

线性平稳时间序列的自相关分析

安 鸿 志

目 录

- | | |
|-------------------------|--------|
| 1 引 言 | (1) |
| 2 样本自协方差、自相关和偏相关函数的简单性质 | (3) |
| 3 样本值的各阶矩的性质 | (6) |
| 4 样本值的渐近分布 | (11) |
| 5 样本值的一致收敛速度 | (23) |
-

淮北煤炭师范学院学报编辑部

1988 年 5 月 10 日

前 言

线性平稳时间序列的自相关分析，是时间序列分析中的最基本的内容之一。它包括自相关（或自协方差）函数和偏相关函数的估计，以及这些估计的各种渐近性质，比如，各阶矩的渐近性质，渐近正态分布和一致收敛速度等。到八十年代初，对这些内容的研究，已达到比较成熟的阶段。在这篇综合性文章中，作者将系统地介绍在这领域中的近代结果，其中也包括自己的某些成果。在这篇文章里，不仅为读者提供了比较完整的理论结果，而且介绍了许多有用的技巧和方法。这些内容是研究时间序列分析中大样本理论的基础。

应广大同行们的要求，我们把1988年第1，2两期学报上发表的该文的抽印本合订成册发行。由于水平和印刷条件的限制，不妥之处在所难免，望方家指正。

淮北煤炭师范学院学报编辑部

1988年4月10日

线性平稳序列的自相关分析

安 鸿 志

(中国科学院应用数学研究所)

摘 要

本文的目的在于,对于线性平稳时间序列的样本、自协方差、自相关和偏相关函数的渐近性质,给出一个比较系统的描述。以下内容将是被论及到的,上述样本函数的矩的性质,渐近正态分布,强相容性和几乎处处收敛的速度等。我们将给出在上述诸方面的某些重要的新的成果,这些结果都是在时间序列分析的文献中被建立起来的,与此同时,我们还对其中比较深的结果给出详细的数学推导。文中的绝大部分内容,都曾做为硕士研究生的时间序列课程的一部分被使用过。

关键词: 线性平稳时间序列; 样本自协方差、自相关和偏相关函数; 样本函数的矩; 渐近正态分布; 几乎处处收敛; 几乎处处收敛的速度。

1 引 言

所谓线性平稳序列,系指

$$x(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_j \varepsilon(t-j) \quad \alpha_0 = 1, \sum \alpha_j^2 < \infty \quad (1)$$

其中 $\varepsilon(t)$ 是i.i.d的平稳列,且 $E\varepsilon(t) = 0$, $E\varepsilon^2(t) = \sigma^2$ 。但是,我们可使用以下更强的假定

$$x(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_j \varepsilon(t-j) \quad \alpha_0 = 1, \sum |\alpha_j| < \infty \quad (2)$$

其中 $\varepsilon(t)$ 如前所述。

在近代的时间序列分析中,我们将要给出的一些主要定理,都能推广到平稳鞅差过程,即用条件:

$$E[\varepsilon(t) | F_{t-1}] = 0, \quad E[\varepsilon^2(t) | F_{t-1}] = \sigma^2 \quad a.s.$$

代替对 $\varepsilon(t)$ 为i.i.d的假定。有的时候,上式中的第二条限制也可以去掉。注意,第二条性质是比较强的限制。由于推广到鞅差列的情况时,涉及比较多的,较新的离散鞅的极限理论,因此,在本讲义中暂时放弃这一推广。

在我们的讲义中,根据平稳序列 $x(t)$ 的有穷样本 $x(1), x(2), \dots, x(N)$,估计其自协方差函数列 $\gamma(k) = E x(t) x(t+k)$ 采用以下公式

$$\hat{\gamma}(k) = \hat{\gamma}(-k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} x(t) x(t+k) \quad k=0,1,2,\dots,N-1 \quad (3)$$

在此，我们把 $E_x(t) = 0$ 当做已知值，而不采用

$$\hat{\gamma}(k) = \hat{\gamma}(-k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} [x(t) - \bar{X}] [x(t+k) - \bar{X}]$$

式中 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x(t)$ 。后者属于带回归项的时间序列分析理论。根据不太复杂的推论，我们

将要证明的主要结果，对于 $E_x(t) = m \neq 0$ ，和用后一式 $\hat{\gamma}(k)$ 时，也都成立。本文也不去逐一叙述。

另外，本文不用以下估计

$$\hat{\gamma}^*(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{t=1}^{N-k} x(t)x(t+k) \quad k=0,1,2,\dots,N-1 \quad (3)'$$

其原因将在下文论述

按照自相关函数 $\rho(k)$ 的定义，我们自然采用估计 $\hat{\rho}(k)$ 为

$$\hat{\rho}(k) = \hat{\gamma}(k) / \hat{\gamma}(0) \quad k=1, 2, \dots, N-1$$

如果 $\hat{\gamma}(0) = 0$ 时，应当说 $\hat{\rho}(k)$ 没有定义。关于在什么条件下 $\hat{\rho}(k)$ 有定义，将在下一节讨论。

按照偏相关函数的定义，自然地取

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\Gamma}_k^{-1} \hat{b}_k \quad (4)$$

式中

$$\hat{\Gamma} = \begin{pmatrix} \hat{\gamma}(0) & & & \hat{\gamma}(k-1) \\ & \ddots & & \\ & & \hat{\gamma}(0) & \\ \hat{\gamma}(k-1) & & & \hat{\gamma}(0) \end{pmatrix} \quad \hat{b}_k = \begin{pmatrix} \hat{\gamma}(1) \\ \vdots \\ \hat{\gamma}(k) \end{pmatrix}$$

$$\hat{\phi}(k) = (\hat{\phi}_{k1}, \hat{\phi}_{k2}, \dots, \hat{\phi}_{kk})$$

其中 $\{\hat{\phi}_{kk}\}$ 为偏相关序列的估计。上式中诸量，当以 $\gamma(k)$ 代替 $\hat{\gamma}(k)$ 时，相应的值为真值，不言自明，它们是 $\phi(k)$ ， Γ_k 和 b_k ，且有

$$\phi(k) = \Gamma_k^{-1} b_k \quad (5)$$

同样，关于 $\hat{\Gamma}_k$ 的可逆性也在下一节讨论。

上述的各种估计量，均称为相应之量的样本值，比如 $\hat{\gamma}(k)$ 称为样本自协方差函数。

关于 $\phi(k)$ 和 $\hat{\phi}(k)$ 存在着熟知的逆推公式：(如见〔1〕第二章§2,p.61)

$$\begin{cases} \phi_{11} = \rho(1) \\ \phi_{k+1-k+1} = [\rho(k+1) - \sum_{j=1}^k \rho(k+1-j)\phi_{kj}] [1 - \sum_{j=1}^k \rho(j)\phi_{kj}]^{-1} \\ \phi_{k+} = \phi_{1jk} - \phi_{+1}, \quad k+1\phi_{k,k+1-1} \quad j=1,2,\dots,k \end{cases} \quad (6)$$

上式对 $\hat{\phi}(k)$ 也对,即将上式诸量均用 $\hat{\rho}(k)$ 、 $\hat{\phi}_{kj}$ 等代替。这里不再重新写出。

在〔1〕中我们看到,平稳自回归滑动平均序列(简称ARMA)序列)是特殊的线性平稳序列,所以,本讲义的主要结果对这些序列当然适用。一般地说,这些结果也是时间序列分析中的基础性的结果,尤其是在时域分析中,它们的作用更为重要。在这里,我们并不去讨论它们的作用,也不去统计ARMA模型。但是,在下文中要提到ARMA序列的定义和一些最简单的表达形式,今列举如下。

ARMA(p, q)序列 $x(t)$ 满足以下模型:

$$x(t) - \varphi_1 x(t-1) - \varphi_2 x(t-2) - \dots - \varphi_p x(t-p) = \varepsilon(t) - \theta_1 \varepsilon(t-1) - \dots - \theta_q \varepsilon(t-q) \quad (7)$$

式中 $\varepsilon(t)$ 为i.i.d的平稳列, $E\varepsilon(t) = 0$, $E\varepsilon^2(t) = \sigma^2$, 而且

$$1 - \sum_{j=1}^p \varphi_j z^{-j} \neq 0, \quad 1 - \sum_{j=1}^q \theta_j z^{-j} \neq 0, \quad \text{对一切 } |z| \leq 1,$$

从而 $x(t)$ 可以表达成 $\varepsilon(t)$ 的无穷线性和的形式

$$x(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \varphi_j \varepsilon(t-j), \quad \varphi_0 = 1, \quad |\varphi_j| \leq a e^{-\beta j}$$

式中 a 和 β 是正常的。系数 φ_j 由以下恒等式决定,

$$\sum_{j=0}^{\infty} \varphi_j z^{-j} = (1 - \sum_{j=1}^p \varphi_j z^{-j}) (1 - \sum_{j=1}^q \theta_j z^{-j})^{-1}$$

或者

$$(1 - \sum_{j=1}^p \varphi_j z^{-j}) (\sum_{j=0}^{\infty} \varphi_j z^{-j}) = (1 - \sum_{j=1}^q \theta_j z^{-j})$$

由此可见,当 $p > 0$, 且 $\varphi_p \neq 0$ 时, 系数 φ_j 永远不会在某个 j_0 以后全为零值。

1 样本自协方差、自相关和偏相关函数的简单性质

首先讨论样本自协方差函数列 $\hat{\gamma}(k)$ 的某些简单性质。按照 $\hat{\gamma}(k)$ 的定义(3)式知

$$\sum_{k=-N+1}^{N-1} \hat{\gamma}(k) e^{ik\lambda} = \frac{1}{N} \left| \sum_{s=1}^N x(s) e^{is\lambda} \right|^2 = 2\pi I(\lambda) \geq 0 \quad \text{a.s.} \quad (1.1)$$

式中 $I(\lambda)$ 称为 $x(t)$ 的周期图,它是频域分析中的重要统计量。(1.1)式明确表达了样本自协方差函数列与 $I(\lambda)$ 的关系。为了进一步分析 $\hat{\gamma}(k)$ 的性质,不妨令

$$\hat{\gamma}(k) = 0 \quad \text{当 } |k| \geq N$$

于是

$$I(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \hat{\gamma}(k) e^{ik\lambda}$$

且 我们知道,对于线性平稳序列而言,只要 $\sum |\gamma(k)| < \infty$,则 $x(t)$ 的谱密度必连续,

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \gamma(k) e^{ik\lambda}$$

由此可见, $I(\lambda)$ 是 $f(\lambda)$ 的一种统计估计量。由 (1) 式可知, $\hat{\gamma}(k) \quad k=0, 1, 2, \dots$ 为一非负定序列, 因为对任意实数 $a_1, a_2, \dots, a_n$ 有

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n a_k a_j \widehat{\gamma}(k-j) &= \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n a_k a_j \int_{-\pi}^{\pi} I(\lambda) e^{-i(k-j)\lambda} d\lambda \\ &= \int_{-\pi}^{\pi} I(\lambda) \left| \sum_{j=1}^n a_j e^{i j \lambda} \right|^2 d\lambda \geq 0 \end{aligned}$$

又依定义知, $\hat{\gamma}(k) = \hat{\gamma}(-k)$ 。这些事实说明, 序列 $\hat{\gamma}(k)$ ($k=0, \pm 1, \pm 2, \dots$) 是一个自协方差函数列。但是, 对于在前言中提到的 $\hat{\gamma}_*^*(k)$, 它就不具有上述的非负定性。

上面论述了 $\hat{\gamma}(k)$ 的非负定性, 即对任何 n ,

$$\hat{\Gamma}_n = \begin{pmatrix} \hat{\gamma}(0) & & & \hat{\gamma}(n-1) \\ & \hat{\gamma}(0) & & \\ & & \hat{\gamma}(0) & \\ \hat{\gamma}(n-1) & & & \hat{\gamma}(0) \end{pmatrix} \geq 0 \quad \text{a.s.}$$

但是, 对于 (2) 式所决定平稳序列 $x(t)$, 只要 $\sigma^2 > 0$, 由它的自协方差函数列 $\gamma(k)$ 所构成的 Γ_n 总是满秩的, 从而

$$\Gamma_n = \begin{pmatrix} \gamma(0) & & & \gamma(n-1) \\ & \gamma(0) & & \\ & & \ddots & \\ \gamma(n-1) & & & \gamma(0) \end{pmatrix} \geq 0$$

这样人们自然希望 $\hat{\Gamma}_n > 0$ 成立, 至少也应当在几乎处处的意义下成立。我们分析 $\hat{\Gamma}_n > 0$ 成立的条件。令

$$Z_n = \begin{pmatrix} x(1), x(2), \dots, x(N), 0, 0, \dots, 0 \\ 0, x(1), x(2), \dots, x(N), 0, \dots, 0 \\ \vdots \\ 0, 0, \dots, 0, x(1), x(2), \dots, x(N) \end{pmatrix}_{n \times (N+1)},$$

并用 X_i^T 表示 X_i 的转置, 于是

$$\hat{\Gamma}_n = \frac{1}{N} X_n X_n^T \geq 0 \quad \text{a.s.} \quad (1.2)$$

依 $x(t)$ 的平稳性可知, $\hat{\Gamma}_n > 0$ (a.s. 成立) 的充分必要条件是: $P(x(1) = 0) = 0$ 。

同时这也是 $\hat{\gamma}(0) > 0$ 的充要条件。从 $\hat{\rho}(k)$ 和 $\hat{\phi}_{1,k}$ 的定义知, $\hat{\Gamma}_n > 0$ 和 $\hat{\gamma}(0) > 0$ (a.s.) 又

是保证 $\hat{\rho}(k)$ 和 $\hat{\phi}_{k,k}$ 依概率为1地有意义的充要条件。因此,我们将介绍以下的定理。

定理1.1 设 $x(t)$ 为满足 (2) 式的平稳序列, 那么, 如果 (2) 式中的 α_i 有无穷多个为非零值, 则必有 $P(x(t)=0)=0$; 如果 (2) 式中的 $\varepsilon(t)$ 的分布函数是连续的, 无论 α_i 的值如何, 也必有 $P(x(t)=0)=0$ 。

证明 定理的前半部分是 [4] 中定理2的推论, 定理的后半部分是 [4] 中定理1的推论。

上述定理告诉我们, 对于 ARMA(p, q) 序列 $x(t)$, 当 $p > 0$, $|\varphi_p| \neq 0$ 时, 其分布总为连续, 从而 $P(x(t)=0)=0$, 当 $x(t)$ 为均值非零的 ARMA(p, q) 序列时,

$\hat{\gamma}(k)$ 采用引言中 (3) 式下边的公式定义时, 用本定理的结果, 也可以获得 $\hat{\gamma}(0) > 0$, $\hat{\Gamma}_k > 0$ (a.s.) 的结果。这里我们略去详细的讨论。

下面讨论 $\hat{\rho}(k)$, $\hat{\phi}_{kk}$ 的样本性质。定理 1.1 只给出了 $P(x(0)=0)=0$ 的充分条件, 所以在以下的定理中, 我们还是以 $P(x(t)=0)=0$ 为前提条件。首先, 在 $P(x(t)=0)=0$ 的条件下, $\hat{\rho}(k)$ 的定义总有意义, 而且易见

$$|\hat{\rho}(k)| \leq 1 \quad \text{a.s.} \quad (1.3)$$

依前述论证, 还有

$$\begin{pmatrix} 1 & \hat{\rho}(1) & \cdots & \hat{\rho}(n) \\ \hat{\rho}(1) & 1 & \cdots & \hat{\rho}(n-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\rho}(n) & \hat{\rho}(n-1) & \cdots & 1 \end{pmatrix} > 0 \quad \text{a.s.} \quad (1.4)$$

关于 $\hat{\phi}(k)$ 的性质, 有以下定理。

定理1.2 若 $x(t)$ 为平稳线性序列, 而且 $P(x(t)=0)=0$, 那么,

$$|\hat{\phi}_{kj}| < 2^{k-1} \quad j=1, 2, \dots, k-1 \quad \text{a.s.} \quad (1.5)$$

$$|\hat{\phi}_{kk}| < 1 \quad \text{a.s.} \quad (1.6)$$

证明 在定理条件下, $\hat{\Gamma}_k > 0$ (a.s.)。于是

$$0 < \det \hat{\Gamma}_k = \det \begin{pmatrix} \hat{\gamma}(0) & \hat{b}_{k-1}^\tau \\ \hat{b}_{k-1} & \hat{\Gamma}_{k-1} \end{pmatrix} = \det \hat{\Gamma}_{k-1} \det (\hat{\gamma}(0) - \hat{b}_{k-1}^\tau \hat{\Gamma}_{k-1}^{-1} \hat{b}_{k-1})$$

再由 $\det \hat{\Gamma}_{k-1} > 0$ 知, 对每个 $k > 1$,

$$\hat{\gamma}(0) - \hat{b}_{k-1}^\tau \hat{\Gamma}_{k-1}^{-1} \hat{b}_{k-1} > 0 \quad \text{a.s.}$$

等价地有

$$1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{kj} > 0 \quad \text{a.s.} \quad k \geq 1,$$

利用引言中的公式(6), 计算

$$\begin{aligned}
 & \left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right]^2 - \left[\hat{\rho}(k+1) - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(k+1-j) \hat{\varphi}_{k,j} \right]^2 \\
 &= \left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right] \left\{ \left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right] - \hat{\varphi}_{k+1-k+1} \left[\hat{\rho}(k+1) - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(k+1-j) \hat{\varphi}_{k,j} \right] \right\} \\
 &= \left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right] \left[1 - \hat{\varphi}_{k+1-k+1} \hat{\rho}(k+1) + \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) (\hat{\varphi}_{k+1-k+1} \hat{\varphi}_{k,k+1-j} - \hat{\varphi}_{k,j}) \right] \\
 &= \left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right] \left[1 - \sum_{j=1}^{k+1} \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k+1,j} \right] > 0 \quad \text{a.s.}
 \end{aligned}$$

从而有

$$\left[1 - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(j) \hat{\varphi}_{k,j} \right]^2 > \left[\hat{\rho}(k+1) - \sum_{j=1}^k \hat{\rho}(k+1-j) \hat{\varphi}_{k,j} \right]^2 \quad \text{a.s.}$$

此式意味着

$$|\hat{\varphi}_{k,k}| < 1 \quad \text{a.s.} \quad k \geq 1 \quad (1.7)$$

现在证明定理的其余部分。对 $k=1$,

$$|\hat{\varphi}_{k,j}| \leq 2^{k-1} \quad \text{a.s.} \quad j=1, \quad (1.8)$$

显然成立。对 $k=2$,

$$\begin{aligned}
 |\hat{\varphi}_{k,1}| &= |\hat{\varphi}_{1,1} - \hat{\varphi}_{2,2} \hat{\varphi}_{1,1}| \leq |\hat{\varphi}_{1,1}| + |\hat{\varphi}_{2,2}| |\hat{\varphi}_{1,1}| \\
 &< 1 + 1 = 2 = 2^{2-1} \quad \text{a.s.}
 \end{aligned}$$

定理也成立。利用引言中(6)式和(1.7), 用归纳法可证明

$$|\hat{\varphi}_{k,j}| < 2^{k-1} \quad \text{a.s.} \quad j=1, 2, \dots, k-1.$$

定理证毕。

2 样本值的各阶矩的性质

本节我们研究前一节的各类样本值的误差量的各阶矩的渐近性质。在本讲义中, 常用

“ $\sim$ ”表示样本值与相应真值的差值, 比如 $\tilde{\gamma}(k) = \hat{\gamma}(k) - \gamma(k)$, $\tilde{\rho}(k) = \hat{\rho}(k) - \rho(k)$ 等等。类似的量, 不再一一加以说明, 在下文中不言自明。

首先讨论 $\hat{\gamma}(k)$ 的各阶矩。

定理2.1 若 $x(t)$ 为由(2)式决定的线性平稳序列, 而且 $E\varepsilon^2(t) = \sigma^2 < \infty$ 那么

$$E \hat{\gamma}(k) = \gamma(k) - \frac{k}{N} \gamma(k) \quad (2.1)$$

$$E |\hat{\gamma}(k)| \rightarrow 0 \quad \text{当 } N \rightarrow \infty \text{ 时}, \quad (2.2)$$

证明 定理的第一式是显然的。现在证明第二式。我们只证明 $k=0$ 的情况, 其它情况类似。易见

$$\widehat{\gamma}(0) = \sum_{i,j=0}^{\infty} \alpha_i \alpha_j \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [\varepsilon(t-i)\varepsilon(t-j) - \sigma^2 \delta_{i,j}]$$

式中 $\delta_{i,j} = 0$ 当 $i \neq j$, $\delta_{i,i} = 1$ 。由此可知

$$\begin{aligned} E |\widehat{\gamma}(0)| &\leq \sum_{i,j=0}^{\infty} |\alpha_i \alpha_j| E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N [\varepsilon(t-i)\varepsilon(t-j) - \sigma^2 \delta_{i,j}] \right| \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_j^2 E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N [\varepsilon^2(t-j) - \sigma^2] \right| + \sum_{i \neq j} \alpha_i \alpha_j E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \varepsilon(t-i)\varepsilon(t-j) \right| \\ &= \frac{1}{N} E \left| \sum_{t=1}^N [\varepsilon^2(t) - \sigma^2] \right| \left(\sum_0^{\infty} \alpha_j^2 \right) + S(N) \end{aligned}$$

上式的 $S(N)$ 表示前式的第二项求和, 其中第一项所给出的形式是利用平稳性得到的。

现在令 $\xi_t = \varepsilon^2(t) - \sigma^2$, 依 $E\varepsilon^2(t) < \infty$ 知, $E|\xi_t| < \infty$ 。用截尾技巧, 令

$$\overline{\xi}_t = \begin{cases} \xi_t & \text{当 } |\xi_t| \leq M \\ 0 & \text{当 } |\xi_t| > M \end{cases}$$

又令 $\widetilde{\xi}_t = \xi_t - \overline{\xi}_t$, 于是

$$\begin{aligned} E \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \{ \varepsilon(t) - \sigma^2 \} &\leq \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E |\widetilde{\xi}_t| + \frac{1}{N} E \left| \sum_{t=1}^N \overline{\xi}_t \right| \\ &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E |\widetilde{\xi}_t| + E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \overline{\xi}_t \right| \\ &= E |\overline{\xi}_1| + E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \overline{\xi}_t \right| \end{aligned}$$

利用控制收敛定理和强大数律, 以及 $E\xi_t = E\overline{\xi}_t + E\widetilde{\xi}_t = 0$ 可得

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} E \left| \sum_{t=1}^N [\varepsilon(t) - \sigma^2] \right| &\leq E |\widetilde{\xi}_1| + \lim_{N \rightarrow \infty} E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \overline{\xi}_t \right| \\ &= E |\widetilde{\xi}_1| + E \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N \overline{\xi}_t \right| \\ &= E |\widetilde{\xi}_1| + |E\overline{\xi}_1| = E |\widetilde{\xi}_1| + |E\widetilde{\xi}_1| \leq 2E |\widetilde{\xi}_1| \end{aligned}$$

由于 $E|\xi_1| < \infty$, 故取 M 适当大可知 $E|\widetilde{\xi}_1|$ 任意小, 于是由上式可知

$$E \frac{1}{N} \left| \sum_{t=1}^N (\varepsilon^2(t) - \sigma^2) \right| \rightarrow 0 \quad \text{当 } N \rightarrow \infty \text{ 时,}$$

当 $i \neq j$ 时,

$$E \left| \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t-i)\varepsilon(t-j) \right| \leq \left\{ \frac{1}{N^2} \sum_{t=1}^N \sum_{s=1}^N E \varepsilon(t-i)\varepsilon(t-j)\varepsilon(s-i)\varepsilon(s-j) \right\}^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left(\frac{1}{N^2} N \sigma^4 \right)^{\frac{1}{2}} = \frac{\sigma^2}{\sqrt{N}}$$

由此立刻得到

$$E|\tilde{\gamma}(0)| \rightarrow 0 \quad \text{当 } N \rightarrow \infty \text{ 时,}$$

定理2.2 在定理2.1的条件下, 若 $E\varepsilon^4(t) = \mu_4 < \infty$, 那么

$$\begin{aligned} E\tilde{\gamma}(n)\tilde{\gamma}(m) &= \frac{1}{N} \sum_{k=-\infty}^{\infty} [\gamma(k+n)\gamma(k+m) + \gamma(k+n)\gamma(k-m)] + \frac{1}{N} \frac{\mu_4 - 3\sigma^4}{\sigma^4} \gamma(n)\gamma(m) \\ &\quad + O\left(\frac{1}{N}\right) \end{aligned} \quad (2.3)$$

证明从略。这是熟知的Bartlett公式(如见[2])

定理2.3 在定理2.1的条件下, 若 $E\varepsilon^{4b}(t) = \mu_{4b} < \infty$, (b 是某一正整数)。那么,

$$E|\tilde{\gamma}(n)|^k = O(N^{-\frac{k}{2}}) \quad \text{当 } k < 2b + 1 \quad (2.4)$$

又若 $P(x(t) = 0) = 0$, 则还有

$$E|\tilde{\rho}(n)|^k = O(N^{-\frac{k}{2}}) \quad \text{当 } k < 2b + 1 \quad (2.5)$$

证明 先对 $k = 2m$, $n = 0$ 的情况证明(2.4)式。此时

$$\begin{aligned} \tilde{\gamma}(0) &= \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_j^2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\varepsilon(t-i) - \sigma^2] + \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} \alpha_i \alpha_j \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t-i) \varepsilon(t-j) \\ &= S_1(N) + S_2(N) \end{aligned} \quad (2.6)$$

上式中 $S_1(N)$ 和 $S_2(N)$ 分别代表中式(2.6)的两项求和。

令

$$\xi_i(t) = \varepsilon^2(t-i) - \sigma^2$$

$$y_i(t) = \sum_{s=1}^t \xi_i(s)$$

F_t 为使 $\varepsilon(s-i)$ ($s \leq t$) 可测的最小 σ 域。易见, $y_i(t)$ 对 F_t 而言是鞅列。依Burkholder不等式(如见[6]11.2, 定理1, p.384)。

$$\begin{aligned} E|y_i(N)|^{2m} &= E \left| \sum_{t=1}^N [\varepsilon^2(t-i) - \sigma^2] \right|^{2m} \leq K_m E \left(\sum_{s=1}^N \xi_i^2(s) \right)^m \\ &= K_m \sum_{s_1, s_2, \dots, s_m=1}^N E[\xi_i^2(s_1) \xi_i^2(s_2) \dots \xi_i^2(s_m)] \\ &\leq K_m \sum_{s_1, s_2, \dots, s_m=1}^N [E\xi_i^{2m}(s_1) E\xi_i^{2m}(s_2) \dots E\xi_i^{2m}(s_m)]^{1/m} \\ &= K_m N^m \cdot E\xi_i^{2m}(1) = K_m E[\varepsilon^2(1) - \sigma^2]^{2m} N^m \\ &= C_m N^m \end{aligned}$$

式中 K_m , C_m 为与 m 有关的常数。由此可知

$$E \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\varepsilon^2(t-i) - \sigma^2] \right\}^{2m} = E \left[\frac{1}{N} y_{i_1}(N) \right]^{2m} \leq C_m N^{-m}$$

从而

$$\begin{aligned} ES_1^{2m}(N) &= \sum_{i_1, i_2, \dots, i_{2m}=0}^{\infty} \alpha_{i_1} \alpha_{i_2} \dots \alpha_{i_{2m}} E \left[\frac{1}{N^{2m}} y_{i_1}(N) y_{i_2}(N) \dots y_{i_{2m}}(N) \right] \\ &\leq \left(\sum_{i=0}^{\infty} |\alpha_i| \right)^{2m} \frac{1}{N^{2m}} E y_0^{2m}(N) \\ &= C_m \left(\sum_{i=0}^{\infty} |\alpha_i| \right)^{2m} \cdot N^{-m} = O(N^{-m}) \end{aligned} \quad (2.7)$$

同理可证明:

$$E S_{\frac{1}{2}}^{2m}(N) = O(N^{-m}) \quad (2.8)$$

利用 (2.6) (2.7) (2.8) 式可得

$$E \tilde{\gamma}(0)^{2m} \leq \{ (ES_1^{2m}(N))^{1/2m} + (ES_{\frac{1}{2}}^{2m}(N))^{1/2m} \}^{2m} = O(N^{-m})$$

对于 $k \neq 0$ 的情况, 证明基本相同。对于 $k = 2m + 1$ 的情况, 易见

$$\begin{aligned} E |\tilde{\gamma}(k)|^k &= E |\tilde{\gamma}(k)|^{2m+1} \leq [E (\tilde{\gamma}(k))^{2m} E \tilde{\gamma}(k)^{2m+2}]^{\frac{1}{2}} \\ &\leq O(N^{-\frac{m}{2}}) O(N^{-\frac{m-1}{2}}) = O(N^{-\frac{k}{2}}) \end{aligned}$$

最后, 根据条件 $P(x(t) = 0) = 0$ 知 $|\hat{\rho}(k)| \leq 1$ (a.s.), 再根据

$$\begin{aligned} \tilde{\rho}(n) &= \hat{\rho}(n) - \rho(n) = \frac{\hat{\gamma}(n)}{\hat{\gamma}(0)} - \frac{(\gamma n)}{\gamma(0)} = \frac{\hat{\gamma}(n)}{\hat{\gamma}(0)} - \frac{\hat{\gamma}(n)}{\gamma(0)} + \frac{\hat{\gamma}(n)}{\gamma(0)} - \frac{\gamma(n)}{\gamma(0)} \\ &= \frac{1}{\gamma(0)} [\tilde{\gamma}(n) - \hat{\rho}(n) \tilde{\gamma}(0)] \\ &\leq \frac{1}{\gamma(0)} [|\tilde{\gamma}(n)| + |\tilde{\gamma}(0)|] \end{aligned} \quad (2.9)$$

由上式和 (2.4) 式立刻知 (2.5) 式成立。

定理 2.4 在定理 2.1 的条件下, 若 $P(x(t) = 0) = 0$, $E\varepsilon^8(t) < \infty$, 则对任意 $0 < n \leq m < \infty$ 有,

$$\begin{aligned} E \tilde{\rho}(n) \tilde{\rho}(m) &= \frac{1}{N} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \{ \rho(l+n) \rho(l+m) + \rho(l+n) \rho(l-m) + 2\rho^2(l) \rho(n) \rho(m) \\ &\quad - 2[\rho(n) \rho(l) \rho(l-m) + \rho(m) \rho(l) \rho(l-n)] \} + O\left(\frac{1}{N}\right) \end{aligned} \quad (2.10)$$

证明 注意用 (2.9) 式可得

$$\begin{aligned} \tilde{\rho}(n) &= \frac{1}{\gamma(0)} [\tilde{\gamma}(n) - \hat{\rho}(n) \tilde{\gamma}(0)] = \frac{1}{\gamma(0)} [\tilde{\gamma}(n) - \rho(n) \tilde{\gamma}(0)] - \frac{1}{\gamma(0)} \tilde{\rho}(n) \tilde{\gamma}(0) \\ \tilde{\rho}(m) &= \frac{1}{\gamma(0)} [\tilde{\gamma}(m) - \rho(m) \tilde{\gamma}(0)] - \frac{1}{\gamma(0)} \tilde{\rho}(m) \tilde{\gamma}(0) \end{aligned}$$

由此可知

$$\begin{aligned} E\tilde{\rho}(n)\tilde{\rho}(m) &= \frac{1}{\gamma(0)^2} \{ E \tilde{\gamma}(n) \tilde{\gamma}(m) - \rho(n) E \tilde{\gamma}(0) \tilde{\gamma}(m) \\ &\quad - \rho(m) E \tilde{\gamma}(0) \tilde{\gamma}(n) + \rho(n)\rho(m) E \tilde{\gamma}(0) \tilde{\gamma}(0) \} \\ &\quad - \frac{1}{\gamma(0)^2} \{ E \tilde{\gamma}(n) \tilde{\rho}(m) \tilde{\gamma}(0) + \dots + E \tilde{\rho}(m) \tilde{\gamma}(n) \tilde{\gamma}(0) \tilde{\gamma}(0) \} \quad (2.11) \end{aligned}$$

上式中第二项的每个加项都至少含有三个因子，由定理2.3知，第二项是 $O(N^{-3/2})$ 阶的。仅举一例如下：

$$\begin{aligned} E \tilde{\gamma}(n) \tilde{\rho}(m) \tilde{\gamma}(0) &\leq \{ E [\tilde{\gamma}(0) \tilde{\gamma}(n)]^2 E \tilde{\rho}^2(m) \}^{\frac{1}{2}} \\ &\leq (E \tilde{\gamma}^4(0) E \tilde{\gamma}^4(n))^{\frac{1}{4}} (E \tilde{\rho}^2(m))^{\frac{1}{2}} \\ &= O(N^{-1}) O(N^{-\frac{1}{2}}) = O(N^{-\frac{3}{2}}) \end{aligned}$$

再用定理2.2的结果代入(2.11)式的首项，不难验明(2.10)式成立

现在，再补充两点说明。首先，在正态情况下，(2.3)式的第二项为零，因为此时 $\mu_k = 3\sigma^4$ 。但是，无论正态与否，(2.10)式总适用。还须指出，(2.11)式成立的前提条件 $P(x(t)=0)=0$ 和 $E\varepsilon^8(t) < \infty$ ，虽然可以放宽一些，但是却不能没有。条件 $\sum |\alpha_j| < \infty$ 可以适当放宽，这些细微的讨论，不去一一列举。

最后，简单讨论一下 $\tilde{\phi}(k)$ 的各阶矩。与讨论 $\tilde{\rho}(n)$ 时一样，此时有

$$\begin{aligned} \tilde{\phi}(k) &= \hat{\phi}(k) - \phi(k) = \hat{\Gamma}_k^{-1} \hat{b}_k - \Gamma_k^{-1} b_k \\ &= \hat{\Gamma}_k^{-1} \hat{b}_k - \Gamma_k^{-1} \hat{b}_k + \Gamma_k^{-1} \hat{b}_k - \Gamma_k^{-1} b_k \\ &= \Gamma_k^{-1} [\tilde{b}_k - \tilde{\Gamma}_k \hat{\phi}(k)] \\ &= \Gamma_k^{-1} [\tilde{b}_k - \tilde{\Gamma}_k \phi(k)] - \Gamma_k^{-1} \tilde{\Gamma}_k \tilde{\phi}(k) \\ &= \Gamma_k^{-1} H_k \tilde{d}_k - \Gamma_k^{-1} \tilde{\Gamma}_k \tilde{\phi}(k) \quad (2.12) \end{aligned}$$

式中

$$\tilde{d}_k^T = (\tilde{\gamma}(0), \tilde{\gamma}(1), \dots, \tilde{\gamma}(k))$$

H_k 是 $k \times (k+1)$ 阶矩阵，其元素由恒等式

$$\tilde{b}_k - \tilde{\Gamma}_k \phi(k) = H_k \tilde{d}_k$$

唯一决定。若令

$$H_k = (h_{ji})_{\substack{0 \leq j \leq k \\ 1 \leq i \leq k}},$$

易验明：

$$h_{j0} = -\varphi_{kj} \quad j=1, 2, \dots, k$$

再记 $\varphi_{k_0} = -1, \varphi_{k_1} = 0$, 对 $s < 0$ 和 $s > k$, 则又有

$$h_{j+1} = \varphi_{k_{j-1}} - \varphi_{k_{j+1}} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad = 1, 2, \dots, k$$

总结上述可得定理2.5如下:

定理2.5 在定理2.4的条件下, 有

$$\widetilde{\mathbf{E}}\widetilde{\boldsymbol{\phi}}(k)\widetilde{\boldsymbol{\phi}}^T(k) = \Gamma_k^{-1} \mathbf{H}_k \mathbf{E}(\widetilde{\mathbf{d}} \widetilde{\mathbf{d}}^T) \mathbf{H}_k^T \Gamma_k^{-1} + o(N^{-1}) \quad (2.13)$$

式中 $\widetilde{\mathbf{E}}\widetilde{\mathbf{d}} \widetilde{\mathbf{d}}^T$ 的元素可由定理2.2给出。

关于 $\widetilde{\boldsymbol{\phi}}(k)$ 的高阶矩的性质, 依 (2.12) 式和定理1.2知, 定理2.3的后半部分对 $\widetilde{\boldsymbol{\phi}}(k)$ 也适用。这里不再用定理形式给出。

3 样本值的渐近分布

在这一小节里, 我们讨论各类样本值的渐近正态分布性质。首先讨论 $\widetilde{\gamma}(0), \widetilde{\gamma}(1), \dots, \widetilde{\gamma}(n)$ 的联合分布的渐近正态性。为此须要引进有限步依赖的平稳序列概念。

定义3.1 随机序列 $\{x(t)\}$ 称为 m 步依赖的, 如果 $r+m < s$ 时, $\{\dots x(r-2), x(r-1), \dots, x(r)\}$ 与 $\{x(s), x(s+1), \dots\}$ 是相互独立的。

如果 $x(t)$ 是二阶平稳序列, 且为 m 步依赖的, $\mathbf{E}x(t) = 0, \mathbf{E}x^2(t) = r(0) < \infty$, 我们令

$$\Lambda = \mathbf{E}x^2(t+m) + 2 \sum_{s=1}^m \mathbf{E}x(t+m-s)x(t+m)$$

于是, 对 $n > m$ 时有

$$\begin{aligned} \mathbf{E} \left[\sum_{s=1}^n x(s+t) \right]^2 &= \mathbf{E} \left[\sum_{s=1}^{n-1} x(s+t) + x(n+t) \right]^2 \\ &= \mathbf{E} \left[\sum_{s=1}^{n-1} x(s+t) \right]^2 + \Lambda = \dots \\ &= \mathbf{E} \left[\sum_{s=1}^n x(s+t) \right]^2 + (n-m)\Lambda \end{aligned} \quad (3.1)$$

引理3.1 若随机变量序列 ξ_n 的分布收敛于分布 $F(x)$; η_n 依概率趋于常数 a , 那么

- (i) $\xi_n \pm \eta_n$ 的分布收敛于 $F(x \mp a)$;
- (ii) $\xi_n \eta_n$ 的分布收敛于 $F(x/a)$; (当 $a > 0$ 时);
 $\xi_n \eta_n$ 的分布收敛于 $1 - F(x/a)$; (当 $a < 0$ 时, 而且 $F(x)$ 为连续的);
- (iii) ξ_n / η_n 的分布收敛于 $F(ax)$ (当 $a > 0$ 时)
 ξ_n / η_n 的分布收敛于 $1 - F(ax)$ (当 $a < 0$ 时, 且 $F(x)$ 为连续的)。

证明从略 (如参见 [1] 附录 §2 引理3, p.292)。

引理3.2 设 X_n 为随机矢量序列, 其分布收敛于多维正态分布 $N(0, G)$; η_n 依概率收敛于常数 $a > 0$, 那么, $\eta_n X_n$ 的分布收敛于正态 $N(0, a^2 G)$ 。

证明从略 (如参见 [1] 附录 §2 推论, p.293)。

定理3.1 设 $\xi(t)$ 为 m 步依赖的二阶平稳序列, 且 $\mathbf{E}\xi(t) = 0$, 那么

$$\xi_n = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n \xi(t) \sim N(0, A) \quad (3.2)$$

证明 记 $K_n = [n^{1/5}]$, $L_n = [n/k_n]$, 这里 $[\cdot]$ 表示取整数部分。为了简化记号, 用 K, L 分别代替 K_n, L_n 易见

$$n = K \cdot L + r$$

这里的 r 也与 n 有关, 但是 $0 \leq r < k$ 。令

$$S_n = \sum_{t=1}^n \xi(t) = \sum_{j=1}^k \xi(j) + \sum_{j=1}^k \xi(k+j) + \dots + \sum_{j=1}^k \xi((L-1)k+j) + \sum_{j=1}^{n-LK} \xi(LK+j)$$

不妨设 $K > m$ (因为 $K \rightarrow \infty$)。又记

$$\sum_{j=1}^k \xi(ik+j) = \sum_{j=1}^{k-m} \xi(ik+j) + \sum_{j=k-m+1}^k \xi(ik+j) = u_i(n) + v_i(n) \quad (3.3)$$

式中 $u_i(n), v_i(n)$ 分别代表式中的两个求和项。于是

$$\begin{aligned} S_n &= \sum_{i=0}^{L-1} u_i(n) + \sum_{i=0}^{L-1} v_i(n) + \sum_{t=L \cdot K+1}^n \xi(t) \\ &= S'_n + V_n + T_n \end{aligned} \quad (3.4)$$

式中 S'_n, V_n, T_n 分别代表上式的三个求和项。

易见,

$$\begin{aligned} E \left(\frac{1}{\sqrt{n}} V_n \right)^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{L-1} E V_i^2(n) = n^{-1} \cdot L \cdot E v_1^2(n) \\ &= n^{-1} \cdot L \cdot E \left(\sum_{j=1}^m \xi(j) \right)^2 = O(n^{-1} \cdot n^{4/5}) \rightarrow 0 \end{aligned}$$

从而 $\frac{1}{\sqrt{n}} V_n$ 也依概率趋于零, 依引理 3.1 知, V_n 项不影响 $\frac{1}{\sqrt{n}} S_n$ 的渐近分布。依同样

推理可知, T_n 也是如此。于是, 只须证明 $\frac{1}{\sqrt{n}} S'_n$ 有渐近正态分布 $N(0, A)$ 。

注意

$$\frac{1}{\sqrt{K \cdot L}} S'_n = \sum_{i=0}^{L-1} u_i(n) / \sqrt{K \cdot L} = \frac{1}{\sqrt{L}} \sum_{i=0}^{L-1} u_i(n) / \sqrt{K}$$

式中 $u_i(n) / \sqrt{K}$ 对不同的 i 为相互独立, 相同分布的随机变量。为了证明 S'_n 的中心极限定理成立, 只须验证 $u_i(n) / \sqrt{K}$ 满足 Lindeberger 条件。即对任给的 $\varepsilon > 0$, 验证

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^{L-1} \int_{|x| \geq \varepsilon} x^2 dF_i(x) &= L \int_{|x| \geq \varepsilon} x^2 dF_1(x) \\ &= L \cdot E \left(\frac{u_0(n)}{\sqrt{KL}} \right)^2 I \left[\left| \frac{u_0(n)}{\sqrt{K \cdot L}} \right| \geq \varepsilon \right] \rightarrow 0 \quad \text{当 } n \rightarrow \infty \end{aligned} \quad (3.5)$$

式中 $I(\cdot)$ 表示示性函数, F_1 表示 $u_1(n) / \sqrt{K \cdot L}$ 的分布函数。下面往证上式成立。

$$\begin{aligned}
& L \cdot E \left(\frac{u_0(n)}{\sqrt{KL}} \right)^2 I \left[\left| \frac{u_0(n)}{\sqrt{K \cdot L}} \right| \geq \varepsilon \right] \\
&= \frac{1}{K} E \left\{ \left(\sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right)^2 I \left[\left| \sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \right\} \\
&= \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{k-m} \sum_{j=1}^{k-m} E \left\{ \xi(i) \xi(j) I \left[\left| \sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \right\} \quad (3.6)
\end{aligned}$$

对于 (3.6) 式中 $i = j$ 的求和项, 利用 $\xi(t)$ 的平稳性和 m 步依赖性可得

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{k-m} \sum_{j=1}^{k-m} E \xi^2(i) I \left[\left| \sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \\
&\leq \frac{1}{K} \sum_{i=m+1}^{k-2m} E \xi^2(i) I \left[\left| \sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] + \frac{1}{K} \sum_{i=1}^m E \xi^2(i) + \frac{1}{K} \sum_{i=k-2m+1}^{k-m} E \xi^2(i) \\
&= \frac{1}{K} \sum_{i=m+1}^{k-2m} E \xi^2(i) \left\{ I \left[\left| \sum_{j=i-m}^{i+m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] + I \left[\left| \sum_{j=1}^{i-m-1} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \right. \\
&\quad \left. + I \left[\left| \sum_{j=i+m+1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \right\} + O \left(\frac{1}{K} \right) \\
&= \frac{1}{K} (K-3m) E \xi^2(m+1) I \left[\left| \sum_{j=1}^{2m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \\
&\quad + \frac{1}{K} \sum_{i=m+1}^{k-2m} E \xi^2(1) P \left(\left| \sum_{j=1}^{i-m+1} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right) \\
&\quad + \frac{1}{K} \sum_{i=m+1}^{k-2m} E \xi^2(1) P \left(\left| \sum_{j=i+m+1}^{k-m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right) + O \left(\frac{1}{K} \right) \\
&\leq E \xi^2(m+1) I \left[\left| \sum_{j=1}^{2m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] \\
&\quad + \frac{1}{K} \xi^2(1) \sum_{i=m+1}^{k-2m} \cdot E \left(\sum_{j=1}^{i-m+1} \xi(j) \right)^2 \left(\frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right)^{-2} \\
&\quad + \frac{1}{K} E \xi^2(1) \sum_{i=m+1}^{k-2m} E \left(\sum_{j=i+m+1}^{k-m} \xi(j) \right)^2 \left(\frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right)^{-2} + O \left(\frac{1}{K} \right) \quad (3.7)
\end{aligned}$$

再用 $\xi(t)$ 是 m 步依赖的, 又是平稳的, 且 $E \xi^2(1) < \infty$, 易见

$$E \left[\sum_{j=i+m+1}^{k-m} \xi(j) \right]^2 = O(K) \quad \text{对 } i \text{ 是一致成立,} \quad (3.8)$$

从而又有

$$(3.7) \text{ 式右边} \leq E \xi^2(m+1) I \left[\left| \sum_{j=1}^{2m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right] + O \left(\frac{1}{L} \right) + O \left(\frac{1}{K} \right)$$

又由

$$E \xi^2(m+1) I \left(\left| \sum_{j=1}^{2m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right) \leq E \xi^2(m+1) < \infty,$$

则

$$E \xi^2(m+1) I \left(\left| \sum_{j=1}^{2m} \xi(j) \right| \geq \frac{1}{3} \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right) \rightarrow 0 \quad \text{当 } n \rightarrow \infty$$

从而

$$(3.7) \text{ 式右边} \leq o(1) + O\left(\frac{1}{K}\right) + O\left(\frac{1}{L}\right) \rightarrow 0 \quad \text{当 } n \rightarrow \infty$$

对于 (3.6) 式中满足 $0 < |i-j| < 2m$ 求和项, 同样可以证明类似结果。

最后, 为要证明 (3.6) 式右边趋于零, 还须指出, (3.6) 式中对 $|i-j| > 2m$ 的求和趋于零值。这是从以下事实得出的, 用许瓦兹不等式和 (3.8) 式可得

$$\begin{aligned} & |E \xi(i) \xi(j) I \left(\left| \sum_{\tau=1}^{k-m} \xi(\tau) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right)| \\ & \leq \{ E \xi^2(i) \xi^2(j) E I \left(\left| \sum_{\tau=1}^{k-m} \xi(\tau) \right| \geq \sqrt{K \cdot L} \varepsilon \right) \}^{\frac{1}{2}} \\ & = O(1/\sqrt{L}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

注意, 在 (3.6) 式右边的求和中, 满足 $|i-j| > 2m$ 的项不超过 $(K-m)^2$ 项。根据 (3.9) 式, 这些项的总和具有以下的阶数

$$\begin{aligned} & \frac{(k-m)^2}{K} O(1/\sqrt{L}) = O(k/\sqrt{L}) = O\left(\frac{n^{1/5}}{n^{2/5}}\right) \\ & = O(n^{-1/5}) \rightarrow 0 \end{aligned}$$

综上所述, 无论 $i-j=0$, $0 < |j-i| \leq 2m$, 还是 $|i-j| > 2m$ 的情况, (3.6) 式中的求和都趋于零, 于是

$$\frac{1}{\sqrt{K \cdot L}} S'_n \sim N(0, A)$$

其中

$$\begin{aligned} A &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{L \cdot K} \sum_{i=0}^{L-1} E u_i^2(n) = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{K} E u_0^2(n) = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{K} E \left(\sum_{j=1}^{k-m} \xi(j) \right)^2 \\ &= \lim_{k \rightarrow \infty} \left\{ E \left(\sum_{j=1}^m \xi(j) \right)^2 + (K-2m) A \right\} \frac{1}{K} \end{aligned}$$

又由

$$\frac{K \cdot L}{n} = 1 + \frac{r}{n} \rightarrow 1,$$

和引理 3.1 知

$$\frac{1}{n} S'_n \sim N(0, A)$$

定理证毕。

定理 3.2 设 $x(t)$ 为由 (2) 式给出的线性平稳序列, 而且 $\alpha_j = 0$ 对 $j \geq q$, 即

$$x(t) = \sum_{j=0}^q \alpha_j \varepsilon(t-j)$$

如果 $E\epsilon^4(t) = \mu_4 < \infty$, 那么, 对任意正态数 n ,

$$\sqrt{N}(\tilde{\gamma}(0), \tilde{\gamma}(1), \dots, \tilde{\gamma}(n))^T \sim N(0, G)$$

其中 G 的元素为

$$g_{ij} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} [\gamma(l+i)\gamma(l+j) + \gamma(l+i)\gamma(l-j)] + \frac{\mu_4 - 3\sigma^4}{\sigma^4} \gamma(i)\gamma(j) \quad i, j = 0, 1, \dots, n \quad (3.10)$$

证明 令 $t_0, t_1, \dots, t_n$ 为 $n+1$ 个实数, 且

$\xi(t) = t_0[x^2(t) - \gamma(0)] + t_1[x(t)x(t+1) - \gamma(1)] + \dots + t_n[x(t)x(t+n) - \gamma(n)]$ 显然, $\xi(t)$ 是 $q+n$ 步依赖的平稳序列, 且 $E\xi(t) = 0$, $E\xi^2(t) < \infty$ 。利用前一定理知,

$$\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^N \xi(t) \sim N(0, A_\xi)$$

其中

$$A_\xi = E\xi^2(t+m) + 2 \sum_{s=1}^m \xi(t+m-s)\xi(t+m) = E\xi^2(t) + 2 \sum_{j=1}^m \xi(t)\xi(t+j)$$

这里 $m = q+n$ 于是

$$A_\xi = E\left[\xi(t) \sum_{j=-m}^m \xi(t+j)\right] = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n t_i t_j g_{ij},$$

其中

$$g_{ij} = \sum_{l=-m}^m E[x(t)x(t+i) - \gamma(i)][x(t+l)x(t+l+j) - \gamma(j)]$$

利用 $x(t)$ 的有限滑动平均性, 按照定理 2.2 的证明步骤, 容易验证 g_{ij} 满足 (3.10) 式。(只须将 $x(t)$ 的表达式代入上式, 并整理后可得。)

现在, 检查

$$\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^N \xi(t) - \sqrt{N} \sum_{i=0}^n t_i \tilde{\gamma}(i) = R_N$$

的极限性质。为此, 我们暂时考虑 $\xi(t)$ 中的第 l 的加项, 即

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^N [x(t)x(t+l) - \gamma(l)] = \sqrt{N} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-1} [x(t)x(t+l) - \gamma(l)] \\ & + \sqrt{N} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=N-1+1}^N [x(t)x(t+l) - \gamma(l)] \\ & = \sqrt{N} [\hat{\gamma}(l) - \gamma(l)] + \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=N-1+1}^N x(t)x(t+l) \end{aligned}$$

于是, 以此代入 R_N , 可得

$$R_N = \frac{1}{\sqrt{N}} \left\{ \sum_{t=N}^N t_1 x(t)x(t+l) + \sum_{t=N-1}^N t_2 x(t)x(t+2) + \dots + \sum_{t=N-n+1}^N t_n x(t)x(t+n) \right\}$$