

# 风电场风速时间序列的复杂动力学特性分析

王东风, 张有玥, 韩 璞, 徐大平

(华北电力大学 自动化系, 河北 保定 071003)

**摘要:** 利用混沌理论对风电场风速数据进行了相空间重构, 首先由 C-C 方法计算出嵌入维数和延迟时间, 然后采用 G-P 算法计算出吸引子关联维数, 最后用小数据量改进算法得出风速时间序列的最大 Lyapunov 指数, 由计算结果发现风电场风速时间序列具有混沌特性, 为利用混沌预测方法进一步提高风速预测精度提供参考。

**关键词:** 风电场; 风速; 混沌; 饱和关联维; Lyapunov 指数  
**中图分类号:** TM 614 **文献标识码:** A

## Complex Dynamical Analysis of Wind Speed Time Series in Wind Farm

WANG Dongfeng, ZHANG Youyue, HAN Pu, XU Daping

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** Wind speed data was reconstructed in phase-space based on chaos theory. The embedding dimension and delay time were first calculated via the C-C method. The correlative dimension of attractor was then calculated with the G-P method. Finally, the largest Lyapunov exponent of wind speed time series was calculated on the basis of the improved small data sets method. The wind speed is found to be of chaotic property, therefore, the chaos-based prediction method is recommended to further improve the prediction accuracy of wind speed time series in wind farm.

**Key words:** wind farm; wind speed; chaos; saturated correlative dimension; Lyapunov exponent

风力发电是当今世界增长最快的可再生能源, 许多国家把发展风电作为改善能源结构、减少环境污染和保护生态环境的一种措施纳入国家发展规划<sup>[1]</sup>。目前, 国内外对风力发电相关问题的研究越来越

越深入和广泛, 但关于风电场风速预测的研究还不能达到令人满意的程度<sup>[2]</sup>。主要原因是风速受温度、气压、地形、海拔等多种因素影响, 具有很强的随机性, 要得到较精确的预测结果, 难度很大。事实上, 风速不完全是一种随机信号, 在很大程度上包含有确定性的一面, 至少在短时间内具有可预测性。因此, 如果能证明风速是某个确定性混沌系统产生的, 就有助于掌握它的演变规律, 引入混沌方法对风速进行预测。这对提高预测精度将起着非常重要的作用。

本文的主要目的就是检验风速是否具有混沌特征。为避免理论假设对分析结果的影响, 采用我国某大型风电场的实测数据分析。据混沌学理论, 可从以下几个方面来判断一个过程是否根源于某个混沌系统<sup>[3]</sup>: ①过程是有界的; ②过程是非线性的; ③随着嵌入维数增加, 关联维数有限; ④对初始条件的敏感性, 即至少有 1 个 Lyapunov 指数为正; ⑤所有 Lyapunov 指数之和为负。如果其中任何一条不成立, 则可肯定该信号不是由混沌系统产生的。对风速时间序列来说, 如果条件③, ④成立, 则①, ②, ⑤就易验证。因此, 在介绍关联维数和 Lyapunov 指数的有关概念和计算方法后, 主要对条件③, ④验证。结果表明, 风速时间序列确实具有混沌系统的这些典型特征。

## 1 风速时间序列的混沌特性分析

### 1.1 由时间序列重构动力学相空间

据 Takens 嵌入定理<sup>[4]</sup>, 对一个时间序列, 只要嵌入维数足够大, 即延迟坐标的维数  $M \geq 2D + 1$  ( $D$  是动力系统的维数), 在该嵌入维空间里可将有规律的轨道(吸引子)恢复出来, 即重构空间中的轨道与原动力系统保持微分同胚, 与原吸引子的拓扑结构

收稿日期: 2010-03-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50677021); 华北电力大学留学回国人员科研基金(200814002)

作者简介: 王东风(1971—), 男, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为基于计算智能的热力系统建模、预测和控制以及风力发电机组的预测控制。E-mail: wangdongfeng@ncepubd.edu.cn

完全相同. 对混沌时间序列  $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$ , 若嵌入维数为  $m$ , 延迟时间为  $\tau$ , 则相空间重构为

$$Y(i) = [x(i), x(i + \tau), x(i + 2\tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)] \quad (1)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, N, N = n - (m - 1)\tau$ . 式(1)中任一相点都包含有  $m$  个分量(或状态点), 对  $N$  个相点在  $m$  维的相空间中构成一个相型, 相点间的连线是描述系统在  $m$  维相空间中的演化轨迹, 重构后的样本数为  $N$ . 在重构相空间的过程中, 时间延迟和嵌入维数的选取具有十分重要的意义, 二者的恰当选取直接影响到相空间重构的质量, 进而影响到预测精度. 嵌入维数太低, 会出现吸引子的自交性; 太高, 则使点与点之间的距离太远. 时间延迟太小, 重构吸引子相邻点的相关性太强, 吸引子的分析很容易被噪声干扰; 时间延迟太大, 本来较近的向量也会拉远, 而导致不确定的系统状态<sup>[5]</sup>.

## 1.2 最佳嵌入维数 $m$ 与延迟时间 $\tau$ 的确定

近些年的研究表明, 影响相空间重构质量的主要因素, 不只在单独选取延迟时间  $\tau$  和嵌入维数  $m$ , 更重要的是将  $\tau$  和  $m$  联合起来的嵌入窗宽  $\tau_w = (m - 1)\tau$  的确定. C-C 法<sup>[6]</sup>通过序列的关联积分来构成统计量, 统计量代表了非线性时间序列的相关性. 通过统计量和延迟时间的关系图同时计算出  $\tau$  和  $\tau_w$ , 从而确定出嵌入维数. 定义统计量

$$S(m, N, r, t) = C(m, N, r, t) - C^m(1, N, r, t) \quad (2)$$

式中:  $C$  是嵌入时间序列的关联积分<sup>[6]</sup>.

把时间序列  $\{x(t_i), i = 1, 2, \dots, N\}$  分成  $t$  个不相交的时间序列,  $t = 1$  时为单个时间序列本身,  $t = 2$  时为  $\{x(t_1), x(t_3), \dots, x(t_{N-1})\}$  和  $\{x(t_2), x(t_4), \dots, x(t_N)\}$ , 长度为  $N/2$ . 对  $t$  个不相交子序列, 有

$$S(m, N, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t (C_s(m, N/t, r, t) - C_s^m(1, N/t, r, t)) \quad (3)$$

若序列独立同分布, 对固定的  $m$  和  $t$ , 当  $N \rightarrow \infty$ , 对所有的  $r$ , 均有  $S(m, r, t)$  恒等于零. 但实际序列是有限的, 故一般  $S(m, r, t)$  不等于零. 定义

$$\Delta S(m, t) = \max\{S(m, r_i, t)\} - \min\{S(m, r_j, t)\} \quad (4)$$

为关于  $r$  的最大偏差. 一般地,  $N, m, r$  的选择有一定范围. 当  $2 \leq m \leq 5, \sigma/2 \leq r \leq 2\sigma$  ( $\sigma$  指时间序列的均方差或标准差),  $N \geq 500$  时, 渐进分布可以通过有限序列很好地近似. 具体计算时, 可以取  $m = 2, 3,$

$4, 5, r_i = i\sigma/2, i = 2, 3, 4, 5$ . 计算下列 3 个统计量:

$$\bar{S}(t) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S(m, r_j, t) \quad (5)$$

$$\Delta \bar{S}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, t) \quad (6)$$

$$S_{\text{cor}}(t) = \Delta \bar{S}(t) + |\bar{S}(t)| \quad (7)$$

最佳延迟时间对应  $\bar{S}(t)$  第 1 个零点, 或  $\Delta \bar{S}(t)$  的第一极小值,  $S_{\text{cor}}(t)$  最小值对应的时间为最佳嵌入窗宽  $\tau_w$ . C-C 方法计算量小, 对小数据组可靠, 实际应用表明该方法还具有较好的抗噪声能力.

## 1.3 吸引子关联维数的计算

G-P 算法<sup>[7]</sup>是最常用的确定关联维数的方法. 步骤如下: 首先, 在获得  $\tau$  后, 利用时间序列  $\{x(t_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ , 先给定一个较小的嵌入维数  $m_0$ , 则对应一个重构相空间  $Y(t_i) = [x(t_i), x(t_i + \tau), x(t_i + 2\tau), \dots, x(t_i + (m_0 - 1)\tau)]$ ; 计算关联函数

$$C_n(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - |Y(t_i) - Y(t_j)|) \quad (8)$$

其中:  $|Y(t_i) - Y(t_j)|$  表示相点  $Y(t_i)$  和  $Y(t_j)$  之间的距离;  $\theta(z)$  是 Heaviside 函数, 即当  $z \leq 0$  时,  $\theta(z) = 0$ ,  $z > 0$  时,  $\theta(z) = 1$ ;  $C_n(r)$  是一个累积分布函数, 表示相空间中吸引子上两点之间距离小于  $r$  的概率. 然后, 对于  $r$  的某个适当范围, 吸引子的维数  $d$  与累积分布函数  $C_n(r)$  应满足对数线性关系, 即  $d(m) = \ln C_n(r) / \ln r$ , 从而由拟合求出对应于  $m_0$  的关联维数估计值  $d(m_0)$ ; 最后, 增加嵌入维数  $m_1 > m_0$ , 重复以上步骤, 如果时间序列有分数维吸引子存在, 则随着嵌入维数  $m$  的增加, 关联维数  $d$  也增加, 但增加率逐渐减少, 当  $m$  增加到一定时,  $d$  就不再随  $m$  而增加, 而趋于饱和值  $d_s$ ,  $d_s$  就是该时间序列的吸引子关联维数, 通常是非整数,  $d_s$  所对应的最小  $m$ , 就是描述该时间序列吸引子所需的最小嵌入维数  $m_c$ , 它的存在与否决定了时间序列的性质. 如果  $m_c$  不存在, 那么关联维的估计值  $d(m)$  将随  $m$  的增长无穷大, 表示吸引子不存在, 从而可知被诊断的时间序列是一个随机系统. 所以, 对于随机系统,  $d(m)$  是  $m$  的线性函数, 而对于混沌系统,  $d(m)$  可达到饱和.

## 1.4 风速时间序列最大 Lyapunov 指数的提取

通常对最大 Lyapunov 指数的估计有小数据量法<sup>[8]</sup>和 Wolf 法<sup>[9]</sup>. 为了减少计算量和人为因素影响, 提高计算最大 Lyapunov 指数的效率和精度, 采

用文献[10]给出的小数据量改进算法. 首先对风速时间序列  $\{x(t_i), i = 1, 2, \dots, N\}$  进行快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT), 计算平均周期  $P$ ; 由 C-C 方法确定延迟时间  $\tau$  和嵌入维数  $m$  并重构相空间  $\{Y_j, j = 1, 2, \dots, M\}$ ; 寻找相空间中每个点  $Y_j$  的最近邻点  $Y_{\hat{j}}$ , 并限制短暂分离, 即

$$d_j(0) = \min_j \|Y_j - Y_{\hat{j}}\|, |j - \hat{j}| > P \quad (9)$$

然后, 对相空间中每个点  $Y_j$ , 计算出该邻点所对应的  $i$  步离散时间后的距离  $d_j(i)$ :

$$d_j(i) = \|Y_{j+i} - Y_{\hat{j}+i}\|, i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j}) \quad (10)$$

最后, 对每个  $i$ , 求出所有  $j$  的  $\ln d_j(i)$  平均值  $y(i)$ , 即

$$y(i) = \frac{1}{q\Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (11)$$

其中,  $q$  为非零  $d_j(i)$  的数目. 用最小二乘法作出回归直线, 该直线的斜率就是最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1$ . 该方法充分利用了序列的演变信息, 对小数据组可靠, 而且计算精度较高, 操作相对容易.

## 2 风电场风速序列实例分析

### 2.1 实例分析一

以我国某大型风电场的实测风速为例, 采用上述方法对其进行混沌特性分析. 为更充分地说明风速时间序列的混沌特性, 采用不同地点、不同采样频率下的实测风速数据. 下面分析的是每 10 min 采样 1 点的风速时间序列, 共 1 500 点. 如图 1 所示. 首先对这 1 500 个风速数据进行 FFT 变换得平均周期  $P = 139(23.2 \text{ h})$ ; 然后由 C-C 方法计算延迟时间  $\tau = 21$ , 嵌入窗宽  $\tau_w = 165$ , 并得出嵌入维数  $m = 9$ ; 再根据 G-P 算法求出饱和关联维  $d_s$  和相应的最小嵌入维数  $m_c$ , 图 2 和图 3 分别为  $\ln C_n(r) - \ln r$  关系曲线和关联维数  $d(m)$  随  $m$  的变化曲线; 最后据小数据量改进算法, 计算得到最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1 = 0.017 1$ . 这与由 Wolf 方法计算得出的  $\lambda_1 = 0.020 5$  相差不大, 但其耗时仅为后者的一半. 图 4a 为实验中风速时间序列的频谱图, 图 4b 为风速时间序列相空间重构向量的 3 个分量  $x_1, x_2$  和  $x_3$  的三维相图.

由图 2 可以看出, 随着嵌入维数  $m$  的增加, 曲线趋于饱和. 由图 3 可以确定, 饱和关联维数  $d_s = 4.357 8$  和最小嵌入维数  $m_c = 6$ . 这说明风速时间序

列有分数维吸引子存在. 这是混沌系统的一个典型特征. 由图 4 可以看出, 谱图连续且变化较为剧烈, 并且相图与随机序列的相图存在较大差异(随机序列点均匀一致地几乎填满整个相空间). 图 4 表明, 风速时间序列不是简单的周期序列, 而是复杂的非线性序列, 相空间图的复杂形状暗示风速序列可能存在混沌. 通过对最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1$  的计算, 得出  $\lambda_1 > 0$  的结论, 说明风电场风速具有混沌特性. 正是这种混沌特性, 使风速吸引子在相空间中拉伸、折叠或回转, 在时间序列上呈现出一定的不规则、貌似随机等特点, 但其内部又遵循着一定的规律性.

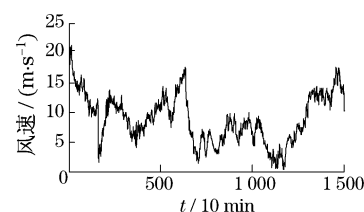


图 1 风电场风速时间序列(实例一)

Fig.1 Time series of wind speed in wind farm(example 1)

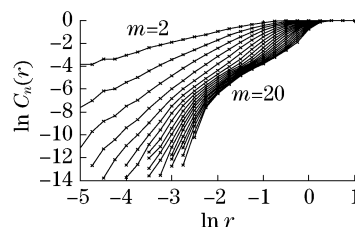


图 2  $\ln C_n(r) - \ln r$  关系曲线(实例一)

Fig.2 Curves of  $\ln C_n(r) - \ln r$ (example 1)

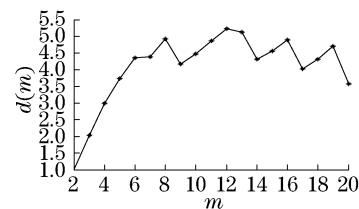


图 3  $d(m) - m$  关系曲线(实例一)

Fig.3 Curve of  $d(m) - m$ (example 1)

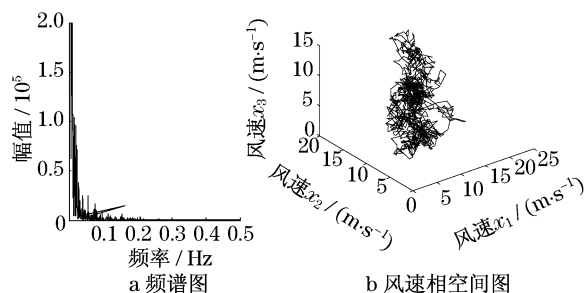


图 4 风速时间序列频谱图和相空间图

Fig.4 Freq-power and phase diagram of wind speed

## 2.2 实例分析二

下面对每 1 小时采样 1 点的风速时间序列实测数据进行分析. 如图 5 所示, 共 601 点按照上述方法, 先进行 FFT 变换, 得平均周期  $P = 26$  h (与例一的结果十分接近); 然后由 C-C 方法计算出延迟时间  $\tau = 11$ , 嵌入窗宽  $\tau_w = 57$ , 并得出嵌入维数  $m = 6$ ; 再据 G-P 算法, 求出其饱和关联维  $d_s = 4.213 6$ , 相应的最小嵌入维数  $m_c = 5$ , 图 6 和图 7 分别为  $\ln C_n(r) - \ln r$  关系曲线和关联维数  $d(m)$  随  $m$  的变化曲线, 由图 6 可以看出, 随着嵌入维数  $m$  的增加, 曲线同样也趋于饱和, 说明了风速时间序列分数维吸引子的存在; 最后, 根据小数据量改进算法计算得到最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1 = 0.075 5 > 0$  (由 Wolf 方法计算得出的  $\lambda_1 = 0.084 2$ ), 这些参数均能表明风电场风速确实具有混沌特性.

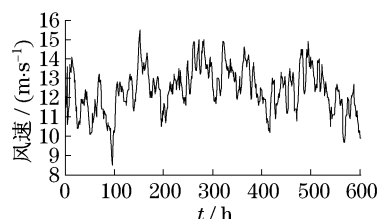


图 5 风电场风速时间序列(实例二)

Fig.5 Time series of wind speed in wind farm(example 2)

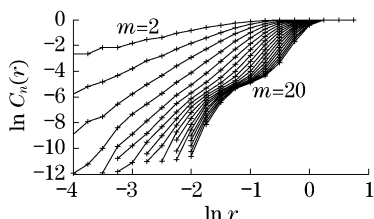


图 6  $\ln C_n(r) - \ln r$  关系曲线(实例二)

Fig.6 Curves of  $\ln C_n(r) - \ln r$ (example 2)

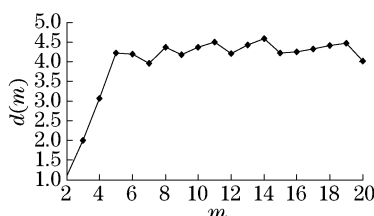


图 7  $d(m) - m$  关系曲线(实例二)

Fig.7 Curve of  $d(m) - m$ (example 2)

相对较小的计算量, 即可实现某大型风电场不同地点、不同采样频率下的实测风速数据的混沌分析. 实验结果证实了风速时间序列具有混沌系统的典型特征, 为正确掌握风速的演变规律具有重要意义, 对提高风速本身和风电场发电功率的预测精度具有重要的指导作用.

## 参考文献:

- [1] 杨秀媛, 梁贵书. 风力发电的发展及其市场前景[J]. 电网技术, 2003, 27(4): 77.  
YANG Xiuyuan, LIANG Guishu. Development of wind power generation and its market prospect [J]. Power System Technology, 2003, 27(4): 77.
- [2] 雷亚洲, 王伟胜, 戴慧珠, 等. 风电对电力系统运行的价值分析[J]. 电网技术, 2002, 26(2): 10.  
LEI Yazhou, WANG Weisheng, DAI Huizhu, et al. Analysis of wind power value to wind power operation[J]. Power System Technology, 2002, 26(2): 10.
- [3] Haykin S, LI Xiaobo. Detection of signals in chaos [J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(1): 95.
- [4] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence[M] // Lecture Notes in Mathematics. Berlin: Springer Press, 1981: 366 - 381.
- [5] 冬雷, 高爽, 廖晓钟, 等. 风力发电系统发电容量时间序列的混沌属性分析[J]. 太阳能学报, 2007, 28(8): 1290.  
DONG Lei, GAO Shuang, LIAO Xiaozhong, et al. Chaos characteristic analysis on the time series of wind power generation capacity[J]. ACTA Energaie Solaris SINICA, 2007, 28(8): 1290.
- [6] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times and embedding windows[J]. Physica D, 1999, 127(1/2): 48.
- [7] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors[J]. Physica D, 1983, 9 (1/2): 1898.
- [8] Rosenstein M T, Collins J J, De L C J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets [J]. Physica D, 1993, 65(1/2): 117.
- [9] Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series[J]. Physica D, 1985, 16(1): 285.
- [10] 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.  
LV Jinhua, LU Jun'an, CHEN Shihua. Chaotic time series analysis and applications [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002.

## 3 结语

通过选取合适的混沌特征参数计算方法, 只需