

线性非高斯序列的替代数据检验新方法^{*}

刘耀宗 温熙森 胡芑庆

(国防科技大学机电工程与自动化学院,长沙 410073)

(2001 年 1 月 8 日收到)

替代数据法作为检验时间序列非线性和混沌的统计方法获得了广泛的应用.由于原替代数据法的零假设为线性高斯过程,可能把线性非高斯过程,特别是非最小相位过程误判为非线性.为了解决这一问题,提出并详细推导了基于功率谱等价的非最小相位序列求逆方法,结合基于高阶累积量的非最小相位自回归滑动平均模型辨识方法,提出了检验序列是否为线性非高斯过程的替代数据生成新算法.仿真算例表明,上述方法成功地克服了原替代数据法的不足.

关键词:替代数据,非线性检验,非最小相位,功率谱等价

PACC: 0545

1 引 言

如何从一个实际观测到的时间序列确定产生该序列的动力系统特性,一直是从事实验研究和时间序列分析的研究者关心的问题.对于一个未知的动力系统,一个最基本的问题就是系统是线性的还是非线性的?特别地,如果从系统中观测到的信号是随机的复杂序列,它表明系统处于混沌状态呢,还是动态噪声和测量噪声严重影响的结果?这实质上是序列的非线性检验问题.最直接的方法是使用如估计最大 Lyapunov 指数、关联维等混沌特征量来区分.但随着研究的深入,人们发现对于来自实验中的含噪声、有限长的时间序列,这些方法的结果并不十分可靠^[1,2],受到噪声水平、参数选取、序列长度等诸多因素的影响.近年来,基于统计假设检验的替代数据法^[3]获得了广泛的应用.

常用的替代数据法^[3]假设原序列来自平稳的线性高斯随机过程,或来自经过单调的静态非线性变换的线性高斯随机过程.在保证满足此假设的条件下,随机选择其他特性,生成一组替代数据序列.分别计算原数据和替代数据的某非线性统计量,如果原数据与替代数据的统计量显著不同,则拒绝零假设,认为序列来自确定性非线性动力系统.作者在详细分析替代数据法的基础上,指出由于零假设取为(经过单调静态非线性变换的)平稳线性高斯随机过

程,常用的基于相位随机化的替代数据法可能把非最小相位的线性非高斯随机过程误判为非线性,并对此进行了详细的分析和验证^[4].本文将提出一种新的替代数据生成方法,来解决线性非高斯序列,特别是非最小相位序列的非线性检验问题.

替代数据生成算法有两种常用的实现方法,即“典型实现(typical realization)”和“约束实现(constrained realization)”^[5].典型实现是指对原序列建立参数模型(如自回归滑动平均(ARMA)模型),并根据模型生成替代数据的方法;约束实现是指限制替代数据具有与原序列相同的某些特征,但其他方面随机选择的替代数据生成方法.由于基于相位随机化的“约束实现”类替代数据检验对非最小相位线性非高斯过程可能得到错误的结论,自然想到是否可以使用“典型实现”的替代数据生成算法来解决问题.

替代数据的典型实现需要首先从时间序列中辨识出系统模型,对于线性随机过程的零假设,常用的是 ARMA 模型.经典的 ARMA 模型辨识方法是基于自相关函数的,为了保证模型的唯一性,这些方法一般都约定欲分析的平稳随机过程是因果的和最小相位的^[6],所以无法用于非最小相位 ARMA 模型的辨识.近年来广泛研究的高阶累积量方法则为辨识非最小相位系统提供了有效的工具^[6].在替代数据的“典型实现”中,还需要知道激励白噪声的分布形式、方差等特征,或者能够求出激励白噪声.由于本文考

^{*} 国家自然科学基金(批准号:59775025)资助的课题.

虑的零假设是线性非高斯随机过程,激励白噪声的分布形式未知,因此考虑如果可以根据观测序列和辨识出的 ARMA 模型反求出激励白噪声序列,将其随机重排,即可作为激励白噪声的其他实现,从而再通过 ARMA 模型生成替代数据.对于非最小相位序列,由于 ARMA 模型的不可逆性,不能直接求出激励白噪声序列.功率谱等价的思想给了作者有益的启示,可以通过构造功率谱等价的最小相位序列来求激励白噪声序列.其基本思想是:先从观测序列辨识出 ARMA 模型,然后根据反演法求出与之功率谱等价的最小相位模型,根据两模型的零点关系求出相同激励噪声下的理论相位差,从而可用原序列和理论相位差求出相同激励噪声下的最小相位序列.最小相位序列是可逆的,根据最小相位序列和最小相位模型,可求出激励噪声,从而实现了非最小相位序列求逆.这样,假定序列为线性非高斯随机过程,用基于高阶累积量的方法辨识 ARMA 模型,用本文提出的基于功率谱等价的序列求逆方法估计激励白噪声,用原替代数据法相同的检验统计量和检验方法,就可以构造一种新的替代数据检验方法,实现线性非高斯序列的非线性检验.

2 基于功率谱等价的非最小相位序列求逆方法

2.1 功率谱等价

考虑如下 ARMA 模型:

$$\begin{aligned} x(t) + \phi_1 x(t-1) + \dots + \phi_p x(t-p) \\ = \epsilon(t) + \theta_1 \epsilon(t-1) + \dots + \theta_q \epsilon(t-q), \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\{\epsilon(t)\}$ 为均值为 0、方差为 σ^2 的白噪声,记为 $\{\epsilon(t)\} \sim WN(0, \sigma^2)$, 且单位圆上无零极点.对多项式 $\phi(B)$ 和 $\theta(B)$ 做因式分解,则原 ARMA 模型可重写为

$$\prod_{i=1}^p (1 - p_i B^{-1}) x(t) = \prod_{i=1}^q (1 - z_i B^{-1}) \epsilon(t), \quad (2a)$$

$$\begin{aligned} |p_i| < 1 \quad (1 \leq i \leq r); \\ |p_i| > 1 \quad (r < i \leq p), \end{aligned} \quad (2b)$$

$$\begin{aligned} |z_i| < 1 \quad (1 \leq i \leq s); \\ |p_i| > 1 \quad (s < i \leq q), \end{aligned} \quad (2c)$$

则序列 $\{x(t)\}$ 的功率谱为

$$P_x(\omega) = \sigma^2 \frac{\prod_{i=1}^p |1 - z_i e^{-j\omega}|^2}{\prod_{i=1}^q |1 - p_i e^{-j\omega}|^2}. \quad (3)$$

容易证明,如下定义的 ARMA 过程的输出序列 $\{\tilde{x}(t)\}$ 与 $\{x(t)\}$ 具有完全相同的功率谱:

$$\tilde{\phi}(B) = \prod_{i=1}^r (1 - p_i B^{-1}) \prod_{i=r+1}^p \left(1 - \frac{1}{p_i} B^{-1}\right) \quad (4a)$$

$$\tilde{\theta}(B) = \prod_{i=1}^s (1 - z_i B^{-1}) \prod_{i=s+1}^q \left(1 - \frac{1}{z_i} B^{-1}\right) \quad (4b)$$

$$\tilde{\phi}(B) \tilde{x}(t) = \tilde{\theta}(B) \epsilon(t), \quad (4c)$$

$$\{\tilde{x}(t)\} \sim WN\left(0, \sigma^2 \prod_{i=r+1}^p |p_i|^{-2} \prod_{i=s+1}^q |z_i|^2\right). \quad (4d)$$

更一般地,如果将 ARMA 模型的零极点中的任意个取其共轭倒数,并如(4d)式那样调整激励白噪声的方差,则新过程和原过程的输出序列具有完全相同的功率谱.不同的 ARMA 模型具有相同的功率谱这一结果称为功率谱等价,或 ARMA 模型的多重性.

由上述方法,如果已知非最小相位的 ARMA 模型,很容易得到与其功率谱等价的最小相位模型.由于已知两模型的零极点分布,则通过推导,可以得到在相同白噪声序列激励时输出序列之间的关系.

2.2 具有相同激励序列非最小相位和最小相位序列之间的关系

对于具有相同激励序列的非最小相位和最小相位序列,其 Fourier 变换的差别仅由两系统频率响应的差别唯一确定,而系统频率响应函数则可以由零极点唯一确定.令 $e^{j\omega} - z_r = A_r e^{j\psi_r}$, $e^{j\omega} - p_k = B_k e^{j\theta_k}$, 则系统的幅值响应和相位响应可表示为

$$|H(e^{j\omega})| = \prod_{r=1}^q A_r / \prod_{k=1}^p B_k, \quad (5a)$$

$$\phi(\omega) = \sum_{r=1}^q \psi_r - \sum_{k=1}^p \theta_k, \quad (5b)$$

其中 A_r, ψ_r 分别为 z 平面上零点 z_r 到单位圆上某点 $e^{j\omega}$ 的矢量 $(e^{j\omega} - z_r)$ 的长度和相角, B_k, θ_k 分别为极点 p_k 到 $e^{j\omega}$ 的矢量 $(e^{j\omega} - p_k)$ 的长度和相角,如图 1 所示.

设非最小相位序列为 $\{x(t)\}$, 对应 ARMA 模型的频响为 $H(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})| e^{j\phi(\omega)}$, 相应的最小相位系统的频响为 $\tilde{H}(e^{j\omega}) = |\tilde{H}(e^{j\omega})| e^{j\tilde{\phi}(\omega)}$, 在相同激励序列下的输出序列为 $\{\tilde{x}(t)\}$. 由于实际观测序列

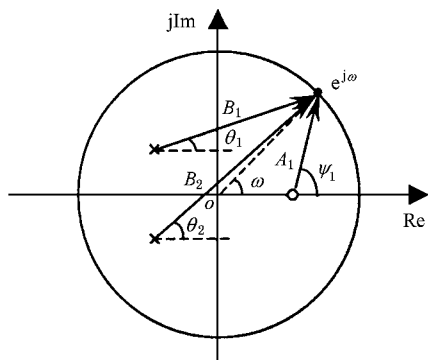
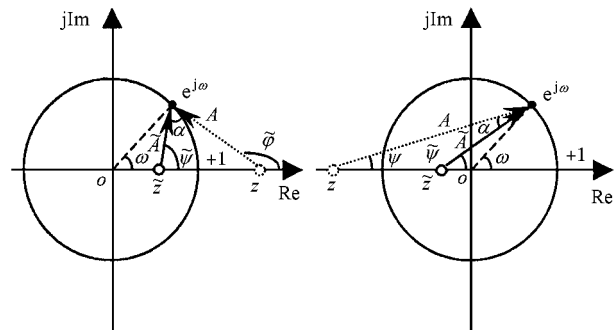


图1 频率响应与零极点的关系

都是来自因果系统,所以 $H(e^{j\omega})$ 和 $\tilde{H}(e^{j\omega})$ 的差别仅由反演的零点决定.下面分两种情况进行讨论.

1) 单个实零点由单位圆外反演到单位圆内

由于仅有一个零点的位置发生变化,为书写方便,省略下标,如图2所示,图中点线线对应非最小相



(a) 正实数零点 (b) 负实数零点
图2 单个实零点反演

位系统.由图2容易推得,非最小相位系统和相应的最小相位系统的幅值和相位关系如下:

$$\frac{|H(e^{j\omega})|}{|\tilde{H}(e^{j\omega})|} = \frac{A}{\tilde{A}}$$

$$= \frac{\sqrt{|z|^2 + 1 - 2|z|\cos\omega}}{\sqrt{|\tilde{z}|^2 + 1 - 2|\tilde{z}|\cos\omega}} = |z|, \quad (6)$$

$$\varphi(\omega) - \tilde{\varphi}(\omega) = \begin{cases} \arccos\left(\frac{2z - (z^2 + 1)\cos\omega}{1 + z^2 - 2z\cos\omega}\right), & z > 1, \\ -\arccos\left(\frac{-2z + (z^2 + 1)\cos\omega}{1 + z^2 - 2z\cos\omega}\right), & z < -1. \end{cases} \quad (7)$$

2) 一对共轭复零点由单位圆外反演到单位圆内
一对共轭复零点由单位圆外反演到单位圆内时的情况如图3所示.由图3可得

$$\frac{|H(e^{j\omega})|}{|\tilde{H}(e^{j\omega})|} = \frac{A_1 A_2}{\tilde{A}_1 \tilde{A}_2} = |z|^2, \quad (8)$$

$$\varphi(\omega) - \tilde{\varphi}(\omega) = (\psi_1 - \tilde{\psi}_1) + (\psi_2 - \tilde{\psi}_2), \quad (9)$$

分别求 $(\psi_1 - \tilde{\psi}_1)$ 和 $(\psi_2 - \tilde{\psi}_2)$.分几种不同的情况推

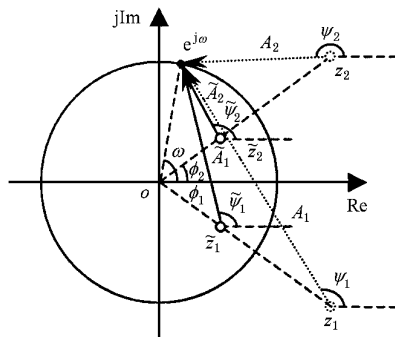


图3 一对共轭复零点反演

导后,可以得到一对共轭复零点反演的非最小和最小相位 ARMA 模型在相同序列激励下的输出序列的相位差关系式:

$$\varphi(\omega) - \tilde{\varphi}(\omega) = \text{sign}(\omega - \phi_1)\alpha_1 + \text{sign}(\omega - \phi_2)\alpha_2,$$

$$\alpha_i = \arccos\left(\frac{2|z| - (|z|^2 + 1)\cos(\omega - \phi_i)}{1 + |z|^2 - 2|z|\cos(\omega - \phi_i)}\right), \quad i = 1, 2. \quad (10)$$

至此,分析了单个实数零点或一对共轭复数零点反演的情况.根据(5)式易知,对于多个零点反演,幅值比只须将它们的模相乘,相位差只须将它们的相位差相加即可.

综合以上分析,对于通过零点反演得到的非最小相位和最小相位 ARMA 模型在相同序列激励下的输出序列的关系,有如下结论:设非最小相位的 ARMA 模型共有 r 个单位圆外的零点:

$$\begin{cases} |z_i| > 1, & i = 1 \dots r, \\ \text{Im}(z_i) = 0, & i = 1 \dots s, \\ \text{Im}(z_i) \neq 0, z_i = |z_i|e^{j\phi_i}, & i = s + 1 \dots r. \end{cases} \quad (11)$$

令 $\tilde{z}_i = (z_i^*)^{-1}$,用 \tilde{z}_i 代替非最小相位 ARMA 模型中的 z_i ,得到最小相位模型.在相同的白噪声序列 $\{x(t)\}$ 激励下,输出分别记为 $\{x(t)\}$ 和 $\{\tilde{x}(t)\}$; $|X(\omega)|, |\tilde{X}(\omega)|$ 和 $\Phi(\omega), \tilde{\Phi}(\omega)$ 分别表示相应的 Fourier 变换的幅值和相位,则

$$\frac{|X(\omega)|}{|\tilde{X}(\omega)|} = \prod_{i=1}^r |z_i|, \quad (12a)$$

$$\begin{aligned} \Phi(\omega) - \tilde{\Phi}(\omega) &= \sum_{i=1}^s \operatorname{sign}(z_i) \beta_i + \sum_{j=s+1}^r \operatorname{sign}(\omega - \phi_j) \alpha_j, \\ \beta_i &= \arccos \left(\frac{2z_i - \operatorname{sign}(z_i) \sqrt{z_i^2 + 1} \cos \omega}{1 + z_i^2 - 2z_i \cos \omega} \right), \\ \alpha_j &= \arccos \left(\frac{2|z_j| - (|z_j|^2 + 1) \cos(\omega - \phi_j)}{1 + |z_j|^2 - 2|z_j| \cos(\omega - \phi_j)} \right). \end{aligned} \quad (12b)$$

根据(12)式,就可以从非最小相位序列求出对应的非最小相位序列,然后用最小相位序列求逆,从而求出激励白噪声序列。

2.3 非最小相位序列求逆算法

通过前面的分析,可总结出如下的因果非最小相位序列 $\{x(t)\}$ 求逆算法:

第1步:按文献[6]的基于高阶累积量的方法从序列 $\{x(t)\}$ 辨识非最小相位模型 $\operatorname{ARMA}_{\text{NMP}}(\hat{p}, \hat{q})$ 。

第2步:计算 $\operatorname{ARMA}_{\text{NMP}}(\hat{p}, \hat{q})$ 的零点,记其单位圆外的零点如(11)式,通过反演得到对应的最小相位模型 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\tilde{p}, \tilde{q})$ 。

第3步:计算非最小相位序列 $\{x(t)\}$ 的 Fourier 变换,根据(12)式求出最小相位序列 $\{\tilde{x}(t)\}$ 的 Fourier 变换的幅值和相位,通过反 Fourier 变换得到 $\{\tilde{x}(t)\}$ 。

第4步:对最小相位序列 $\{\tilde{x}(t)\}$ 求逆,即用 $\{\tilde{x}(t)\}$ 激励 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\tilde{p}, \tilde{q})$ 得到输出序列,即为所求的激励噪声序列 $\{\tilde{\epsilon}(t)\}$ 。

3 基于 ARMA 模型的替代数据生成算法

应该指出,文献[6]介绍的基于高阶累积量的 ARMA 模型辨识方法不仅适用于非最小位相系统,同样适用于最小相位系统,但是必须是线性非高斯的。因此,假设原序列来自线性非高斯的随机过程,用基于高阶累积量的方法辨识出 ARMA 模型,如果是最小相位的,则直接求逆得到激励序列,如果是非最小相位的,则通过前面的算法得到激励序列。把得到的激励序列随机重排,可以得到相同分布激励白噪声的其他实现,用它们激励辨识的 ARMA 模型,即可生成替代数据。基于这样的思想,设原序列为 $\{x(t)\}$,提出如下的替代数据生成算法:

第1步:用文献[6]介绍的方法从序列 $\{x(t)\}$

中辨识出线性 ARMA 模型 $\operatorname{ARMA}(\hat{p}, \hat{q})$ 。

第2步:计算 $\operatorname{ARMA}(\hat{p}, \hat{q})$ 的零点,如果是最小相位的,模型记为 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\hat{p}, \hat{q})$,转第4步;如果是非最小相位的,则记为 $\operatorname{ARMA}_{\text{NMP}}(\hat{p}, \hat{q})$,记其单位圆外的零点如(11)式,通过反演得到对应的最小相位模型 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\tilde{p}, \tilde{q})$ 。

第3步:如果是非最小相位的,则计算序列 $\{x(t)\}$ 的 Fourier 变换,根据(12)式求出最小相位序列 $\{\tilde{x}(t)\}$ Fourier 变换的幅值和相位,通过反 Fourier 变换得到 $\{\tilde{x}(t)\}$ 。

第4步:最小相位序列求逆。若 $\operatorname{ARMA}(\hat{p}, \hat{q})$ 是最小相位的,就用 $\{x(t)\}$ 激励 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\hat{q}, \hat{p})$ 得到输出序列;如果 $\operatorname{ARMA}(\hat{p}, \hat{q})$ 是非最小相位的,就用 $\{\tilde{x}(t)\}$ 激励 $\operatorname{ARMA}_{\text{MP}}(\tilde{q}, \tilde{p})$ 得到输出序列。输出序列即为所求的激励噪声序列 $\{\tilde{\epsilon}(t)\}$ 。

第5步:对 $\{\tilde{\epsilon}(t)\}$ 随机重排,得到 $\{\tilde{\epsilon}_s(t)\}$ 。用 $\{\tilde{\epsilon}_s(t)\}$ 激励 $\operatorname{ARMA}(\hat{p}, \hat{q})$,得到输出序列,即为替代数据序列 $\{x_s(t)\}$ 。

该算法实质上属于替代数据的“典型实现”方法,但在模型辨识中使用了高阶累积量方法,在激励白噪声构造中提出了基于功率谱等价的非最小相位序列求逆的方法,从而使其能适用于非最小相位的线性非高斯随机过程。为了叙述方便,下文称之为 ARMA 替代数据生成算法。下面的算例验证将说明该方法能克服文献[4]中说明的相位随机化替代数据检验的缺点,使得非最小相位的线性非高斯过程的替代数据检验得到正确的结论。

4 仿真计算

仍用文献[4]的算例来说明问题,计算方案也相同。根据差分方程计算一序列作为被检验序列,为了避免序列首尾跳变的影响,在生成替代数据之前对原序列进行首尾匹配^[7]。分别使用前面提出的 ARMA 和迭代的幅值调整傅里叶变换(LAAFT)^[8]方法生成 49 组替代数据。使用加权一步平均预测误差作为检验量^[4],统计检验采用常用的 sigma 方法。

算例 1: ARMA 模型如下:

$$\begin{aligned} x(t) &= 0.8x(t-1) + 0.65x(t-2) \\ &= \epsilon(t) - 2\epsilon(t-1), \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} x(t) &= 0.8x(t-1) + 0.65x(t-2) \\ &= \epsilon(t) - 0.5\epsilon(t-1), \end{aligned} \quad (14)$$

其中激励序列 $\{e(t)\}$ 为均匀分布的白噪声 (13) 式的输出序列记为 $\{\hat{x}(t)\}$, 是非最小相位序列 (14) 式的输出序列记为 $\{\tilde{x}(t)\}$, 为最小相位序列. 根据序列 $\{x(t)\}$, 辨识得到的 ARMA 模型参数为: $\phi = [1.0, -0.8042, 0.6689]$, $\theta = [1, -2.1402]$. 根据此参数, 用 2.2 小节的算法可以求出 $\{x(t)\}$ 和 $\{\tilde{x}(t)\}$ 的理论相位差, 如图 4 所示. 图 4 中实际相位差是直接利用 $\{x(t)\}$ 和 $\{\tilde{x}(t)\}$ 求出的. 利用估计的理论相位差和非最小相位序列 $\{x(t)\}$, 可以估计出最小相位序列, 记为 $\{\hat{x}(t)\}$. 图 5 是 $\{\hat{x}(t)\}$ 和 $\{\tilde{x}(t)\}$ 的对照图, 图中可见两者几乎相同. 图 6 是用 2.3 小节的算法估计的激励噪声序列 $\{\hat{e}(t)\}$ 与实际激励序列 $\{e(t)\}$ 的分布直方图, 两者基本具有相同的分布. 按照第 3 节的算法生成替代数据, 得到的检验结果如图 7 所示, 显然不能拒绝零假设. 为便于和相位随机化傅里叶变换 (PRFT) 算法的结果对比, 图中也给出了该序列的 PRFT 替代数据的预测误差. 图 8 给出该算例多次实现时的 σ 检验结果, 图中上面的曲线对应传统的 PRFT 替代数据检验, 下面的曲线对应改进的 ARMA 替代数据检验, 点划线表示显著水平为 98% 的 σ 值 (2.06). 从图 8 可以看出, 对于该算例的非最小相位线性非高斯序列, 使用本

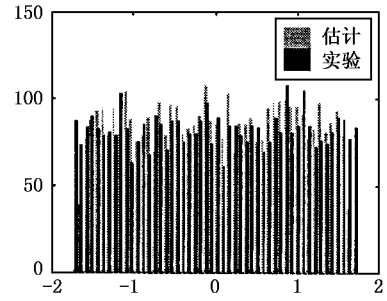


图 6 激励噪声分布直方图

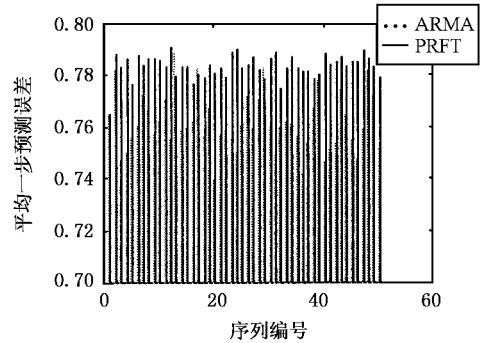


图 7 预测误差棒线图 第 1 条对应原序列, 其余对应替代数据

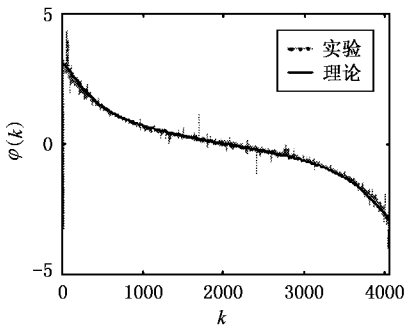


图 4 算例 1 功率谱等价的非最小相位和最小相位序列的相位差

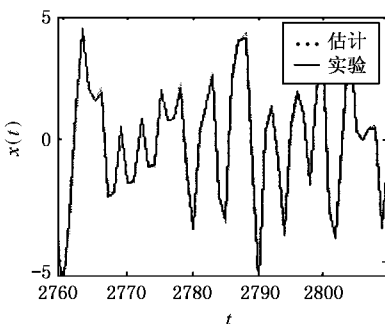


图 5 算例 1 最小相位序列片段

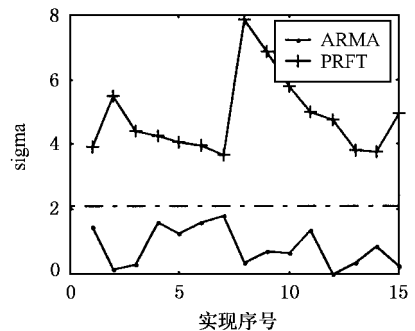


图 8 算例 1 sigma 检验的多次实现

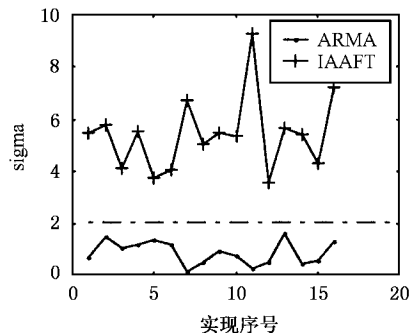


图 9 算例 2 sigma 检验的多次实现

文提出的基于 ARMA 参数模型的替代数据生成算法, 检验结果不能拒绝“序列来自线性非高斯过程”的零假设, 从而不会像传统的基于相位随机化替代数据检验那样得出“序列具有显著非线性”的错误结论.

算例 2: ARMA 模型如下:

$$\begin{aligned} & x(t) - 0.7x(t-1) + 0.1x(t-2) \\ & = \epsilon(t) + 0.6\epsilon(t-1) + 0.18\epsilon(t-2), \quad (15) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & x(t) - 0.7x(t-1) + 0.1x(t-2) \\ & = \epsilon(t) + 3.333\epsilon(t-1) + 5.556\epsilon(t-2) \quad (16) \end{aligned}$$

类似前面对算例 1 的处理, 用本节构造的 ARMA 算法对算例 2 重新生成替代数据并进行 sigma 检验, 在保证估计误差较小的条件下, ARMA 替代数据检验不会导致拒绝零假设, 多次实现的检验结果如图 9 所示, 图中各曲线的含义同图 8.

以上算例的结果说明了本文提出的非最小相位序列求逆方法是正确的, 也说明了基于此方法构造的 ARMA 替代数据生成算法能够克服基于相位随

机化的替代数据生成算法的不足, 对那些可能导致后者拒绝零假设的线性非高斯过程, 也能得到正确的检验结论.

5 结 论

本文针对常用的相位随机化替代数据检验可能导致对非最小相位的线性非高斯过程误检出非线性的问题, 提出了基于功率谱等价的非最小相位序列求逆方法, 并结合基于高阶统计量的非最小相位系统 ARMA 辨识方法, 构造了一种新的替代数据生成算法. 仿真算例表明, 该算法能克服相位随机化替代数据导致的误检问题, 正确地检验线性非高斯过程. 该算法的零假设为“线性非高斯随机过程”, 相位随机化方法的零假设为“线性高斯随机过程”, 两者相结合, 可以实现对“线性随机过程”零假设的检验, 从而可以更可靠地实现时间序列的非线性检验.

- [1] J. Theiler, P. S. Linsay, D. M. Rubin, *Time Series Prediction: Forecasting the Future and Understanding the Past* (Addison-Wesley, Reading Mass., 1993) p. 429.
- [2] J. Timmer, *Phys. Rev.*, **E58**(1998) 5153.
- [3] J. Theiler, S. Eubank, A. Longtin et al., *Physica*, **D58**(1992) 77.
- [4] Y. Z. Liu et al., *Acta Physica Sinica*, **50**(2001) 633 (in Chinese) [刘耀宗等, *物理学报*, **50**(2001) 633].
- [5] J. Theiler, D. Prichard, *Physica*, **D94**(1996) 221.

- [6] X. D. Zhang, *Time Series Analysis—the Method of High-Order Statistics* (Tsinghua University Press, Beijing, 1996), p. 46, 51 (in Chinese) [张贤达, *时间序列分析——高阶统计量方法* (清华大学出版, 北京, 1996), 第 46, 51 页].
- [7] C. J. Stam, J. P. M. Pijn, W. S. Pritchard, *Physica*, **D112**(1998), 361.
- [8] T. Schreiber, A. Schmitz, *Phys. Rev. Lett.*, **77**(1996) 635.

A NEW METHOD OF SURROGATE DATA TEST FOR LINEAR NON-GAUSSIAN TIME SERIES*

LIU YAO-ZONG WEN XI-SEN HU NIAO-QING

(*Institute of Mechatronics Engineering and Automation ,National University of Defense and Technology ,Changsha 410073 ,China*)

(Received 8 January 2001)

ABSTRACT

Surrogate data testing is a popular method to detect nonlinearity and chaos in time series and has been widely used in many applications with erratic time series. With the explicit null hypothesis that the time series is generated from a linear ,stochastic , Gaussian stationary process ,the surrogate data test based on phase randomization may give false alarm for nonlinearity at a linear non-minimum phase non-Gaussian sequence. So ,we propose a new method to test the hypothesis of linear non-Gaussian process in light of typical realization of surrogates. With the ARMA parameters estimated from high-order cumulants and the series itself ,a method to estimate the input noise of a non-minimum phase sequence is developed based on power spectrum equivalence ,which is the bottle-neck to generate surrogates for non-minimum phase time series. The results of numerical experiments confirm our approach to test non-minimum phase non-Gaussian process.

Keywords : surrogate data , test for nonlinearity , non-minimum phase , power spectrum equivalence

PACC : 0545

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 59775025).