

# 基于最大 Lyapunov 指数的光伏发电功率超短期预测

刘兆坤, 郑凌蔚, 沈俊楠, 吴晨曦

(杭州电子科技大学自动化学院, 杭州 310018)

**摘要:** 提出了一种基于最大 Lyapunov 指数的光伏发电超短期预测新方法, 根据天气类型对光伏发电历史数据进行分类, 分别建立起晴天、多云天和雨天等三种天气状态下的光伏发电功率序列, 对不同天气状态下的光伏发电功率序列进行重构, 通过计算最大 Lyapunov 指数验证光伏发电序列的混沌特性, 基于最大 Lyapunov 指数方法对不同天气状态下的发电功率进行预测。仿真结果表明, 与 BP-ANN 方法相比, 该方法能对光伏发电功率进行更准确的超短期预测。

**关键词:** 光伏发电; 天气类型; 混沌序列; 最大 Lyapunov 指数; 超短期预测

**中图分类号:** TM615

**文献标识码:** A

## 0 引言

太阳能光伏发电因其可再生性和零污染, 被视为传统发电的重要替代形式。2016 年全球光伏新增装机容量 70 GW, 比 2015 年增长大约 30%, 全球装机总量达到 300 GW, 其中我国光伏发电新增装机容量 34.54 GW, 累计装机容量 77.42 GW, 新增和累计装机容量均为全球第一, 其中分布式电站同比增长 200%<sup>[1]</sup>。光伏能源作为一种理想的可再生能源, 其输出功率的波动性和间歇性很大, 大规模的并网运行会对传统电网的安全和系统的可靠性造成较大影响, 光伏发电预测技术可以提供未来一段时间光伏系统的功率输出, 为电力部门及用户运行提供依据, 保证电力系统的安全稳定运行。

光伏发电预测技术目前主要沿两个方向展开。一个是研究影响辐照度、光伏发电功率的关键因素, 例如云层、气温、日照时间等物理因素, 对这些因素展开分析, 进行光伏发电功率预测<sup>[2、3、4]</sup>。另一个是基于统计的方法, 研究辐照度、光伏发电功率的历史规律, 选取合适的算法进行预测<sup>[5、6]</sup>。按照预测的时间尺度, 可以分为中长期预测、短期预测和超短期预测<sup>[7]</sup>, 越短的预测周期越有利于预防新的情况和紧急状态, 因此光伏发电的超短期预测显得尤为重要。

目前的研究中适用于超短期预测的方法有基

础预测方法、基于数据驱动以及基于云图的预测方法的预测方法等。基础预测方法是采用晴空预测模型, 预测的精度相对较低。基于云图的超短期预测采用地基云图或卫星云图, 预测云层对太阳光的遮挡情况, 实现地面辐照和光伏功率的预测<sup>[8、9、10、11]</sup>。例如, 文献[11]采用地基云图, 结合人工神经网络的方法, 计算地表辐射。这种方法为实现精细化预测提供了可能, 但是受限于测量设备, 在分布式光伏电站的预测上仍然存在不足。基于数据驱动的超短期预测有线性预测算法和非线性预测算法以及两种或多种预测算法组合形成的综合算法<sup>[12、13、14]</sup>。例如, 文献[12]提出基于机器学习的 ARMA 模型和 BP-ANN 模型。基于数据驱动的超短期预测需要深度把握光伏发电的特性, 选取合适的算法, 才能进行有效的预测, 目前的研究也多集中在算法的探索上。

本文总结以上预测方法的优缺点, 提出了一种结合天气类型的基于最大 Lyapunov 指数的超短期预测方法。首先, 对光伏发电数据进行统计, 建立不同天气状态下的历史光伏发电功率序列, 并验证功率序列的混沌特性。然后, 结合天气预报提供的预测天气类型, 选择与预测的天气状态同样的历史光伏发电功率序列作为学习数据。最后, 将当前的发电数据添加到预测天气状态的历史光伏发电数据的时间序列中, 求取最大 Lyapunov 指数, 采用最大 Lyapunov 指数法进行

收稿日期: 2017-10-25

基金项目: 国家自然科学基金 (51407052)

通讯作者: 郑凌蔚(1978—), 女, 博士, 副教授, 主要从事微电网运行与控制、可再生能源发电预测、能源系统优化方面的研究。zhenglw@hdu.edu.cn

预测，并将预测值加入到原序列中，计算新的最大 Lyapunov 指数，实现多步预测。利用实验系统采集的数据对提出的方法进行验证，显示预测误差较小，可以实现光伏发电功率的超短期预测。

## 1 光伏发电功率序列的混沌性分析

### 1.1 相空间重构

Packard 等认为从一个变量的时间序列可以重构出系统的相空间，因为时间序列本身蕴涵了参与此系统的全部变量的信息，Takens 对其进行了证明，提出了相空间嵌入维数的下界，即：

$$m \geq 2d + 1 \quad (1)$$

上式中， $m$  为嵌入维数； $d$  为系统动力学奇异吸引子的关联维数<sup>[15]</sup>。Takens 认为只要嵌入维数足够大，就可以在重构后的嵌入空间里把有规律的轨迹恢复出来，这样可以把预测问题转化为在相空间里的一个短的演化过程来讨论，从而为时间序列的预测奠定了理论基础。

相空间重构的方法主要包括导数重构法和坐标延迟重构法，在实际应用中，普遍采用坐标延迟重构法<sup>[16]</sup>。对于时间序列数据  $x_t$ ，其中

$t=1, 2, \dots, n$  取其前  $N$  个数据 ( $N < n$ )，构成第一个向量  $X_1 = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ ，然后将第一个向量中的每一项依次向后移动  $\tau$  个数，构成第二个向量  $X_2 = (x_{1+\tau}, x_{2+\tau}, \dots, x_{N+\tau})$ ，依此方式往后移动  $m$  ( $m < N$ ) 次，这样就将时间序列从一维延拓到了  $m$  维，得到如式 (2) 所示的点集  $\{X_i\}$ ，：

$$X_i = \begin{bmatrix} X_1^T \\ X_2^T \\ \dots \\ X_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \dots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \dots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_N & x_{N+\tau} & \dots & x_{N+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (2)$$

上式中， $\tau$  为延迟时间。在相空间的重构过程中，时间延迟和嵌入维数的选取具有重要的意义，恰当地选取嵌入维数和时间延迟可以提高相空间重构的质量，进而提高预测的精度<sup>[17]</sup>。

在工程实践中，有关对嵌入维数的计算有 G-P 法、邻近点维数法、Cao 方法等，计算时间延迟有自相关法、改进自相关法和互信息法等，将两者联合起来计算的方法有 C-C 法、时间窗口法和嵌入维-时间延迟自动算法等<sup>[18]</sup>。本文中采用 C-C 法同时计算时间延迟和关联维数，这种算法易于操作，计算量小，并且抗噪声能力较强。

### 1.2 混沌性判定原则及最大 Lyapunov 指数

目前，科学界对于混沌还没有一个严格科学

的定义，只能从某一个方面判别序列是否具有混沌的必要条件进行混沌识别，主要包括定性、定量两种途径<sup>[15]</sup>。

定性的方法主要是根据观测序列在时域或频域内表现出的特殊空间结构性质进行粗略分。主要方法有相图法、功率谱法、庞加莱截面法和代替数据法等<sup>[19]</sup>。这些方法简单、直观，但是过于笼统，且无法区分大周期运动和混沌运动。定量的方法是通过计算混沌信号奇异吸引子的特性参数来辨别混沌行为的方法。主要有最大 Lyapunov 指数、Kolmogorov 熵、关联维数等方法。

本文采用最大 Lyapunov 指数法来判断系统的混沌特性。Lyapunov 指数是描述相空间中初始距离的邻近轨道发散率的参数，在表征系统的混沌性质方面起着重要的作用，Lyapunov 指数决定相邻轨线是否能靠拢形成稳定轨道或定点。当 Lyapunov 指数值大于零时，说明系统具有混沌特性；当 Lyapunov 指数值小于零时，系统具有不动点；当 Lyapunov 指数等于零时，系统出现周期现象<sup>[20]</sup>。

在实际动力系统混沌识别中，通常只需要最大 Lyapunov 指数，其主要方法有 Wolf 法、Jacobian 法、小数据量算法等。Wolf 法是从 Lyapunov 指数的定义出发，直接基于相轨迹、相平面、相体积等的演化来估计 Lyapunov 指数，在混沌研究中应用十分广泛。

根据公式(2)重构的相空间  $X_i$ ，取初始位置为点  $x(t_0)$ ，其邻近点为  $x(t_0')$ ，两点之间的欧式距离为  $L_0$ ，

$$L_0 = \|x(t_0) - x(t_0')\|, \quad |t_0 - t_0'| > p \quad (3)$$

其中， $p$  为时间序列的平均周期。初始位置经过  $n$  次迭代后演变为  $x(t_0+T)$  和  $x(t_0'+\Delta t)$ ，追踪这两点之间的时间演化，直到两点的间距超过预先给定的阈值  $\varepsilon$  ( $\varepsilon > 0$ )，满足：

$$L_0' = \|x(t_0+\Delta t) - x(t_0'+\Delta t)\| > \varepsilon \quad (4)$$

根据混沌相空间轨迹的指数分离规律

$$L_0' = L_0 e^{\lambda_0 \Delta t} \quad (5)$$

可以得到指数增长率  $\lambda_0$ ：

$$\lambda_0 = \frac{1}{\Delta t} \ln \frac{L_0'}{L_0} \quad (6)$$

同理，以  $x(t_0 + \Delta t)$  为新的初始点  $x(t_i)$ ，寻找其邻近点  $x(t_1')$ ，使两点之间的欧式距离  $L_1$  满足

$$L_1 = |x(t_1) - x(t_1')| < \varepsilon \quad (7)$$

且  $L_0$  与  $L_1$  夹角尽可能小，然后继续迭代演化，计算指数增长率  $\lambda_2$ ，直到  $x(t)$  到达时间序列的终点，记演化总步长为  $M$ ，则最大 Lyapunov 指数估计值  $\lambda_m$  可取其指数增长率的平均值：

$$\lambda_m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{1}{\Delta t} \ln \frac{L_i'}{L_i} \quad (8)$$

### 1.3 光伏发电功率序列的混沌性判定

根据光伏发电功率特性可知，在不同天气类型下，光伏发电功率有明显的不同，在多云时光伏发电功率的波动性很大，而在晴天时，光伏发电功率比较稳定，因此，本文将按照天气类型进行分类处理。

欧氏距离表示在  $m$  维空间中两个点之间的距离，如公式 9 所示：

$$d = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

式中： $x_i$  为不同天气类型各个时刻发电功率的平均值； $y_i$  为需要判断天气类型的某天各个时刻的发电功率<sup>[21]</sup>。

本文以杭州电子科技大学的光伏发电实验系统数据为例，通过对欧氏距离应用的拓展来判断不同天气样本之间的相似度差异，对天气进行分类，选取典型的晴天、多云、雨天等三种天气状态的光伏发电功率构成时间序列。本系统原始发电数据的采样时间间隔是 1 秒，数据量十分庞大，为判定光伏发电功率的混沌特性，本文在原始发电数据的基础上分别计算了 30、60、90 秒三种时间间隔的平均发电功率作为比较，以此构成时间序列，这样既保存了原始数据中的信息，又大大减少了数据长度，减小了分析时的计算量。由实验数据计算得到最大 Lyapunov 指数如表 1 所示，从表中可以看出，三种天气状态在不同的时间间隔和不同的序列长度下，虽然时间延迟和嵌入维数有所不同，但是计算出的最大 Lyapunov 指数均大于零，因此可以判定三种天气状态在不同的时间序列长度下均呈现出混沌特性。

表 1：三种天气状态下时间序列特征参数  
Table 1. Characteristic Parameters of Time Series in Three Weather Conditions

天气状态	时间序列间隔	序列长度	嵌入维数	时间延迟	最大 Lyapunov 指数
晴天	90	3600	2	10	0.0474
	60	5400	3	12	0.0294
	30	10800	3	15	0.0273
多云	90	3600	2	9	0.6145
	60	5400	2	11	0.4233
	30	10800	2	16	0.3251
雨天	90	3600	2	10	0.3806
	60	5400	2	11	0.3369
	30	10800	3	12	0.101

以晴天为例，重构相空间的吸引子如图 1 所示。从图中可以看到，三维嵌入空间的吸引子有明显的轨迹迹象，呈现出非规则有序的混沌特性。

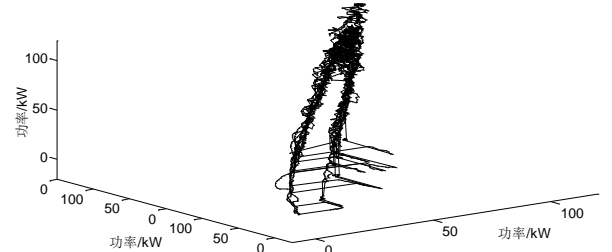


图 1：晴天状态下的重构吸引子图

Fig. 1 Reconstructed Attractor Graphs of Sunny Days

## 2 基于最大 Lyapunov 指数的超短期预测

### 2.1 预测步骤

基于最大 Lyapunov 指数的预测，就是计算得到的最大 Lyapunov 指数，利用相空间重构技术，通过跟踪最邻近点的演化对目标进行预测，详细的预测步骤如下：

1) 根据一天的光伏发电功率对光伏发电数据按照天气类型进行分类，建立不同天气类型下的光伏发电功率时间序列。结合当前的天气类型和发电功率，构建当前天气状态下光伏发电功率的时间序列。

2) 对光伏发电的时间序列  $\{x(t), t = 1, 2, \dots, n\}$  进行 FFT 变换，计算出序列的平均周期  $p$ 。

3) 用 C-C 法计算序列的时间延迟  $\tau$  和关联维数  $d$ ，根据公式(1)，计算嵌入维数  $m$ 。

4) 根据时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$ ，重构相空间得  $\{X(i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

5)根据以上所得参数计算重构相空间的最大Lyapunov指数 $\lambda_m$ ，并确定预测步长。

6) 根据序列最后的一个点和 $\lambda_m$ 进行下一步演化，设 $X_M$ 为预测的中心点，其最近的邻近点为 $X'_M$ ，根据：

$$\|X_{M+1} - X'_{M+1}\| = \|X_M - X'_M\| e^{\lambda_m} \quad (10)$$

则预测值为：

$$x_{n+1} = x'_{n+1} \pm \sqrt{\|X_M - X'_M\| e^{\lambda_m} - \sum_{i=1}^{m-1} (x_{m+i \times \tau+1} - x'_{m+i \times \tau+1})^2} \quad (11)$$

7)将预测值作为真实值加入到原序列构建新的时间序列，然后进行下一步的预测，直到达到预测步长为止。

完整的预测算法流程如图2所示。

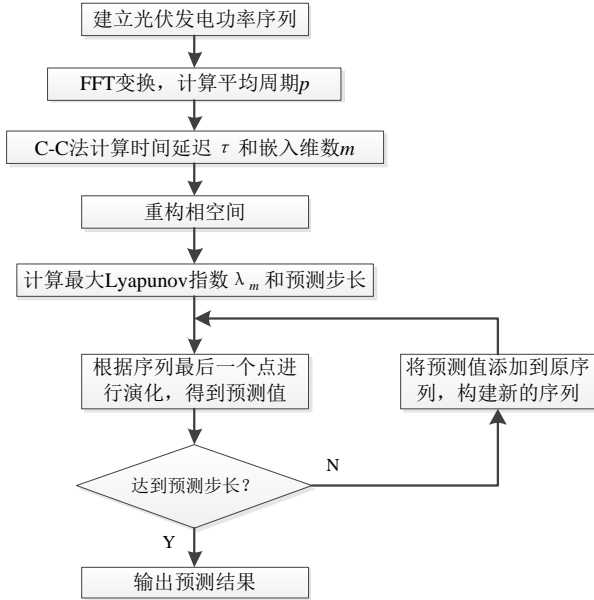


图2：基于最大Lyapunov指数的光伏发电超短期预测流程  
Fig. 2 Ultrashort Term Forecasting Process of Photovoltaic Power Generation Based on Maximum Lyapunov Exponent

## 2.2 评价指标

### 2.2.1 预测步长

基于最大Lyapunov指数的预测步长由公式(12)决定

$$T = \frac{1}{\lambda_m} \quad (12)$$

它表示系统状态误差增加一倍所需的最长时间，可以作为短期预报的可靠指标之一。

### 2.2.2 预测误差

本文选用平均绝对百分比误差(MAPE)对预

测精度进行评价，如公式(13)所示。

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{X_{actual,i} - X_{forecast,i}}{X_{actual,i}} \times 100\% \quad (13)$$

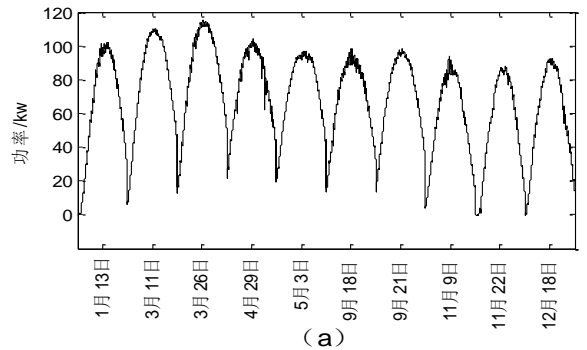
公式中， $X_{actual,i}$ 为第*i*个光伏发电功率实际

数值， $X_{forecast,i}$ 为第*i*个光伏发电功率预测值，*n*为预测个数。

## 3 算例分析

### 3.1 原始时间序列

本文利用杭州电子科技大学并网光伏微电网实证系统的历史数据对所提出的方法进行验证。杭州电子科技大学光伏微电网实证系统的光伏发电系统峰值功率为120kWp，本文收集并选取了该系统2010年不同季节共计30天的光伏发电数据，按欧式距离原则对这些数据进行了天气类型分类。晴天选取了1月13日、3月11日、3月26日、4月29日、5月3日、9月18日、9月21日、11月9日、11月22日、12月18日等共计10天，光伏发电功率曲线如图3(a)所示；多云天选取了1月2日、1月30日、2月1日、3月27日、4月2日、4月15日、5月4日、7月7日、10月11日、10月19日等共计10天，光伏发电功率曲线如图3(b)所示；雨天选取了1月27日、1月31日、2月2日、2月25日、2月26日、3月14日、3月15日、6月20日、6月25日、7月5日等共计10天，光伏发电功率曲线如图3(c)所示。



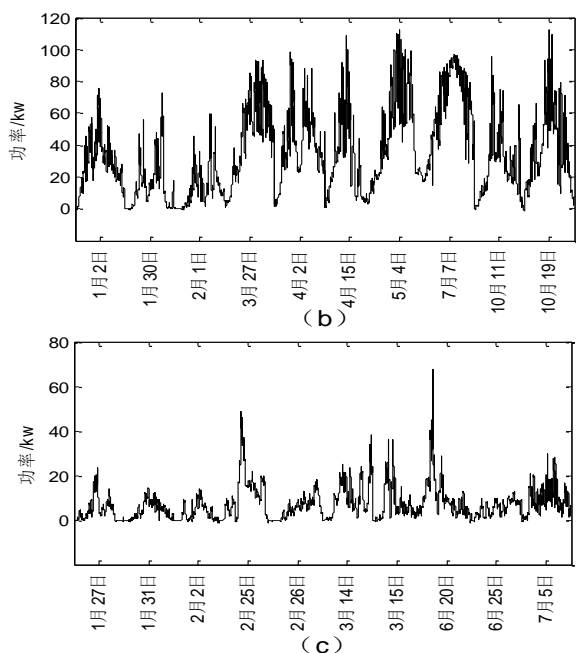


图 3: 三种天气类型下的的光伏发电曲线  
Fig. 3 Photovoltaic Power Generation Curves in Three Types of Weather

### 3.2 三种天气状态下的预测结果分析

根据本文提出的预测方法，基于图 3 所示的光伏发电功率序列，计算出图 2 中提到的三种天气下的各参数，如表 2 所示。

表 2 不同天气状态下的预测结果比较  
Table 2. Comparison of Prediction Results in Different Weather Conditions

天气	平均周期	嵌入维数	时间延迟	最大 Lyapunov 指数	预测步长 min
晴天	1080	3	15	0.0306	16
多云	1074	2	23	0.0894	5.5
雨天	535	3	12	0.1131	8

表 2 给出了三种天气条件下的预测步长，由此可得本算例的预测时间分别为 2010 年 12 月 18 日（晴天）12:28 ~ 12:44，2010 年 10 月 19 日（多云）15:23 ~ 15: 28 和 2010 年 7 月 5 日（雨天）16:01~16:09。

表 3 两种预测方式精度比较

Table 3. Comparison between Two Prediction Methods

天气类型	最大 Lyapunov 指数法		BP-ANN 方法	
	平均绝对误差 kW	MAPE %	平均绝对误差 kW	MAPE %
晴天	3.65	6.34	8.77	9.66
多云	1.25	4.77	2.70	10.29
雨天	1.83	17.29	1.87	21.09

对比起见，本文用所提的预测方法对上述时间序列进行预测的同时也用反向传播人工神经网络

络预测算法（BP-ANN）对同样的时间序列进行了预测，三种天气类型下的对比结果如表 3 所示。

三种天气下两种预测方法的预测曲线对比分别如图 4、图 5、图 6 所示。

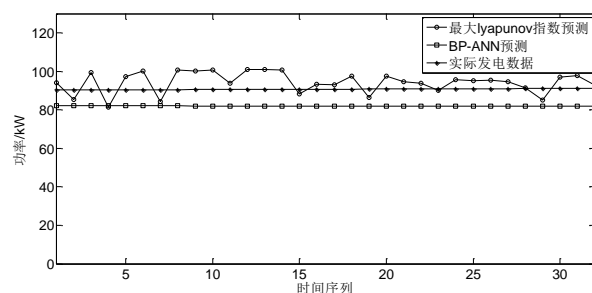


图 4: 晴天光伏发电功率预测  
Fig. 4 The PV Power Generation Forecasting in Sunny Days

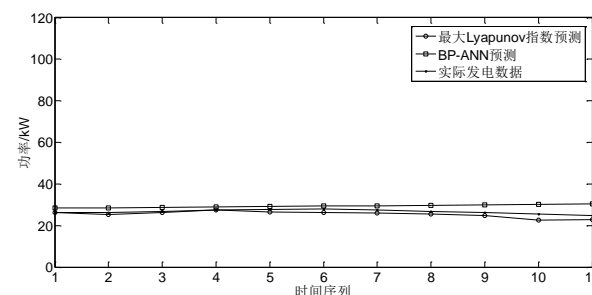


图 5: 多云天光伏发电功率预测  
Fig. 5 The PV Power Generation Forecasting in Cloudy Days

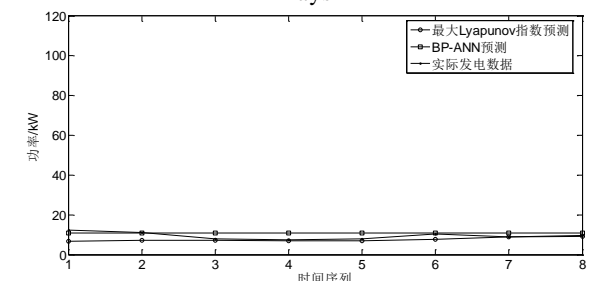


图 6: 雨天光伏发电功率预测  
Fig. 6 The PV Power Generation Forecasting in Rainy Days

从预测曲线图中可知，在上述三种天气状态下，基于最大 Lyapunov 指数的预测方法能够进行超短期预测，晴天状态下预测出的数据最多，可以预测 15-20 分钟，多云天气气象变化剧烈，预测的数据也最少，根据时间序列的情况，可以预测 4-10 分钟，预测发电功率虽然有波动，但是可以反映实际发电数据。

本文预测方法与 BP-ANN 方法在不同的天气状态下进行了比较，最后结果表明，在晴天和雨天状态下，预测精度上比 BP-ANN 方法有了明显的提高，在多云天气状态下两种预测的误差都相

对较大。最大 Lyapunov 指数法的预测时间由根据时间序列计算的最大 Lyapunov 指数决定,这与时间序列的混沌性密切相关,而 BP-ANN 方法的预测时间虽没有明确规定,但预测的时间越长,预测的误差越大,两种方法在同样的预测长度中,最大 Lyapunov 指数法的预测效果较好。

## 4 结论

随着近年光伏发电的广泛应用,光伏发电功率预测正受到越来越多的关注。本文以混沌理论和相空间重构法为基础,针对光伏发电功率超短期预测,提出基于最大 Lyapunov 指数法的预测方法,利用并网光伏发电微电网实证系统数据进行验证,得到以下结论:

1)通过 C-C 法计算时间延迟和嵌入维数,计算得到最大 Lyapunov 指数,结合相空间重构技术,证明了光伏发电功率的时间序列具有混沌特性。

2)结合混沌特性,采用最大 Lyapunov 指数法,对三种天气状态下的光伏发电进行预测,结果统计看来,该预测方法预测精度较高。

3)天气状态对最大 Lyapunov 指数法预测结果影响较大,统计结果表明晴天的预测精度和预测步长普遍高于多云天和雨天。

### [参考文献]

- [1] 陈东坡. 2016-2017 年中国光伏回顾与展望[J]. 电子产品世界, 2017(4):9-11.
- [1] Chen Dongpo. Review and Prospect of China 's PV in 2016 – 2017[J]. Electronic product world,2017(4):9-11.
- [2] Dolara A, Leva S, Manzolini G. Comparison of different physical models for PV power output prediction[J]. Solar Energy, 2015, 119:83-99.
- [3] Antonanzas J, Osorio N, Escobar R, et al. Review of photovoltaic power forecasting[J]. Solar Energy, 2016, 136:78-111.
- [4] Leva S, Dolara A, Grimaccia F, et al. Analysis and validation of 24 hours ahead neural network forecasting of photovoltaic output power[J]. Mathematics & Computers in Simulation, 2017, 131(C):88-100.
- [5] 李元诚, 白恺, 曲洪达,等. 基于粒子群-稀疏贝叶斯混合算法的光伏功率预测方法[J]. 太阳能学报, 2016, 37(5):1153-1159.
- [5] Li Yuancheng Bai Kai, Qu Hongda, et al. A photovoltaic power forecasting model using sparse bayesian regression optimized by particle swarm algorithm
- [6] 龚莺飞, 鲁宗相, 乔颖,等. 光伏功率预测技术[J]. 电力系统自动化, 2016(4):140-151.
- [6] Gong Yingfei, Lu Zongxiang, Qiao Ying, et al. An Overview of Photovoltaic Energy System Output Forecasting Technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016(4):140-151.
- [7] 程泽, 刘冲, 刘力. 基于相似时刻的光伏出力概率分布估计方法[J]. 电网技术, 2017, 41(2):448-454.
- [7] CHENG Ze, LIU Chong, LIU Li. A Method of Probabilistic Distribution Estimation of PV Generation Based on Similar Time of Day[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 448-454.
- [8] Marquez R, Pedro H T C, Coimbra C F M. Hybrid solar forecasting method uses satellite imaging and ground telemetry as inputs to ANNs[J]. Solar Energy, 2013, 92(4):176-188.
- [9] 朱想, 居蓉蓉, 程序,等. 组合数值天气预报与地基云图的光伏超短期功率预测模型[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(6):4-10 and 74.
- [9] Zhu Xiang, Ju Rongrong, Cheng Xu, et al. A Very Short-term Prediction Model for Photovoltaic Power Based on Numerical Weather Prediction and Ground-based Cloud Images[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6):4-10 and 74.
- [10] Yang H, Kurtz B, Nguyen D, et al. Solar irradiance forecasting using a ground-based sky imager developed at UC San Diego[J]. Solar Energy, 2014, 103(6):502-524.
- [11] 陈志宝, 丁杰, 周海,等. 地基云图结合径向基函数人工神经网络的光伏功率超短期预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3):561-567.
- [11] Chen Zhibao, Ding Jie, Zhou Hai, et al. A Model of Very Short-term Photovoltaic Power Forecasting Based on Ground-based Cloud Images and RBF Neural Network[J]. Proceeding of The Chinese Society for Electrical Engineering, 2015, 35(3):561-567.
- [12] 高阳, 张碧玲, 毛京丽,等. 基于机器学习的自适应光伏超短期出力预测模型[J]. 电网技术, 2015, 39(2):307-311.
- [12] Gao Yang, Zhang Biling, Mao Jingli, et al. Machine learning-based adaptive very-short-term forecast model for photovoltaic power[J]. Power System Technology, 2015, 39(2):307-311.
- [13] 郑凌蔚, 刘士荣, 毛军科,等. 一种综合 ANFIS 和 PCA 的光伏发电功率预测新方法[J]. 太阳能学报, 2012, 33(6):993-1001.

- [13] Zheng Lingwei, Liu Shirong, Mao Junke, et al. A new pv generation power forecasting method integrating ANFIS and PCA[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2012, 33(6):993-1001.
- [14] 朱琳琳, 钟志峰, 严海,等. 一种新的光伏发电预测模型设计[J]. *太阳能学报*, 2016, 37(1):63-68.
- [14] Zhu Linlin , Zhong Zhifeng , Yan hai, et al. A new design of photovoltaic power generation forecasting model[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2016, 37(1):63-68.
- [15] 韩敏. 混沌时间序列预测理论与方法[M]. 中国水利水电出版社, 2007.
- [15] Han Min. Chaotic time series forecasting theory and method[M]. China Water&Power Press, 2007
- [16] 杨茂, 季本明. 基于最大 Lyapunov 指数-校正的风电功率实时预测研究[J]. *太阳能学报*, 2016, 37(11):2778-2784.
- [16] Yang Mao, Ji Benming. Maximum Lyapunov exponent-based corrected wind power real-time prediction method[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2016, 37(11):2778-2784.
- [17] 张淑清, 师荣艳, 董玉兰,等. 双变量小波阈值去噪和改进混沌预测模型在短期电力负荷预测中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(22):5723-5730.
- [17] Zhang Shuqing , Shi Rongyan , Dong Yulan , et al. Bivariate Wavelet Threshold Denoising and Improved Chaotic Forecasting Model and Its Application in Short-term Power Load Forecasting[J]. *Proceedings of the Csee*, 2015 35(22):5723-5730.
- [18] 罗毅, 千雨乐. 基于相空间重构和小波神经网络的光伏阵列发电量预测[J]. *太阳能学报*, 2014, 35(6):992-997.
- [18] Luo Yi, Qian Yule. Power generation forecast of pvarray based on phase space reconstruction and wavelet neural network[J]. *Taiyangneng Xuebao/acta Energiae Solaris Sinica*, 2014, 35(6):992-997.
- [19] 田中大, 李树江, 王艳红,等. 短期风速时间序列混沌特性分析及预测[J]. *物理学报*, 2015, 64(3):236-247..
- [19] Tian Zhongda , Li Shujiang , Wang Yanhong , et al. Chaotic characteristics analysis and prediction for short-term wind speed time series[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(3):30506-030506.
- [20] 张艳兰, 栾元重, 尹燕运,等. 混沌时间序列相空间重构及特性识别[J]. *测绘科学*, 2016, 41(4):15-18.
- [20] Zhang YanLan, Luan Yuanchong, Yi Yanyun, et al. The Deformation Monitoring of Chaotic Time Series Phase Space Reconstruction and Feature Recognition. *Science of Surveying and Mapping*[J], 2016, 41(4):15-18.
- [21] 阳霜, 罗滇生, 何洪英,等. 基于 EMD-LSSVM 的光伏发电系统功率预测方法研究[J]. *太阳能学报*, 2016, 37(6):1387-1395.
- [21] Yang Shuang , Luo Diansheng, He Hongying , et al. Output power forecast of pv power system based on EMD-LSSVM model [J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2016, 37(6):1387-1395.

## ULTRASHORT TERM FORECASTING OF PHOTOVOLTAIC POWER GENERATION BASED ON MAXIMUM LYAPUNOV EXPONENT

Liu Zhaokun, Zheng Lingwei, Shen Junnan, Wu Chenxi

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** A new method for ultrashort term forecasting of photovoltaic power generation based on the maximum Lyapunov exponent was proposed. According to the weather type, the historical power generation data was divided into three weather conditions, such as sunny, cloudy and rainy days. The photovoltaic power generation series in different weather conditions was reconstructed, and the chaotic characteristics of the photovoltaic power generation time series are verified by reconstructing the attractor graph and calculating the maximum Lyapunov exponent. Based on the maximum Lyapunov exponent method, the power generation in different weather conditions is forecasted. The simulation results show that the proposed method is more accurate for ultrashort term forecasting of photovoltaic power generation than the BP- ANN method.

**Keywords:** photovoltaic power generation; weather type; chaotic sequence; maximum Lyapunov exponent; ultrashort term forecasting