

文章编号: 1000-8152(2010)07-0933-06

## 一类厚尾随机信号平稳性的在线bootstrap监测

陈占寿<sup>1</sup>, 田 铮<sup>1,2</sup>

(1. 西北工业大学 应用数学系, 陕西 西安 710129; 2. 中国科学院 遥感应用研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

**摘要:** 脉冲噪声的干扰使随机信号出现厚尾性. 对噪声项服从对称稳定分布的在线厚尾随机信号, 提出了基于核加权的方差比率方法来连续监测其平稳性. 给出了监测统计量在非平稳原假设下的极限分布, 证明了此方法的一致性. 为确定监测统计量的临界值并避免估计厚尾指数, 提出了bootstrap重抽样方法. 最后通过模拟实验和分析两组实际数据说明了本文方法的有效性.

**关键词:** 在线监测; 厚尾随机信号; 平稳性; bootstrap

**中图分类号:** O213, TP202.4 **文献标识码:** A

## Online bootstrap monitoring of the stationarity for a class of heavy tailed random signals

CHEN Zhan-shou<sup>1</sup>, TIAN Zheng<sup>1,2</sup>

(1. Department of Applied Mathematics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shannxi 710129, China;

2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China)

**Abstract:** Impulse noise makes random signals occur heavy tails. For the online heavy tailed random signal with symmetrically distributed stable noise, we propose a kernel weighted variance ratio procedure to sequentially detect its stationarity. The asymptotic distribution of the monitoring statistic under nonstationary null hypothesis is derived, and its consistency is proved. In order to determine the critical values of the monitoring statistic and avoid the estimation of the tail index, we propose a bootstrap resampling method. Simulations and analysis of two groups of real data validate the proposed procedure.

**Key words:** online monitoring; heavy tailed random signal; stationarity; bootstrap

### 1 引言(Introduction)

均值具有趋向性的非平稳随机信号可能是由稳定系统输出的带有确定时间趋势的非平稳信号, 如陀螺随机飘移数据<sup>[1]</sup>, 也可能是由不稳定系统输出的非平稳信号, 如飞机飞行数据<sup>[2]</sup>. 由于基于平稳随机信号的分析方法比较完善, 一般将这类非平稳随机信号通过差分为平稳随机信号来处理<sup>[3]</sup>, 但这种处理方法存在很多缺陷: 当随机信号是带有时间趋势的平稳随机信号(即由稳定系统输出的非平稳随机信号)时, 差分会产生一项不可逆的滑动平均项, 使之很难估计和预报<sup>[4]</sup>, 而更合适的方法是通过去除确定趋势后直接按平稳信号分析. 此外对非稳定系统输出的非平稳随机信号通过几次差分才能得到平稳随机信号也需要进行判断. 因此检验随机信号的平稳性对于正确的分析和处理随机信号非常重要. 对于一组固定的随机信号, 当噪声项服从正态分

布时, 可通过传统的DF方法做检验<sup>[5]</sup>. 对在线随机信号, 文献[6]用核加权的方法来在线监测具有正态噪声干扰的随机信号的平稳性.

脉冲噪声对信号系统的干扰, 会使随机信号出现厚尾性, 导致无法用正态分布来拟合随机信号的噪声. 20世纪70年代, 贝尔实验室的3位研究者指出, 用Levy1925年提出的稳定分布来描述电话线噪声非常合适<sup>[7]</sup>, 自此这种厚尾分布在通信和雷达系统<sup>[8]</sup>、生物工程<sup>[9]</sup>等工程问题中得到了广泛的应用. 对一组固定的这类随机信号的平稳性, 当厚尾指数已知时, 可用ADF(augmented Dickey-Fuller test)方法做检验<sup>[10]</sup>, 当厚尾指数未知时可用bootstrap重抽样方法做检验<sup>[11]</sup>.

本文研究这类厚尾随机信号平稳性的在线监测问题. 用核加权的方差比率方法构造了监测统计量, 证明了监测统计量的极限分布和监测方法的一致

性,并提出了bootstrap方法来确定临界值,以避免估计厚尾指数,模拟结果说明本文方法是有效的.最后分析了两组实际随机信号序列:斯洛伐克东部电力公司电力负荷数据和某飞机发动机排气温度裕度数据.通过检验发现两组随机序列都是厚尾的,用本文平稳性在线监测方法得到了与用文献[10]固定样本检验方法相同的结论,但用本文方法可以实现对信号的在线监控,且当序列是平稳序列时,用本文方法能更快的得出结论.

## 2 问题描述(Problem description)

假定随机信号由如下系统(1)输出:

$$Y_t = \delta_t + u_t, \quad u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t, \quad t \geq 1, \quad u_0 = 0, \quad (1)$$

其中:  $\delta_t$ 是确定项,  $\rho \in (-1, 1]$ 是未知参数,当 $|\rho| < 1$ 时,系统(1)是稳定的,当 $\rho = 1$ 时,系统(1)是非稳定的.稳定系统输出的随机信号在去除确定趋势后可按平稳随机信号处理,所以为便于后面的讨论,当 $|\rho| < 1$ 时,由系统(1)输出的信号通称为平稳信号,并记为 $Y_t \sim I(0)$ ,当 $\rho = 1$ 时的输出信号是非平稳的,记为 $Y_t \sim I(1)$ .输入信号 $\{\varepsilon_t\}$ 是不可观测的噪声过程,且满足如下假设1.

**假设 1** 噪声过程 $\{\varepsilon_t\}$ 是严平稳的,具有一维对称边缘分布,且满足

$$T \times P(\varepsilon_1/a_T \in \cdot) \rightarrow \mu(\cdot), \quad (2)$$

其中 $a_T$ 定义为 $TP(|\varepsilon_1| > a_T) \xrightarrow{v} 1$ ,测度 $\mu$ 定义为

$$2\mu(dx) = \kappa|x|^{-\kappa-1}dx, \quad (3)$$

这里 $\xrightarrow{v}$ 表示 $R-\{0\}$ 上的淡收敛.则有<sup>[12]</sup>

$$(a_T^{-1} \sum_{t=1}^{[T\tau]} \varepsilon_t, a_T^{-2} \sum_{t=1}^{[T\tau]} \varepsilon_t^2) \xrightarrow{d} (U_1(\tau), U_2(\tau)), \quad (4)$$

其中:  $U_1(\tau)$ 和 $U_2(\tau)$ 分别为 $[0, 1]$ 上 $\kappa$ 和 $\kappa/2$ 稳定的Levy过程,  $a_T = T^{1/\kappa}L(x)$ ,  $L(x)$ 是慢变函数,  $\kappa \in (1, 2)$ 称为厚尾指数,符号 $[x]$ 表示不超过 $x$ 的最大整数.

**注 1** 假设1中的条件(2)和(3)是厚尾分布应满足的条件,也是一维边缘分布属于特征指数为 $\kappa$ 的对称稳定分布的吸收域所满足的条件,由于 $1 < \kappa < 2$ ,所以其方差不存在,当 $\kappa = 2$ 时,此分布即为一般的正态分布<sup>[13]</sup>.

本节首先考虑 $\delta_t = 0$ 的情况,对更一般的情况将在第3节做讨论.假定由系统(1)输出的信号序列 $Y_1, Y_2, \dots$ ,在指定的时刻 $1, 2, \dots$ ,被连续地观测到.在线监测其平稳性是指从某个时刻起,根据将来不断新观测到的信号,连续检验序列 $\{Y_t, t > 0\}$ 是 $I(0)$ 的还是 $I(1)$ 的.假定 $T$ 是最大监测样本量,对任意的 $s \in [1/T, 1]$ ,定义监测统计量

$$\Gamma_T(s) = \frac{[Ts]^{-3} \sum_{i=1}^{[Ts]} (\sum_{j=1}^i Y_j)^2 K_h(i - [Ts])}{[Ts]^{-2} \sum_{i=1}^{[Ts]} Y_i^2}, \quad (5)$$

其中:  $K_h(\cdot) = K(\cdot/h)/h$ ,核 $K(\cdot)$ 是期望为0,方差有穷,且Lipschitz连续的密度函数,  $h = h_T > 0$ 是窗宽序列,且满足

$$T/h_T \rightarrow \zeta \in [1, \infty), \quad T \rightarrow \infty.$$

**注 2** 在方差比率统计量中添加权函数 $K_h(\cdot)$ ,可以通过选择合适的窗宽参数来更好的控制犯第一类错误的概率,并可以有效的缩短平均运行长度<sup>[6]</sup>.

## 3 渐近分布(Asymptotic distribution)

本节给出监测统计量(5)在非平稳原假设下的渐近分布,并证明其在平稳备择假设下的一致性.

**定理 1** 假定由系统(1)输出的信号序列 $\{Y_t\}$ 是非平稳序列,即 $Y_t \sim I(1)$ ,则当 $T \rightarrow \infty$ 时,有

$$\Gamma_T(s) \Rightarrow \mathcal{I}(s) = \frac{\int_0^s K(\zeta(r-s)) \left( \int_0^r U_1(t) dt \right)^2 dr}{s\zeta^{-1} \int_0^s U_1(r)^2 dr}.$$

**证** 记 $i = [Tr]$ ,  $j = [Tt]$ ,则当 $Y_t \sim I(1)$ 时有

$$T^{-1} a_T^{-1} \sum_{j=1}^i Y_j \Rightarrow \int_0^r U_1(t) dt,$$

$$T^{-1} a_T^{-2} \sum_{i=1}^{[Ts]} Y_i^2 \Rightarrow \int_0^s (U_1(r))^2 dr.$$

又因为 $K(\cdot)$ 是Lipschitz连续的,且 $T/h \rightarrow \zeta$ ,从而

$$TK_h(i - [Ts]) = \frac{T}{h} K((T/h)(i/T - [Ts]/T)) \rightarrow \zeta K(\zeta(r-s)). \quad (6)$$

则由连续映照定理,化简可得定理的结论成立.

**证毕.**

**定理 2** 假定由系统(1)输出的信号 $\{Y_t\}$ 是平稳信号,即 $Y_t \sim I(0)$ ,则当 $T \rightarrow \infty$ 时,有

$$\Gamma_T(s) \rightarrow 0.$$

**证** 记 $i = [Tr]$ ,由式(4)有

$$a_T^{-1} \sum_{j=1}^{[Tr]} Y_j \Rightarrow U_1(r).$$

从而由式(6)有

$$Z_{1T}(s) = a_T^{-2} \sum_{i=1}^{[Ts]} (\sum_{j=1}^i Y_j)^2 K_h(i - [Ts]) \Rightarrow$$

$$\zeta K(\zeta(r-s)) \int_0^s (U_1(r))^2 dr,$$

$$Z_{2T}(s) = a_T^{-2} \sum_{i=1}^{[Ts]} Y_i^2 \Rightarrow U_2(s).$$

则

$$\Gamma_T(s) = \frac{[Ts]^{-3} Z_{1T}(s)}{[Ts]^{-2} Z_{2T}(s)} \rightarrow 0.$$

**证毕.**

令  $k$  表示开始监测的时刻,  $c$  表示由分布  $\mathcal{Y}(s)$  确定的临界值, 并假定  $\min \Phi = T$ . 根据定理 1 和 2 的结论, 可定义停时过程

$$R_T = R_T(c) = \min\{k \leq n \leq T : U_T(n/T) < c\},$$

即当  $I_T(s)$  的值小于取定的临界值时拒绝信号是非平稳的原假设.

当所研究的随机信号带有均值项或者时间趋势项, 即  $\delta_t = \beta_0$  或  $\delta_t = \beta_0 + \beta_1 t$  时, 可分别通过去均值和去趋势后, 用残量构造类似的监测统计量做平稳性监测. 当  $\delta_t = \beta_0$  时, 用

$$\hat{\varepsilon}_i = Y_i - i^{-1} \sum_{j=1}^i Y_j, \quad i = 1, \dots, T$$

替换监测统计量(5)中的  $Y_i$ , 当  $\delta_t = \beta_0 + \beta_1 t$  时, 用

$$\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{\beta}_{0,i} - \hat{\beta}_{1,i}i, \quad i = 1, \dots, T$$

替换. 这里  $\hat{\beta}_{0,i}$  和  $\hat{\beta}_{1,i}$  是基于前  $i$  个样本得到的参数  $\beta_0$  和  $\beta_1$  的最小二乘估计量.

**注 3** 当  $\delta_t = \beta_0 + \beta_1 t$  时, 由系统(1)输出的信号是具有均值趋向性的非平稳信号, 但当  $|\rho| < 1$  时, 系统是稳定的, 当  $\rho = 1$  时, 系统是非稳定的, 所以此时实际上是监测系统的稳定性.

#### 4 Bootstrap方法(Bootstrap method)

在实际问题中, 厚尾指数  $\kappa$  一般是未知的, 这使得分布  $\mathcal{Y}(s)$  的临界值由于依赖  $\kappa$  而无法确定. 一种最直接的方法是首先用已有的样本(即开始监测前的样本)估计出厚尾指数  $\kappa$ , 再用蒙特卡罗方法模拟监测统计量的经验临界值. 但用有限的样本很难得到厚尾指数的精确估计, 且用估计得到的厚尾指数模拟临界值, 需要较大的样本量和循环次数才能得到较稳定的临界值, 这需要很大的计算量, 在实际信号监测过程中很难现实. 为此, 本节提出一种bootstrap重抽样方法<sup>[11,14]</sup>来确定临界值. 用此方法可以避免估计厚尾指数, 且可以得较好的经验临界值.

假定监测过程从第  $N + 1$  个样本开始, 用前  $N$  个观测值进行bootstrap抽样, 具体步骤如下:

**Step 1** 记

$$\varepsilon_1^* = Y_1, \quad \varepsilon_2^* = Y_2 - Y_1, \dots, \varepsilon_N^* = Y_N - Y_{N-1},$$

令

$$\hat{\varepsilon}_j = \varepsilon_j^* - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^*, \quad j = 1, 2, \dots, N.$$

**Step 2** 从序列  $\{\hat{\varepsilon}_1, \dots, \hat{\varepsilon}_N\}$  中随机抽出  $M$  个bootstrap样本  $u_1, \dots, u_M$ .

**Step 3** 令  $Y_t^* = Y_{t-1}^* + u_t, t = 1, \dots, M, Y_0^* = 0,$

由此计算

$$\Gamma_M^*(s) = \frac{[Ms]^{-3} \sum_{i=1}^{[Ms]} (\sum_{j=1}^i Y_j^*)^2 K_{h_1}(i - [Ms])}{[Ms]^{-2} \sum_{j=1}^{[Ms]} Y_j^{*2}}.$$

**Step 4** 重复 Step 2 和 Step 3  $B$  次, 用统计量  $\Gamma_M^*(s)$  的经验分位数来近似  $\mathcal{Y}(s)$  的分位数.

**定理 3** 假设  $M \rightarrow \infty, N \rightarrow \infty$ , 且  $M/N \rightarrow 0$ , 则对任意实数  $x$  有

$$P_\varphi(\Gamma_M^*(s) \leq x) \xrightarrow{P} P(\mathcal{Y}(s) \leq x),$$

其中:  $\varphi = \sigma(\varepsilon_i, i \geq 1), P_\varphi$  是关于  $\varphi$  的条件概率.

**证** 从  $\hat{\varepsilon}_1, \dots, \hat{\varepsilon}_N$  中抽取bootstrap样本  $u_i$  时, 相应地抽取了一个不可观测的随机变量  $u_i^*$ , 即

$$\frac{1}{a_M} \sum_{i=1}^{[Mt]} u_i = \frac{1}{a_M} \sum_{i=1}^{[Mt]} u_i^* - \frac{[Mt]}{Na_M} \sum_{j=1}^N \varepsilon_j.$$

由条件(4)和定理3的条件可以证得<sup>[14]</sup>

$$P_\varphi(a_M^{-1} \sum_{i=1}^{[Mt]} u_i \leq x) \xrightarrow{P} P(U_1(t) \leq x),$$

$$P_\varphi(a_M^{-1} \sum_{i=1}^{[Mt]} u_i^2 \leq x) \xrightarrow{P} P(U_2(t) \leq x).$$

则由连续映照定理, 按定理1的证明即可得证.

证毕.

#### 5 模拟结果(Simulation results)

本节通过模拟实验说明本文方法的有效性. 用如下信号输出系统DGP1检验统计量(5)的经验水平, 用DGP2检验统计量(5)的经验势及平均运行长度, 即从开始监测到停时间的平均样本量, 为更快的监测到平稳性, 平均运行长度越小越好.

$$\text{DGP1: } Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T;$$

$$\text{DGP2: } Y_t = 0.5Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T.$$

分别取厚尾指数  $\kappa = 1.14, 1.83$  及标准正态分布 ( $\kappa = 2$ ) 生成噪声序列  $\{\varepsilon_t\}$ . 令最大监测样本量  $T = 250, 500$ , 开始样本量  $N = 0.2T, 0.3T$ , bootstrap子样本量  $M = [T/\log(T)]$ , 重抽样次数  $B = 400$ , 并采用高斯核函数  $K(x) = (2\pi)^{-1/2} e^{-x^2/2}$ . 在 0.05 检验水平下, 通过模拟发现取窗宽参数  $h = 0.7T, h_1 = 0.6M$  比较合适. 经 10000 次循环得到的经验水平、检验势及平均运行长度见如表 1 ( $T = 250$ ) 和表 2 ( $T = 500$ ). 由表可见, 当  $\kappa$  的值越接近 2 时, 经验水平控制得越好, 随着初始样本量和监测样本量的增大, 厚尾指数对经验水平的影响逐渐减小. 这主要是因为  $\kappa$  越小时异常值越多, 在样本量越小时

越容易对监测结果产生影响的缘故. 当初始样本量 $N$ 或者最大监测样本量 $T$ 增大时, 势明显增大, 平均运行长度减小, 这符合定理2证明的一致性结论.

**注4** 本文方法的经验势很难达到1, 是因为经验势

从第 $N + 1$ 个监测样本开始连续计算, 所以要使经验势达到1, 必须在第 $N + 1$ 个样本点处就拒绝原假设, 即没有延迟, 这在样本量较小时很难实现, 而当样本量增大时, 延迟将减小, 从平均运行长度可看出这一点.

表1  $T = 250$ 时的模拟结果

Table 1 Simulation results for  $T = 250$

$\kappa$	$N = 0.2T$			$N = 0.3T$		
	经验水平	检验势	平均运行长度	经验水平	检验势	平均运行长度
1.14	0.065	0.843	23.8	0.059	0.875	17.0
1.83	0.058	0.826	23.7	0.051	0.889	13.7
2	0.055	0.819	22.5	0.049	0.872	11.4

表2  $T = 500$ 时的模拟结果

Table 2 Simulation results for  $T = 500$

$\kappa$	$N = 0.2T$			$N = 0.3T$		
	经验水平	检验势	平均运行长度	经验水平	检验势	平均运行长度
1.14	0.056	0.959	18.7	0.054	0.975	9.28
1.83	0.049	0.944	18.4	0.05	0.979	8.5
2	0.052	0.958	17.2	0.049	0.969	8.78

### 6 实例分析(Example analysis)

**例1** 短期电力负荷预报是电力公司进行有效和安全管理, 传输和分配电力的重要手段<sup>[15]</sup>, 在做负荷预报时, 提前检测已有负荷序列是平稳序列还是非平稳序列对较准确的选择预报模型非常重要. 本例以斯洛伐克东部电力公司1999年1月份每半小时测试一次得到的电力负荷数据做分析. 对21日至31日各时刻的负荷值分别减去前20日各个时刻的负荷平均值, 消除季节项后所得488个值见图1(a). 显然数据含有较多的异常值, 猜测数据可能是厚尾的. 用文献[16]提出的对厚尾指数的粗估计法, 拟合最大的40个对数差分, 得拟合直线的斜率, 即厚尾指数的估计值为1.5443, 说明此随机序列是厚尾的(见图1(b)). 取同第5节相同的参数, 以前100个值为监测初始样本, 对图1(a)的序列用去均值法从第101个样本开始监测, 在0.05检验水平下始终无法拒绝非平稳的原假设, 认为此序列是非平稳的, 采用非平稳模型(如ARIMA模型)进行建模预报比较合理. 用文献[10]的方法检验整个样本, 也不能拒绝非平稳的原假设, 说明本文方法判断正确, 但显然用本文方法可以实现在线监控.

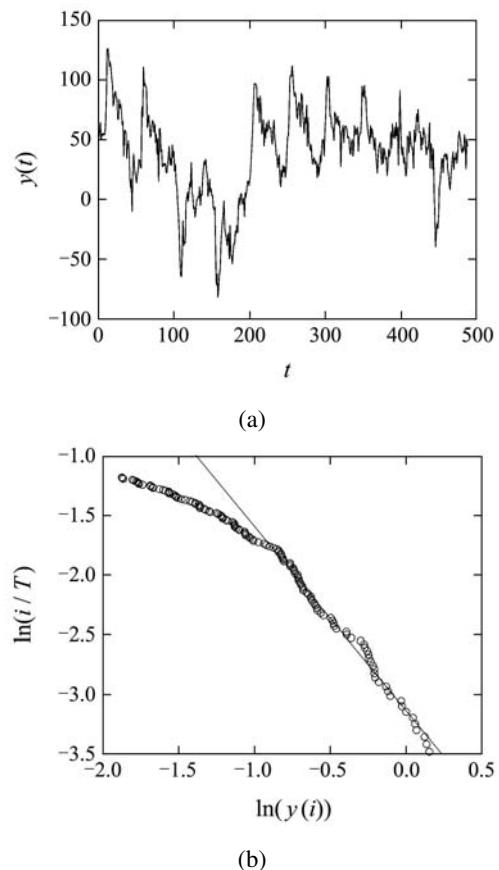


图1 消除季节项的数据及厚尾指数的估计  
Fig. 1 Deleted seasonal data and estimation of tail index

**例2** 排气温度裕度(EGTM)是表征发动机性能的一个重要指标,发动机性能的衰退和故障的发生都体现为EGTM的降低<sup>[17]</sup>.图2(a)是从某维修部门的飞机发动机起飞阶段EGTM记录数据中截取的300个值.随发动机使用次数的增加,EGTM数据整体上呈下降趋势,而细节上又存在较大的波动和异常值,这反映出了发动机性能的总体降低和其间的性能波动,与发动机工作状态吻合.取最大的40个对数差分拟合直线斜率估计厚尾指数(见图2(b)),得估计值为1.8822.用同例1的参数设定,以前100个值为监测初始样本,从第101个样本开始用去趋势后的平稳性在线监测方法监测,在0.05检验水平下,监测过程在第102个样本点处停止,说明此序列是平稳的,在估计出确定性趋势项后,采用平稳模型(如ARMA模型)建模进行预测比较合理.用ADF法<sup>[10]</sup>亦认为序列是平稳的,但显然用本文方法能够更早的得出平稳的结论(去除确定性时间趋势后),而不需要等到观测到所有样本后再做判断.此外,用本文方法还可在线监控序列是否始终是平稳的.

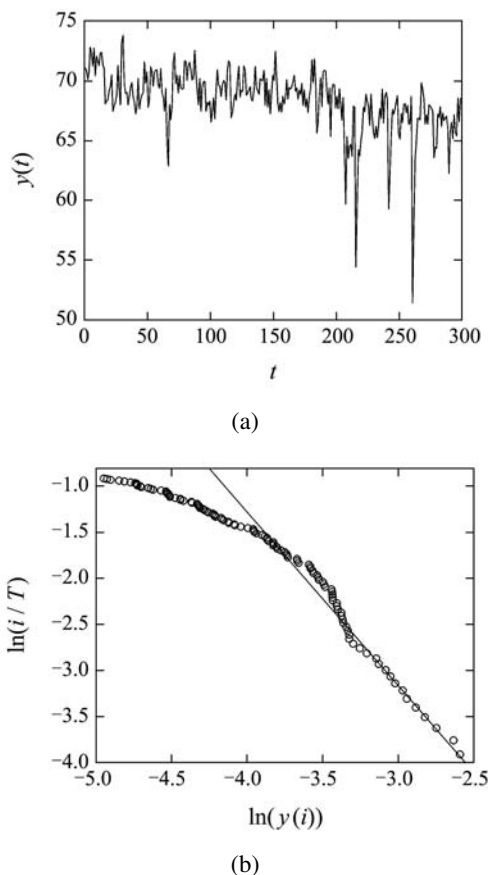


图2 EGTM原始数据及厚尾指数估计

Fig. 2 EGTM original data and Estimation of tail index

## 7 结论(Conclusions)

由于基于平稳随机信号的处理方法无法用于非平稳信号的分析,所以在进行信号处理,特别是在建模预报时,需提前检验其平稳性以确定合适的模型.本文提出了一种在线监测厚尾随机信号平稳性的方法,证明了监测统计量在非平稳原假设下的极限分布及在备择假设下的一致性,通过模拟实验和实例分析说明了本文方法的有效性.若所监测的随机信号是非平稳信号时,用本文方法可以连续监测下去直到最大监测样本量,若所监测随机信号是平稳信号时,用本文方法能够更早的得出平稳的结论,而不需等到观测到最大监测样本量时才判断.对平稳随机信号,如果将停时过程 $R_T$ 改为当监测统计量的值超过临界值时停止,则还可用本文方法在线监测所研究随机信号是否始终是非平稳的,即可用来在线监测持久性变点,关于这个问题的进一步讨论,将在后面的文章中给出.

## 参考文献(References):

- [1] 张延顺, 房建成. 小型动调陀螺随机误差建模与滤波方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(7): 1286 – 1289.  
(ZHANG Yanshun, FANG Jiancheng. Research on random error modeling and filtering method for dynamically tuned gyroscope[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(7): 1286 – 1289.)
- [2] 齐培艳, 田铮, 段西发, 等. 噪声为单位根过程的非参数函数变点的小波检测[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(1): 57 – 61.  
(QI Peiyan, TIAN Zheng, DUAN Xifa, et al. Wavelet detection of jumping points in a nonparametric function with the unit-root noise[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(1): 57 – 61.)
- [3] 王宏禹. 非平稳随机信号分析与处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.  
(WANG Hongyu. *Nonstationary Random Signal Analysis and Processing*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.)
- [4] ENDERS W. *Applied Econometric Time Series*[M]. Second Edition. New Jersey: Wiley press, 2003.
- [5] 陆懋祖. 高等时间序列经济计量学[M]. 上海: 上海人民出版社, 1999.  
(LU Maozu. *Advanced Time Series Econometrics*[M]. Shanghai: Shanghai Renming press, 1999.)
- [6] STELAND A. Monitoring procedures to detect unit roots and stationarity[J]. *Econometric Theory*, 2007, 23(6): 1108 – 1135.
- [7] EDITORIAL. Signal processing with heavy-tailed distributions[J]. *Signal Processing*, 2002, 82(12): 1805 – 1806.
- [8] TSAKALIDES P, NIKIAS C L. Maximum likelihood localization of sources in noise modeled as a stable process[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(11): 2700 – 2713.
- [9] HAZARIKA N, TSOI A C, SERGEJEV A A. Nonlinear consideration in EEG signal classification[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(4): 829 – 936.

- [10] CALLEGARI F, CAPPUCCIO N, LUBIAN V. Asymptotic inference in time series regressions with a unit root and infinite variance errors[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2003, 116(1): 277 – 303.
- [11] HORVÁTH L, KOKOSZKA P. A bootstrap approximation to a unit root test statistic for heavy-tailed observations[J]. *Statistics & Probability Letters*, 2003, 62(2): 163 – 173.
- [12] RESNICK S I. *Extreme Values, Regular Variation, and Point Processes*[M]. New York: Springer, 1986.
- [13] 韩四儿, 田铮, 党怀义. 厚尾相依序列均值变点的截尾估计及收敛性[J]. 工程数学学报, 2006, 23(6): 1031 – 1038.  
(HAN Sier, TIAN Zheng, DANG Huaiyi. Truncating estimation and its convergence for Mmean change-point in heavy-tailed dependent observations[J]. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2006, 23(6): 1031 – 1038.)
- [14] JIN H, TIAN Z, QIN R. Bootstrap tests for structural change with infinite variance observations[J]. *Statistics & Probability Letters*, 2009, 79(20): 1985 – 1995.
- [15] REIS A, SILVA A. Feature extraction via multiresolution analysis for short-term load forecasting[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(1): 189 – 198.
- [16] MANDEBROT B B. The variation of certain speculative prices[J]. *Journal of Business*, 1963, 36(3): 394 – 491.
- [17] 李晓白, 崔秀伶, 郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(3): 253 – 256.  
(LI Xiaobai, CUI Xiuling, LANG Rongling. Forecasting method for aeroengine performance parameters[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, 34(3): 253 – 256.)

### 作者简介:

陈占寿 (1982—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为非线性时间序列分析的理论及应用, E-mail: chenzhanshou@126.com;

田铮 (1948—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非线性时间序列分析的理论及应用、基于图理论和多尺度非线性随机模型的遥感图像信息处理、统计与模式识别, E-mail: zhtian@nwpu.edu.cn.

## 下 期 要 目

- 动态矩阵主动队列管理算法 ..... 王 萍, 陈 虹, 杨晓萍
- 小型无人机地面目标跟踪系统机载云台自适应跟踪控制 ..... 辛哲奎, 方勇纯, 张雪波
- 采样数据系统最优诊断观测器设计 ..... 邱爱兵, 文成林, 姜 斌
- 具有随机长时延的网络控制系统保性能控制 ..... 俞 立, 吴玉书, 宋洪波
- 自治飞艇动力学建模及反馈控制 ..... 刘 屿, 郭依林, 胡跃明
- 基于免疫文化算法的特钢加热炉调度优化 ..... 孙学刚, 贡 超, 安振刚
- 改进的多模式粒子滤波机动目标跟踪算法 ..... 鉴福升, 徐跃民, 阴泽杰
- 噪声未知的LQG控制问题研究 ..... 钱富才, 朱少平, 刘 丁
- 网络化运动控制系统的动态带宽分配策略 ..... 赵维隼, 李 迪
- 优化爬山算法在直驱永磁风力发电系统中的应用 ..... 黄守道, 卢季宁, 黄科元, 高 剑
- 双参考点切换的多移动机器人队形运动控制方法 ..... 沈 捷, 费树岷, 张兴华, 林锦国
- 悬臂式掘进机器人截割臂建模与2阶滑模控制器设计 ..... 凌 睿, 柴 毅
- 矩阵变换器输入电流的无源性控制 ..... 王孝洪, 杨金明, 潘晓明, 刘文明
- 二阶控制论及其应用 ..... 万百五
- 空间电磁的对接控制问题 ..... 张元文, 杨乐平