

摇摆条件下自然循环系统流量混沌脉动的 检验与预测*

张文超 谭思超[†] 高璞珍

(哈尔滨工程大学, 核安全与仿真技术国防重点学科实验室, 哈尔滨 150001)

(2013年3月1日收到; 2013年4月2日收到修改稿)

利用替代数据法检验了摇摆条件下自然循环系统不规则复合型脉动的混沌特性, 并在此基础上进行混沌预测. 关联维数、最大 Lyapunov 指数等几何不变量计算结果表明不规则复合型脉动具有混沌特性, 但是由于计算结果受实验时间序列长度的限制和噪声的影响, 可能会出现错误的判断结果. 为了避免出现误判, 在提取流量脉动的非线性特征的同时, 需要用替代数据法进一步检验混沌特性是否来自于确定性的非线性系统. 本文用迭代的幅度调节 Fourier 算法进行混沌检验, 在此基础上用加权一阶局域法进行混沌脉动的预测. 计算结果表明: 不规则复合型脉动是来自于确定性系统的混沌脉动, 加权一阶局域法对流量脉动进行混沌预测效果较好, 并提出动态预测方法.

关键词: 混沌时间序列, 替代数据法, 实时预测, 两相流动不稳定性

PACS: 47.52.+j, 05.45.-a, 05.45.Tp, 47.55.Ca

DOI: 10.7498/aps.62.144706

1 引言

自然界的本质是非线性的, 利用非线性理论研究我们周围的世界或许会得到更好的效果. 目前, 非线性科学得到很大的发展, 研究领域不断扩展, 如复杂多卷波混沌系统理论^[1-3], 复杂网络科学与工程^[4-6]等. 其中混沌预测是非线性理论的重要应用, 通过基于网络牵制控制实现自适应同步^[7]或者有多个相关系统组成复杂多个个体系统的一致性^[8,9]可以有效地提高预测的精度和实用性. 同时, 非线性科学在工程领域得到广泛应用, 包括自然循环系统与两相流动系统的非线性分析. 自然循环系统与两相流动系统是典型的非线性系统, 在一定条件下, 系统会出现如分岔、同步化和混沌振荡等各种具有明显非线性特征的复杂流动, 因此, 采用非线性分析方法研究自然循环系统的两相流动不稳定性是必要的. 对此, 国内外学者进行了一系列相关研究, 并取得了一系列成果. Wu 等^[10]和 Chang 等^[11]分别通过实验和数值研究发现系统存在混沌振荡,

匡波等^[12]基于分岔理论预测了两相自然循环系统的流量漂移, 孙斌等^[13]和肖楠等^[14]利用非线性时序分析判断两相流流型.

海洋条件下的自然循环流动不稳定性研究对于提高船用核动力装置的固有安全性具有重要意义, 但是两相自然循环系统的稳定性较差, 而且摇摆运动对两相自然循环系统施加了附加加速度, 导致两相自然循环系统行为较为复杂, 非线性特征也发生了改变. 郭赞等^[15]在摇摆条件下自然循环流动不稳定性的理论研究中发现了倍周期分岔和混沌振荡等现象; 谭思超等^[16-18]在实验研究中发现, 在高入口欠热度和特定加热功率条件下, 摇摆运动造成的两相流动不稳定性(波谷型脉动)和密度波型脉动相互叠加形成复合型脉动, 其中不规则复合型脉动的周期性不明显, 是混沌特征比较明显的不稳定性现象. 以上研究分别从数值和实验研究中发现了具有混沌脉动现象的流量脉动曲线, 但并没有详细探讨流量脉动是来自于确定性系统的混沌脉动, 混沌流量脉动的确认可以为进一步的非线性分析奠定基础, 因此混沌脉动的检验是必要的.

* 国家自然科学基金(批准号: 50806014)、中央高校基本科研业务费专项资金(批准号: HEUCFZ1008)、教育部留学回国人员科研启动基金(批准号: 2012-1707)和黑龙江省博士后科研基金(批准号: LBH-Q10131)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: 13091441949@qq.com

目前在检验系统是否具有混沌特性时,通常有两种方法:一种是通过计算时间序列数据的几何不变量判断,即直接判断法;另一种是通过检验数据中是否具有非线性成分,间接地判断其混沌特性,即替代数据法.在直接方法中,通过计算几何不变量描述系统的混沌特性.张文超等^[19]就用直接识别的方法分析了不规则复合型脉动实验时间序列,通过计算关联维数、 K_2 熵和最大Lyapunov指数等几何不变量,说明了不规则复合型脉动具有明显的混沌特性.虽然直接计算混沌特征量的方法在原理上是有效的方法,但计算结果的可靠性容易受到数据长度的影响和测量噪声的干扰.因此,对于含有噪声并且长度有限的实验时间序列,用直接判断法时可能会出现虚假的判断结果,尤其是对于低维混沌实验数据的检验.为了避免出现对混沌脉动的误判,Theiler等^[20]提出了以替代数据作为检验时间序列中非线性成分的方法,即间接方法.替代数据方法是目前检验时间序列非线性因素的重要方法,尽管替代数据法还不能确定系统的内在机制,但是当它与混沌时间序列分析方法相结合使用时,就可以为检验时间序列非线性的产生机理提供客观依据,因而替代数据方法自提出后就在有关混沌时间

序列的研究中得到迅速而广泛的应用和发展^[21-23].

如果不规则复合型脉动是来自于确定性系统的混沌脉动,那么说明系统流量脉动是可预测的.非线性系统的混沌预测方法有两种:一种是基于非线性数学模型的动力学方法^[12,15],即根据实际问题正确地建立描述系统的动态数学模型,然后根据所建立的数学模型进行预测,由于混沌脉动对初值极度敏感的特性,用动力学的方法不可能做到对流量脉动的实时精确预测;另一类是基于实际观测数据的相空间重构法,因为时间序列中不仅包含了系统过去的信息,而且还包含了系统演化的大量信息,所以相空间重构法对混沌脉动的预测效果较好,得到了大量的应用^[24-26].

2 实验系统与实验现象

2.1 实验装置

在哈尔滨工程大学摇摆实验装置上进行了摇摆运动条件下的自然循环流动不稳定性实验研究.实验回路主要组成部分是实验段、稳压器、循环泵、预热器和冷却器,如图1所示.实验台架的摇

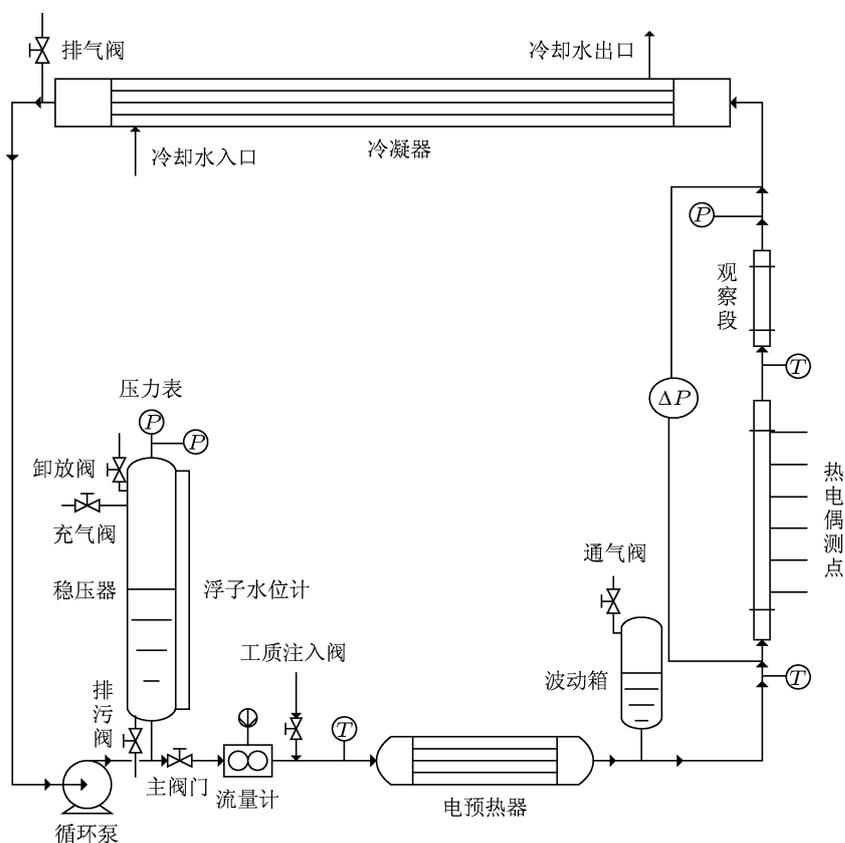


图1 实验回路简图

摆通过曲柄摇杆机构驱动力的传递实现,用曲柄摇杆机构模拟海洋条件中的摇摆运动.入口欠热度、摇摆振幅、摇摆周期、系统压力和加热功率等参数详见文献 [27].

2.2 实验现象

通过摇摆条件下自然循环实验结果发现,随加热功率的增加,摇摆条件下的自然循环系统先后出现五种或其中几种典型流动状态,即单相流动波动、波谷型脉动、规则复合型脉动、不规则复合型脉动、高含汽率小振幅脉动 [16]. 其中,不规则复合型脉动没有明显的脉动周期,它是由摇摆引起的波谷型脉动与密度波型脉动耦合形成,是一种较为复杂的流动不稳定性现象,如图 2 所示. 虽然张文超等 [19] 通过计算混沌特征量用直接法说明了类似于图 2 的不规则复合型脉动具有混沌特性,但是混沌特征量计算结果受到了数据长度和噪声的影响,本文用替代数据法进一步间接地确认不规则复合型脉动是混沌脉动.

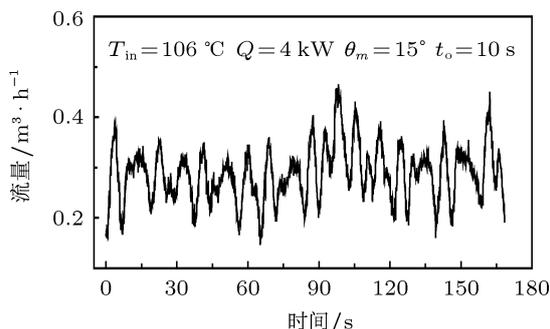


图 2 不规则复合型脉动流量曲线

混沌脉动的确认将为混沌预测打下基础. 目前,较为成熟、预测效果较好的混沌预测方法有加权一阶局域法 [24] 和基于最大 Lyapunov 指数的混沌预测方法 [25]. 最大 Lyapunov 指数作为一个量化对初始轨道的指数发散和估计系统的混沌量,是系统的一个很好的预报参数,但基于最大 Lyapunov 指数的混沌预测方法需要计算最大 Lyapunov 指数值,计算值的精度将会影响到预测的精度. 本文用加权一阶局域法预测不规则复合型脉动,该方法计算量小、相对容易操作,并且具有很强的自适应能力和鲁棒性,精度高、通用性强,与基于最大 Lyapunov 指数的混沌预测方法相比,没有最大 Lyapunov 指数值计算误差带来的影响. 最后,在实现对不规则复合型脉动较好预测效果的基础上提出了确认相空间参数的优化算法和动态预测的方法.

3 分析方法

3.1 相空间重构及关联维数计算

状态空间的重构理论是混沌时间序列检验和预测的基础,即把具有混沌特性的时间序列重建为一种高阶非线性动力学系统,它是非线性时间序列分析的重要步骤. 通过相空间重构可以从流量时间序列数据中提取和恢复出自然循环系统原来的规律,此时就有了可以研究系统的动力学行为的可能. 重构相空间方法的基础是 Takens 定理,详细介绍见文献 [28].

在重构相空间中,时间延迟 τ 和嵌入维数 m 的选取具有十分重要的意义,它直接影响到混沌预测的精确度. 嵌入延迟 τ 可根据自相关函数法确定,具体计算步骤见文献 [29].

关联维数的大小反映了系统的复杂程度,它能够描述混沌吸引子的自相似结构. 关联维数作为替代数据法中检验零假设的判据,本文利用 G-P 算法 [30] 同时确定系统流量脉动的嵌入维数和关联维数,具体计算步骤见文献 [29].

3.2 替代数据法检验

本文利用迭代的幅度调节 Fourier 算法 [31] 进行混沌检验,检验流程图如图 3 所示,算法可分为零假设、替代数据产生和检验零假设三个步骤.

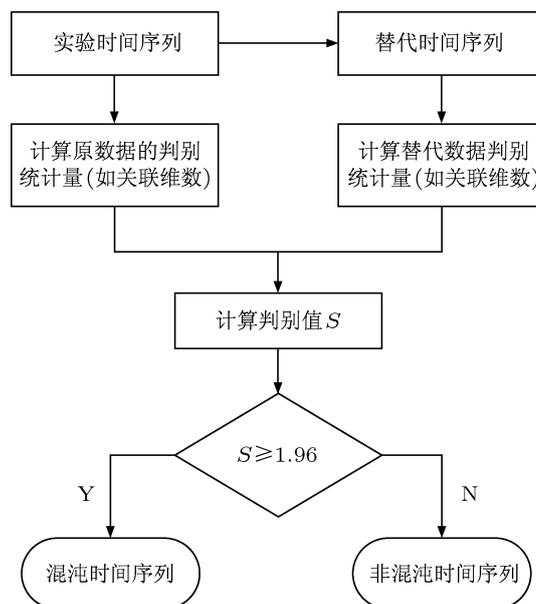


图 3 替代数据法检验混沌时间序列步骤

3.2.1 零假设

替代数据法的基本思想是来自非线性系统的数据集将被线性过程的假设所拒绝. 假设测得的时序数据是线性的, 以适当的方式把此数据打乱 (随机化), 但又保持原数据的一些性质, 称这样经过随机化的数据是原来数据的替代数据. 如果零假设成立, 那么原数据不是非线性的; 如果零假设不成立, 即原始数据和替代数据的特征量计算值很不同, 那么原数据的确是线性的.

3.2.2 替代数据的产生

替代数据的产生是替代数据法的主要步骤, 常用的替代数据产生方法为打乱排列次序法、打乱相位法及其改进算法. 本文利用改进的 Fourier 变换算法产生替代数据, 即迭代的幅度调节 Fourier 算法, 具体算法如下 [31].

1) 模拟 x^{-1} , 即记录与实验时间序列 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 有相同的排列结构的白噪声, 记为 $\{r_n\}_{n=1}^N$. 首先生成一个高斯时间序列, 其中每一个单元独立地从一个高斯伪随机数生成. 记 $\text{rank}(x_n)$ 为 x_n 的升序阶数, 则重新按比例排列的序列为

$$r_n = g(x_n) = g_{\text{rank}(x_n)} \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

2) 对 $\{r_n\}_{n=1}^N$ 做 Fourier 变换, 并加一随机相位, 然后做 Fourier 反变换, 产生时间序列 $\{\tilde{r}_n\}_{n=1}^N$.

3) 模拟 x , 即记录 $\{\tilde{x}_n^{(0)}\}_{n=1}^N$ 使它与 $\{\tilde{r}_n\}_{n=1}^N$ 有相同的排列结构. 根据原时间序列 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 的分布, 由 $\{\tilde{r}_n\}_{n=1}^N$ 的排列顺序, 对 g 求逆, 即得到初始替代时间序列

$$\tilde{x}_n^{(0)} = \tilde{g}(\tilde{r}_n) = x_{\text{rank}(\tilde{r}_n)} \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

4) $\tilde{x}_n^{(i)} \rightarrow r_n^{(i)}$ 是 Fourier 域中的粗糙的滤波. 即对 $\{\tilde{x}_n^{(i)}\}_{n=1}^N$ 做离散 Fourier 变换

$$y_k^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N \tilde{x}_n^{(i)} \exp \left[i \frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N} \right] \quad k = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

然后做反变换, 但用 y_k 替代 $\tilde{y}_k^{(i)}$, 且保持相位 $\exp(i\Psi_k^{(i)}) = \tilde{y}_k^{(i)} / |\tilde{y}_k^{(i)}|$, 即

$$r_n^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |y_k^{(i)}| \exp(i\Psi_k^{(i)}) \times \exp \left[-i \frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N} \right] \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (4)$$

5) $r_n^{(i)} \rightarrow \tilde{x}_n^{(i+1)}$ 由重新排列顺序产生, 即

$$\tilde{x}_n^{(i+1)} = c_{\text{rank}(r_n^{(i)})} \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

通过以上步骤得到的替代数据与原始数据具有相同的功率谱、幅度谱和时间概率分布.

3.2.3 检验零假设

产生替代数据以后, 接下来要计算原始数据和替代数据的判别统计量, 并根据计算结果检验零假设. 如果实测时间序列的判别统计量与零假设所生成的替代时间序列的判别统计量不相符, 则认为零假设不成立, 从而说明实测时间序列具有零假设以外的特征. 最为常见的统计特征量是关联维数, 用 G-P 算法计算. 为了决定拒绝零假设的置信度, 需要对一组原始数据产生多组替代数据, 分别计算原始数据的关联维数 d_{orig} , 替代数据的关联维数 d_{surr} , 令 $\langle d_{\text{surr}} \rangle$ 表示所有替代数据的关联维数的均值, σ_{surr} 为所有替代数据关联维数的标准偏差. 显著水平 S 定义为

$$S = |d_{\text{orig}} - \langle d_{\text{surr}} \rangle| / \sigma_{\text{surr}}. \quad (6)$$

若取显著性水平为 $\alpha = 0.05$, 则当 $S \geq 1.96$ 时, 表明原始数据与替代数据有明显差别, 原时间序列以 95% 的置信水平为非线性混沌时间序列.

3.3 加权一阶局域法预测

加权一阶局域法是局域法预测的改进算法, 已有的数值计算结果表明 [29]: 一般情况下, 局域法的预测效果要好于全域法; 一阶局域法的预测效果要好于零阶局域法; 加权零阶局域法的预测效果要好于零阶局域法; 加权一阶局域法的预测效果好于一阶局域法和加权零阶局域法. 加权一阶局域法的具体算法表述如下 [24,29].

1) 预处理. 将时间序列进行零均值处理, 得到序列 $x(t), t = 1, 2, \dots, N$.

2) 重构相空间. 由 G-P 算法计算得到时间序列的关联维数 d , 再根据 Takens 定理选取嵌入维数 $m \geq 2d + 1$, 得到重构的相空间为

$$Y(t) = (x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + (m-1)\tau)) \in R^m \quad t = 1, 2, \dots, M, \quad (7)$$

其中 M 为重构相空间点的个数, $M = N - (m-1)\tau$.

3) 寻找邻近点. 计算相空间中各点与中心点 Y_k 之间的空间距离, 找出 Y_k 的参考向量集 $Y_{ki}, i = 1, 2, \dots, q$, 并且点 Y_{ki} 与 Y_k 间的距离为 d_i , 设 d_m

是 d_i 中的最小值, 定义点 Y_{ki} 的权值为

$$P_i = \frac{\exp(-a(d_i - d_m))}{\sum_{i=1}^q \exp(-a(d_i - d_m))}, \quad (8)$$

a 为参数, 一般取 $a = 1$.

4) 进行计算预测. 加权一阶局域法线性拟合为

$$\begin{bmatrix} Y_{k1+1} \\ Y_{k2+1} \\ \dots \\ Y_{kq+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e & Y_{k1} \\ e & Y_{k2} \\ \dots & \dots \\ e & Y_{kq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \text{ 其中 } e = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix}_m. \quad (9)$$

下面讨论 $m = 1$ 的情况, $m > 1$ 的情况类似, 即

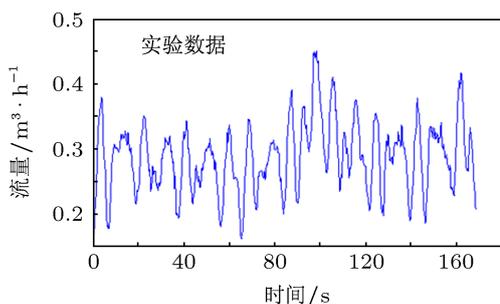
$$\begin{bmatrix} x_{k1+1} \\ x_{k2+1} \\ \dots \\ x_{kq+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e & x_{k1} \\ e & x_{k2} \\ \dots & \dots \\ e & x_{kq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \quad (10)$$

应用加权最小二乘法有

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

将 (11) 式看成是关于未知数 a, b 的二元函数, 对两边求偏导可得

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



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

化简后, 得到关于未知数 a, b 的方程组为

$$\begin{cases} a \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} + b \sum_{i=1}^q P_i x_{ki}^2 = \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} x_{ki+1}, \\ a + b \sum_{i=1}^q P_i x_{ki} = \sum_{i=1}^q P_i x_{ki+1}, \end{cases} \quad (13)$$

解方程组 (13) 得到 a, b 的解, 然后代入 (10) 式.

5) 根据预测公式进行预测. 其中, 参考向量集为 $Y_{ki}, i = 1, 2, \dots, q$ 的一步预测, $Y_{ki+1}, i = 1, 2, \dots, q$.

6) 定义预测误差 Er , 对预测结果 $\hat{x}(t)$ 进行评估:

$$Er = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^k (\hat{x}(t) - x(t))^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^k x^2(t)}} \times 100\%. \quad (14)$$

4 计算结果及讨论

4.1 替代数据结果分析

以图 2 实验时间序列为例进行替代数据检验, 用迭代的幅度调节 Fourier 算法产生三组替代数据, 如图 4 所示. 然后, 用 G-P 算法分别计算图 4 中替代数据和实验数据在不同嵌入维数下的关联维数

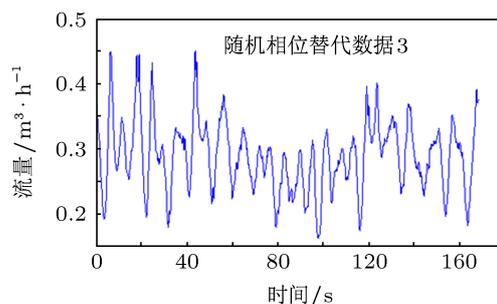
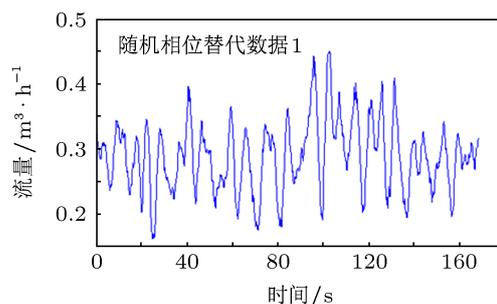
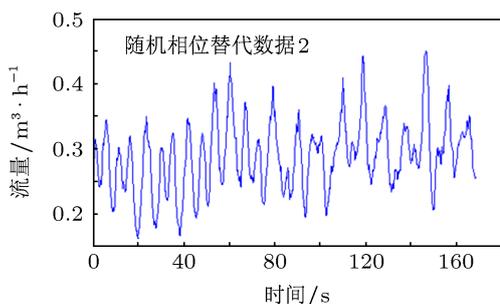


图 4 原始数据与替代数据

值, 图 2 实验时间序列的双对数曲线如图 5 所示, 每个嵌入维数对应的双对数曲线线性区域的斜率为关联维数值, 替代数据关联维的计算方法类似. 关联维数计算结果如表 1 所示. 另外, 表 1 中列出了不同嵌入维数下三组替代数据的判据计算结果, 由计算结果可知, 其值均大于 1.96, 说明零假设不成立. 通过替代数据法可以进一步确认, 不规则复合型脉动的混沌特性来自于确定性的非线性系统, 这意味着对摇摆条件下自然循环系统的复杂流量脉动进行混沌预测是可行的.

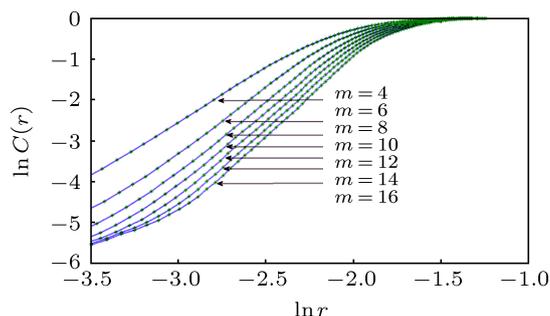


图 5 原始数据的双对数曲线

表 1 实验数据及替代数据关联维、判据计算结果

数据	关联维							
	m	4	6	8	10	12	14	16
原始数据		2.66	3.24	3.63	3.64	3.47	3.65	4.1
三组替代数据关联维均值		3.027	3.503	4.06	4.297	4.607	4.583	4.627
三组替代数据关联维数偏差		0.087	0.127	0.197	0.140	0.142	0.198	0.067
判据 S		4.197	2.080	2.183	4.686	8.031	4.724	7.910

4.2 非线性预测结果

加权一阶局域算法的预测结果如图 6 所示, 预测误差为 6.3%, 由预测结果可知预测效果较好. 由于混沌的内在随机性和初始条件的极端敏感性, 混沌预测的时间有限; 同时, 由于预测效果受时间延迟和关联维数计算结果的影响较大, 且时间延迟和关联维数计算结果因数据长度有限和噪声的影响会出现偏差, 因此混沌预测的应用与预测精度受到了限制. 为了提高预测精度并应用于流量监测, 本文提出混沌流量脉动动态预测的方法.

动态预测过程如图 7 所示, 具体步骤为:

第一步, 采集流量脉动时间序列, 初步确定已采集的数据的时间延迟和关联维数;

第二步, 用迭代的幅度调节 Fourier 算法判断时间序列是否为混沌时间序列;

第三步, 如果所采集时间序列为混沌时间序列, 在初步确定的时间延迟和关联维数周围取一个邻域, 对邻域内的 m_i, τ_j 进行排列组合, 然后分别用各种相空间重构参数组对已采集实验数据进行预测, 并计算预测误差, 选择预测误差最小的 m_{\min}, τ_{\min} 为下一步的预测参数;

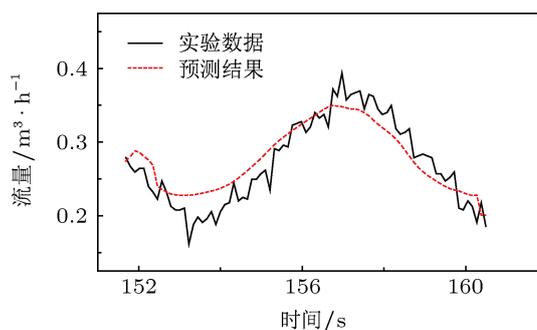


图 6 预测结果

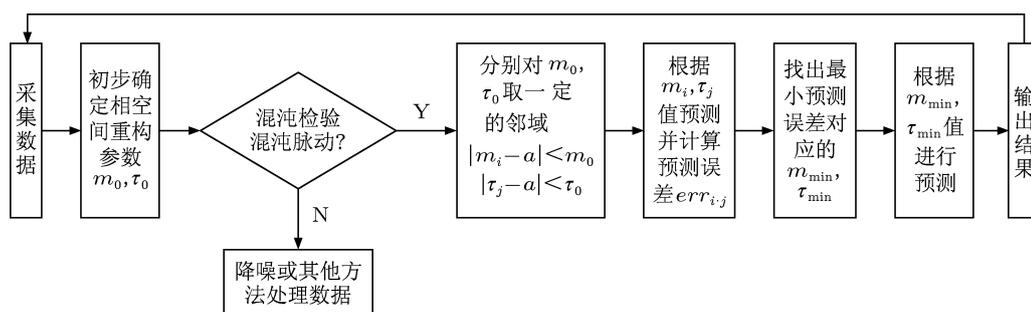


图 7 动态预测过程

第四步,用确定的相空间重构参数进行预测,输出预测结果;

最后,在预测的同时,不断更新实验数据,重复以上过程,实现对流量脉动的动态预测.

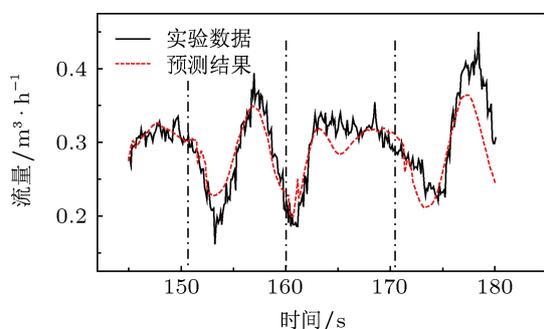


图8 动态预测结果

加权一阶局域法的动态预测方法,因为不受最大 Lyapunov 指数计算精度的影响,并且提高了时间延迟和嵌入维数的准确性,因此,预测效果得到提高,结果如图 8 所示.图 8 中两条垂直虚线之间为每次预测的长度,动态预测的平均误差为 9.63%,

预测效果较好,流量脉动动态预测结果可以为核动力装置操作人员在事故状态下的判断提供依据,这对系统的安全运行具有一定的现实意义.

5 结论

通过迭代的幅度调节 Fourier 算法对具有混沌特性的不规则复合型脉动进行混沌检验,并且用加权一阶局域法对流量脉动进行混沌预测,计算结果表明:

1) 通过替代数据法进一步确认不规则复合型脉动的混沌特性来自于确定性的非线性系统,以上结论为进一步深入的分析摇摆条件下自然循环系统流量脉动和混沌预测奠定基础;

2) 加权一阶局域法预测流量混沌脉动的效果较好,在此基础上提出了动态预测的方法,动态预测法能够有效地提高混沌预测精度并且在一定程度上克服了可预测时间有限带来的问题,预测结果将为核动力装置的安全运行提供有益的参考.

- [1] Lü J H, Murali K, Sinha S, Leung H, Aziz-Alaoui M A 2008 *Phys. Lett. A* **372** 3234
- [2] Lü J H, Chen G R 2006 *Int. J. Bifur. Chaos* **16** 775
- [3] Deng W H, Lü J H 2007 *Phys. Lett. A* **369** 438
- [4] Lü J H 2008 *Adv. in Mech.* **38** 713 (in Chinese) [吕金虎 2008 力学进展 **38** 713]
- [5] Lü J H, Chen G R 2005 *IEEE Trans. Auto. Contr.* **50** 841
- [6] Lü J H, Yu X H, Chen G R, Cheng D 2004 *IEEE Trans. Circ. Syst. I* **51** 787
- [7] Zhou J, Lu J A, Lü J H 2006 *IEEE Trans. Automat. Contr.* **51** 652
- [8] Sachin B 2013 *IEEE Trans. Circuits Syst. I* **60** 199
- [9] Chen Y, Lü J H, Lin Z L *Automatica* (in press)
- [10] Wu C Y, Wang S B, Pan C 1996 *Nucl. Eng. Des.* **162** 223
- [11] Chang C J, Richard T, Lahey J 1997 *Nucl. Eng. Des.* **167** 307
- [12] Kuang B, Chen H, Hu Z H, Lu L L, Xu J J 2005 *J. Eng. Thermoph.* **26** 88 (in Chinese) [匡波, 陈宏, 胡志华, 陆柳柳, 徐济鋈 2005 工程热物理学报 **26** 88]
- [13] Sun B, Zhou Y L 2006 *J. Harb. Inst. Tech.* **38** 1963 (in Chinese) [孙斌, 周云龙 2006 哈尔滨工业大学学报 **38** 1963]
- [14] Xiao N, Jin N D 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 5149 (in Chinese) [肖楠, 金宁德 2007 物理学报 **56** 5149]
- [15] Guo Y, Qiu S Z, Su G H, Jia D N 2008 *Ann. Nucl. Energy* **35** 1598
- [16] Tan S, Su G H, Gao P Z 2009 *Ann. Nucl. Energy* **36** 103
- [17] Tan S C, Pang F G 2005 *Nuclear Power Engineering* **26** 140 (in Chinese) [谭思超, 庞凤阁 2005 核动力工程 **26** 140]
- [18] Tan S C, Gao P Z, Su G H 2008 *Atom. Energy. Sci. Tech.* **42** 1007 (in Chinese) [谭思超, 高璞珍, 苏光辉 2008 原子能科学技术 **42** 1007]
- [19] Zhang W C, Tan S C, Gao P Z, Zhang H, Zhang H Y 2012 *Atom. Energy Sci. Tech.* **46** 705 (in Chinese) [张文超, 谭思超, 高璞珍, 张虹, 张红岩 2012 原子能科学技术 **46** 705]
- [20] Theiler J, Euhank S, Longtin A, Caldrikian B, Farmer J D 1992 *Physica D: Nonlinear Phenomena* **58** 77
- [21] Liu Y Z, Wen X S, Hu N Q 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 1241 (in Chinese) [刘耀宗, 温熙森, 胡萋庆 2001 物理学报 **50** 1241]
- [22] Wu Y D, Xie H B 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6294 (in Chinese) [吴延东, 谢洪波 2007 物理学报 **56** 6294]
- [23] Ma W C, Jin N D, Gao Z K 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 170510 (in Chinese) [马文聪, 金宁德, 高忠科 2012 物理学报 **61** 170510]
- [24] Lü J H, Zhang S C 2002 *Control Theory and Application* **19** 767 (in Chinese) [吕金虎, 张锁春 2002 控制理论与应用 **19** 767]
- [25] Chen Y F, Lü J H, Zhou C B 2001 *Chin. J. Rock Mech. Engin.* **20** 671 (in Chinese) [陈益峰, 吕金虎, 周创兵 2001 岩石力学与工程学报 **20** 671]
- [26] Yang Y F, Ren X M, Qin W Y, Wu Y F, Zhi X Z 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6139 (in Chinese) [杨永锋, 任兴民, 秦卫阳, 吴亚锋, 支希哲 2008 物理学报 **57** 6139]
- [27] Tan S C, Su G H, Gao P Z 2009 *Appl. Therm. Eng.* **29** 3160
- [28] Takens F 1981 *Lecture Notes in Math.* **898** 361
- [29] Lü J H, Lu J A, Chen S H 2002 *Chaotic Time Series Analysis and Application* (Wuhan: Wuhan University Press) pp59, 60, 102 (in Chinese) [吕金虎, 陆君安, 陈士华 2002 混沌时间序列分析及其应用 (武汉: 武汉大学出版) 第 59, 60, 102 页]
- [30] Grassberger P, Procaccia I 1983 *Physica D* **9** 189
- [31] Wang H Y, Lu S 2006 *Nonlinear Time Series Analysis and its Application* (Beijing: Science Press) p30 (in Chinese) [王海燕, 卢山 2006 非线性时间序列分析及其应用 (北京: 科学出版社) 第 30 页]

The identification and forecasting of chaos for natural circulation flow instabilities under rolling motion*

Zhang Wen-Chao Tan Si-Chao[†] Gao Pu-Zhen

(National Defense Key Subject Laboratory for Nuclear Safety and Simulation Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

(Received 1 March 2013; revised manuscript received 2 April 2013)

Abstract

Chaos identification and forecasting of the irregular complex flow oscillations in a two-phase natural circulation system under the rolling motion are performed. The irregular complex flow oscillation has chaotic characteristics by calculating the geometric invariants such as the correlation dimension, Kolmogorov entropy and the largest Lyapunov exponent. But the reliability of calculation result is liable to be influenced by data length and the interference of measurement noise, false judgment results may exist in the direct method. To avoid misjudgment for chaos flow oscillation, both the geometric invariants and chaos identification need to be calculated by surrogate-data method. The chaos is identified by the iterated-amplitude adjusted Fourier transform method. Chaotic forecasting for the irregular complex flow oscillation is carried out by adding weight one-rank local region method. By surrogate-data method, we can confirm that the irregular complex flow oscillation is chaotic oscillation from the deterministic system. Comparisons between the prediction results and experimental data indicate that the chaos forecasting based on adding weight one-rank local region method is an effective way for two-phase natural circulation flow instabilities, and a way of dynamical forecast to monitor flow oscillation is presented.

Keywords: chaotic time series, surrogate-data method, prediction real-time, two-phase flow instabilities

PACS: 47.52.+j, 05.45.-a, 05.45.Tp, 47.55.Ca

DOI: 10.7498/aps.62.144706

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 50806014), the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (Grant No. HEUCFZ1008), the Scientific Research Starting Foundation for the Returned Overseas Chinese Scholars, Ministry of Education of China (Grant No. 2012-1707), and the Heilongjiang Province Postdoctoral Sustentation Fund, China (Grant No. LBH-Q10131).

[†] Corresponding author. E-mail: 13091441949@qq.com