

基于局部极差变化率的风电功率波动定量刻画

杨 茂¹, 杨春霖¹, 李大勇², 苏 欣³

(1. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012;

2. 国网吉林省电力有限公司 通化供电公司, 吉林 通化 130022;

3. 东北电力大学 理学院, 吉林 吉林 132012)

摘要:针对目前风电功率波动性研究中缺乏对其时序演进特征定量刻画的问题,对风电场实测功率数据样本进行分析,提出一种基于局部极差变化率的风电功率持续波动状态的识别方法,提取风电若干个持续出力状态以描述风电功率的持续波动特征。以用来衡量局部极差变化率的幅值和相角为模型输入量,建立灰色多目标决策模型,通过兼顾幅值的变化和相角的变化以寻找模型次优解的方法挖掘出具有代表性的幅值和相角,进而定义表征波动的量即波动系数,并以此来量化风电功率在某一时间段内的波动。给出了使用波动系数修正现行风电场预测预报考核指标的方法。

关键词:风电功率;波动性;局部极差变化率;灰色多目标决策

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.07.011

0 引言

在全球共同倡导可持续发展、绿色发展的大背景下,风力发电技术在电力能源领域所扮演的角色日益重要,但是长期以来风电因其波动性对电网稳定运行造成的不利影响而饱受诟病。因此,对风电功率波动性的研究已成为风电研究领域的热门课题。对风电功率波动性的研究不仅有助于准确认识风电功率的基本特征,也能够服务于风电功率预测精度的改善,为整个风电产业的健康发展发挥积极作用^[1-4]。

在风电功率波动性研究方面,国内外相关学者做了大量的研究。文献[5]提出一种基于混合含有尺度参数和位置参数的 t 分布模型对风电功率波动变化率进行拟合,但该方法是基于统计原理,在对风电功率波动的研究过程中消除了时序特征,使得量化参数无法应用到时序研究中。文献[6]定性分析了风电功率波动对在不同装机容量和不同差分时间尺度下的电网运行状况的影响,但无具体的风电功率波动量化指标。文献[7]分析了风电功率波动在不同时间、空间尺度上的分布特性,通过不同规模风电场数据的研究发现,随着风电场群空间分布广度的增大会使得风电功率的波动出现平缓效应,但并未对波动进行定量的刻画。文献[8]研究发现可以采用带移位因子与伸缩系数的 t 分布描述风电功率波动性的概率分布,分别研究了不同时间分辨率下各时段的风电功率波动的统计特性,从而实现了具

有时序特征的风电功率波动特性的定量刻画,但没有指出这一刻画波动的量的应用价值何在。文献[9]在相空间重构基础上,建立了分析风电功率时间序列波动性与预测误差关系的方法,能够实现对风电功率波动的时序特征进行较为准确的刻画,但文中利用了相空间重构和混沌理论等基于统计学的方法,使得计算过程不具有明确的物理意义。

基于以上研究,本文提出一种用于刻画风电功率波动时序特性的指标即局部极差变化率,基于此极差变化率定义了用于量化风电功率波动的指标即波动系数,最后将其应用于修正现行的风电场预测预报考核标准。

1 风电功率波动性对超短期多步预测结果的影响

目前,用于预测的模型主要有物理模型和统计学模型。其中统计学模型一般用于超短期预测,不考虑风速变化的物理过程,只对历史功率统计数据进行分析,从而完成预测。这意味着统计学模型对历史数据的依赖性极强,波动平缓、规律性强的历史数据作为建模域数据用于预测时必然会取得更好的预测效果,精度较高。反之,若用于预测的建模域数据波动剧烈,则无规律性可循,其预测效果势必较差,精度也相应较低^[10-13]。

2种典型风电功率序列时序图如图1所示,风电功率序列 A_1 和 B_1 分别为从装机容量99 MW和49.5 MW的东北某两风电场截取的同一时段的功率数据(采样间隔为15 min,共112个采样点,即采样时间长度为1 d 4 h)。图中,序列 A_1 在前96个点中最大值与最小值的差为18.55 MW,相邻两点间最大波动为9.45 MW,相邻两点波动超过1 MW的点有68个;序列 B_1 中最大值与最小值的差为4.4 MW,相邻两点间

收稿日期:2017-07-18;修回日期:2018-06-21

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFB0900101,2018-YFB0904203)

Project supported by the National Key Research and Development Program of China(2016YFB0900101,2018YFB0904203)

最大波动为 1.57 MW,相邻两点波动超过 1 MW 的点只有 14 个。从数据特征可知,风电功率序列 A_1 的波动更为剧烈。

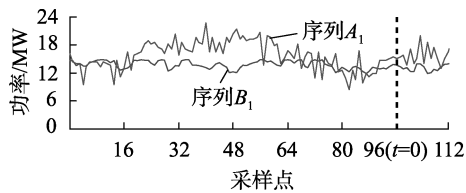


图 1 2 种典型风电功率序列

Fig.1 Sequence diagram of two typical wind power series

针对 A_1 和 B_1 这 2 个风电功率序列,以 $t=0$ 之前的 96 个点为历史数据,对 $t=0$ 之后 16 个点的风电功率进行滚动多步预测,预测方法分别为线性回归法、持续法、自回归滑动平均 (ARMA) 法和反向传播神经网络 (BPNN) 法。

预测结果的评价指标采用平均绝对误差 (MASE) 和均方根误差 E_{RMSE} ,定义如下:

$$\text{MASE} = \frac{1}{16} \sum_i (P_{Mi} - P_{Pi}) \quad (1)$$

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{16} \sum_i \left(\frac{P_{Mi} - P_{Pi}}{C_{\text{ap}}} \right)^2} \times 100\% \quad (2)$$

其中, P_{Mi} 为第 i 个时刻的风电功率实际值; P_{Pi} 为第 i 个时刻的风电功率预测值; C_{ap} 为风电场开机容量。

不同预测方法下风电功率序列预测结果平均绝对误差和均方根误差如表 1 所示。由表 1 可知,无论采用何种预测模型、何种统计指标,对风电功率序列 A_1 的预测精度始终差于对风电功率序列 B_1 的预测。对此现象合理的解释为:建模数据波动的缓急程度对预测精度有一定的影响。

表 1 平均绝对误差和均方根误差

Table 1 Mean absolute error and root mean square error

预测方法	风电功率序列	MASE /MW	$E_{\text{RMSE}}/\%$
持续法	A_1	0.158	21.953
	B_1	0.105	9.371
线性回归法	A_1	0.279	33.445
	B_1	0.076	12.838
ARMA 法	A_1	0.163	19.515
	B_1	0.072	8.703
BPNN 法	A_1	0.141	17.307
	B_1	0.059	7.213

现行的《风电场功率预测预报管理暂行办法》(以下简称《办法》)中规定:所有并网运行的风电场必须建立风电功率预测预报系统,风电功率实时预测要求并网风电场按规定每 15 min 滚动上报一次未来 15 min 至 4 h 的风电功率预测数据。要求全天预测结果的均方根误差应小于 20%。在对风电场进行考核时,对长期预测精度不达标的风电场将进行处罚和整改^[14]。《办法》制定的初衷是督促各风电

场尽可能提供准确的预报信息,从而减小大规模风电上网时对电力系统稳定性造成的影响。该《办法》从大局层面对所有风电场进行考核的科学性和严谨性毋庸置疑,同时其具有高效、便捷、易操作等优点。但是《办法》在考核时并未考虑部分风电场自身的实际情况,也未考虑预测模型中用来建模的实测数据本身的优劣,所以其对某些处于特殊地理位置的风电场进行评价时,略失公允。例如,有些风电场所处的地理位置气候条件复杂,由此造成的风电波动必然会比较剧烈,因此提供给预测模型用于建模的风电功率数据波动也必然会比较剧烈,由上述分析可知,利用该数据进行建模时得到的预测值精度势必会相对较低。在现行的考核标准下此风电场会因长期预测精度不达标而受到处罚,甚至有停产整改的危险,这对具有类似情况的风电场是不公平的。因此,提出一种对具有上述特殊情况的风电场而言科学公平的考核标准是非常有必要的。

2 局部极差变化率

风电功率呈现出的波动变化非常复杂,尤其是在受到不可控气象因素影响时造成的功率频繁上升和下降的特有属性,严重影响了对未来时间段风电功率的准确预报^[15]。传统衡量风电功率波动的指标为一阶差分,因其具有简单方便、易于理解等优势而在衡量风电功率波动中得到了大量的应用。但一阶差分在衡量波动时只关注后一时刻功率值较前一时刻的变化,而在进行风电功率预测时更希望得到的是在某一时间段内用来衡量持续变化情况的指标。基于此,本文提出局部极差变化率的概念用以描述风电功率的持续变动状态,在不断变化的风电功率序列中找出持续上升和持续下降的过程,即在风电功率序列中找出极大值点和极小值点。图 2 为功率序列中的类三角形示意图,图中仅标注出部分极大值、极小值点,且时间无单位。以功率序列中三角形的斜边(下文称为幅值 U)和夹角(下文称为相角 θ)来描述功率序列持续变动过程,即局部极值变化率。

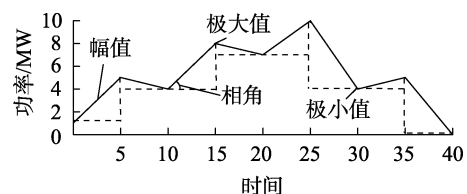


图 2 局部极差变化率示意图

Fig.2 Schematic diagram of local range change rate

风电功率序列中的局部极差变化率识别和刻画的基本方法步骤如下。

- 输入风电功率时间序列 $P(t)$ 。
- 对风电功率序列 $P(t)$ 进行预处理,起点和末

尾均补 0, 得到新的风电功率序列 $P'(t)$, 并计算新序列的长度 n 。

c. 从第 1 个数据点开始, 查找功率序列 $P'(t)$ 的极大值点和极小值点, 若满足 $P'_{j-1}(t) < P'_j(t) & P'_j(t) > P'_{j+1}(t)$, 则 $P'_j(t)$ 为极大值点; 若满足 $P'_{j-1}(t) > P'_j(t) & P'_j(t) < P'_{j+1}(t)$, 则 $P'_j(t)$ 为极小值点。

d. 去掉相邻的极大值或极小值点, 得到新的风电功率序列。

e. 计算该风电功率序列的持续变动参数幅值 U 、相角 θ 。

若波动的刻画指标选择合理, 则必然能记录下风电功率序列中陡升和陡降的过程。风电功率序列中, 陡升和陡降的过程应满足持续时间短、变化幅度大、变动斜率大等特点, 其可以用幅值最大和相角最大 2 个条件来表示, 即:

$$\begin{cases} U = \max U_i \\ \theta = \max \theta_i \end{cases} \quad (3)$$

根据式(3)的约束条件可以得出能够反映风电功率序列中陡升和陡降的最佳幅值和相角。

3 灰色多目标决策

式(3)中 2 个条件变量相互制约, 无法同时满足约束条件, 需在此基础上使用多属性决策方法寻找次优解。灰色关联决策提供了一种衡量不同因素间关联程度大小的重要量化处理方法, 该方法能够找出理想最优方案对应的效果评价向量, 由决策问题中各个方案的效果评价向量与最优方案效果评价向量之间的灰色关联度大小确定问题的最优解决方案和优劣排序^[16]。采用灰色关联决策的评价方法的步骤如下。

a. 确定事件集 $A_2 = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 和对策集 $B_2 = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 构成局势集 $S = \{S_{ij} = (a_i, b_j) | a_i \in A_2, b_j \in B_2\}$ 。本文中以每个持续状态为事件集 $A_2 = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 局部极差变化率的 2 个特征量为对策集 $B_2 = \{U, \theta\}$ 。

b. 确定决策目标 1、目标 2、...、目标 s 。

c. 求局势 $S_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 在目标 k 下的效果值 $u_{ij} = [u_{11}(k), u_{12}(k), \dots, u_{1m}(k); u_{21}(k), u_{22}(k), \dots, u_{2m}(k); \dots; u_{n1}(k), u_{n2}(k), \dots, u_{nm}(k)] (k=1, 2, \dots, s)$ 。

d. 求目标 k 下局势效果序列 $u(k)$ 的均值像。

e. 由步骤 d 得局势 S_{ij} 的效果向量 $u_{ij} = [u_{ij}(1), u_{ij}(2), \dots, u_{ij}(s)]$ 。

f. 求理想最优效果向量 $u_{i_0j_0} = [u_{i_0j_0}^{(1)}, u_{i_0j_0}^{(2)}, \dots, u_{i_0j_0}^{(s)}]$ 。

g. 计算 u_{ij} 和 $u_{i_0j_0}$ 的灰色关联度 ε_{ij} , 即计算每个持续事件 A_2 与最优效果向量的灰色绝对关联度。

h. 由 $\max_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m} \{\varepsilon_{ij}\} = \varepsilon_{i_1j_1}$ 得到次优效果向量 $u_{i_1j_1}$ 和次优局势 $S_{i_1j_1}$, 关联度最大的事件就是该灰色模型的次优解, 即式(3)所要求的最佳幅值和相角^[17]。

利用上述方法, 便可得出用以描述风电功率波动的最佳的幅值和相角。为进一步形象、定量地描述波动, 本文定义了用于量化风电功率波动的指标即波动系数, 其为归一化后的幅值和归一化后的相角的等权重加和, 如式(4)所示。

$$\delta = \frac{1}{2}\theta + \frac{1}{2}U \quad (4)$$

局部极差变化率越大, 波动系数的值也越大, 意味着在该段时间内风电功率序列的变化幅度越大, 持续时间越短, 即该段时间内功率波动越大。反之, 则意味着波动越小。

归一化公式为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

其中, x 为幅值(相角)序列中某一时刻的幅值(相角); $x_{\max}, x_{\min}$ 分别为幅值(相角)序列中的最大幅值(相角)、最小幅值(相角)。

4 算例分析

本文采用的数据来自于东北某两风电场 A 和 B, 风电场 A 装机容量为 99 MW, 单机容量为 1.5 MW, 总共有 66 台风机; 风电场 B 装机容量为 49.5 MW, 单机容量为 1.5 MW, 总共有 33 台风机, 2 个风电场数据的分辨率均为 15 min。

4.1 局部极差变化率的识别与刻画

选取风电场 A 2015 年 3 月 1 日的实测数据, 对其进行局部极差变化率统计。其步骤为: 首先对从初始时刻(3 月 1 日 00:00)开始到 3 月 1 日 04:00 的总共 16 个点进行类三角形的识别与刻画, 对识别出的类三角形的幅值和相角进行统计; 然后利用灰色多目标决策对这 4 h 中的若干个类三角形进行寻优, 寻找次优解, 便可得出相应的局部极差变化率。

记每个持续状态为事件集 $A_2 = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 类三角形的 2 个特征量幅值和相角为对策集 $B_2 = \{U, \theta\}$, 构成局势集 $S_i = \{U_i, \theta_i\}$, 经决策得到次优解 $S_u = \{U_u, \theta_u\}$, 为 4 h 中最具代表性的持续变动状态即最具有代表性的幅值和相角 $S_u = \{32.084 \text{ MW}, 75.545^\circ\}$ 。

对 00:00—04:00 时间段内刻画出的局部极差变化率进行灰色多目标决策过程如表 2 所示, 指标 1、2 下指标的权均为 0.5, 测度类型均为 max。由表 2 可知, 此过程共识别出 5 个类三角形, 决策出的局

势为4,即第4个类三角形,幅值为32.048 MW,相角为75.545°。同理,然后对从3月1日00:15—04:15时间段的功率序列进行局部极差变化率的识别与决策。依此类推,直到决策出该日的最后一个三角形(3月1日20:00—24:00,这4 h内决策出最后一个,不再向后滚动),便可决策出一天总共81个类三角形,即得到81个局部极差变化率的值。

表2 多目标决策

Table 2 Multi-objective decision making

局势	目标 1/MW	目标 2/(°)
1	9.735	78.144
2	7.304	82.131
3	4.743	65.063
4	32.048	75.545
5	5.897	70.174
临界值	32.048	82.131

以上述81个局部极差变化率的相角为横坐标,对应的幅值为纵坐标绘制出散点图(以风电场A的第1段数据为例)。将风电场A的第1段数据幅值和相角构成的散点图利用模糊C聚类法进行聚类,效果如图3所示。

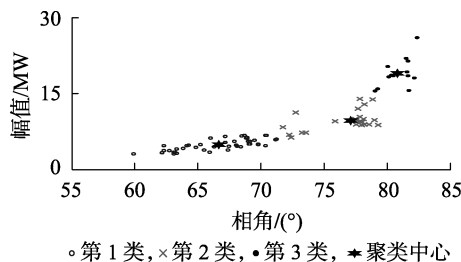


图3 相角和幅值散点图及聚类结果

Fig.3 Scatter diagram of amplitude and phase angle and clustering results

由图3可知,第1类的幅值和相角均较小,第3类的幅值和相角均较大,第2类的幅值和相角介于二者之间。类三角形的幅值和相角小意味着局部极差变化率小,即波动持续时间长,波动幅度小,所以该类点的预测误差必然较小;反之,若幅值和相角均较大,则意味着波动持续时间短且波动幅度较大,造成的后果是预测误差较大。

为了避免其他指标中的一些无关因素影响误差的客观性,本文采用的指标为绝对平均误差(下文简称误差)如式(6)所示。

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_{i\text{real}} - p_{i\text{predict}}) \quad (6)$$

其中, e 为误差; $p_{i\text{real}}$ 为功率真实值; $p_{i\text{predict}}$ 为功率预测值; N 为数据量。

不同预测方法得到的预测误差如图4所示,图中空心点、×点、实心点部分分别表示第1类数据、第

2类数据和第3类数据在预测结果中所表现出的误差。图3中第3类的点在图4中具有最大的误差,且不论采取何种预测方法这一特征都得到了明显的体现。同理,图3中对应的第1类即局部极差变化率较小的点所对应的图4中的空心点部分的误差同样整体较小。

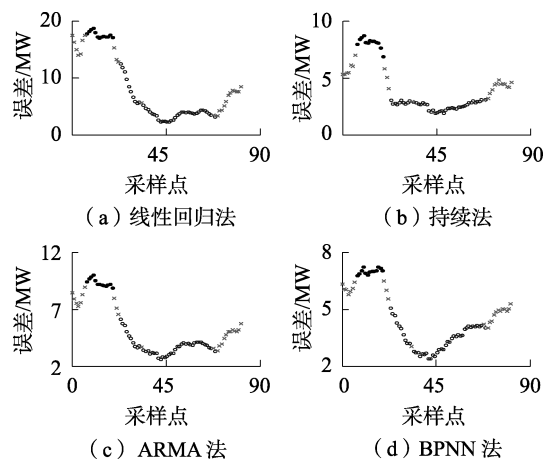


图4 不同预测方法的误差

Fig.4 Errors of different prediction methods

风电场A 2015年3月1日的风电功率波动系数如图5所示。为了更直观地体现波动系数和误差的相关性,利用式(5)对波动系数和误差进行归一化,结果如图6所示。由图可知波动系数的变化趋势能够很好地反映4种预测方法所产生的误差的波动,由于篇幅受限,正文仅绘制出风电场A第1段数据的波动系数与误差的波形,风电场A第2段数据和风电场B 2段数据的相关波形见附录。

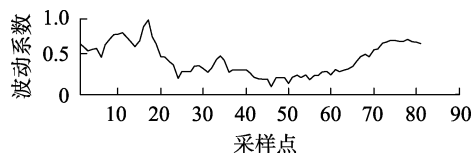


图5 风电功率波动系数

Fig.5 Fluctuation coefficient of wind power

为了使得到的结果具有普遍性,本文也利用风电场A另一时段的数据和风电场B 2个不同时段的数据进行了上述研究,得出的误差与波动系数的相关性如表3所示。表中, A'_1 、 A'_2 和 B'_1 、 B'_2 分别表示风电场A和B的第1段、第2段数据;相关系数具体指该段数据波动系数与不同预测方法产生的预测误差之间的相关系数。

由表3可知,无论采取何种预测方法,在相同的数据段波动系数与误差的相关性均较高。相关性最低的为采用线性回归法时风电场B第1段数据的预测误差与该段数据的波动系数,相关系数为0.635。相关性最高的为采用ARMA法时风电场A第2段数据的预测误差与该段数据的波动系数,相关系数达到了0.899 8。

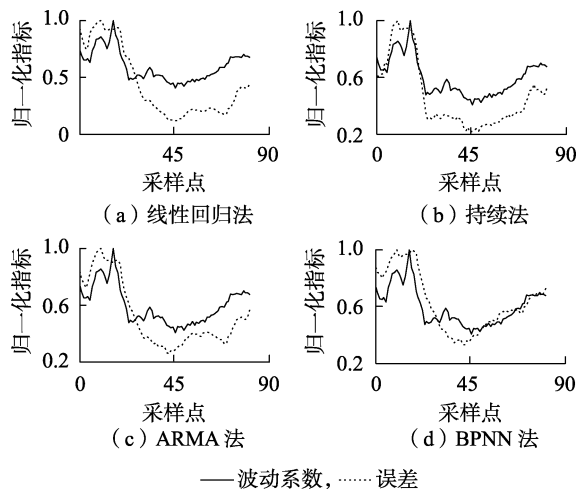


图6 不同预测方法的误差与波动系数

Fig.6 Errors and fluctuation coefficients of different prediction methods

表3 波动系数与误差的相关性

Table 3 Correlation between fluctuation coefficient and error

数据源	相关系数			
	线性回归	持续法	ARMA 法	BPNN 法
A'_1	0.785	0.842	0.762 6	0.795
A'_2	0.757	0.827	0.899 8	0.817
B'_1	0.635	0.791	0.778 4	0.865
B'_2	0.852	0.878	0.850	0.820

综上,经过对相同风电场不同时段、不同装机容量的横向和纵向对比均发现,本文所定义的波动系数和预测所产生的误差具有很高的相关性,由此表明波动系数能够准确地刻画功率序列的波动。

4.2 指标应用

2015年3月2日至31日之间,在BPNN滚动多步预测方法下^[12],风电场A各天的全天预测结果均方根误差如图7所示。预测过程中,前一天的实测数据被用作第2天预测的建模数据(如3月2日的建模数据为3月1日实测数据)。若按照现行考核标准(全天预测结果的均方根误差应小于20%)来考核该风电场,有第7、8、10、11、12、15、16、17、18、20、21、22、28、29天的预测精度不达标,不达标天数达到了14d,该风电场必然会面临处罚。但是,并未考虑该风电场用来建模的数据本身是否具有较强的波动性,从而造成预测结果未达标。定义全天预测结果均方根误差(E_{DRMSE})为:

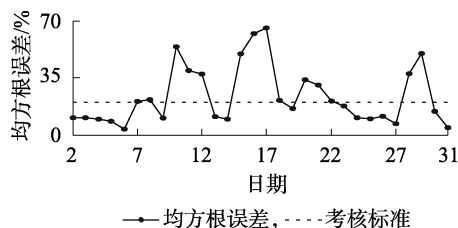


图7 风电功率预测结果的均方根误差

Fig.7 Root mean square errors of wind power prediction results

$$E_{\text{DRMSE}} = \sqrt{\frac{1}{96 \times 16} \sum_{i=1}^{96} \sum_{j=1}^{16} \left(\frac{P_{\text{Mi}}^j - P_{\text{Pi}}^j}{C_{\text{ap}}} \right)^2} \times 100\% \quad (7)$$

其中, P_{Mi}^j 为第*i*次实时预测预报中第*j*个时刻的风电功率实际值; P_{Pi}^j 为第*i*次实时预测预报中第*j*个时刻的风电功率预测值。

对于某一风电场,设一个月波动系数的平均值为:

$$\hat{\delta} = \frac{\sum_{i=1}^{m_1} \sum_{j=1}^{n_1} \delta_{ij}}{m_1 n_1} \quad (8)$$

其中,本文取 $m_1 = 30$ 、 $n_1 = 81$ 。若第*i*天的波动系数 $\delta_i > \hat{\delta}$,则该天的波动定义为剧烈;若 $\delta_i \leq \hat{\delta}$,则定义为波动平缓。

图8为风电场A在2015年3月2日至31日各天的波动系数,图中虚线表示风电场A3月份波动系数的平均值 $\hat{\delta} = 0.362$ 。由图8可知,各天的波动系数存在较大差异,即每天的波动程度都不同。由图7与图8对比可知,各天的波动系数与全天预测结果均方根误差大致呈正比关系。

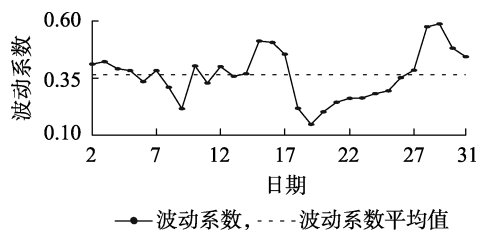


图8 风电功率波动系数

Fig.8 Coefficient of wind power fluctuation

按规定,就所提算例而言,在图7不达标的14d中,其波动系数大于波动系数平均值的日期为第7、10、12、15、16、17、28、29天,共8d。其意义是在同样的预测方法下,自身波动剧烈的风电功率预测结果差。这是合理的,不应该将其归为不达标点。而对于第8、11、18、20、21、22天而言,这6d的波动系数小于波动系数平均值,其意义是在同样的预测方法下,自身波动平缓的风电功率预测结果反而更差。这是不合理的,应该将其归为真正的不达标点。因此,在此一个月中,真正不达标的天数为6d,而不是14d。此含有波动系数的考核标准计及了风电功率自身的波动,使得对风电场考核的标准更加科学合理。

综上,波动系数可以为风电管理机构确定公平的考核标准提供依据,也可为具有风电类似特性的新能源预测的考核提供参考,从而完善现有考核规定。

5 结论

本文研究了风电场风电功率的波动性,针对风电功率波动的时序特性和在给定时间窗内持续变化

的情形,得到以下的结论和展望。

a. 基于灰色关联决策理论和局部极差变化率思想,提出了用于定量刻画风电功率波动的指标波动系数。

b. 当对某些处于特殊地理位置的风电场预测结果进行考核时,不计风电功率时间序列自身的波动性,而采用统一标准是不合理的。波动系数这一指标,可以为制定科学合理的风电场预测预报考核指标提供依据。

c. 利用局部极差变化率定量刻画风电功率序列的波动从而服务于风电功率的准确预测,是下一步研究的重点。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 杨茂,季本明. 基于局域一阶加权法的风电功率超短期预测研究[J]. 东北电力大学学报,2015,35(5):6-10.
YANG Mao,JI Benming. The ultra-short-term forecasting of wind power based on local one-order weighted method[J]. Journal of Northeast Dianli University,2015,35(5):6-10.
- [2] 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 prediction based on fat-tailed generalized autoregressive conditional heteroscedasticity-in-mean-type models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(5):91-98.
- [3] 杨德友,蔡国伟. 基于因散经验模式分解与最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 东北电力大学学报,2015,35(3):44-49.
YANG Deyou,CAI Guowei. The short-term wind speed forecasting for wind farm based on EEMD and LS-SVM[J]. Journal of Northeast Dianli University,2015,35(3):44-49.
- [4] 刘红柳,杨茂. 基于小波变换和支持向量机的风电功率爬坡事件识别与预测[J]. 东北电力大学学报,2016,36(6):30-35.
LIU Hongliu,YANG Mao. An approach for wind power climbing event identification and prediction based on wavelet and SVM[J]. Journal of Northeast Dianli University,2016,36(6):30-35.
- [5] 程启明,陈路,程尹曼,等. 基于EEMD和LS-SVM模型的风电功率短期预测方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):1-8.
CHENG Qiming,CHEN Lu,CHENG Yinman,et al. Short-term wind power forecasting method based on EEMD and LS-SVM model[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):1-8.
- [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.
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] 范磊,卫志农,李慧杰,等. 基于变分模态分解和蝙蝠算法-相关向量机的短期风速区间预测[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):93-100.
FAN Lei,WEI Zhinong,LI Huijie,et al. Short-term wind speed interval prediction based on VMD and BA-RVM algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(1):93-100.
- [8] 林卫星,文劲宇,艾小猛,等. 风电功率波动性的概率分布研究[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 variations[J]. Proceedings of CSEE,2012,32(1):38-46.
- [9] 杨茂,齐玥. 基于相空间重构的风电功率波动性分析及其对预测误差影响[J]. 中国电机工程学报,2015,35(24):6304-6314.
YANG Mao,QI Yue. Volatility of wind power sequence and its influence on prediction error based on phase space reconstruction[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(24):6304-6314.
- [10] 王丽婕,冬雷,高爽. 基于多位置NWP与主成分分析的风电功率短期预测[J]. 电工技术学报,2015,30(5):79-84.
WANG Lijie,DONG Lei,GAO Shuang. Wind power short-term prediction based on principal component analysis of NWP of multiple locations[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2015,30(5):79-84.
- [11] 杨茂,陈郁林. 基于EMD分解和集对分析的风电功率实时预测[J]. 电工技术学报,2016,31(21):86-93.
YANG Mao,CHEN Yulin. Real-time prediction of wind power based on EMD decomposition and setpair analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(21):86-93.
- [12] 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.
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.
- [13] 熊一,查晓明,秦亮,等. 风电功率爬坡气象场景分类模型及阈值整定研究[J]. 电工技术学报,2016,31(19):155-162.
XIONG Yi,ZHA Xiaoming,QIN Liang,et al. Study on wind power climbing weather scene classification model and threshold setting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(19):155-162.
- [14] 杨茂,杨琼琼. 风电机组风速-功率特性曲线建模研究综述[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):34-43.
YANG Mao,YANG Qiongqiong. Summary of wind power characteristic curve modeling for wind turbines[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(2):34-43.
- [15] 朱倩雯,叶林,赵永宁,等. 风电场输出功率异常数据识别与重构方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(3):38-45.
ZHU Qianwen,LIN Ye,ZHAO Yongning,et al. Identification and reconstruction method of abnormal output power of wind farm[J]. Power System Protection and Control,2015,43(3):38-45.
- [16] 罗毅,周创立,刘向杰. 多层次灰色关联分析法在火电机组运行评价中的应用[J]. 中国电机工程学报,2012,32(17):97-103.
LUO Yi,ZHOU Chuangli,LIU Xiangjie. Application of the multi-level grey relational analysis method in operation assessment of thermal power units[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(17):97-103.
- [17] 孔令达,李蓓,靳文涛. 基于灰色关联决策的间歇式电源数据采集粒度标定[J]. 中国电机工程学报,2016,36(9):2342-2349.
KONG Lingda,LI Bei,JIN Wentao. Particle size calibration of intermittent power supply data acquisition based on grey relational decision[J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(9):2342-2349.

作者简介:



杨茂

杨茂(1982—),男,吉林吉林人,副教授,博士,研究方向为风力发电技术(E-mail:yangmao820@163.com);

杨春霖(1988—),男,甘肃定西人,硕士研究生,研究方向为风力发电技术(E-mail:425161220@qq.com)。

Quantitative description of wind power fluctuation based on local range change rate

YANG Mao¹, YANG Chunlin¹, LI Dayong², SU Xin³

(1. College of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. Tonghua Power Supply Company, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Tonghua 130022, China;

3. School of Science, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: In the area of wind power fluctuation study, the quantitative description for the characteristics of the time series' evolution has not been fully investigated. As such, the sample of measured wind power data is analyzed, and a method to identify the state of wind power continuous fluctuation based on local range change rate is proposed. A number of wind power continuous output states are extracted to describe the wind power continuous fluctuation characteristics. Taking the amplitude and phase angle of the power triangle as inputs, the grey multi-objective decision making model is established. The variations of amplitude and phase angle are both considered to find a sub-optimal solution of the model, and the representative amplitude and phase angle can be obtained. Then, the wind power fluctuation coefficient is defined to quantify the wind power fluctuation during a given time period, and the method of modifying the current wind farm assessment index with the fluctuation coefficient is proposed.

Key words: wind power; fluctuation; local range change rate; grey multi-objective decision making

(上接第73页 continued from page 73)

Variable droop coefficient frequency control strategy of AC excited pumped storage unit

LI Hui¹, WANG Kun¹, LIU Haitao¹, SONG Erbing², XIE Xiangjie¹, ZHENG Meimei¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. State Grid Jibei Maintenance Company, Beijing 102488, China)

Abstract: Regarding with the issue that the fixed droop coefficient control is insufficient to suppress the frequency fluctuation, an inertial link-based variable droop coefficient frequency control strategy of ACEPSU (AC Excited Pumped Storage Unit) is proposed. Based on the operation characteristics of ACEPSU, the models of reversible pump turbine, AC excited machine and control system of ACEPSU are established. Considering the influence of frequency change rate and frequency deviation on the system frequency regulation, an $R-df/dt$ function is introduced. The droop coefficient that dynamically changes with the change of the frequency change rate is obtained according to the frequency change of the grid and the speed of the unit. On this basis, an inertial link-based variable droop coefficient frequency control strategy of ACEPSU is proposed, and the control parameter calculation method is also provided. Based on MATLAB/Simulink platform, a three-machine system model with ACEPSU is built, and the frequency response characteristics of power system are simulated. The simulative results show that the proposed control strategy can effectively enhance the frequency response ability of ACEPSU under both generating and motoring conditions, and improve the frequency stability of power system.

Key words: AC excited pump storage unit; variable droop coefficient; frequency modulation; frequency change rate

附录

风电场 A 第 2 段数据

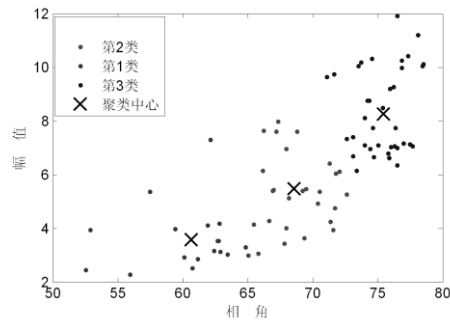


图 A1 相角和幅值散点图及聚类结果

Fig.A1 Scatter diagram of amplitude and phase angle and clustering results

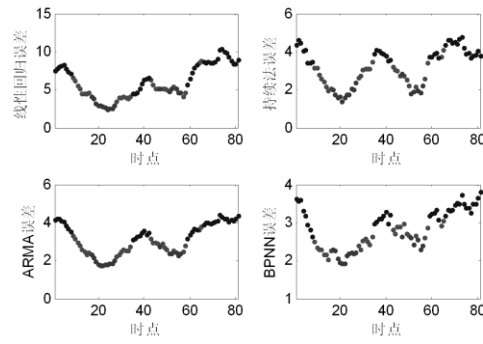


图 A2 不同预测方法的误差

Fig. A2 Errors of different prediction method

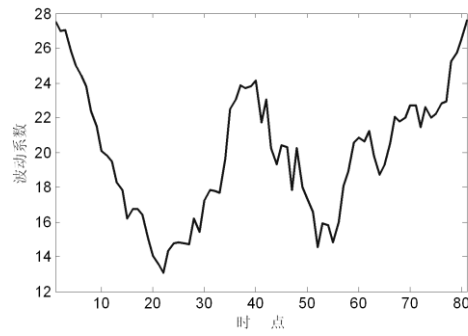


图 A3 风电功率波动系数

Fig. A3 Fluctuation coefficient of wind power

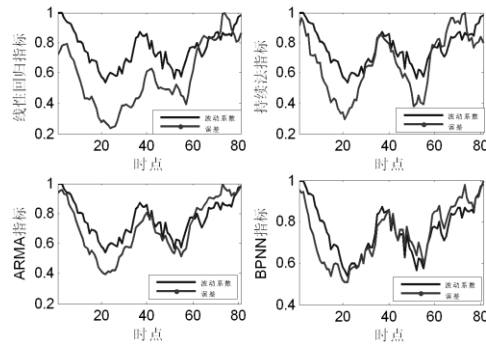


图 A4 不同预测方法的误差与波动系数

Fig. A4 Errors and fluctuation coefficients of different prediction method

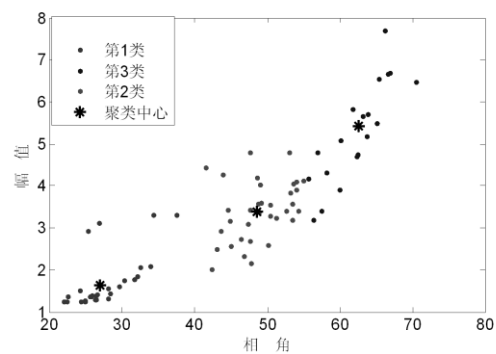


图 A5 相角和幅值散点图及聚类结果

Fig.A5 Scatter diagram of amplitude and phase angle and clustering results

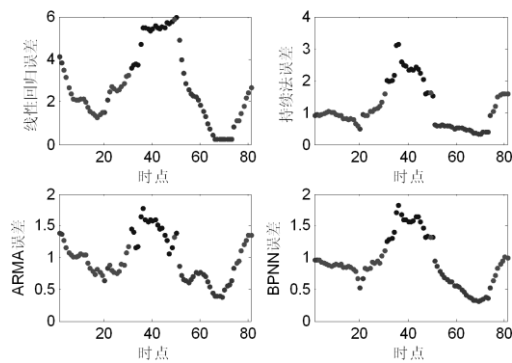


图 A6 不同预测方法的误差

Fig. A6 Errors of different prediction method

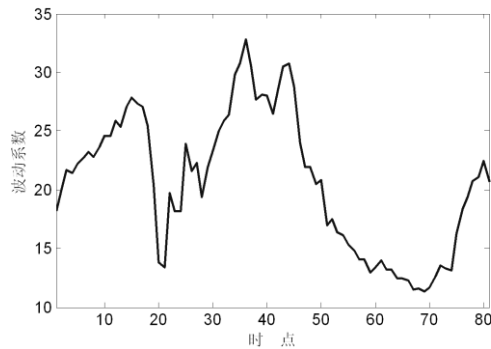


图 A7 风电功率波动系数

Fig. A7 Fluctuation coefficient of wind power

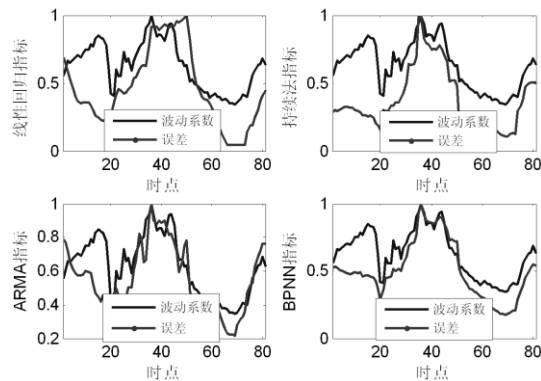


图 A8 不同预测方法的误差与波动系数

Fig. A8 Errors and fluctuation coefficients of different prediction method

风电场 B 第 2 段数据:

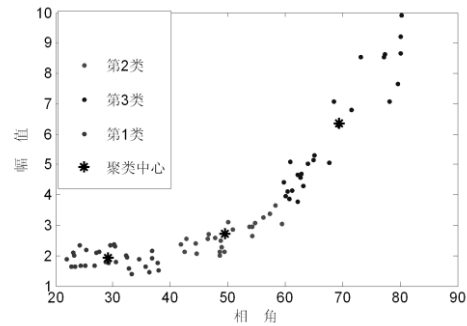


图 A9 相角和幅值散点图及聚类结果

Fig.A9 Scatter diagram of amplitude and phase angle and clustering results

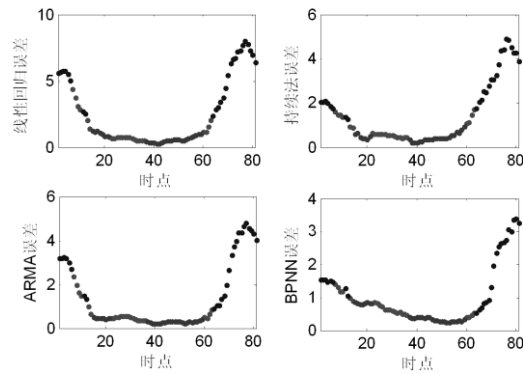


图 A10 不同预测方法的误差

Fig. A10 Errors of different prediction method

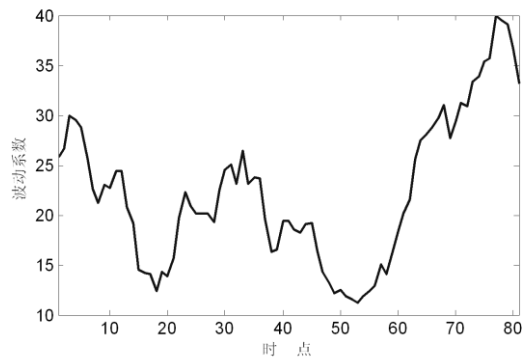


图 A11 风电功率波动系数

Fig. A11 Fluctuation coefficient of wind power

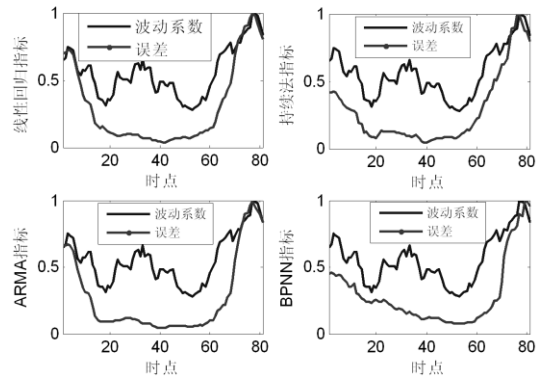


图 A12 不同预测方法的误差与波动系数

Fig. A12 Errors and fluctuation coefficients of different prediction method