

王慧莹,吴亮红,张红强.基于椭圆轨道模型的风电功率超短期预测[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2022,37(3):61-67. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.03.009

WANG H Y, WU L H, ZHANG H Q. Wind Power Super Short-term Prediction Based on Elliptic Orbit Model [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 37(3):61-67. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.03.009

基于椭圆轨道模型的风电功率超短期预测

王慧莹¹,吴亮红^{2*},张红强²

(1.国网江苏省电力有限公司连云港供电分公司 江苏 连云港 222100;2.湖南科技大学 信息与电气工程学院,湖南 湘潭 411201)

摘要:随着风电装机容量的持续增长,风力发电的间歇性和随机性对电网造成的不利影响越来越明显.因此,有效的风电功率预测是解决大规模风电并网的关键问题之一.文章提出一种椭圆轨道模型对风电功率进行超短期预测.首先,采用去趋势波动分析法对样本数据进行平滑处理,解决风电功率数据突变的问题;然后,应用椭圆轨道模型对风电功率进行超短期预测.采用湖南某风电厂实际运行的 4 组数据进行验证,实验结果表明:椭圆轨道模型的预测误差在可接受范围之内,为超短期风电功率预测提供了一种有效方法.

关键词:椭圆轨道模型;去趋势波动分析;风电功率;超短期预测

中图分类号:TM614 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2022)03-0061-07

Wind Power Super Short-term Prediction Based on Elliptic Orbit Model

WANG Huiying¹, WU Lianghong², ZHANG Hongqiang²

(1. State Grid Lianyungang Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Lianyungang 222100, China;

2. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: As the installed capacity of wind power is continuously increasing, the adverse effects of intermittent and randomness of wind power on the power grid become more and more obvious. Therefore, the effective prediction of wind power is one of the key factors to solve the problem of large-scale wind power grid connection. In this paper, a super short-term prediction of wind power is proposed by using the detrended fluctuation analysis and elliptic orbit model. Firstly, the detrended fluctuation analysis is adopted to smooth the sample data to solve the problem of wind power mutation. Then, the elliptic orbit model is applied to predict the super short-term wind power. According to the four sets of practical operation data from a wind power plant in Hunan Province, the prediction error of the elliptic orbit model is in an accepted range, and it provides an effective prediction method for the super short-term wind power.

Keywords: elliptic orbit model; detrended fluctuation analysis; wind power; super short-term prediction

在全球一次性能源逐渐枯竭以及环境日益恶化的情况下,可再生资源的利用已经成为可持续发展的必然趋势^[1-2].近 20 年来,为了应对气候变化,减少碳排放量,风电和光伏发电得到了世界各国政府的高度

收稿日期:2019-09-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61603132; 61672226);湖南省自然科学基金资助项目(2018JJ2137; 2018JJ3188);湖南省科技创新计划项目资助(2017XK2302);湖南科技大学博士科研启动基金资助项目(E56126)

*通信作者,E-mail: lhwu@hnust.edu.cn

重视,其装机容量不断增长,现代电力系统的格局发生了革命性的变化^[3].然而,风电等可再生能源具有波动性大、随机性强等特点,给并网稳定运行带来了极大的挑战.因此,风电功率的准确预测可使电力调度部门及时调整调度计划,对于电网的安全稳定运行具有十分重要的意义^[4].

目前,风电功率预测常见方法可分为物理方法、统计方法和空间相关性法^[5-6].物理方法是通过风电场附近的地貌、风机信息以及数值天气构建风电出力的物理模型预估风电出力大小^[5];统计方法主要是通过历史数据与风电场的关系拟合风电出力发生前的气象信息与风电出力关联关系,进而通过这种关联关系结合预测时刻之前的气象信息进行预测,如时间序列法^[7-8]、神经网络^[9-10]、支持向量机^[11-12]等;空间相关性方法是一种通过周围风电场数值和天气预测信息改进本风电场的预测方法^[13];时间序列模型方法具有建模简单、计算量小等优点,特别适用于气象信息不足、历史数据充分情况下的风电功率预测^[5].

本文提出一种基于椭圆轨道模型的时间序列风电功率超短期预测方法.椭圆轨道模型是受地球围绕太阳公转轨迹呈现椭圆而启发的一种模型,最先应用于每时每天每月的温度预测.然而,椭圆轨道模型方法只适应于数据变化比较平滑的情况,对于对随机波动大的风电功率不能直接使用.为此,引入去趋势波动分析方法对风电功率数据进行平滑处理,解决数据波动问题,再利用椭圆轨道模型对风电功率进行超短期预测.经湖南某风电场实际运行的4组数据进行验证,实验结果表明:本文所提方法的预测误差在可接受的范围,为超短期风电功率预测提供了一种有效方法.

1 数据处理

1.1 去趋势波动分析

去趋势波动分析(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)是一种计算长程相关性的方法,能定量描述时间序列标度不变性,可用于非静态、非平稳数据分析^[14].DFA分析法能够消除基于时间序列信号的局部趋势,得到基于时间序列信号的精准特性^[15].对于一个非平稳时间序列,DFA方法分析主要包括以下步骤^[14]:

1) 计算时间序列 $\{X_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 的离差序列 $Y(i)$:

$$Y(i) = \sum_{k=1}^i (x_k - \bar{x}), i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

式中: \bar{x} 为均值.

2) 把 $Y(i)$ 等分成 N_s 个不重叠的等时间长度 S 的区间,其中 $N_s = N/S$ (取整数).存在 N/S 可能不为整数的情况,会使序列中少部分数据多余,故再对 $Y(i)$ 的逆序进行同样操作,即共有 $2N_s$ 个等长度区间.

3) 采用最小二乘法对每个区间 V 进行数据拟合得到趋势数据,拟合多项式的阶数可为一阶或多阶;拟合阶数越高,即“趋势”被消除的效果越好,但相应的效率也会降低.去趋势后的时间序列为 $Y_s(i)$, 表示原序列与拟合值之差,即

$$Y_s(i) = Y(i) - P_V(i), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

式中: $P_V(i)$ 为第 V 区间的拟合多项式,可以为线性或多阶多项式.

4) 计算每个区间去趋势后的方差.

5) 确定数据序列的 q 阶波动函数,如式(3)所示.

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} F^2(s, v)^{q/2} \right\}^{1/q} \quad (3)$$

式中: N 为时间序列长度; s 为等时间长度,即为每个区间 v ($v = 1, 2, \dots, 2N_s$) 内的 s 个点; v 为区间; q 可取任意不为零实数.

6) 通过分析双对数坐标图 $s \sim F_q(s)$ 的关系,确定波动函数的标度指数 $h(q)$, 即其幂率关系为

$$F_q(s) \sim s^{h(q)} \quad (4)$$

不同阶数 q 下的 Hurst 指数(即标度指数 $h(q)$) 可考察数据的波动函数的标度行为,即通过不同阶数 q 下的 Hurst 指数判断数据序列的趋势增强程度和属性.

1.2 样本数据分析

采用湖南某风电场的实际运行数据作为实验数据.为验证去趋势分析法对数据平滑的有效性,选用突变较大的4组数据,如表1的数据1~数据4所示,分别为2017年8月9日0:00—1:50、2017年8月30日4:00—5:50、2017年8月30日6:00—7:50以及2017年9月4日8:00—9:50.每10 min采样1个数据,每

组 12 个数据,具体风电功率数据如表 1 所示.经去趋势波动分析后的变化趋势如图 1 所示.

表 1 原始数据

时间段	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
数据 1	1.983 2	1.988 2	1.900 6	1.9437	1.855 2	1.914 5	2.000 6	1.895 4	1.717 6	1.881 4	1.966 7	2.036 0
数据 2	0.445 1	0.442 4	0.218 0	0.257 0	0.315 2	0.328 5	0.290 6	0.203 3	0.264 6	0.388 8	0.327 6	0.360 4
数据 3	0.184 7	0.139 2	0.113 9	0.101 9	0.136 7	0.118 4	0.172 4	0.134 0	0.100 2	0.126 9	0.140 9	0.143 9
数据 4	0.186 8	0.176 9	0.147 0	0.280 4	0.256 8	0.229 2	0.142 5	0.166 4	0.184 4	0.192 5	0.255 0	0.201 0
$\theta/(\circ)$	0	30	60	90	120	150	180	210	240	270	300	330

由图 1 可知:4 组数据均存在突变数据,采用去趋势波动分析法对上述 4 组数据进行分析,即将数据减去 1 条最优的拟合直线、平面或曲面,使去趋势后的数据均值无限接近零.数据时间间隔为 10 min,采用线性去趋势波动分析法,即 q 为 10.为了后文方便使用,将去趋势后的数据均值无限接近 300,以减少数据差异性.图 2a~图 2d 中的(1)图分别代表数据 1~4 的线性去趋势波动分析图,横坐标表示 12 组数据,分别展示原始数据、趋势、趋势 0 数据、趋势数据平均值;(2)图代表平均值为 0 时的趋势图;图 3a~图 3d 分别代表数据 1~4 平均值为 300 的线性去趋势波动分析图.展示平均值为 300 的原始数据、趋势、趋势 0 数据、趋势数据平均值.从图 2 可知:原数据去除趋势项后,变为一组平均值为 0 的,数据之间无相关性的数据;同时从图 3 可知:数据之间的差异性变小,且不存在突变的情况.

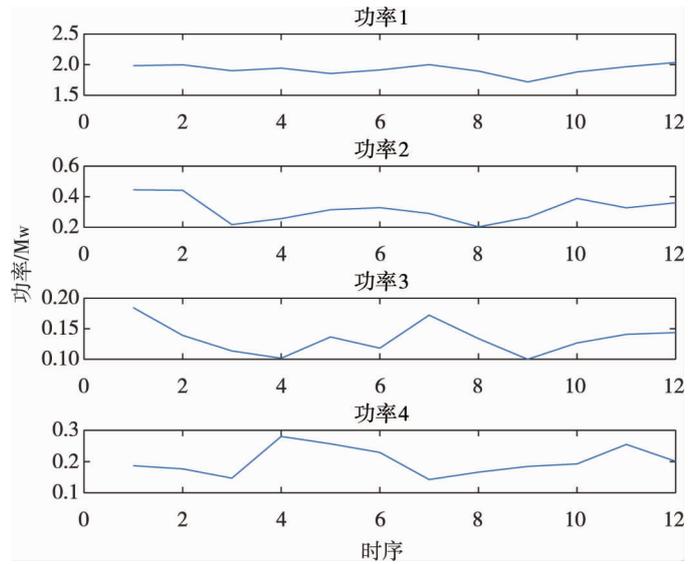


图 1 原始数据变化趋势

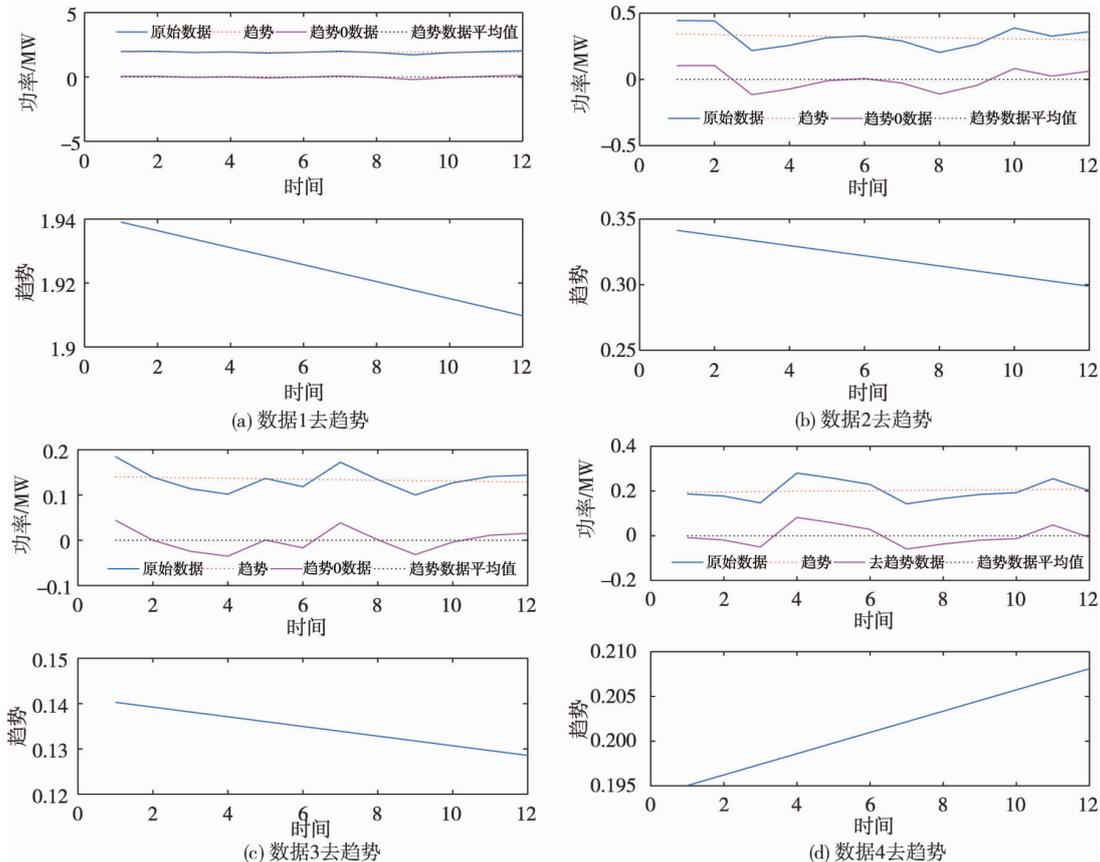


图 2 去趋势波动分析

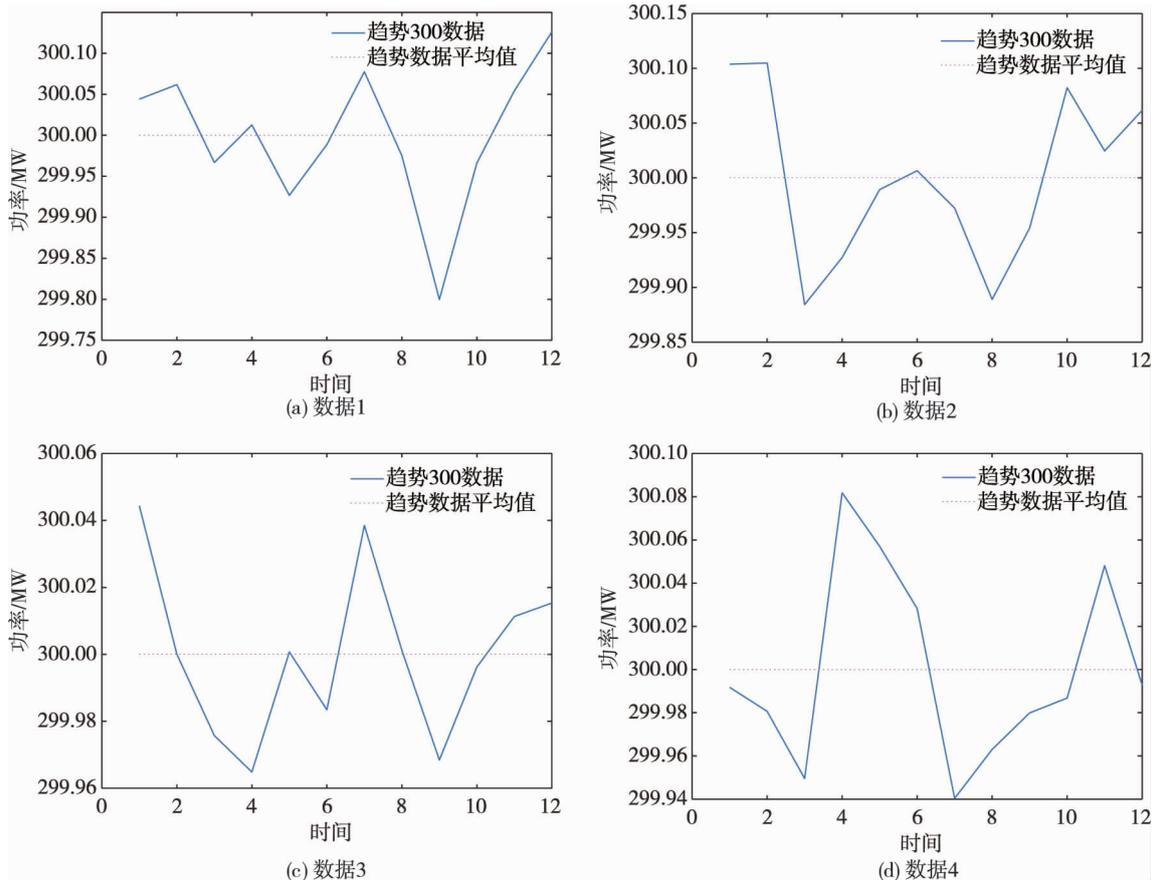


图3 趋势300分析

2 椭圆轨道模型

2.1 椭圆轨道模型原理

椭圆轨道模型(Elliptic Orbit Model)^[16]启发于地球围绕太阳在椭圆轨道上运动(公转、自转)时,太阳对气候变化起到了至关重要作用.因此,将风电功率(作为时间序列)映射到极坐标,再将其引入椭圆轨道模型进行风电功率预测.

设以 r, θ 为变量的极坐标如式(5)所示.

$$\begin{cases} X = r \cos \theta; \\ Y = r \sin \theta. \end{cases} \quad (5)$$

$$\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\} \sim \text{time}(N = 12 \text{ or } 24, \text{etc.}); \quad (6)$$

$$\theta = \{\theta_i\} (i = 1, \dots, N), \theta_i = \theta_0 + \frac{2\pi}{N}(i - 1). \quad (7)$$

式中: r 为风电功率; θ 为时间. θ 通常从0开始均匀选取,如式(6)和式(7)所示.

对于风电功率预测分析,选取 $N=12$.

将上述表1中的数据去趋势后将均值为300的数据按照式(5)~式(8)进行计算,可得图4所示的椭圆图.

椭圆轨道如式(8)所示.

$$\frac{(X - X_0)^2}{a^2} + \frac{(Y - Y_0)^2}{b^2} = 1, (ab \neq 0). \quad (8)$$

将式(8)变换后如式(9)所示.

$$Y^2 = \frac{-b^2}{a^2}X^2 + \frac{2b^2}{a^2}X_0X + 2Y_0Y + \left(b^2 - \frac{b^2}{a^2}X_0^2 - Y_0^2\right). \quad (9)$$

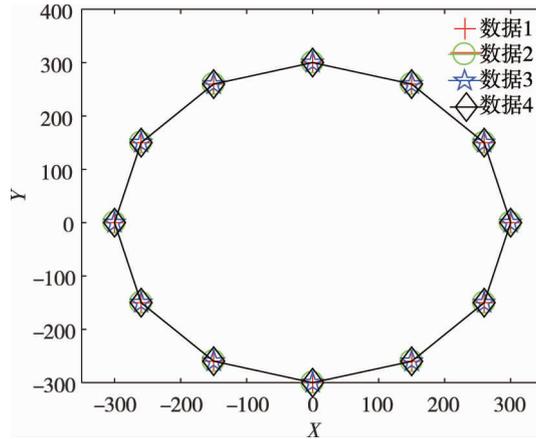


图4 风电功率椭圆轨迹

将 $C_1 \sim C_4$ 按式(10)定义,可得式(11),如下所示.

$$C_1 = \frac{-b^2}{a^2}, C_2 = \frac{2b^2}{a^2}X_0, C_3 = 2Y_0, C_4 = b^2 - \frac{b^2}{a^2}X_0^2 - Y_0^2; \tag{10}$$

$$Y^2 = C_1X^2 + C_2X + C_3Y + C_4. \tag{11}$$

由式(8)~式(11)可知:

$$\begin{cases} a^2 = - [C_4 + C_3^2/4 + C_2^2/(4C_1)]/C_1, & b^2 = [C_4 + C_3^2/4 - C_2^2/(4C_1)]; \\ X_0 = -C_2/(2C_1), & Y_0 = C_3/2. \end{cases} \tag{12}$$

式中: $C=(C_1, C_2, C_3, C_4)$ 是形成椭圆轨道的轨道参数.

以最小均方差拟合椭圆轨道,设 $\delta_i^2 = [(C_1X_i^2 + C_2X_i + C_3Y_i + C_4) - Y_i^2]^2, E = \sum_{i=1}^N \delta_i^2 (N \geq 4)$, 以及

$\frac{\partial E}{\partial C_i} = 0 (i = 1, 2, 3, 4)$, 可得

$$\begin{pmatrix} \sum X_i^4 & \sum X_i^3 & \sum X_i^2 Y_i & \sum X_i^2 \\ \sum X_i^3 & \sum X_i^2 & \sum X_i Y_i & \sum X_i \\ \sum X_i^2 Y_i & \sum X_i Y_i & \sum Y_i^2 & \sum Y_i \\ \sum X_i^2 & \sum X_i & \sum Y_i & N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum X_i^2 Y_i^2 \\ \sum X_i Y_i^2 \\ \sum Y_i^3 \\ \sum Y_i^2 \end{pmatrix}. \tag{13}$$

椭圆轨道模型建立在获得的 $C=(C_1, C_2, C_3, C_4)$ 参数上.然后,通过式(14)和式(15)即可对风电功率进行预测.

$$L_E = |(X, Y)| = |(r \cos \theta, r \sin \theta)|; \tag{14}$$

$$L_E = \frac{(b^2 \cos \theta + a^2 \sin \theta) + \sqrt{a^2 b^2 (b^2 \cos^2 \theta + a^2 \sin^2 \theta - (Y_0 \cos \theta + X_0 \sin \theta)^2)}}{b^2 \cos^2 \theta + a^2 \sin^2 \theta}. \tag{15}$$

式中: L_E 是对应不同角度的输出,即为预测结果.

2.2 椭圆轨道模型流程

设有 N 组风电功率历史数据,基于 $N_f (4 < N_f < N)$ 组历史数据建立椭圆轨道模型,将 N_f 组数据作为预测数据,其主要步骤如下^[17]:

- 1) 按时间序列取 N 组风电功率数据 P_w , 选取 $N=12$;
- 2) θ 通常从 0 开始选取,并将圆 (2π) 分成 N 等份,即

$$\theta = \{\theta_i\} (i = 1, \dots, N), \theta_i = \theta_0 + \frac{2\pi}{N}(i - 1). \tag{16}$$

3) 获取 $N_f(4 < N_f < N)$ 组历史数据 $P_{w,i}(0 < i < N_f)$, N_f 的个数决定了椭圆轨道的特征, 将步骤 1 和步骤 2 中 L_E, θ 通过式(17)转换为极坐标:

$$(x_i, y_i) = (r \cos \theta_i, r \sin \theta_i) = (P_{w,i} \cos \theta_i, P_{w,i} \sin \theta_i). \quad (17)$$

4) 根据式(8)~式(13)构建椭圆轨道模型;

5) 式(15)中的 L_E 为后续时间点的预测结果, 将其所对应的角度输入即可得到所对应的预测点.

3 结果分析

针对目前超短期风电功率预测精度较低等问题, 提出去趋势波动分析法和椭圆轨道模型对风电功率进行超短期预测. 由表 1 可知每组样本数据有 12 个, 即 $N=12$, 选取 $N_f=11$ 作为求取椭圆轨迹数据, 选择最后 1 个数据作为预测数据, 所建立的模型如图 5 所示. 由图 5 可知: 经去趋势波动分析后的数据进行椭圆模型建模, 能较好地进行预测. 图 5a~图 5d 分别表示数据一椭圆轨道模型、数据二椭圆轨道模型、数据三椭圆轨道模型、数据四椭圆轨道模型的原始数据和预测数据. 椭圆轨道模型的预测结果如表 2 所示, 当实际值为 2.036 0, 0.360 4, 0.143 9, 0.201 0 时, 其预测结果为 1.945 7, 0.384 2, 0.153 6, 0.182 1, 相对误差分别为 3.99%, 6.61%, 6.74% 以及 9.38%, 由此可知: 椭圆建模模型误差较低, 具有较好的建模预测能力. 因此, 可知椭圆轨道模型在采用去趋势后的数据进行风电功率预测, 其误差较小.

表 2 结果分析

结果	真实值/MW	预测值/MW	相对误差/%
数据 1	2.036 0	1.945 7	3.99
数据 2	0.360 4	0.384 2	6.61
数据 3	0.143 9	0.153 6	6.74
数据 3	0.201 0	0.182 1	9.38

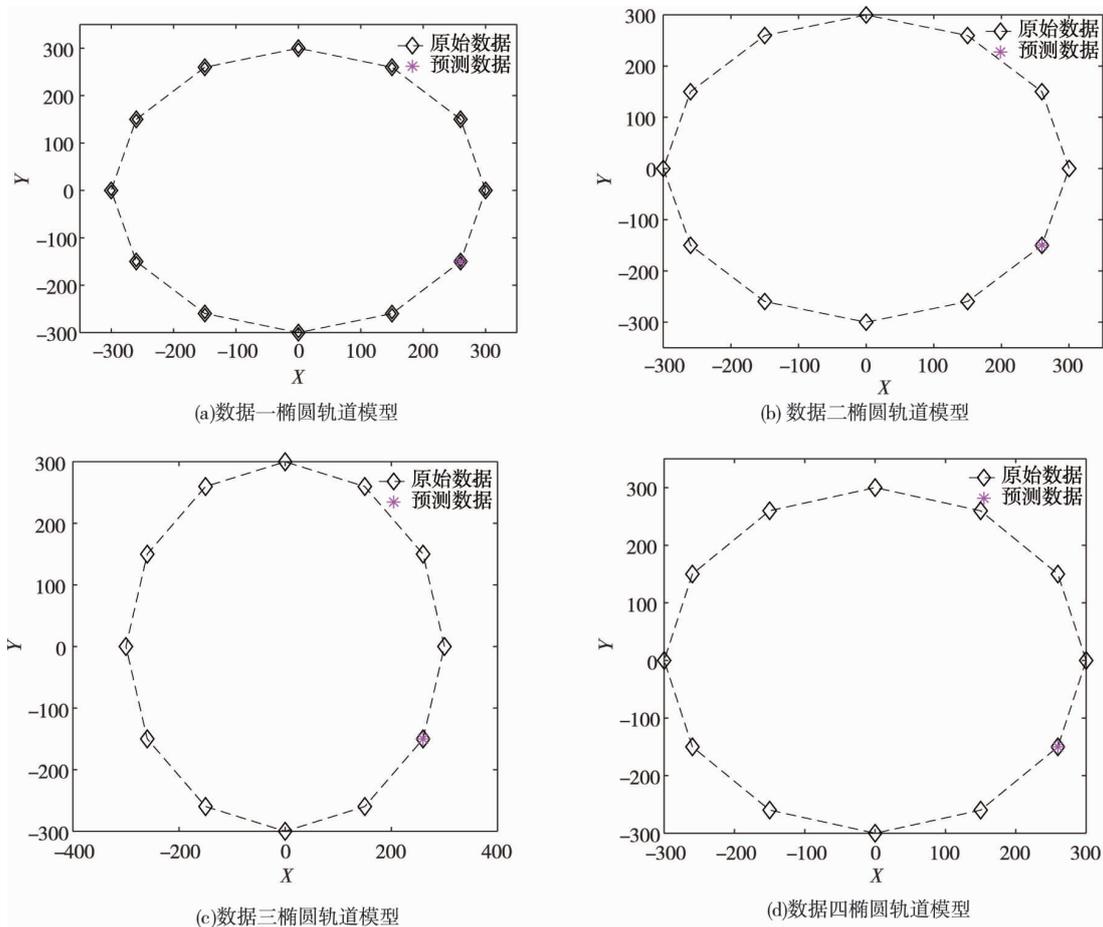


图 5 风电功率椭圆预测

4 结论

1) 去趋势波动分析能有效地解决数据突变的问题,为椭圆轨道模型预测奠定了基础.

2) 椭圆轨道模型能有效地进行风电功率预测,且其误差小,效率高,为超短期风电功率预测提供了一种有效方法.

参考文献:

- [1] 滕云,张铁岩,陈哲.多能源互联系统优化运行与控制技术研究现状与前景展望[J].可再生能源,2018,36(3):467-474.
- [2] Shao H J, Deng X. Short-term wind power forecasting using model structure selection and data fusion techniques [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2016, 83(83): 79-86.
- [3] 薛禹胜,郁琛,赵俊华,等.关于短期及超短期风电功率预测的评述[J].电力系统自动化,2015,39(6):141-151.
- [4] 杨锡运,关文渊,刘玉奇,等.基于粒子群优化的核极限学习机模型的风电功率区间预测方法[J].中国电机工程学报,2015,35(s1):146-153.
- [5] 乔颖,鲁宗相,闵勇,等.提高风电功率预测精度的方法[J].电网技术,2017,41(10):3161-3169.
- [6] 杨正瓴,冯勇,熊定方,等.基于季风特性改进风电功率预测的研究展望[J].智能电网,2015,3(1):1-7.
- [7] 潘迪夫,刘辉,李燕飞.风电场风速短期多步预测改进算法[J].中国电机工程学报,2008,28(26):87-91.
- [8] 高阳,朴在林,张旭鹏,等.基于噪声场合下 ARMA 模型的风力发电量预测[J].电力系统保护与控制,2010,38(20):164-167.
- [9] Zheng D, Eseye A T, Zhang J H, et al. Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical ANFIS approach for energy management in microgrids [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 136-145.
- [10] Li S. Wind power prediction using recurrent multilayer perceptron neural networks [C]//Power Engineering Society General Meeting, IEEE, 2003: 2325-2330.
- [11] 孙驷洲,付敬奇,朱峰. CGAQPSO 优化 LSSVM 短期风电预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016(11): 1718-1725.
- [12] 李燕青,袁燕舞,郭通. 基于 AMD-ICSA-SVM 的超短期风电功率组合预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 113-120.
- [13] 薛禹胜,陈宁,王树民,等.关于利用空间相关性预测风速的评述[J].电力系统自动化,2017,41(10):161-169.
- [14] 李精明,魏海军,魏立队.基于谐波小波和去趋势波动分析的摩擦振动信号研究[J].振动与冲击,2017,36(15):235-264.
- [15] 田锐. 轴承振动信号的去趋势分析和故障特征提取方法研究 [J]. 机械设计与制造, 2018(12):100-104.
- [16] Yang Z C. A study on the orbit of air temperature movement [J]. Environmental Modeling and Assessment, 2007, 12(2): 131-143.
- [17] Yang Z, Zhou S. Modeling and prediction of daily gas concentration variation at a mining face based on the elliptic orbit model: A case study [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2015, 25(6): 1045-1052.