

风力发电机组运行状态的混沌特性识别 及其趋势预测

安学利, 蒋东翔

(清华大学 热能工程系 电力系统及发电设备控制与仿真国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 通过对风力发电机组运行状态参数时间序列进行非线性动力学建模, 解析了机组运行状态的动力特征, 验证了风力发电机组运行状态的混沌特性。在此基础上, 根据混沌时间序列的相空间重构理论, 应用加权一阶局域预测方法对风电机组运行状态进行混沌预测研究, 采用某风场风电机组实际运行数据对预测方法进行检验。计算结果表明, 应用混沌预测方法对风力发电机组运行状态进行预测是可行的, 具有较高的精度, 为风电机组状态预测提供了新的思路。

关键词: 风力发电机组; 运行状态; 非线性动力模型; 混沌特性; 状态预测

中图分类号: TM 315

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2010)03-0015-05

0 引言

近年来, 随着社会经济发展和人民生活水平的不断提高, 我国用电需求持续快速增长, 电网规模迅速扩大, 用电结构和电网负荷特性发生了显著变化。同时, 电力各类用户对供电的可靠性和供电质量也提出了越来越高的要求^[1-2]。随着大规模风电机组的逐步并网, 由于风力发电本身所特有的间歇性和随机性, 大幅度地增加了与其互联电网的不稳定性。因此, 作为一个复杂的耦合非线性系统, 风力发电机组的安全可靠运行直接影响与其互联电网的稳定、负荷合理分配及电网供电质量。提高风力发电机组的运行可靠性, 对保障电网的安全优质运行和提高系统经济性具有重大作用^[3-5]。

为实现风力发电机组的安全稳定运行, 及时判断机组部件的性能状况和发展趋势, 提高其运行效率, 本文以某风场一台风力发电机组运行时的实际监测数据为基础, 对风电机组运行状态参数时间序列进行混沌特性分析。在分析风力发电机组运行状态具有混沌属性的基础上, 利用相空间重构方法建立了风力发电机组运行状态的加权一阶局域预测模型, 并进行了实际预测分析。

1 风力发电机组运行状态的混沌特性

风力发电机组运行状态参数特性取决于其运行工况, 充分了解和掌握风电机组运行状态的内在规律是保证准确预测其运行状态的前提。为此, 本文应用混沌理论来解析风力发电机组运行状态内在特性, 即进行混沌特性辨识。如果风电机组运行状态

具有混沌特性, 则可以借助于相空间重构理论, 应用混沌分析方法, 建立基于混沌理论的风力发电机组运行状态预测模型, 分析机组运行状态的变化规律。

1.1 机组运行状态相空间重构

风力发电机组系统是一个复杂的、非线性的动力系统, 其运行状态的变化是很多因素相互作用的综合反映, 系统的运行参数时间序列只能反映出其中的一部分信息。相空间重构是混沌时间序列判定和预测的基础, 作为分析时间序列混沌特性的一种重要方法, 它通过单一的系统输出时间序列来构造一组表征原系统动力学特性的坐标分量, 从而近似地恢复系统的混沌吸引子。根据 Takens 定理, 对于一个时间序列, 当 $m \geq 2d+1$ (m 是嵌入维数, d 是动力系统的关联维数), 在该 m 维重构空间可以把吸引子恢复出来, 重构空间中的相轨迹与原动力系统保持微分同胚^[6]。

风电机组运行时, 对于某一状态参数时间序列 $\{x(i)\}$, $i=1, 2, \dots, n$, 若嵌入维数为 m , 时间延迟为 τ , 则重构相空间为

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

其中, $i=1, 2, \dots, N$; $N=n-(m-1)\tau$; i 是时间序列的采样点数。

任一相点都包含有 m 个分量, 对 N 个相点在 m 维的相空间中构成一个相型, m 维相空间中相点间的变化描述了系统在相空间中的演化轨迹。

风电机组运行状态混沌时间序列预测的关键是相空间重构, 而相空间重构的关键是嵌入维数及时间延迟的选取。在重构相空间中, 时间延迟和嵌入维数的选取具有十分重要的意义, 同时这种选择也是困难的。两者的恰当选取直接影响到相空间重构的质量以及序列的预测精度。

若计算出重构相空间中的吸引子具有正的最大 Lyapunov 指数或者分数维的关联维数, 则表明发电

机组运行状态具有混沌属性。

1.2 确定延迟时间

在风电机组状态实际预测中,延迟时间 τ 的选择对重构相空间有着重大影响,为使重构的相空间能很好地展示系统的动力特征,必须选择最佳的延迟时间 τ 。延迟时间 τ 必须使重构的各分量之间既要保持最大限度的相互独立,又要保持各分量之间的动力学关系。本文选用互信息法求延迟时间 τ , 该方法是在 2 个随机变量间一般性随机关联的度量,基本原理如下^[7]:

有 2 组信号 $\{x(i), i=1, 2, \dots, K\}, \{y(j), j=1, 2, \dots, K\}$, 假设点 $x(i), y(j)$ 处的概率密度分别为 $P_x[x(i)], P_y[y(j)]$; 2 组信号的联合概率为 $P_{xy}[x(i), y(j)]$ 。对 2 组信号 $\{x(i), y(j)\}$, 给定 $x(i)$ 的一个测量值, 预测 $y(j)$ 的平均信息量为互信息函数:

$$I(x, y) = H(x) + H(y) - H(x, y) = -\sum_i P_x[x(i)] \ln \{P_x[x(i)]\} - \sum_j P_y[y(j)] \ln \{P_y[y(j)]\} + \sum_{i,j} P_{xy}[x(i), y(j)] \ln \{P_{xy}[x(i), y(j)]\} \quad (2)$$

其中, $H(x), H(y)$ 分别是信号 $\{x(i)\}, \{y(j)\}$ 的信息熵, 分别表示对指定系统的 K 个 $x(i), y(j)$ 测量得到的平均信息量, 信息熵越大, 不确定性越强; $H(x, y)$ 是联合信息熵。互信息函数 $I(x, y)$ 的大小反映了 x, y 之间的相关性的强弱。 $I(x, y)$ 越小, x, y 的相关性越弱。

对风电机组运行状态时间序列进行相空间重构, 需要考虑状态参数 $x(t), x(t+\tau)$ 之间相关性的, 可以求 $\{x(t)\}$ 和 $\{x(t+\tau)\}$ 2 个序列的互信息 I, I 越小, 2 个序列相关性越弱, 但是相关性太弱会导致不确定的系统状态, 因此一般将互信息函数 I 的第 1 个极小值对应的 τ 作为最佳延迟时间。

1.3 确定嵌入维数

在对风力发电机组实测时间序列进行相空间重构时, 嵌入维数 m 也不宜过大和过小。如果嵌入维数 m 过大, 将减少可以使用的数据长度, 使得所建相空间中的相点显得过于稀疏; 如果嵌入维数 m 过小, 将无法容纳动力系统的吸引子, 不能全面展示风电机组系统的动力特性。本文采用 Cao 算法求取相空间重构时的嵌入维数^[8]。对于时间序列 $\{x(i)\}, i=1, 2, \dots, n$, 若嵌入维数为 m , 延迟时间为 τ , 则重构的相空间如式(1)所示。

定义

$$a(i, m) = \frac{\|Y_{m+1}(i) - Y_{m+1}(n(i, m))\|_\infty}{\|Y_m(i) - Y_m(n(i, m))\|_\infty} \quad (3)$$

其中, $Y_{m+1}(n(i, m))$ 是 $Y_{m+1}(i)$ 最邻近的点; $Y_m(n(i, m))$ 是 $Y_m(i)$ 最邻近的点。令 $a(i, m)$ 的均值为

$$E(m) = \frac{1}{N-m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} a(i, m) \quad (4)$$

其中, $E(m)$ 独立于嵌入维数 m 和时间延迟 τ , 为找到从 m 到 $m+1$ 变化的最佳嵌入维数, 令

$$E_1(m) = \frac{E(m+1)}{E(m)} \quad (5)$$

如果嵌入维数满足嵌入式定理, 则在 m 维空间中离得近的 2 个点在 $m+1$ 维空间中也离得最近。当 $E_1(m)$ 自某个 m_0 开始停止变化, 这就表明该时间序列为混沌系统, 其动力吸引子是存在的, 这时 m_0+1 即为最佳嵌入维数。否则, 表明该序列为随机系统, 不具有混沌特性。

1.4 最大 Lyapunov 指数识别风电机组混沌特性

为分析风电机组运行状态的混沌特性, 需要提取吸引子的 Lyapunov 指数, Lyapunov 指数是系统宏观、整体特性的表示, 可定量反映出系统所处的状态是混沌的、随机的、有序的还是临界的, 若 Lyapunov 指数大于零, 则该机组运行状态具有混沌特性。本文采用具有较高可靠性且计算量较小的小数据量方法^[9]计算风电机组状态参数时间序列的最大 Lyapunov 指数, 在重构相空间后, 寻找给定轨道上每个点的最近邻近点, 即

$$d_j(0) = \min_{x_j} \|Y_j - Y_j\| \quad (6)$$

为确保 Y_j 与 Y_j 不落在同一个相轨道上, 式中令

$|j - \hat{j}| > p$, p 为时间序列的平均周期, 它可以通过能量光谱的平均频率的倒数估计出来。通过基本轨道上每个点的最近邻近点的平均发散速率, 可以估计出最大 Lyapunov 指数:

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{i\Delta t} \frac{1}{M-i} \sum_{j=1}^{M-i} \ln \frac{d_j(i)}{d_j(0)} \quad (7)$$

2 风电机组运行状态混沌预测

由前面的分析可知, 如果风力发电机组运行状态具有混沌特征, 则充分利用机组状态参数的混沌特性对其进行趋势预测, 可在一定程度上提高预测精度。虽然混沌系统具有初值敏感性, 其长期演化不可预测, 但由于混沌是由确定系统的内在特性引起, 其短期行为具有确定性, 因此在短期内是可预测的。

根据拟合数据的范围, 混沌预测方法可分为全局法和局域法。全局法是指将轨迹中的全部相点作为拟合对象, 找出其规律, 由此预计轨迹的走向。局域法将相空间轨迹的最后一点作为中心点, 把离中心点最近的若干轨迹点作为邻近点集, 然后对这些邻近点集建立局域拟合模型进行拟合, 再估计轨迹下一个点的走向, 最后从预测出的轨迹点的坐标中即可分离出所需要的预测值。本文应用加权一阶局域法预测模型^[10]对风电机组运行状态进行预测, 下文对具体步骤进行描述。

2.1 步骤 1 寻找邻近点

在相空间计算各邻域点到 Y_k 之间的空间距离, 找出 Y_k 的参考向量集 $Y_{ki}, i=1, 2, \dots, q, d_i$ 为点 Y_{ki} 到 Y_k 的距离, d_m 是 d_i 中的最小值。定义点 Y_{ki} 的权重为

$$P_i = e^{-l(d_i - d_m)} / \left(\sum_{i=1}^q e^{-l(d_i - d_m)} \right) \quad (8)$$

式中 l 为常数,一般取 $l=1$ 。

2.2 步骤2 局域线性拟合

一阶加权局域线性拟合为

$$Y_{ki+1} = ae + bY_{ki} \quad (9)$$

$$e = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_m \quad i=1, 2, \dots, q$$

当嵌入维数 $m=1$ 时,有

$$\begin{bmatrix} x_{k1+1} \\ x_{k2+1} \\ \vdots \\ x_{kq+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a + bx_{k1} \\ a + bx_{k2} \\ \vdots \\ a + bx_{kq} \end{bmatrix} \quad (10)$$

由加权最小二乘法:

$$\min \sum_{i=1}^q P_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki})^2 \quad (11)$$

将式(11)分别对 a 、 b 求偏导,可得:

$$\sum_{i=1}^q P_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki}) = 0 \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^q P_i (x_{ki+1} - a - bx_{ki}) x_{ki} = 0 \quad (13)$$

联立式(12)(13)求得:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^q P_i x_{ki+1} \sum_{i=1}^q P_i x_{ki}^2 - \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} x_{ki+1}}{\sum_{i=1}^q P_i x_{ki}^2 - \left(\sum_{i=1}^q P_i x_{ki} \right)^2} \quad (14)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^q P_i x_{ki} x_{ki+1} - \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} \sum_{i=1}^q P_i x_{ki+1}}{\sum_{i=1}^q P_i x_{ki}^2 - \left(\sum_{i=1}^q P_i x_{ki} \right)^2} \quad (15)$$

2.3 步骤3 预测计算

将式(14)(15)代入式(10),可以求得 Y_{ki} 的一步预测值 Y_{ki+1} 。动力学系统随时间的推移,是发展变化的,未来的一些扰动因素将不断进入系统对其施加影响。虽然系统的历史信息对其研究有一定的作用,但真正具有实际价值的、精度较高的预测值,是与预测时间最近的数据(称新息),其他更远的数据仅反映一种趋势^[11]。因此,没有必要用一个模型去预测未来的所有值。本文先用已知时间序列建立的混沌模型预测一个值 Y_{ki+1} ,然后把同这个预测值对应的最新数据补充到已知数列中,同时去掉最老的一个数据,使序列等维。接着再应用混沌模型预测下一个数值 Y_{ki+2} ,并将最新获得的与之对应的最新数据补充到时序数列,同时去掉最老的一个数据,以此类推,直到完成预测。

3 实例分析

本文对某风场一台风力发电机组的现场运行数据进行研究,选取该发电机组齿轮箱驱动侧轴承温度、发电机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率等4个状态特征参数作为研究对象,首先验

证风力发电机组运行状态的混沌特性,然后应用加权一阶局部法,分别对相同时间段4个状态参数进行趋势预测,均取370点数据(该序列每10 min采样一点),使用前340点数据作为训练样本,后30点进行预测检验。下文对具体计算步骤进行描述。

3.1 步骤1 数据预处理

对于现场实际运行数据首先要剔除由于传感器及传输系统等原因产生的奇异点,之后要进行数字滤波以消除噪声的干扰,经过处理后的现场数据为10 min一个采样点。图1(a)~(d)分别是经过预处理后的风力发电机组齿轮箱驱动侧轴承温度(t_{gear})、发电机绕组最大温度($t_{winding}$)、转子平均转速(n)和发电机有功功率(P)等4个状态特征参数的实测数据,从图中可以看出风力发电机组运行状态参数时间序列的波动性非常明显,尤其是转子平均转速和发电机有功功率非常复杂,难以从图中很好地分析其运行状态,不能辨别出机组运行状态序列是确定性时间序列、随机序列或者混沌序列,需要重构相空间以判断风力发电机组运行状态时间序列中是否具有混沌属性。

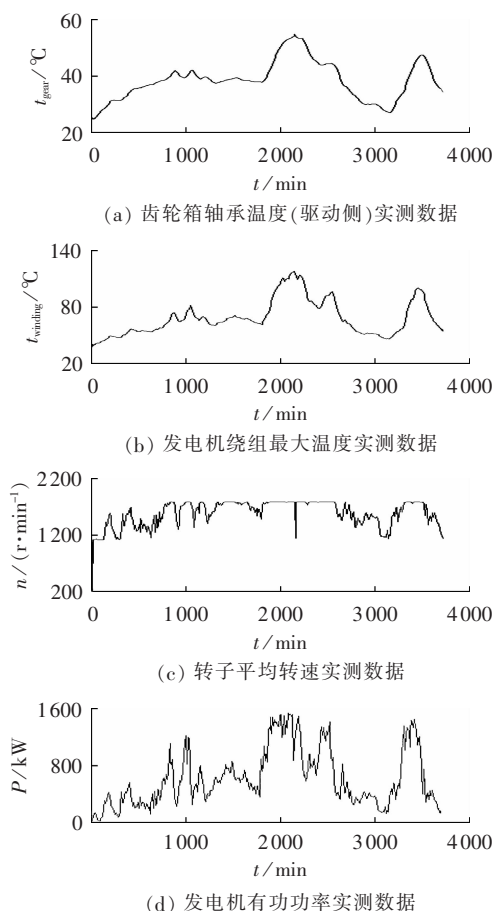


图1 风力发电机组运行状态实测数据

Fig.1 Measured running state data of wind power generator set

3.2 步骤2 分析风力发电机组运行状态的混沌特性

3.2.1 互信息方法计算风力发电机组状态参数的时间延迟

分别对风电机组齿轮箱驱动侧轴承温度、发电

机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率等 4 个状态参数应用互信息法(公式(2))依次取 τ 值为 10~400 min, 计算出互信息函数值与时间延迟关系如图 2(a)~(d)所示。机组 4 个状态参数互信息函数第 1 次达到极小值时的时间延迟 τ 分别是 70、50、100、20 min。

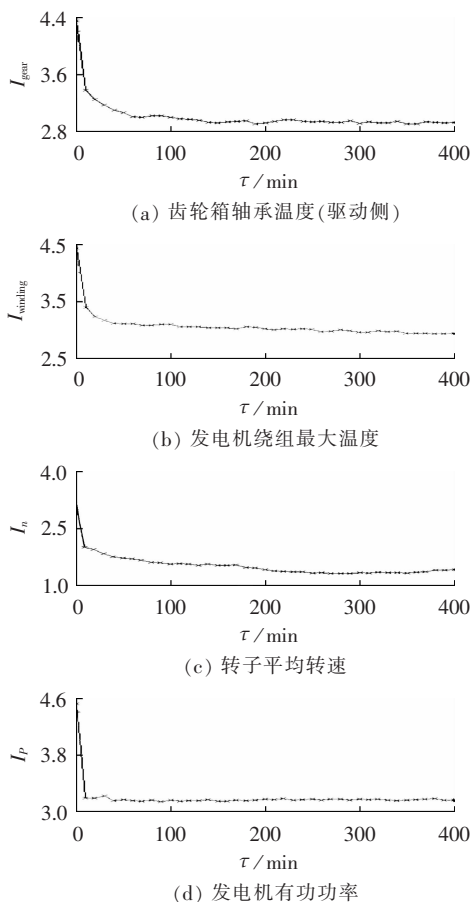
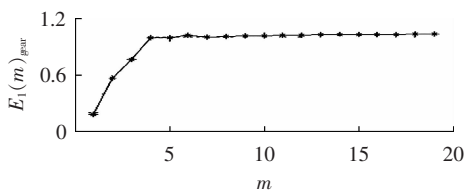


图 2 互信息与时间延迟的关系曲线

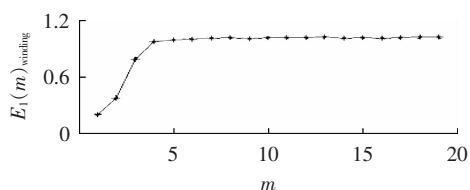
Fig.2 Relation curve between mutual information and time delay

3.2.2 计算机组状态参数的嵌入维数

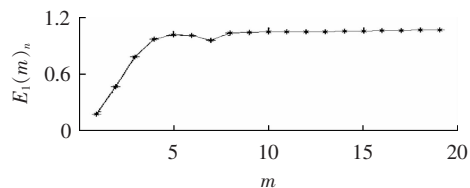
对于图 1(a)~(d)所示风电机组齿轮箱驱动侧轴承温度、发电机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率等 4 个状态特征参数时间序列, 分别应用 Cao 算法(公式(3)~(5))计算得到 $E_1(m)$ 与嵌入维数 m 的关系如图 3(a)~(d)所示。从图 3(a)中可以看出嵌入维数 m 增加到 4 时, $E_1(m)$ 趋于稳定, 因此选齿轮箱驱动侧轴承温度时间序列的嵌入维数为 5。同理可得发电机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率时间序列的嵌入维数分别为 6、6、6。



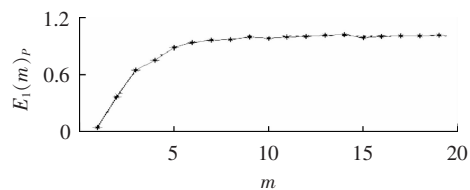
(a) 齿轮箱轴承温度(驱动侧)



(b) 发电机绕组最大温度



(c) 转子平均转速



(d) 发电机有功功率

图 3 $E_1(m)$ 与嵌入维数关系

Fig.3 Relation curve between $E_1(m)$ and embedding dimension

3.2.3 求最大 Lyapunov 指数

由计算出的时间延迟 τ 和嵌入维数 m , 应用小数据量法(公式(6)~(7))计算出风电机组齿轮箱驱动侧轴承温度、发电机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率等 4 个状态参数时间序列的最大 Lyapunov 分别为 0.0003、0.0007、0.0026、0.0013。由此可以看出, 风力发电机组运行状态具有混沌属性。

3.3 步骤 3 风力发电机组运行状态趋势预测

根据步骤 2 计算出的最佳时间延迟 τ 和嵌入维数 m , 进行相空间重构, 应用加权一阶局域法多步预测模型(公式(8)~(15))对风力发电机组齿轮箱驱动侧轴承温度、发电机绕组最大温度、转子平均转速和发电机有功功率等 4 个运行状态参数序列分别进行预测。用前 340 个数据进行相空间重构, 第 341~370 点数据进行预测, 预测结果如图 4(a)~(d)所示。

从预测图 4(a)可见, 风电机组齿轮箱驱动侧轴承温度预测值和实际值基本吻合, 预测平均相对误差为 2.57%, 具有较高精度; 在第 3590 min 时刻, 预测相对误差最大, 为 6.1%。从预测图 4(b)可见, 发电机绕组最大温度预测值和实际值比较接近, 预测平均相对误差为 3.99%, 预测精度较高; 在第 3560 min 时刻的预测误差最大, 为 11.79%。从预测图 4(c)可见, 由于风场风速的不稳定性, 转子平均转速时间序列变化幅度较大, 预测出现了较大的偏差, 预测平均相对误差为 6.09%, 在第 3550 min 时刻的预测误差最大, 为 18.2%。从趋势预测图 4(d)可见, 由于风电机组转子转速不稳定, 发电机输出功率时间序列的变化幅度较大, 其趋势预测也出现了较大的偏差, 预测平均相对误差为 17.65%, 在第 3670 min 时刻的预测误差最大, 达到 52%。

综上所述,当风力发电机组状态参数时间序列变化平缓时,如齿轮箱驱动侧轴承温度、发电机绕组最大温度,预测精度较好。当风电机组状态参数时间序列变化幅度较大时,如转子平均转速、发电机输出功率,其趋势预测会有较大的偏差。这就说明将风力发电机组运行状态进行相空间重构可以较好地展现出系统的动力学特性,对其进行混沌预测具有较好的效果,为复杂条件下风力发电机组性能变化趋势预测提供了一种新思路。风力发电机组运行状态参数出现较大波动时,如何提高其预测精度,需要深入研究。

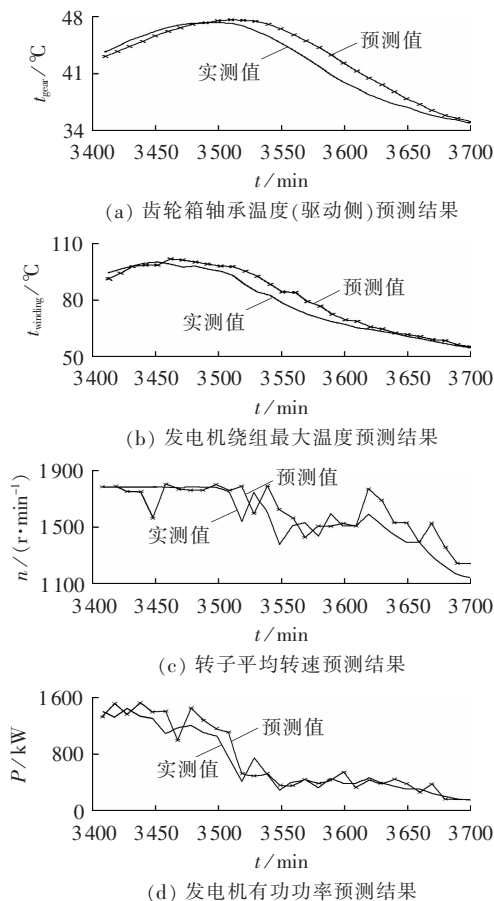


图4 风力发电机组运行状态趋势预测结果

Fig.4 Results of running state prediction for wind power generator set

4 结论

对风力发电机组运行状态参数时间序列建立了非线性动力学系统模型,解析了风电机组运行状态的动态特征,通过估计动力学空间维数、时间延迟以及最大 Lyapunov 指数,验证了风力发电机组运行状态的混沌特性。

根据相空间重构理论,应用加权一阶局域预测方法对风力发电机组运行状态参数进行混沌预测。实例分析表明,应用混沌理论预测风电机组运行状态是可行的,结果是合理的,能及时、准确地判断风力发电机组部件的性能状况和发展趋势,防止突发事件,具有较强的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 蒋东翔,刁锦辉,赵钢,等. 基于时频等高图的汽轮发电机组振动故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(6):146-151. JIANG Dongxiang,DIAO Jinhui,ZHAO Gang,et al. Study on methods of vibration fault diagnosis based on time-frequency contour map for turbine generator unit[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(6):146-151.
- [2] 安学利,周建中,刘力,等. 基于熵权理论和信息融合技术的水电机组振动故障诊断[J]. 电力系统自动化,2008,32(20):78-82. AN Xueli,ZHOU Jianzhong,LIU Li,et al. Vibration fault diagnosis for hydraulic generator units based on entropy weight theory and information fusion technology[J]. Automation of Electric Power Systems,2008,32(20):78-82.
- [3] 耿华,杨耕,周伟松. 考虑风机动态的最大风能捕获策略[J]. 电力自动化设备,2009,29(10):107-111. GENG Hua,YANG Geng,ZHOU Weisong. MPPT strategy considering wind turbine dynamics[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29(10):107-111.
- [4] 王海云,王维庆,梁斌. 风电场在公共连接点的闪变[J]. 电力自动化设备,2008,28(12):81-83. WANG Haiyun,WANG Weiqing,LIANG Bin. Flicker at common coupling point of wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment,2008,28(12):81-83.
- [5] 韩民晓,崔军立,姚蜀军,等. 大量风电引入电网时的频率控制特性[J]. 电力系统自动化,2008,32(1):29-33. HAN Minxiao,CUI Junli,YAO Shujun,et al. Frequency control characteristics for a power system with large amounts of wind power[J]. Automation of Electric Power Systems,2008,32(1):29-33.
- [6] 冬雷,王丽婕,高爽,等. 基于混沌时间序列的大型风电场发电功率预测建模与研究[J]. 电工技术学报,2008,23(12):125-129. DONG Lei,WANG Lijie,GAO Shuang,et al. Modeling and analysis of prediction of wind power generation in the large wind farm based on chaotic time series[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2008,23(12):125-129.
- [7] 罗海洋,刘天琪,李兴源. 风电场短期风速的混沌预测方法[J]. 电网技术,2009,33(9):67-71. LUO Haiyang,LIU Tianqi,LI Xingyuan. Chaotic forecasting method of short-term wind speed in wind farm[J]. Power System Technology,2009,33(9):67-71.
- [8] CAO L. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series[J]. Physica D,1997,110(1-2):43-50.
- [9] 吕金虎,占勇,陆君安. 电力系统短期负荷预测的非线性混沌改进模型[J]. 中国电机工程学报,2000,20(12):80-83. LÜ Jinhui,ZHAN Yong,LU Junan. The non-linear chaotic improved model of the electric power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE,2000,20(12):80-83.
- [10] 李圣清,周有庆,朱英浩,等. 基于加权一阶局域理论的综合电力滤波器谐波电流预测方法[J]. 中国电机工程学报,2004,24(6):19-23. LI Shengqing,ZHOU Youqing,ZHU Yinghao,et al. Harmonic current prediction method of combined power filter system based on weighted first-order local area theory[J]. Proceedings of the CSEE,2004,24(6):19-23.
- [11] 傅立. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京:科学技术文献出版社,1992.

(责任编辑:康鲁豫)

作者简介:

安学利(1980-),男,山东肥城人,博士后,从事发电机组振动及故障诊断研究(E-mail: anxl614@yahoo.cn);

蒋东翔(1963-),男,河北盐山人,教授,博士研究生导师,从事动力系统故障诊断研究(E-mail: jiangdx@tsinghua.edu.cn)。

(下转第24页 continued on page 24)

Chaotic characteristics identification and trend prediction of running state for wind turbine

AN Xueli,JIANG Dongxiang

(State Key Laboratory of Control and Simulation of Power System and Generation Equipments,
Department of Thermal Engineering,Tsinghua University,Beijing 100084,China)

Abstract: The nonlinear dynamic model is built for the chronological state parameter series of wind power generator set,the dynamic characteristics of its running state are analyzed and its chaotic characteristics are verified,based on which its chaotic prediction method is studied according to the phase space reconstruction theory. The proposed weighted first-order local prediction method is tested with the actual operational data of a wind power generator set and the results show that,the chaotic prediction method is feasible with higher precision.

This work is supported by the National Basic Research Program of China(973 Program)(2007CB210304) and the China Postdoctoral Science Foundation(20090460273).

Key words: wind turbine; running state; nonlinear dynamic model; chaotic characteristics; state prediction