

风电功率混沌特性的时空分布研究

杨 茂, 刘红柳, 季本明

(东北电力大学电气工程学院, 吉林 132012)

摘 要: 为客观认识风电功率波动特性, 研究风电功率混沌特性的时空分布特征, 该文提出衡量风电功率混沌特性的量化指标——滚动最大 Lyapunov 指数。滚动最大 Lyapunov 指数是由一系列子序列的最大 Lyapunov 指数构成, 可表征在固定建模域跨度情况下风电功率混沌特性的变化。以中国东北某风电场的实测的风电功率数据为例, 对混沌特性的时间和空间特征进行分析, 验证上述指标的有效性。

关键词: 风电功率; 波动性; 混沌; 时空分布

中图分类号: TM614

文献标识码: A

0 引 言

我国风能的开发利用在近十几年处于快速发展阶段, 风电装机容量以及风电并网情况增长较快, 据中国风能协会统计, 截至 2017 年底新增并网风电装机 1503 万 kW, 累计装机容量达到 1.64 亿 kW, 目前已经规划了 8 个千万 kW 级风电基地。由于自然界中近地风的间歇特性, 风电功率具有随机性、波动性, 风电并网后, 风电功率的波动会影响电力系统的安全运行、合理调度等^[1-3], 因此掌握风电功率波动特性的变化规律具有重要意义。

混沌是确定性系统中由于内禀随机性而产生的一种外在的、复杂的、貌似无规则的运动, 其最为本质的特征是非线性系统对于初始条件的极端敏感性^[4]。混沌时间序列的判别方法有功率谱方法、主分量分析(PCA 分布)、Poincare 截面法、Lyapunov 指数等多种方法, 其中应用最多的是最大 Lyapunov 指数法^[5]。文献[6]利用递归图证明了风电场实测有功功率时间序列为典型的混沌序列, 文献[7, 8]在相空间重构的基础上, 计算风电功率时间序列的最大 Lyapunov 指数, 验证了风电时间序列的混沌特性。风电功率混沌特性的研究对客观认识风电功率波动、乃至风能的研究利用有重要意义^[9-11]。

为表征在固定建模域跨度情况下风电功率序列的混沌特性的变化, 本文提出滚动最大 Lyapunov

指数的量化指标。通过该指标的大小可以判断风电功率序列的混沌特性的强弱(规律性强弱), 即, 当滚动最大 Lyapunov 指数大时, 风电功率的混沌性强; 当其数值较小时, 风电功率的混沌性弱。而当风电功率的混沌特性强时, 风电功率的规律性弱, 其预测的难度增加, 预测精度会低。本文以某东北风电场的实测输出有功功率序列数据为例, 研究风电功率混沌特性的时空分布特性。

1 风电功率混沌特性的量化指标

1.1 最大 Lyapunov 指数

假设有一维映 $x(t+1)=f[x(t)]$, 初始位置 $x(t_0)$ 经过 n 次迭代后的位置为 $x(t_0)$, 其邻近点 $x(t_0)+\delta x(t_0)$ 经过 n 次迭代后变为 $x(t_n)+\delta x(t_n)$, 则有:

$$\begin{aligned} x(t_{n+1})+\delta x(t_{n+1}) &= f[x(t_n)+\delta x(t_n)] \\ &\approx f[x(t_n)]+\delta x(t_n)f'[x(t_n)] \end{aligned} \quad (1)$$

所以:

$$\delta x(t_{n+1})=\delta x(t_n)f'[x(t_n)] \quad (2)$$

若两相点初始距离为 $|\delta x(t_0)|$, 经过 n 次迭代后的距离为 $|\delta x(t_n)|$, 由式(2)得:

$$|\delta x(t_n)|=|\delta x(t_0)|\prod_{i=1}^n|f'[x(t_i)]|=|\delta x(t_0)|e^{\lambda n} \quad (3)$$

式中, λ ——平均每次迭代引起指数分离中的

收稿日期: 2016-06-06

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB0904200)

通信作者: 杨 茂(1982—), 男, 博士、副教授, 主要从事风力发电技术方面的研究。yangmao820@163.com

指数。

由式(3)得到 Lyapunov 指数计算公式为:

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \ln \left| \frac{df(x)}{dx} \right|_{x=x_j} \quad (4)$$

若映射 $y=f(x)$ 为 m (嵌入维数) 维映射, 即 x_i 为列向量, 则有 m 个 Lyapunov 指数, 将其按照由大到小的顺序排列为 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m$, λ_1 为最大 Lyapunov 指数。

Lyapunov 指数在描述混沌吸引子拓扑结构的属性中, 刻画了相空间轨道的分离。最大 Lyapunov 指数决定轨道发散的快慢, 是对混沌系统中临近轨道平均伸长或压缩速率的度量, 可表征时间序列的混沌特性强弱, 计算最大 Lyapunov 指数的方法有 Wolf 法^[12]、Jacobian 方法^[13]和小数据量方法^[14]等, 本文采用 Wolf 法。

1.2 风电功率混沌特性的量化指标

风电功率混沌特性分布是指风电功率时间序列在不同时间、空间尺度下, 混沌水平的变化幅度和波动情况。本文引入衡量风电功率时间序列混沌水平的滚动最大 Lyapunov 指数以及衡量滚动最大 Lyapunov 指数变化幅度和波动度情况的平均值、1 阶差分的绝对值和标准差 4 个指标。平均值 $\bar{\lambda}_{\max}$ 描述滚动最大 Lyapunov 指数的幅度变化, 即 $\bar{\lambda}_{\max}$ 大时, 风电功率时间序列的混沌程度大; 1 阶差分的绝对值 $|\Delta\lambda_i|$ 和标准差 σ 描述滚动最大 Lyapunov 指数的波动变化情况, 即, 当 1 阶差分的绝对值 (标准差) 数值大时, 风电功率时间序列的混沌程度大。

设长度为 $N+m$ (N 为子序列的长度) 的风电功率时间序列 $\{P_i, i=1, 2, \dots, N+m\}$, 取 m 个子序列, 其中, 第 k 个子序列记为 P_k :

$$P_k(i) = P(i+k), i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

计算每个子序列的最大 Lyapunov 指数, 把由所有子序列的最大 Lyapunov 指数构成的序列:

$$\{\lambda_{\max}(k), k=1, 2, \dots, m\} \quad (6)$$

称为滚动最大 Lyapunov 指数。则其平均值 $\bar{\lambda}_{\max}$ 、1 阶差分的绝对值 $|\Delta\lambda_i|$ 和标准差 σ 的定义式为:

$$\bar{\lambda}_{\max} = \sum_{k=1}^m \lambda_{\max}(k) \quad (7)$$

$$|\Delta\lambda_i| = |\lambda_{\max}(k+1) - \lambda_{\max}(k)|, i=1, 2, \dots, m-1 \quad (8)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\lambda_{\max}(k) - \bar{\lambda}_{\max})^2} \quad (9)$$

1.3 Wolf 方法求最大 Lyapunov 指数

求最大 Lyapunov 指数的 Wolf 方法是 Wolf 等在 1985 年提出的, Wolf 方法是基于相轨迹、相平面、相体积等演化来估计 Lyapunov 指数。

设混沌时间序列 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$, 其嵌入维为 m , 延迟时间为 τ , 则时间序列的 m 维相量为:

$$Y(t_i) = [x(t_i)x(t_i+\tau)\dots x(t_i+(m-1)\tau)], \\ i=1, 2, \dots, M \quad (10)$$

取初始点 $Y(t_0)$, 设其与最近邻点 $Y_0(t_0)$ 的距离为 L_0 , 追踪这两点的时间演化, 直到 t_1 时刻, 其间距超过某阈值 $\varepsilon > 0$, $L'_0 = |Y(t_1) - Y_0(t_1)| > \varepsilon$, 保留 $Y(t_1)$, 并在 $Y(t_1)$ 邻近另找一相点 $Y(t_i)$, 使得 $L_1 = |Y(t_1) - Y_i(t_1)| < \varepsilon$, 且与之夹角尽可能的小, 直至 $Y(t)$ 到达时间序列终点 N , 其演化过程总迭代次数为 M , 则最大 Lyapunov 指数为:

$$\lambda_1 = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{i=0}^M \ln \frac{L'_i}{L_i} \quad (11)$$

1.4 C-C 算法求嵌入维数 m 和延迟时间 τ

C-C 方法应用关联积分能够同时估计出延迟时间 τ 和时间窗口 Γ , 设时间序列 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 相空间重构后的相点:

$$X_i = [x_i x_{i+\tau} \dots x_{i+(m-1)\tau}], i=1, 2, \dots, M, M=n-(m-1)\tau \quad (12)$$

则 C-C 方法的具体描述如下:

嵌入时间序列的关联积分定义为式(13)的函数, 其中 $r > 0$, 则有:

$$C(m, N, r, k) = \frac{1}{M^2} \sum_{\tau \leq i \leq j \leq M} \theta(r - \|X_i - X_j\|) \quad (13)$$

式中, N ——时间序列的长度; r ——定义的相点半径; $\theta(*)$ ——Heaviside 函数, 如式(14)所示:

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

关联维定义为:

$$D(m, k) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg C(m, r, k)}{\lg r} \quad (15)$$

其中, $\lg C(m, r, k) = \lim_{n \rightarrow \infty} C(m, r, n, k)$ 。

采用一个线性区域的斜率来近似代替这个关联维, 即:

$$D(m, k) = \frac{\lg C(m, r, n, k)}{\lg r} \quad (16)$$

把时间序列分为长度为 N/k 的 k 个子时间序列, 定义每个子序列的 $S(m, N, r, k)$ 为:

$$S(m, N, r, k) = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k [C_s(m, \frac{N}{k}, r, k) - C_s^m(m, \frac{N}{k}, r, k)] \quad (17)$$

令 $N \rightarrow \infty$, 则有:

$$S(m, r, k) = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k [C_s(m, r, k) - C_s^m(1, r, k)], \quad (18)$$

$$m = 1, 2, \dots$$

选择最大和最小 2 个半径 r , 定义差量为: $\Delta S(m, k) = \max\{S(m, r_j, k)\} - \min\{S(m, r_j, k)\}$, $\Delta S(m, k)$ 度量了半径 r 的最大偏差。

应用 BDS 统计得到 N 和 m 、 r 的恰当估计。当 $2 \leq m \leq 5$ 、 $\sigma/2 \leq r \leq 2\sigma$ 、 $N \geq 500$ 时, 渐进分布可通过有限序列很好的近似, 且 $S(m, n, r, 1)$ 能代表序列的相关性, σ 指时间序列的标准差, 计算:

$$\begin{cases} r_j = \frac{j\sigma}{2}, j = 1, 2, 3, 4 \\ S'(k) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S(m, r_j, k) \\ \Delta S'(k) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, k) \\ S_{\text{cor}}(k) = \Delta \bar{S}(k) + |S(k)| \end{cases} \quad (19)$$

时间变量 k 取小于等于 200 的自然数, Δt 为采样时间间隔:

1) $\Delta S(k)$, $0 \leq k \leq 200$, $\Delta S'(k)$ 的第一个极小值 t 对应 $\tau = k\Delta t$;

2) $\Delta S'(k)$, $0 \leq k \leq 200$, $\Delta S'(k)$ 的第一个极小值 t 对应 $\tau = k\Delta t$;

3) $S_{\text{cor}}(k)$, $0 \leq k \leq 200$, 最小值 k 对应时间窗口为 $\Gamma = k\Delta t$ 。

嵌入维数 m 和延迟时间 τ 满足 $\Gamma = (m+1)\tau/3$, 从而同时求出嵌入维数 m 和延迟时间 τ 。

2 风电功率混沌特性的时间分布

以某东北风电场的实测输出有功功率序列为例, 样本数据为 177 台风力机, 每台风力机的额定装机

容量为 1.5 MW, 总装机容量为 265.5 MW。图 1 为实际风电功率曲线, 实测时间段为 2012 年 8 月 1~3 日, 采样间隔为 1 min。

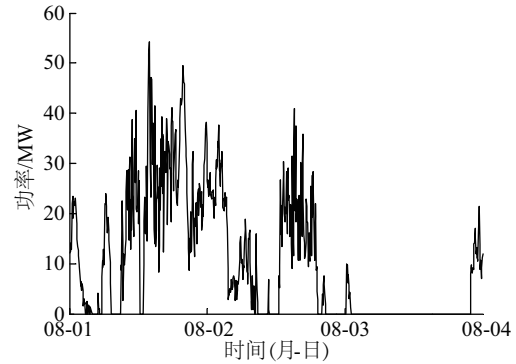


图 1 风电功率曲线

Fig.1 Wind power curve

2.1 风电功率混沌特性与时间间隔的关系

选取风电场 8 月 3 日的风电功率时间序列为例, 计算风电场发电功率在不同时间间隔 (5、10、15、20 min) 下的滚动最大 Lyapunov 指数, 并统计其平均值、标准差和一阶差分的绝对值。

图 2 为整个风电场 8 月 3 日前 4 小时不同时间间隔下的风电功率混沌特性水平对比图 (5、10、15、20 min 的风电功率滚动最大 Lyapunov 指数依次记为 a、b、c、d), 选取的时间跨度为 2 d (即选取风电场发电功率的时间序列的时间跨度为 52 h, 每个子序列 P_k 的时间跨度为 2 d); 表 1 为不同时间间隔下的滚动最大 Lyapunov 指数的平均值和标准差; 图 3 为不同时间间隔下的滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值对比图。

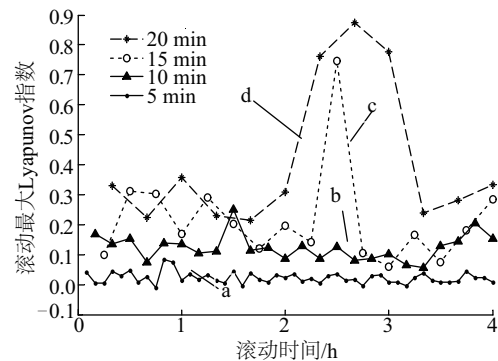


图 2 不同时间间隔的滚动最大 Lyapunov 指数

Fig. 2 Maximum rolling Lyapunov index of wind power at different time intervals

表 1 滚动最大 Lyapunov 指数统计量

Table 1 Statistics of maximum rolling Lyapunov index				
统计量	5 min(a)	10 min(b)	15 min(c)	20 min(d)
$\bar{\lambda}_{\max}$	0.022	0.124	0.216	0.411
σ	0.019	0.044	0.164	0.243

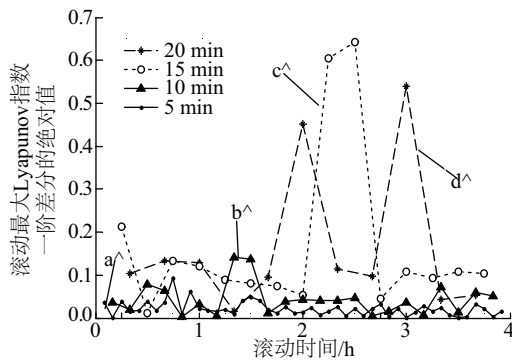


图 3 滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值

Fig. 3 Absolute value of one order difference of maximum rolling Lyapunov index

在图 2 中, 曲线 b 位于曲线 a、和曲线 d 之间, 很少有“穿刺”情况, 而曲线 c 与曲线 b 和曲线 d 有较多交叉点, 即, 曲线 a 的幅值小、波动小, 这说明在不同时间间隔 (5、10、15、20 min) 下, 时间间隔的 5 min 风电功率混沌性小。在图 3 中曲线 a 的起伏较小, 曲线 c、曲线 d 起伏大且有尖峰, 即, 曲线 a 的幅值小、波动小, 这说明时间间隔为 5 min 的风电功率混沌性小。由表 1 可知, a、b、c、d 的平均值和标准差依次递增, 亦说明时间间隔为 5 min 的风电功率混沌性小。

以上分析表明, 在较小的时间间隔下, 风电功率的滚动最大 Lyapunov 指数的平均值较小、起伏小; 在较大时间间隔下, 滚动最大 Lyapunov 指数的平均值较大、起伏大。随着时间间隔的增大, 风电功率的混沌特征指标变大, 且混沌特征指标的波动性增强。

2.2 风电功率混沌特性与时间跨度的关系

以风电场 8 月 3 日的风电功率时间序列为例, 样本数据的时间间隔为 10 min, 计算风电场发电功率在不同时间跨度 (子序列的时间跨度分别为 1.0、1.5、2.0 d) 下的滚动最大指数, 并统计其平均值、标准差和一阶差分绝对值。

图 4 为风电场发电功率在不同时间跨度下的滚动最大 Lyapunov 指数对比图, 风电场发电功率在

不同时间跨度 (子序列 P_k 的时间跨度分别为 1.0、1.5、2.0 d) 下的滚动最大 Lyapunov 指数依次记为 e、f、g; 表 2 为不同时间间隔下的滚动最大 Lyapunov 指数的平均值和标准差; 图 5 为不同时间跨度下的滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值的对比图。

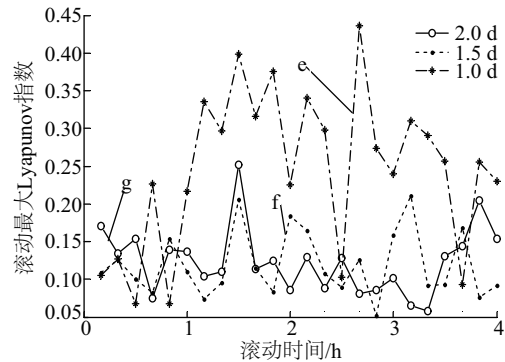


图 4 不同时间长度的滚动最大 Lyapunov 指数

Fig. 4 Maximum rolling Lyapunov index of wind power at different time span

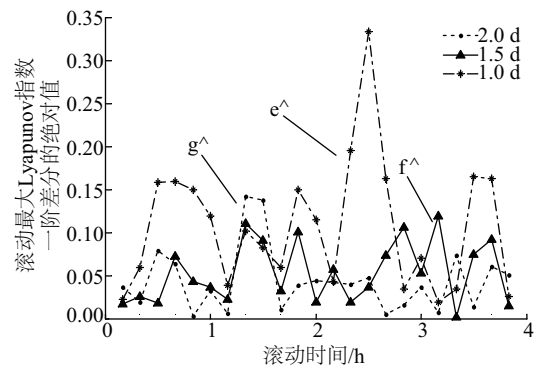


图 5 滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值

Fig. 5 Absolute value of one order difference of maximum rolling Lyapunov index

表 2 滚动最大 Lyapunov 指数统计量

Table 2 Statistics of Maximum rolling Lyapunov index			
统计量	1.0 d(e)	1.5 d(f)	2.0 d(g)
$\bar{\lambda}_{\max}$	0.245	0.119	0.124
σ	0.105	0.043	0.044

在图 4 中, 曲线 e 的位置最高, 曲线 f、g 位于曲线 e 下方, 有交叉, 即, 曲线 e 的幅值大、波动大, 时间跨度为 1.0 d 的风电功率序列的混沌性强。在图 5 中曲线 e 的起伏大, 曲线 f 和曲线 g 起伏小, 即曲线 e 的幅值大、波动大, 时间跨度为 1.0 d 的风电功率序列的混沌性强。由表 2 可知, 时间跨度变化 (1.0

d→1.5 d→2.0 d), 平均值、标准差先减后增, 但 f、g 的平均值、标准差相差不大。

以上分析表明, 在较小的时间跨度下, 风电功率的滚动最大 Lyapunov 指数的平均值较大、起伏大; 在较大时间跨度下, 滚动最大 Lyapunov 指数的平均值小、起伏小。随着时间跨度的增大, 风电功率的混沌特征指标趋势变小, 混沌特征指标的波动性趋势减弱。

3 风电功率混沌特性的空间分布

选取风电场 8 月 3 日的风电功率时间序列为例, 计算了风电场某台风力发电机发电功率在时间间隔为 10 min、时间跨度为 2.0 d 下的滚动最大 Lyapunov 指数, 并统计其平均值、标准差及一阶差分绝对值。

图 6 为单台风力机发电功率(单台风力机装机容量为 1.5 MW)和整个风电场发电功率(整个风电场的总装机容量为 265.5 MW)的滚动最大 Lyapunov 指数对比图; 图 7 为单台风力机发电功率和整个风电场发电功率的滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值的对比图; 表 3 是滚动最大 Lyapunov 指数的平均值和标准差。

在图 6 中, 单台风力机的曲线在风电场曲线的上方; 在图 7 单台风力机的曲线亦在风电场曲线的上方, 只有较少的交叉点。即, 单台风力机的功率的混沌性强。在表 3 中, 与整个风电场相比, 单台风力机的平均值和标准差较大, 单台风力机的功率的混沌性强。

以上分析表明, 随着风电场风力机数量的增加和覆盖区域的扩大, 风电功率的混沌特征指标的平均值减小、混沌特征指标的波动性减弱。

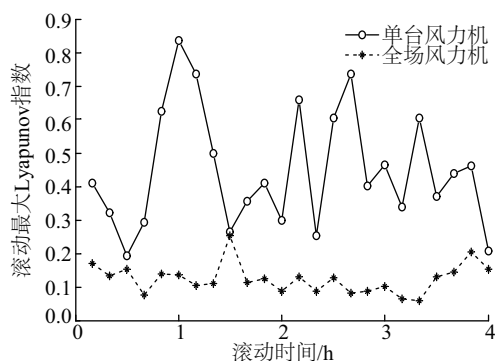


图 6 不同空间尺度下的滚动最大 Lyapunov 指数
Fig. 6 Maximum rolling Lyapunov index of wind power at different spatial scales

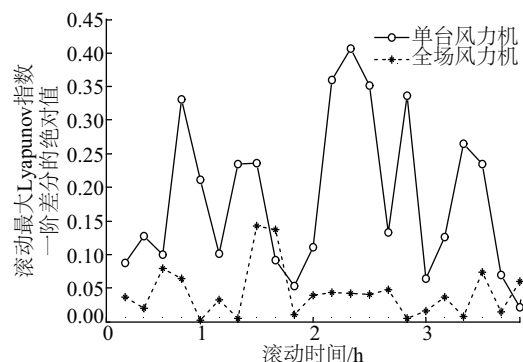


图 7 滚动最大 Lyapunov 指数的一阶差分的绝对值
Fig. 7 Absolute value of one order difference of maximum rolling Lyapunov index

表 3 滚动最大 Lyapunov 指数统计量

Table 3 Statistics of maximum rolling Lyapunov index

统计量	单台风力机	风电场
$\bar{\lambda}_{\max}$	0.450	0.124
σ	0.178	0.044

4 结 论

1) 在不同时间间隔(5、10、15、20 min)下, 时间间隔 5 min 序列的 $\bar{\lambda}_{\max}$ 和 σ 最小, 即, 随着时间间隔的增大, 风电功率的混沌特征指标变大, 且混沌特征指标的波动性增强, 即风电功率时间序列混沌特性增强。

2) 在不同时间跨度(1.0、1.5、2.0 d)下, 时间跨度为 1.0 d 序列的 $\bar{\lambda}_{\max}$ 和 σ 最大, 即, 随着时间跨度的增大, 风电功率的混沌特性指标趋势变小, 混沌特征指标的波动性趋势减小, 即风电功率时间序列混沌特性减弱。

3) 随着风电场风力机数量的增加和覆盖区域的扩大, 风电功率的混沌特征指标的平均值减小、混沌特征指标的波动性减弱, 即风电功率时间序列混沌特性减弱。

[参考文献]

- [1] 刘 波, 贺志佳, 金 昊. 风力发电现状与发展趋势[J]. 东北电力大学学报, 2016, 36(2): 7—13.
- [1] Liu Bo, He Zhijia, Jin Hao. Wind power status and development trends [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2016, 36(2): 7—13.

- [2] 李国庆, 张 钰, 张明江, 等. 基于MRMR的集合经验模态分解和支持向量机的风电功率实时预测[J]. 东北电力大学学报, 2017, 37(2): 39—44.
- [2] Li Guoqing, Zhang Yu, Zhang Mingjiang, et al. The wind power real-time prediction based on the EEMD and SVM of the MRAR [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2017, 37(2): 39—44.
- [3] 杨 茂, 陈新鑫, 张 强, 等. 基于支持向量机的短期风速预测研究综述[J]. 东北电力大学学报, 2017, 37(4): 1—7.
- [3] Yang Mao, Chen Xinxin, Zhang Qiang, et al. A review of short-term wind speed prediction based on support vector machine [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2017, 37(4): 1—7.
- [4] 封国林, 董文杰, 龚志强, 等. 观测数据非线性时空分布理论和方法[M]. 北京: 气象出版社, 2006.
- [4] Feng Guolin, Dong Wenjie, Gong Zhiqiang, et al. Theory and method for nonlinear spatio-temporal distribution of observational data [M]. Beijing: Meteorological Press, 2006.
- [5] 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.
- [5] Lyu Jinhu, Lu Jun'an, Chen Shihua. Chaotic time series analysis and its application [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002.
- [6] 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.
- [6] Tao Jia, Zhang Hong, Zhu Guorong, et al. Wind power prediction based on technology of advanced phase space reconstruction [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 28(31): 9—14.
- [7] 孟洋洋, 卢继平, 王 坚, 等. 基于Volterra自适应滤波器的风电功率混沌预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(4): 90—95.
- [7] Meng Yangyang, Lu Jiping, Wang Jian, et al. Wind power chaos prediction based on Volterra adaptive filter [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(4): 90—95.
- [8] 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.
- [8] Zhang Xueqing, Liang Jun. Chaotic characteristics analysis and prediction model study on wind power time [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(19): 70—81.
- [9] 杨 茂, 黄宾阳, 江 博, 等. 基于卡尔曼滤波和支持向量机的风电功率实时预测研究[J]. 东北电力大学学报, 2017, 37(2): 45—51.
- [9] Yang Mao, Huang Binyang, Jiang Bo, et al. Real-time prediction for wind power based on Kalman filter and Support Vector Machines [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2017, 37(2): 45—51.
- [10] 杨 茂, 杨春霖. 基于模糊粒计算的风电功率实时预测研究[J]. 东北电力大学学报, 2017, 37(5): 1—7.
- [10] Yang Mao, Yang Chunlin. Research on wind power real-time forecasting based on fuzzy granular computing [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2017, 37(5): 1—7.
- [11] 林 焱, 王 剑, 江 伟, 等. 大规模变速风电机组的并网研究[J]. 电气技术, 2014, 15(12): 1—4.
- [11] Lin Yan, Wang Jian, Jiang Wei, et al. Research on large-scale variable speed wind turbines integration [J]. Electrical Engineering, 2014, 15(12): 1—4.
- [12] Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1985, 16(3): 285—317.
- [13] Barna G, Tsuda I. A new method for computing Lyapunov exponents [J]. Physics Letters A, 1993, 175(6): 421—427.
- [14] Rosenstein M T, Collins J J, De Luca C J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1993, 65(1): 117—134.

ANALYSIS TO TEMPORAL AND SPATIAL DISTRIBUTION OF CHAOTIC CHARACTERISTICS OF WIND POWER

Yang Mao, Liu Hongliu, Ji Benming

(College of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: For an objective understanding of wind power fluctuation characteristics, studying the spatial and temporal distribution characteristics of chaotic characteristics of wind power, quantitative indicators to measure wind power chaos-the largest rolling Lyapunov index is presented. Contributed by a series of the largest Lyapunov index, it can be used to describe the chaotic characteristics of wind power. Based on the measured data, a wind farm in Northeast China as an example, the analysis to the temporal and spatial distribution of chaotic characteristics of wind power, verifies the validity of the index.

Keywords: wind power; fluctuations; chaotic; temporal and spatial distribution