

基于局域一阶加权法的风电功率超短期预测研究

杨 茂 季本明

(东北电力大学 电气工程学院 吉林 吉林 132012)

摘 要: 准确的风电功率实时预测,对电力系统安全、经济高效运行有着重要作用。基于相空间重构理论,提出了一种局域一阶加权法,以马氏距离作为邻近相点的判据,权值的选择以邻近相点和参考相点的距离为依据,构建预测模型。以东北某风电场的实测风电功率时间序列为例,进行仿真分析,结果表明模型可有效地提高预测精度。

关 键 词: 风电功率;相空间重构;预测;马氏距离
中图分类号: TM614 **文献标识码:** A

随着化石燃料的日益枯竭、环境污染的日益严重,清洁无污染的风能亟待需要被大规模开发利用,在我国,风电产业发展势头良好,根据中国风能协会的统计,截止到 2014 年 12 月,全国(除台湾地区外)新增装机容量 23 196 MW,累计装机容量达到 114 609 MW。

随着风电接入的日益增多,风电并网带来的电力系统稳定性、安全性和合理调配等一些列问题^[1-3]。准确的风电功率预测,对电力系统安全、高效运行有重要意义。为此,国内外针对风电功率预测做了大量工作,提出了时间序列法^[4]、自回归滑动平均模型^[5]、人工神经网络^[6-7]和支持向量机^[8]等预测方法。这些预测方法都带有人为主观性,而混沌理论预测模型是根据时间序列本身的客观规律进行建模,避免了人为主观性。因此,用混沌预测模型对风电功率进行预测,其预测精度会更高。

目前,已经通过不同方法证明了,风电功率时间序列是典型的混沌时间序列^[9-10]。基于此,提出了局域一阶加权预测模型,并将其应用于风电功率实时预测中,以东北某风电场的实测有功时间序列为例,进行仿真分析,预测结果验证了模型的有效性。

1 相空间重构

相空间理论认为:时间序列包含了系统状态所需要的全部动力学信息,Taken^[11]证明了,存在一个合适的嵌入维 m 在重构后的嵌入维空间里可以把时间序列原空间状态轨道的最主要的特征恢复出来,这为混沌序列的预测奠定了理论基础。

设时间序列为 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 根据 C - C 算法^[12] 选取的嵌入维 m 与延迟时间 τ 把时间序列拓展成 m 维相量:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M & x_{M+\tau} & \cdots & x_{M+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$
$$M = N - (m - 1) \tau$$

收稿日期: 2015 - 07 - 20

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973 计划)(2013CB228201); 国家自然科学基金项目(51307017); 吉林省科技发展计划项目(20140520129JH); 吉林省产业技术研究与开发专项计划项目(2014Y124)

作者简介: 杨 茂(1982 -),男,吉林省吉林市人,东北电力大学电气工程学院副教授,博士,主要研究方向:风力发电。

2 局域一阶加权法

2.1 马氏距离

马氏距离 (Mahalanobis Distance) 是由印度统计学家马哈拉诺比斯 (P. C. Mahalanobis) 提出的, 马氏距离表示数据的协方差距离, 是一种非常有效的计算两个样本之间相似度的方法。假设时间序列 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 相空间重构后的 m 相点如公式 (1), X 的协方差矩阵记为 S , 则相点 X_i 和 X_j 的马氏距离定义为:

$$d_{ij} = \sqrt{(X_i - X_j)^T S^{-1} (X_i - X_j)} \quad (2)$$

2.2 局域一阶加权法

假设时间序列 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 相空间重构后的相点如公式 (1), 找到参考相点 X_M 的 q 个邻近相点 X_{ki} , 并且 X_{ki} 到 X_M 的马氏距离计为 d_i , 则 X_{ki} 的权值定义为:

$$p_i = \frac{\exp(-l(d_i - d_{\min}))}{\sum_{j=1}^q \exp(-l(d_j - d_{\min}))} \quad (3)$$

式中: d_{\min} 为邻近相点到 X_M 的最小距离; l 为参数, 取值为 1, 则局域一阶的拟合为:

$$X_{ki+1} = aI + bX_{ki}, \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (4)$$

式中: $I = (1, 1, \dots, 1)^T$, 公式 (4) 的相量形式为:

$$\begin{bmatrix} X_{k1+1} \\ X_{k2+1} \\ \vdots \\ X_{kq+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & X_{k1} \\ I & X_{k2} \\ \vdots & \vdots \\ I & X_{kq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 $I = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{m \times 1}$, 当嵌入维数 $m = 1$ 时, 应用加权最小二乘法有:

$$\sum_{i=1}^q p_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki})^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

将公式 (6) 看成关于 a, b 的二元函数, 两边求导可得到:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^q p_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki}) = 0 \\ \sum_{i=1}^q p_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki}) x_{ki} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

化简后得到:

$$\begin{cases} a \sum_{i=1}^q p_i x_{ki} + b \sum_{i=1}^q p_i x_{ki}^2 = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki} x_{ki+1} \\ a + b \sum_{i=1}^q p_i x_{ki} = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki+1} \end{cases} \quad (8)$$

即:

$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 1 & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 $A_{11} = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki}$; $A_{12} = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki}^2$; $A_{22} = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki}$; $B_1 = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki} x_{ki+1}$; $B_2 = \sum_{i=1}^q p_i x_{ki+1}$, 由公式(9) 得:

$$\begin{cases} a = B_2 - A_{22} \frac{B_1 - B_2 \times A_{11}}{A_{12} - A_{22} \times A_{11}} \\ b = \frac{B_1 - B_2 \times A_{11}}{A_{12} - A_{22} \times A_{11}} \end{cases}, \quad (10)$$

则预测相点为 $X_{M+1} = aI + bX_M$ 。

3 风电功率实时预测

以某东北风电场的实测有功功率序列为例, 数据样本为 177 台风机, 每台风机的额定装机容量为 1.5 MW, 风电场总装机容量为 265.5 MW。图 1 为风电场某年 8 月 1 日到 8 月 30 日的实测风电功率时间曲线, 采样间隔为 15 min。

3.1 评价指标

本文定义了时间间隔为 15 min 的四个评价指标。具体公式如下:

日平均绝对误差:

$$e_{MAE} = \frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} |P_i - \hat{P}_i|. \quad (11)$$

日均方误差:

$$e_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} (P_i - \hat{P}_i)^2}. \quad (12)$$

日平均准确率:

$$\gamma_1 = \left(1 - \sqrt{\frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} \left(\frac{P_i - \hat{P}_i}{Cap} \right)^2} \right) \times 100\%. \quad (13)$$

日平均合格率:

$$\gamma_2 = \frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} \text{Heaviside} \left(\left| \frac{P_i - \hat{P}_i}{Cap} \right| - 0.85 \right) \times 100\%, \quad (14)$$

$$\text{Heaviside}(r) = \begin{cases} 0 & r < 0 \\ 1 & r \geq 0 \end{cases},$$

式中 \hat{P}_i 为第 i 次预测的预测值; P_i 为第 i 次预测的实测值; Cap 为开机容量。

3.2 算例仿真

本文以风电场 8 月 15 日到 8 月 29 日的实测有功时间序列为例, 用坐标延迟法进行相空间重构, 建立风电功率超短期预测模型, 进行仿真预测。图 2 为风电功率预测曲线, 横坐标为时间(15 min)、纵坐标为功率(MW); 图 3 为日均方误差时间曲线, 横坐标为时间(日)、纵坐标为日均方误差(%); 图 4 为日准确率时间曲线, 横坐标为时间(日)、纵坐标为日准确率(%); 表 1 为预测结果统计量。

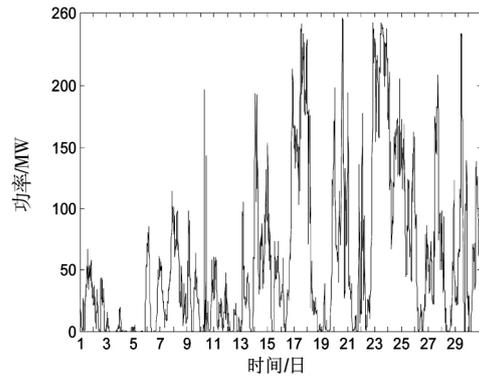


图 1 风电功率曲线

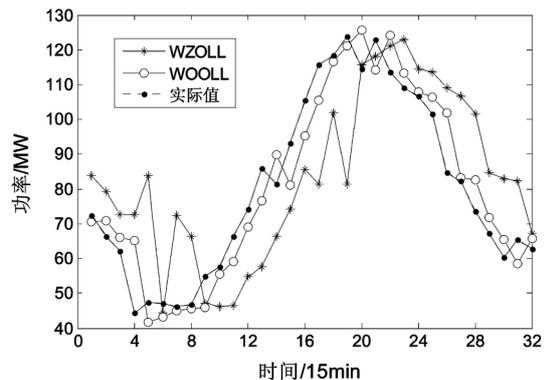


图 2 风电功率预测曲线

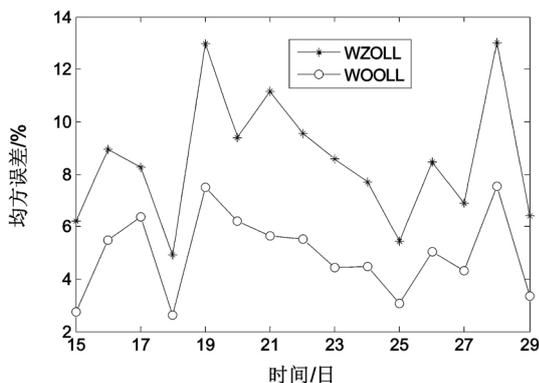


图 3 日均方差曲线

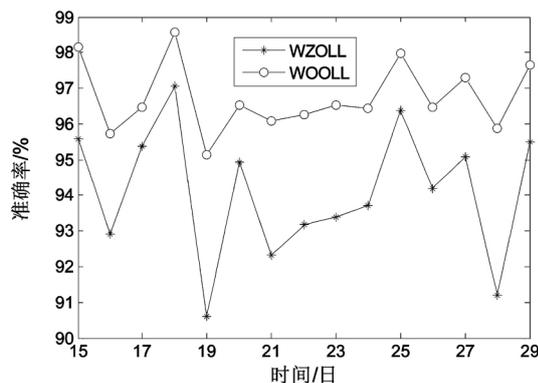


图 4 日准确率曲线

从风电功率预测曲线(见图 2)中知,与局域零阶加权法(Weighted Zero-Order Local Law, WZOLL)相比,局域一阶加权法(Weighted One-Order Local Law, WOOLL)的预测值能更好的跟踪风电场实测有功时间序列的变化趋势;在日均方差曲线(见图 3)中,可知本文提出的 WOOLL 的均方差曲线位于 WZOLL 的下方,WOOLL 的误差较小;在日准确率曲线(见图 4)中,WOOLL 的日准确率曲线位于 WZOLL 的上方,WOOLL 的准确率高;在预测结果统计表(见表 1)中,WOOLL 的多日平均绝对误差为 8.64 MW、平均均方差为 4.96%,而准确率和合格率分别为 96.74% 和 99.03%,明显优于 WZOLL。

表 1 预测结果统计量

预测日	平均绝对误差/MW		日均方差/%		日准确率/%		日合格率/%	
	WZOLL	WOOLL	WZOLL	WOOLL	WZOLL	WOOLL	WZOLL	WOOLL
15 日	11.71	4.89	6.21	2.73	95.59	98.16	97.92	100.00
16 日	18.78	11.35	8.93	5.50	92.93	95.73	92.71	98.96
17 日	12.30	9.37	8.27	6.38	95.37	96.47	100.00	97.92
18 日	7.79	3.78	4.91	2.62	97.07	98.57	95.83	100.00
19 日	24.92	12.94	12.95	7.48	90.61	95.13	85.42	97.92
20 日	13.47	9.18	9.39	6.23	94.93	96.54	92.71	97.92
21 日	20.38	10.43	11.17	5.65	92.32	96.07	88.54	100.00
22 日	18.10	9.96	9.54	5.51	93.18	96.25	91.67	97.92
23 日	17.54	9.23	8.59	4.42	93.39	96.53	98.96	100.00
24 日	16.70	9.44	7.70	4.49	93.71	96.45	96.88	100.00
25 日	9.60	5.40	5.44	3.08	96.39	97.96	97.92	100.00
26 日	15.42	9.39	8.46	5.05	94.19	96.46	95.83	100.00
27 日	13.09	7.15	6.87	4.31	95.07	97.31	98.96	100.00
28 日	23.36	10.97	13.03	7.55	91.20	95.87	90.63	94.79
29 日	11.96	6.23	6.40	3.37	95.50	97.65	96.88	100.00
平均	15.67	8.65	8.52	4.96	94.10	96.74	94.72	99.03

4 总 结

文章基于相空间重构理论,提出了一种局域一阶加权预测法,该方法以马式距离作为邻近相点的判据,并将其应用于风电功率预测当中。以某东北风电场的实测有功时间序列为例,进行仿真分析,结果表明:本文提出的局域一阶加权法明显优于传统的局域零阶加权法,局域一阶加权法的预测精度高,其预测的多日平均准确率为 96.74%、平均合格率为 99.03%,具有较好的应用前景。但仍然有值得改进的地方,如权值的选择、邻近相点的判断等。

参 考 文 献

- [1] 迟永宁,李群英,李琰,等.大规模风电并网引起的电力系统运行与稳定问题及对策[J].电力设备,2008,9(11):16-19.
- [2] 迟永宁,刘燕华,王伟胜,等.风电接入对电力系统的影响[J].电网技术,2007,31(3):77-81.
- [3] 孟祥星,王宏.大规模风电并网条件下的电力系统调度[J].东北电力大学学报,2009,29(1):1-7.
- [4] 杨茂,孙涌,王东,等.基于时间序列的多采样尺度风电功率多步预测研究[J].电测与仪表,2014,51(23):55-59.
- [5] 冬雷,王丽婕,郝颖,等.基于自回归滑动平均模型的风力发电容量预测[J].太阳能学报,2011,32(5):617-622.
- [6] 范高锋,王伟,刘纯,等.基于神经网络的风电功率短期预测系统[J].电网技术,2008,32(22):72-76.
- [7] 杨琦,张建华,王向峰,等.基于小波-神经网络的风速及风力发电量预测[J].电网技术,2009,33(17):44-48.
- [8] Bernhard L, Kurt R, Bernhard E, et al. Wind power prediction in Germany - recent advances and future challenges[C]. European Wind Energy Conference, Athens, 2006.
- [9] 陶佳,张弘,朱国荣,等.基于优化相空间重构技术的风电场发电功率预测研究[J].中国电机工程学报,2011,28(31):9-14.
- [10] 张学清,梁军.风电功率时间序列混沌特性分析及预测模型研究[J].物理学报,2012,61(19):70-81.
- [11] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1981.
- [12] 吕金虎,陆君安,陈士华.混沌时间序列分析及其应用[M].武汉:武汉大学出版社,2002.

The Ultra-short-term Forecasting of Wind Power Based on Local One-order Weighted Method

YANG Mao, JI Ben-ming

(School of Electric Engineering, Northeast Dianli University, Jilin Jilin 132012)

Abstract: The accurate wind power forecasting is important to the safe and efficient operation of electrical power system. Base on the phase space reconstruction theory, the weighted-one rank local region method is presented. In the method, the Mahalanobis distance is taken as the criterion for determining the adjacent phase points, and it is also determines the weight of points. Taking the wind power time series of a wind farm in Northeast China as an example, the simulation analysis shows that the model is effective.

Key words: Wind Power; Phase Space Reconstruction; Prediction; Mahalanobis Distance