil, Prakash S Kulkarni. Reliability analysis of solar photovoltaic system using hourly mean solar radiation data [J]. Solar Energy, 2010, 84(4): 691-702.
- [7] 陈征,肖湘宁,路欣怡,等.含光伏发电系统的电动汽车充电站多目标容量优化配置方法[J].电工技术学报,2013,28(6):238-248.
- [8] 丁明,王波,赵波,等.独立风光柴储微网系统容量优化配置[J].电网技术,2013,37(3):575-581.
- [9] 王炜.基于蒙特卡洛法的含微电网的配电系统可靠性评估[D].武汉:华中科技大学,2013.
- [10] 靳文涛,李建林.电池储能系统用于风电功率部分“削峰填谷”控制及容量配置[J].中国电力,2013,46(8):16-21.
- [11] 彭超.拟合优度检验统计量的研究及在质量控制中的应用[D].秦皇岛:燕山大学,2012.
- [12] Vieu P. Nonparametric regression: optimal local bandwidth choice [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1991, 53(2): 453-464.
- [13] Hall P, Johnstone I. Empirical functional and efficient smoothing parameter selection (with discussion) [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1992, 54(2): 475-530.
- [14] 盛骤.概率论与数理统计[M].上海:上海交通大学出版社,2011.
- [15] 晏青,熊峻江,邱涛.基于可靠度与置信度的双可靠性指标安全系数方法[J].北京科技大学学报,2011,33(6):766-770.
- [16] 刘光熠.关于不确定性数据置信度算法的研究[D].上海:复旦大学,2010.

(收稿日期:2015-12-21) EA