

# 时间序列非平稳检测方法的对比分析

李庆雷 马楠 付遵涛<sup>†</sup>

北京大学物理学院大气与海洋科学系, 气候与海-气实验室, 北京 100871; <sup>†</sup> 通信作者, Email: fuzt@pku.edu.cn

**摘要** 对比分析了检测时间序列是否平稳的两种方法: 一种是基于简单的统计方法检测时间序列非平稳性的 run-test (简称 RT) 方法(考虑了 3 种典型方法: 均值 RT、方差 RT 和标准差 RT), 另一种是利用动力非平稳检测的图示方法(space time-index, STI)。通过分析人工生成的已知平稳性的时间序列和实际湍流时间序列, 对比了两种方法在时间序列非平稳检测上各自的优劣: RT 方法简单、高效, 但精确度低; STI 方法精确度高, 但复杂、低效。同时, 分析了 3 种不同的 RT 方法对不同类型时间序列的平稳性检测能力, 表明方差 RT 方法最适用于湍流时间序列非平稳性检测。

**关键词** 时间序列; 非平稳检测; RT 方法; STI 方法

**中图分类号** P413

## Comparative Analysis of Detection Methods of Non-stationarity in Time Series

LI Qinglei, MA Nan, FU Zuntao<sup>†</sup>

Department of Atmospheric and Oceanic Sciences and Laboratory for Climate and Ocean-Atmosphere Studies, School of Physics, Peking University, Beijing 100871; <sup>†</sup> Corresponding author, E-mail: fuzt@pku.edu.cn

**Abstract** Two methods are applied to detect non-stationarity in time series. One is the run-test (RT) method, which depends on statistic theory; the other is a graphical method called space time-index (STI), which is a dynamical method. Three different RT methods and STI method are given to detect the non-stationarity in artificial time series with known non-stationarity and experimental turbulence time series measured in atmospheric boundary layer. The results show that the RT method which has lower accuracy is simpler and more efficient than STI. Besides comparing the merits of the STI and RT methods, the results also show that the variance RT method is the most effective to detect the non-stationarity in experimental turbulence time series among the three ones of RT methods.

**Key words** time series; detection of non-stationarity; run-test (RT method); space time-index (STI method)

目前建立的湍流统计理论和模型多数基于湍流具有平稳性的假设, 而且统计分析方法仅适用于平稳数据<sup>[1]</sup>。然而研究表明, 从自然界获取的序列大多具有非平稳性<sup>[2]</sup>, 这些非平稳性往往使得传统的分析方法失效。如自相关函数法、谱分析方法等容易受非平稳特性的影响, 从而很难用这些经典方法准确、定量地确定非平稳过程的统计相似性, 如标度指数<sup>[3-4]</sup>。对于大气边界层来说, 边界层湍流是一

个复杂系统, 所以湍流观测数据中很多是动力非平稳的。例如 Cullen<sup>[5]</sup>的文章中就提到, 对于边界层湍流垂直风速来说, 夜间非平稳发生的概率是很高的。在研究大气边界层时, 经常要选择合适的大气扩散模式, 并确切地估计模式参数, 因此湍流数据的分析相当重要, 这样就会用到数据分析技术。绝大多数的分析技术要求被分析的时间序列是平稳的, 如果不剔除非平稳样本, 就会导致许多研究结

国家自然科学基金(40975027)资助

收稿日期: 2012-03-15; 修回日期: 2012-04-12; 网络出版日期: 2012-10-24

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2442.N.20121024.1339.018.html>

果产生一定程度的异议<sup>[2]</sup>, 因此检测大气边界层湍流观测序列是否非平稳是必要的。这种非平稳的检测方法也可作为一种很好的数据质量控制方法, 用于研究边界层中的层次结构<sup>[6]</sup>。

目前有很多时间序列非平稳检测的方法, 如直接观察法, 通过计算定义的时间间隔内的数据的平均值、方差和标准差, 可以用 RT 方法辨别, 用 change-point detector 方法辨别, 用 Griffiths 等<sup>[7]</sup>提出的 side-test 方法辨别, 等等。本文介绍的动力的方法(space time-index, STI)虽然过程严谨, 正确率高, 但是效率较低, 判断一个序列的平稳性耗时过长。甄别湍流序列样本中的非平稳样本, 往往是作为其他分析的准备工作, 这时利用 STI 方法就有些低效。而 RT 方法虽然没有 STI 方法精度高, 但是容易实现, 效率高<sup>[5]</sup>, 对快速检测序列平稳性具有很好的实用价值。

本文对比分析 RT 方法(涉及平均值、方差和标准差等)和 STI 方法在检验人工生成具有已知非平稳性的时间序列的非平稳性过程中的优劣, 并把两类方法应用到实际大气湍流观测序列的检测中, 通过对比 3 种 RT 方法的检测能力, 表明方差 RT 方法检测实际大气湍流观测序列的非平稳性效果最佳。

## 1 研究方法

### 1.1 STI 方法

STI 是一种从动力系统内部检测时间序列非平稳性的图示方法, 其主要思想是对时间序列进行相空间重构, 通过检测相点在相空间中不同空间尺度上的时间分布特征来检验该时间序列是否为非平稳。该方法是 Kennel<sup>[8]</sup>在 1997 年提出的, Yu 等<sup>[9-10]</sup>对 Kennel 的方法进行了改进, 使之更有效地检测时间序列的非平稳性。本文采用 Yu 等<sup>[9]</sup>改进的 STI 方法, 简单介绍如下。

对于一个采样间隔给定且相等的时间序列, 首先将它归一化为 [0, 1] 范围里的时间序列, 并记为

$$F: \{s_i | i=1, 2, \dots, N\}。$$

把时间序列  $F$  分成前后长度为  $\frac{N}{2}$  的相等的两段:

$$A: \left\{s_i \mid i=1, 2, \dots, \frac{N}{2}\right\},$$

$$B: \left\{s_i \mid i=\frac{N}{2}+1, \frac{N}{2}+2, \dots, N\right\}。$$

把一维时间序列  $F, A, B$  嵌入到  $m$  维相空间中:

$$A^m: \left\{x_i = [s_i, s_{i+t}, \dots, s_{i+(m-1)t}]^T \mid i=1, 2, \dots, N_A\right\},$$

$$B^m: \left\{y_i = \left[s_{i+\frac{N}{2}}, s_{i+\frac{N}{2}+t}, \dots, s_{i+\frac{N}{2}+(m-1)t}\right]^T \mid i=1, 2, \dots, N_B\right\},$$

$$F^m: \left\{z_i = [s_i, s_{i+t}, \dots, s_{i+(m-1)t}]^T \mid i=1, 2, \dots, N_F\right\},$$

$$N_A = N_B = \frac{N}{2} - (m-1)t, N_F = N - (m-1)t,$$

这里  $t$  是延滞时间, 上角标  $T$  表示向量的转置。

定义相空间中两点  $X_i$  和  $X_j$  间的时间指数  $D$  为

$$\begin{cases} D = T(x_i) - T(x_j) = j - i, & \text{如果 } j > i, \\ D = N - T(x_i) + T(x_j) = N - i + j, & \text{如果 } j < i, \end{cases}$$

这里  $T(X_i) = i$ , 表示  $X_i$  在相空间中轨道的时间定位。

对于  $A^m, B^m, F^m$ , 计算自相关时间指数集:

$$N^{FF}(D), N^{AA}(D), N^{BB}(D)。$$

以  $F^m$  为例, 对于任一给定的距离  $s$ , 当  $|x_i - x_j| < s$  时, 计算所有  $X_i$  和  $X_j$  两点间的时间指数。对于计算出的相同的时间指数, 以  $N_s(D)$  表示相同  $D$  的累积量。

求  $A^m$  与  $B^m$  之间的交叉时间指数集:

$$N^{AB}(D), N^{BA}(D)。$$

对于参照点  $x_i \in A^m$ , 当  $|x_j - x_i| < s, y_i \in B$  时, 同样计算  $X_i$  和  $X_j$  两点间的交叉时间指数  $N^{AB}(D)$  与  $N^{BA}(D)$ 。

分别求  $N^{AA}(D), N^{AB}(D), N^{BA}(D), N^{BB}(D)$  和  $N^{FF}(D)$  的最大和最小时间指数, 并分成  $K+1$  个间距相等的时间指数, 将  $N(D)$  在这些等间距的时间指数之间重新分配, 并归一化为

$$\rho(\delta) = \frac{N(\delta)}{N_i}, N_i = \sum_D N_s(D),$$

其中  $\delta \in [0, K]$ , 是归一化的时间常数,

求得  $\rho^{AA}(\delta), \rho^{AB}(\delta), \rho^{BA}(\delta), \rho^{BB}(\delta)$  和  $\rho^{FF}(\delta)$ , 并作图: 归一化的分布函数  $\rho(\delta)$  对归一化的时间指数  $\delta$ 。

在 STI 方法中, 对于平稳时间序列来说,  $\rho^{AA}(\delta), \rho^{AB}(\delta), \rho^{BA}(\delta), \rho^{BB}(\delta)$  和  $\rho^{FF}(\delta)$  应彼此相同, 并且等于一个恒定的值, 即  $\rho$  相对于所选的集合与  $\delta$  的值都保持独立, 否则序列便被认为是非平稳的。以上条件可以由  $\chi^2$  检验来检测<sup>[11]</sup>。

## 1.2 RT 方法

应用 RT 方法时, 首先将序列中的元素分为某种特征互斥的两类, 称之为  $m$  型元素和  $n$  型元素。观察序列中的  $m$  和  $n$  元素, 计算出 run 个数(称其为  $r$  值)。例如序列 1001110111 由 5 个 run 组成, 其中 3 个 run 由元素“1”组成, 2 个 run 由元素“0”组成。令  $m$  为序列中一种元素的数量,  $n$  为序列中另一种元素的数量, 那么序列中元素的总数为  $N=m+n$ 。序列平稳性要求序列平均值和方差近似不随时间变化。把一个序列分成  $N$  个各自独立的样本, 然后求这  $N$  个样本的平均值、方差和标准差等(即检验假设中提到的随机变量)。平稳序列平均值和方差不随时间变化, 可以认为这  $N$  个变量的变化是随机的, 而且是没有趋势项的。检验假设  $H_0$  为: 同一随机变量的  $N$  个独立观察值组成的序列中没有明显的趋势。

对于序列中有很多元素的情况,  $r$  值服从近似的正态分布。当检验假设  $H_0$  成立时, 正态分布给出了不同  $r$  值出现的概率:

$$r \rightarrow \text{Normal} \left( \frac{N + 2mn}{N}, \sqrt{\frac{2mn(2mn - N)}{N^2(N - 1)}} \right)。$$

但在实际中, 对于元素总数很大的序列, 经常是将序列划分成长度相等、互不重叠、相互独立的  $N$  个子段( $N$  的值通常取表 1 中包含的数值), 计算每个子段的某个统计学量(如均值、方差、标准差等), 计算出的这些量组成一个新的长度为  $N$  的序列, 序列中的每个元素代表原来序列的一个子段。这样得到的新的序列就可以应用小样本的经验方法, 即借助表 1 给出的经验结论进行判断。之所以可以这样处理, 不仅因为这样能有效地减少实际分析序列的长度, 而且因为重新划分子段, 让数据间隔在两个积分时间尺度(大气湍流变量自身的积分时间尺度)

以上时, 可以认为各个子段是相互独立的<sup>[13]</sup>。而所要判别的序列平稳与否, 也是在这个更长的时间尺度上定义的。

因此, 如果原序列不存在长时间尺度上的内在趋势, 子段与子段之间是相互独立的, 那么检验假设  $H_0$  将被接受, 即时间序列为平稳的; 如果时间序列存在长时间尺度上的内在趋势, 那么子段与子段间将不再相互独立, 代表子段的统计学量也不再相互独立, 检验假设  $H_0$  将被拒绝, 即认为时间序列是非平稳的。

下面以方差 RT 方法<sup>[12,14]</sup>为例, 给出具体做法。

将时间序列划分为  $N$  个等长度的子段; 对于每个子段分别计算其方差, 把这些子样值列成如下的时间序列:  $\sigma_{x1}^2, \sigma_{x2}^2, \sigma_{x3}^2, \dots, \sigma_{xN}^2$ , 计算原始时间序列的方差  $\sigma_0^2$ ; 将  $\sigma_{x1}^2, \sigma_{x2}^2, \sigma_{x3}^2, \dots, \sigma_{xN}^2$  分别与  $\sigma_0^2$  比较并分成两类:  $\sigma_x^2 \leq \sigma_0^2$  和  $\sigma_x^2 > \sigma_0^2$ ; 对于序列中的两类元素, 计算 run 的值, 并与表 1 相比较, 从而判断序列的平稳性。

均值 RT<sup>[5]</sup>、标准差 RT<sup>[8]</sup>等与方差 RT 做法类似, 只是分类的参考值不同。对于标准差 RT 和均值 RT, 我们选择的参考值分别是“各个样本标准差的中值”和“各个样本平均值的中值”, 不赘述。

表 1 中, 每个  $N$  都对应一个  $r_{\min}$  和  $r_{\max}$ , 即  $r$  的最小值和最大值。任何一个  $r$  的观测值, 如果在这两个临界值之外, 那么它就在显著性水平  $\alpha=0.05$  的拒绝域<sup>[12]</sup>内。我们可以计算出序列的  $r$  值, 然后与表 1 中对应  $N$  下  $r$  的临界值对比。如果观测的  $r$  值等于这两个临界值或在两个临界值之间, 就可以接受序列不存在内在趋势的假设, 即认为序列是平稳的; 如果观测的  $r$  值在两个临界值之外, 就可以拒绝序列不存在内在趋势的假设, 即认为序列是非平稳的。

## 2 数据说明

### 2.1 人工生成的平稳时间序列

本文中有 5 组平稳时间序列数据是由 MATLAB7.0 生成的。如图 1 所示, 时间序列 1 是在 -1 和 1 之间均匀分布的随机数序列; 时间序列 2 是周期为 40 个点, 振幅为 1 的正弦震荡序列; 时间序列 3 是两个正弦波序列的叠加, 其中每个周期分别有 40 和 50 个数据点, 振幅都为 1; 时间序列 4 是时间序列 1 与时间序列 2 的叠加所得到的震荡序列; 时间序列 5 是周期为 40 和 50 个数据点、振幅为 1 的

表 1  $H_0$  在显著水平  $\alpha=0.05$  时  $r$  的临界值<sup>[12]</sup>

Table 1 Critical values of  $r$  significant at  $\alpha=0.05$  level<sup>[12]</sup>

$\frac{N}{2}$	$r_{\min}$	$r_{\max}$
6	11	22
18	13	24
20	15	26
25	19	32
30	24	37

说明: 只截取了文献[12]中表 A.6 的一部分。

两个正弦波，以及均匀分布在-1 和 1 之间的随机数的叠加序列。每一组平稳数据都包括 40000 个数据点，在本文所要研究的时间尺度上，每组数据的幅值、方差和频率等均保持不变。图 1 给出人工生成的平稳时间序列 1~5 的变化情况。

### 2.2 人工生成的非平稳时间序列

本文中有 3 组非平稳时间序列数据是由 MATLAB7.0 生成的。如图 2 所示，时间序列 6 是均值非平稳时间序列，生成函数为  $x(n) = a_1(n) + a_2(n) + \text{random}$ ；时间序列 7 是方差非平稳时间序列，生成函数为  $x(n) = a_1(n) + a_2(n) \cdot \text{random}$ ；时间序列 8 是频率非平稳时间序列，生成函数为  $x(n) = \sin(n^k)$ 。其中  $a_1(n)$  为周期很短的正弦函数(每个周期有 40 个数据点)用以模拟系统的固有周期， $a_2(n)$  为周期很

长的正弦函数(每个周期有 15000 个数据点)用以改变数据的均值。 $\text{random}$  为一概率分布为均匀分布的随机数，用以模拟系统的噪声， $k$  为常数，本文取值为 5。每一组平稳数据都包括 40000 个数据点，在本文所要研究的时间尺度上，每组数据的幅值、方差或频率随时间有所变动。图 2 给出人工生成的非平稳时间序列 6~8 的变化情况。

### 2.3 实测的平稳与非平稳时间序列

本文使用的实测资料是由中国科学院大气物理研究所的大气边界层与大气化学国家重点实验室提供的边界层垂直风速观测序列。所用仪器为超声风速仪(型号 SAT-211/3K)，采样频率为 10 Hz，测量的下垫面为较平坦的稻田，仪器距离地面 4 m。因此，可以认为所得到的数据为大气边界层内近地面

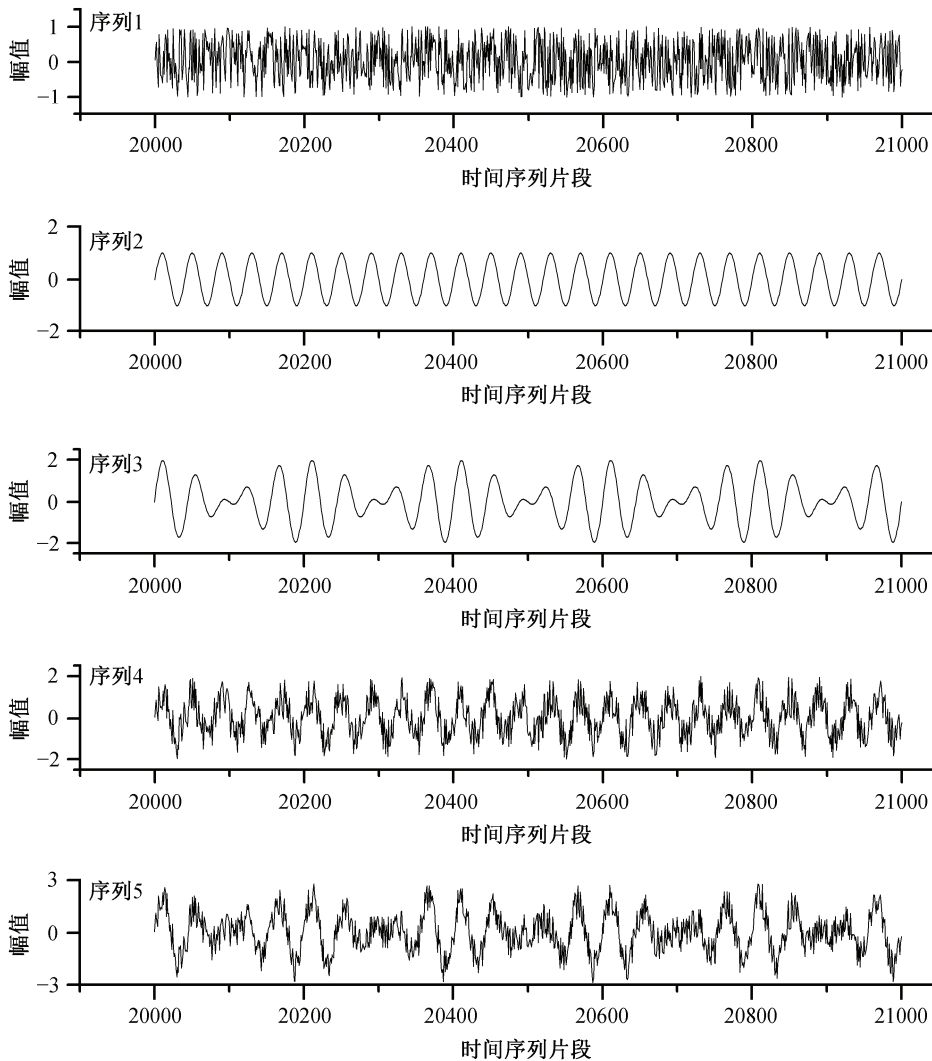


图 1 人工生成的平稳时间序列 1-5

Fig. 1 Artificially generated stationary time series 1-5

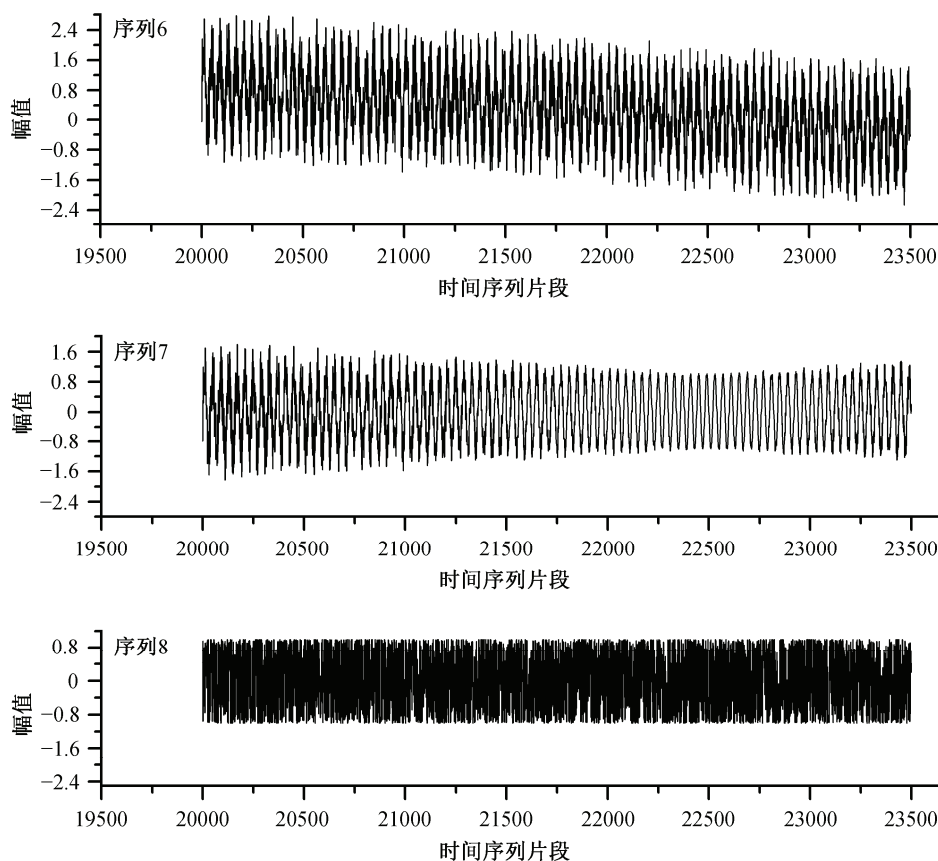


图 2 人工生成非平稳时间序列 6~8  
Fig. 2 Artificially generated non-stationary time series 6~8

的大气湍流数据。所用到的数据是 1998 年 6 月 9—22 日不间断测得的垂直风速数据(m/s), 每个数据文件包括 40000 个数据点, 观测持续时间 1 小时左右。序列 9~13 是通过 STI 方法判别出的 5 组平稳的边界层湍流风速数据(图 3), 序列 14~16 是通过 STI 方法判别出的 3 组非平稳的边界层湍流风速数据(图 4)。

### 3 结果

#### 3.1 Space time-index 检测结果

图 5 是用 STI 方法对人工生成的一组平稳序列(序列 5)与一组非平稳序列(序列 7)进行检测得到的结果, 图 6 是用 STI 方法对实测湍流风速资料中检测出的一组平稳序列(序列 9)与一组非平稳序列(序列 14)的检测结果。

图 5 和 6 中分别给出各个序列的自相关时间指数  $D_{ff}$ ,  $D_{bb}$ ,  $D_{aa}$  和互相关时间指数  $D_{ab}$ ,  $D_{ba}$  的概率密度分布。经  $\chi^2$  检验可以看出, 对于平稳序列, 5 个时间指数彼此相同, 并且等于一个恒定的值, 即相对

于所选的集合与时间指数取值都保持独立(图 5(a)和图 6(a)); 而对于非平稳序列, 5 个时间指数彼此不相同, 而且并不等于一个恒定不变的数值(图 5(b)和图 6(b))。序列 1~4 与序列 5 给出的时间指数概率分布结果类似, 序列 6, 8 与序列 7 给出的时间指数概率分布结果类似, 序列 10~13 与序列 9 给出的时间指数概率分布结果类似, 序列 15, 16 与序列 14 给出的时间指数概率分布结果类似, 不赘述。

#### 3.2 平稳序列的检测结果

表 2 显示 3 种 RT 方法与 STI 方法对 10 个平稳序列的检测结果, 其中“1”代表检测的结果是平稳序列, “0”代表检测的结果是非平稳序列, 括号里面的数字代表求得的 run 的个数。由于本文把时间序列划分为  $N=40$  个等长度的子段来统计 run 的个数, 根据表 1, 若 run 的数值介于 15~26 之间, 则对应平稳序列, 反之对应非平稳序列。

可以看出, 无论何种方式生成的平稳序列, STI 方法都能正确地判断出序列的平稳性。均值 RT 方法准确地判断出序列 1, 4, 5, 9, 10, 11, 13 这 7 组是

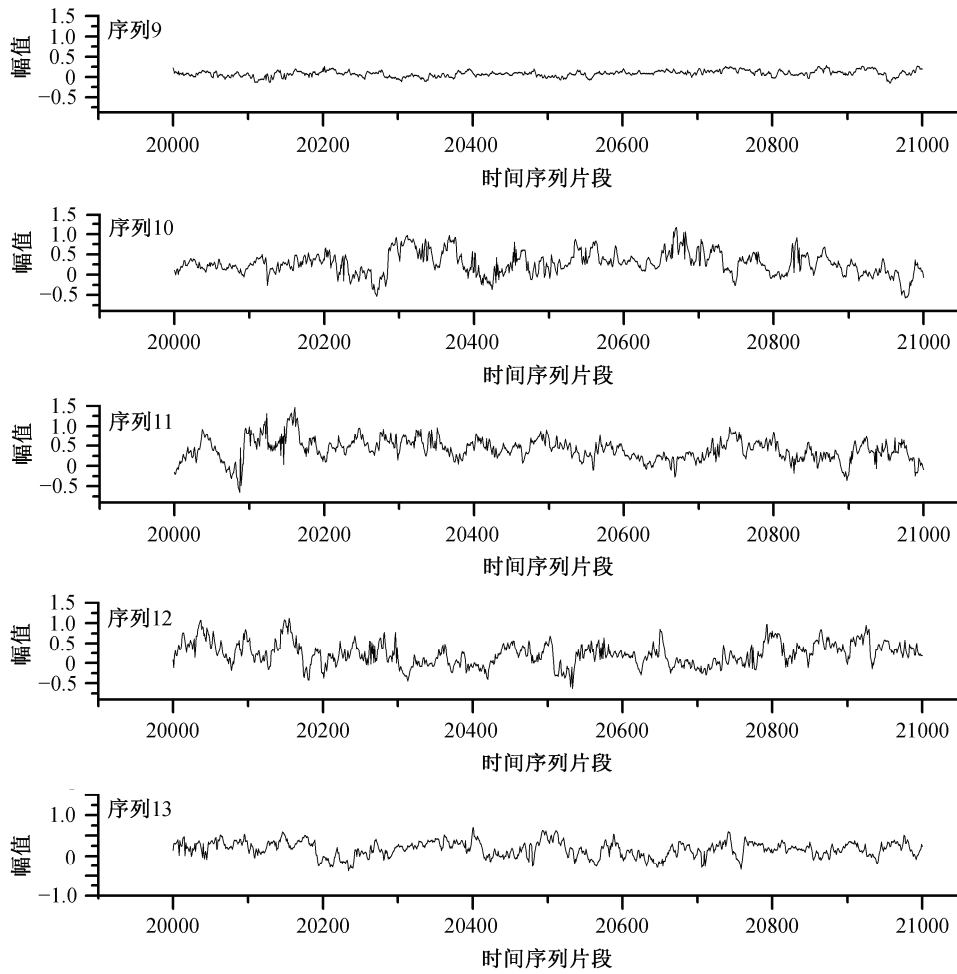


图 3 用 STI 方法检测得到平稳的边界层湍流风速时间序列 9~13  
 Fig. 3 Stationary wind speed series (9–13) in boundary layer turbulence detected by STI

平稳序列，将序列 2, 3 和 12 误判成为非平稳序列；方差 RT 方法准确地判断出 1, 4, 9, 10, 11, 12, 13 这 7 组是平稳序列，将 2, 3 和 5 误判成为非平稳序列；标准差 RT 方法准确判断出 1, 4, 5, 10, 11, 12, 13 这 7 组为平稳序列，却将序列 2, 3 和 9 误判为非平稳序列。

### 3.3 非平稳序列的检测结果

表 3 显示 3 种 RT 方法与 STI 方法对 6 个非平稳序列的检测结果，其中“1”代表检测的结果是平稳序列，“0”代表检测的结果是非平稳序列，括号里面的数字代表求得的 run 的个数。根据表 1，若 run 的数值小于 15 或者大于 26，则序列为非平稳序列，反之则是平稳序列。

可以看出，无论何种方式生成的非平稳序列，STI 方法都能正确地判断出序列的非平稳性。均值 RT 方法准确地判断出序列 6, 14, 15, 16 为非平稳序

列，将序列 7, 8 误判为平稳序列；方差 RT 方法准确地判断出序列 6, 7, 14, 15, 16 为非平稳序列，将序列 8 误判为平稳序列；标准差 RT 方法准确地判断出序列 7, 14, 15, 16 为非平稳序列，却将序列 6, 8 误判为平稳序列。

## 4 结论与讨论

对比两种非平稳的检测方法，发现 STI 方法能够更好地改进对于序列非平稳性的定性描述，但是算法繁琐，效率很低(检测一个有 40000 数据点的序列的平稳性耗时几小时)，而且不能给出平稳与非平稳类型的结果。RT 方法算法简单，效率较高(检测一个有 40000 数据点的序列的平稳性耗时几分钟)，但是并不能很好地检测所有类型序列的非平稳性。

对比表 2 和 3 中不同的判别方法的正确率，发

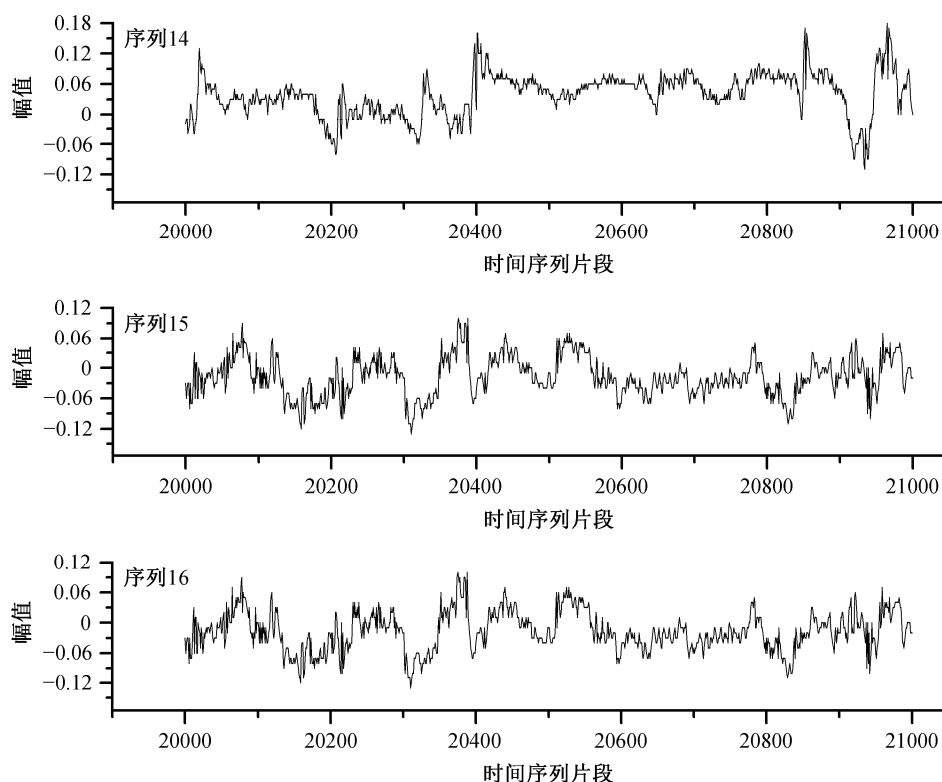


图 4 用 STI 方法检测得到非平稳的边界层湍流风速时间序列(14-16)

Fig. 4 Non-stationary wind speed series (14-16) in boundary layer turbulence detected by STI

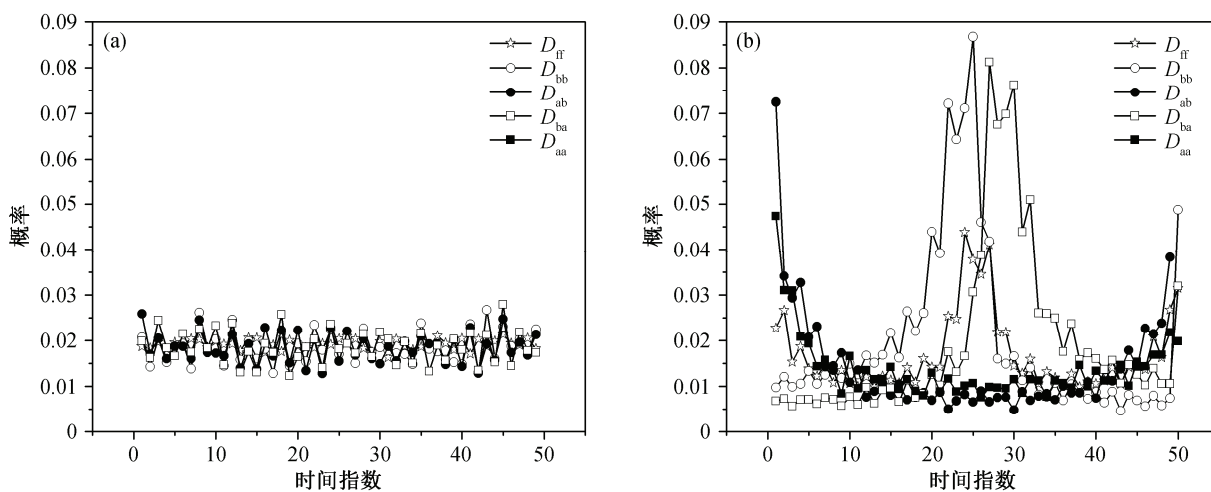


图 5 STI 方法给出的人工生成序列的时间指数分布平稳序列 5 (a)和非平稳序列 7 (b)

Fig. 5 Time index distributions of artificially generated time series by STI: stationary time series 5 (a) and non-stationary time series 7 (b)

现不同的 RT 方法对不同“变化”类型数据的检测能力是不同的,一种判别方法可能对这种序列能够有效地进行非平稳性检测,但对另一种类型序列却无能为力,因此很难找到一种通用而且有效的 RT 判

别方法。

对比表 2 中对序列 2, 3 与序列 1, 4, 5 的检测结果表明,对于不含有随机成分的确定性周期与准周期平稳序列,RT 方法常常会将其判断为非平稳的。



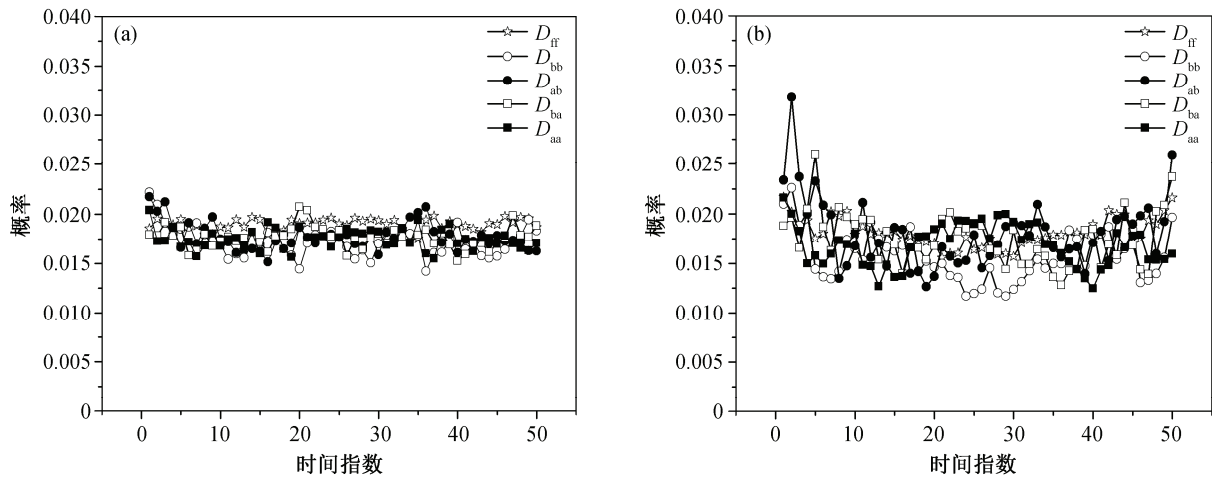


图 6 用 STI 方法给出的实测序列的时间指数分布平稳序列 9 (a) 和非平稳序列 14 (b)

Fig. 6 Time index distributions of experimental time series by STI: stationary time series 9 (a) and non-stationary time series 14 (b)

表 2 3 种 RT 方法与 STI 方法对 10 个平稳序列的检测结果  
Table 2 Results of the ten stationary time series detected by three RT and STI methods

时间序列	均值 RT	方差 RT	标准差 RT	STI
1	1(24)	1(21)	1(21)	1
2	0(2)	0(1)	0(1)	1
3	0(12)	0(1)	0(11)	1
4	1(24)	1(22)	1(22)	1
5	1(16)	0(11)	1(19)	1
9	1(20)	1(18)	0(12)	1
10	1(25)	1(15)	1(18)	1
11	1(21)	1(16)	1(22)	1
12	0(11)	1(20)	1(14)	1
13	1(20)	1(20)	1(24)	1

表 3 3 种 RT 方法与 STI 方法对 6 个非平稳序列的检测结果

Table 3 Results of the six non-stationary time series detected by three RT and STI methods

时间序列	均值 RT	方差 RT	标准差 RT	STI
6	0(6)	0(1)	1(18)	0
7	1(20)	0(12)	0(11)	0
8	1(19)	1(20)	1(20)	0
14	0(7)	0(8)	0(12)	0
15	0(13)	0(5)	0(12)	0
16	0(8)	0(9)	0(10)	0

而对于含有随机成分的平稳序列, RT 方法判断正确率会比较高。

由表 3 发现, 均值 RT 方法对于均值非平稳序列的检测效果较好, 方差 RT 方法也能检测到均值非平稳序列中的非平稳性, 标准差 RT 方法则给出了错误的检测结果。对于方差非平稳序列, 方差 RT 与标准差 RT 都给出了正确的检测, 但均值 RT 失效; 对于频率非平稳序列, 3 种 RT 方法都给出了错误的检测结果。

对于人工生成数据以及实测的大气边界层湍流风速数据来说, 方差 RT 方法具有最低的平稳样本误判率和最高的非平稳样本甄别正确率。所以我们认为, 从实际应用角度来说, 方差 RT 方法是 3 种 RT 方法中最好的。

由于 RT 方法设计的目的就是识别数据中的趋势, 而不是专门评估信号的平稳性<sup>[15]</sup>, 所以我们看到 RT 方法对于频率非平稳序列是失效的。但是由于实际大气湍流资料中非平稳类型主要是均值非平稳和方差非平稳, 只含有频率非平稳而不含有幅值变化趋势的序列样本出现的可能性很低, 因此考虑到 RT 方法的简洁高效, 这种方法对我们的研究还是很有意义的。事实上, 序列的非平稳性检测并不容易实现, 没有一个十全十美的序列非平稳性检测方法。STI 方法虽然正确率高, 但是效率较低, 判断一个序列的平稳性耗时过长。甄别湍流序列样本中的非平稳样本, 往往是作为其他非线性分析的准备工作, 这时利用 STI 方法就有些低效。而 RT 方法



虽然没有 STI 方法精度高,但是容易实现,效率高。因此,当需要严格判定序列的非平稳性时,应首选 STI 方法;当对时序的非平稳性判定没有那么严格,时间不充裕时,可以考虑用 RT 方法。

### 参考文献

- [1] 姚振华. 平稳与非平稳大气边界层湍流垂直风速的多尺度熵与长程相关性分析[D]. 北京: 北京大学, 2007
- [2] 李敏, 蒋维楣, 李昕, 等. 大气边界层湍流的动力非平稳的验证. 地球物理学报, 2005, 48(3): 493–500
- [3] Kavasseri R G, Nagarajan R. Evidence of crossover phenomena in wind speed data. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2004, 51(11): 2255–2262
- [4] Kavasseri R G, Nagarajan R. A multifractal description of wind speed records. Chaos, Solitons & Fractals, 2005, 24: 165–173
- [5] Cullen N J, Steffen K, Blanken P D. Nonstationarity of turbulence heat fluxes at Summit, Greenland. Boundary-Layer Meteorology, 2007, 122: 439–455
- [6] 付遵涛, 李昕, 刘式达, 等. 大气边界层湍流速度场的层次结构分析. 地球物理学报, 2002, 45(增刊): 30–36
- [7] Griffith J S, Horn G. An analysis of spontaneous impulse activity of units in the striate cortex of unrestrained cats. J Physiol, 1966, 186(3): 616–634
- [8] Kennel M B. Statistical test for dynamical Nonstationarity in observed time-series data. Phy Rev E, 1997, 56(1): 316–321
- [9] Yu D J, Lu W P, Harrison R G. Detecting dynamical nonstationarity in time series data. Chaos, 1999, 9(4): 865–870
- [10] Yu D J, Lu W P, Harrison R G. Space time-index plots for probing dynamical nonstationarity. Phys Lett A, 1998, 250: 323–327
- [11] Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, et al. Numerical recipes in Fortran. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 1994
- [12] 贝达特 J S, 皮尔索 A G. 随机数据分析方法. 凌福根, 译. 北京: 国防工业出版社, 1976: 25–30
- [13] Dias N L, Chamecki M, Kan A. A study of spectra, structure and correlation functions and their implications for the stationarity of surface-layer turbulence. Boundary-Layer Meteorology, 2004, 110: 165–189
- [14] Forrer J, Rotach M W. On the turbulence structure in the stable boundary layer over the Greenland ice sheet. Boundary-Layer Meteorology, 1997, 85: 111–136
- [15] Cappa P, Silvestri S, Andrea S S. On the robust utilization of nonparametric tests for evaluation of combined cyclical and monotonic drift. Meas Sci Technol, 2001, 12: 1439–1444