

简单对角 BL 时间序列模型的参数的矩估计及其渐近分布*

陈家鑫

(汕头大学数学系, 广东 515063)

摘要 本文研究简单对角 BL 模型 $x_t = e_t + bx_{t-1}e_{t-1}$ 参数 b 和 σ_e^2 的估计问题, 其中 $\{e_t\}$ 是白噪声, $E(e_t) = 0, E(e_t^4) < +\infty$, 证明了矩估计 \hat{b} 和 $\hat{\sigma}_e^2$ 的渐近正态性.

关键词 对角 BL 时间序列模型, 矩估计, 依分布收敛, 依概率收敛, 极限分布.

分类号 AMS(1991) 62M10/CCL O212.1

一般的双线性时间序列模型 $BL(p, q; \tau, s)$

$$x_t = \sum_{j=1}^p \varphi_j x_{t-j} + e_t + \sum_{i=1}^q \theta_i e_{t-i} + \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^s b_{ik} x_{t-i} e_{t-k}$$

是 ARMA(p, q) 模型的直接推广, 用它来描述某些非线性现象要比用线性的 ARMA 模型更为精确. 八十年代初 K. C. Chanda 和 G. B. Quinn 等人研究了这类模型的平稳性和可逆性^[1-4], 九十年代初, W. K. Kim 在 Gauss 噪声的情况下, 给出简单对角 BL 模型

$$x_t = e_t + bx_{t-1}e_{t-1}, \tag{1}$$

参数 b 和 σ_e^2 的矩估计^[5], 作者也在残差方差 σ_e^2 已知的前提下, 给出一类非 Gauss 噪声 $\{e_t\}$ 序列的模型(1)参数 b 的矩估计及其极限分布^[6]. 目前尚无辨识一般双线性模型的强有力准则及建模方法, 有许多问题仍待研究, 无论理论或应用均处于发展阶段.

一 几个中心极限定理

在本文的研究中, 假设模型(1)的白噪声序列 $\{e_t\}$ 具有 8 阶原点矩且 $E(e_t^m) = 0, m = 1, 3, 5, 7, E(e_t^2) = \sigma_e^2, E(e_t^4) = \eta\sigma_e^4, E(e_t^6) = \delta\sigma_e^6, E(e_t^8) = \beta\sigma_e^8$, 并假设 x_1, x_2, \dots, x_N 是来自模型(1)的一段样本, 样本均值及样本自协方差函数取如下形式:

$$\bar{X}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \hat{r}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-k} x_i x_{i+k}.$$

通过对模型(1)的均值及自协方差的计算, 可建立参数 b 和 σ_e^2 的矩估计量如下:

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{\hat{r}^2(0) - (\eta - 2)\hat{r}(1) + \sqrt{\hat{r}^2(0) - 2\eta\hat{r}(0)\hat{r}(1) + \eta(\eta - 4)\hat{r}^2(1)}}{2}, \tag{2}$$

* 1992年7月2日收到. 94年8月收到修改稿.

$$\hat{\delta} = \frac{2\bar{x}_N}{\hat{r}(0) - (\eta - 2)\hat{r}(1) + \sqrt{\hat{r}^2(0) - 2\eta\hat{r}(0)\hat{r}(1) + \eta(\eta - 4)\hat{r}^2(1)}} \quad (3)$$

记 $\lambda = b\sigma_s$, 通过 m 次迭代并略去尾项, 取 x_t 的近似值 $u_{tm} = e_t + \sum_{j=1}^m (\prod_{k=1}^j be_{t-k})e_{t-j}$, $t = 1, 2, \dots$, 于是尾项为 $w_{tm} = x_t - u_{tm}$. 通过对矩量的计算并运用 L^2 空间的性质和 Chebyshev 不等式, 可以证明关于 N 一致地成立关系式: l. i. p $\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^N w_{tm} = 0$ (“l. i. p”表示依概收敛性); 同理, 用 $\hat{r}_n(k) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} u_{tm}u_{t+km}$ 来近似 $\hat{r}(k)$ 并用 Δ_k 表示由 $\{w_{tm}\}$ 和 $\{u_{tm}\}$ 所确定的如下关系式的尾项, 即 Δ_k 满足:

$$\sqrt{N}[\hat{r}(k) - r(k)] = \sqrt{N}[\hat{r}_n(k) - r_n(k)] + \Delta_k, k = 0, 1.$$

也可以证明关于 N 一致地成立关系式: l. i. p $\Delta_k = 0, k = 0, 1$. 显然, 我们采用 $\bar{u}_N = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N u_{tm}$ 来近似 \bar{x}_N 是理想的事.

根据上述分析, 我们证明了如下的两个中心极限定理

定理 1.1 $\{u_{tm}\}_{t=1,2,\dots}$ 是平稳的 m -独立序列且成立:

$$\sqrt{N} \begin{pmatrix} \bar{u}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{r}_n(0) - r_n(0) \\ \hat{r}_n(1) - r_n(1) \end{pmatrix} \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0, \Sigma^*),$$

其中“ \mathcal{L} ”表示依分布收敛性, $r_n(k)$ 表示 $\{u_{tm}\}_{t=1,2,\dots}$ 的自协方差函数, $\Sigma^* = \begin{pmatrix} \sigma_{11}^* & \sigma_{12}^* & \sigma_{13}^* \\ \sigma_{12}^* & \sigma_{22}^* & \sigma_{23}^* \\ \sigma_{13}^* & \sigma_{23}^* & \sigma_{33}^* \end{pmatrix}$ 是 3×3 的对称矩阵, 其元素 σ_{ij}^* 按下式计算:

$$\begin{aligned} \sigma_{11}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}, u_{t+km}), & \sigma_{12}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}, u_{t+km}^2), \\ \sigma_{13}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}, u_{t+km}u_{t+(k+1)m}), & \sigma_{22}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}^2, u_{t+km}^2), \\ \sigma_{23}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}^2, u_{t+km}u_{t+(k+1)m}), & \sigma_{33}^* &= \sum_{k=-(m+1)}^{m+1} \text{COV}(u_{tm}u_{t+1m}, u_{t+km}u_{t+(k+1)m}). \end{aligned}$$

定理 1.2 设 $r(0), r(1)$ 是简单双线性时间序列 $\{x_t\}$ 的自协方差函数, 则成立

$$\sqrt{N} \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{r}(0) - r(0) \\ \hat{r}(1) - r(1) \end{pmatrix} \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0, \Sigma).$$

证明 注意到

$$\sqrt{N}(\bar{X}_N - \lambda\sigma_s) = \sqrt{N}(\bar{u}_N - \lambda\sigma_s) + \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N w_{im},$$

$$\sqrt{N}(\hat{\tau}(0) - \tau(0)) = \sqrt{N}(\hat{\tau}_s(0) - \tau_s(0)) + \Delta_0,$$

$$\sqrt{N}(\hat{\tau}(1) - \tau(1)) = \sqrt{N}(\hat{\tau}_s(1) - \tau_s(1)) + \Delta_1$$

及 $\text{l. i. p} \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N w_{im} = 0, \text{l. i. p} \Delta_0 = 0, \text{l. i. p} \Delta_1 = 0$, 可得

$$\sqrt{N}(\bar{X}_N - \lambda\sigma_s) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0, \sigma_{11}),$$

$$\sqrt{N}(\hat{\tau}(0) - \tau(0)) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0, \sigma_{22}),$$

$$\sqrt{N}(\hat{\tau}(1) - \tau(1)) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0, \sigma_{33}),$$

其中 $\sigma_{kk} = \lim_{m \rightarrow \infty} \sigma_{km}^*$, $k=1, 2, 3$.

类似的方法可证明 $\sqrt{N}(\bar{X}_N - \lambda\sigma_s), \sqrt{N}(\hat{\tau}(0) - \tau(0)), \sqrt{N}(\hat{\tau}(1) - \tau(1))$ 的任意线性组合服从中心极限定理, 于是三维随机向量 $\sqrt{N} \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{\tau}(0) - \tau(0) \\ \hat{\tau}(1) - \tau(1) \end{pmatrix}$ 在 $N \rightarrow \infty$ 时, 以正态分布 $N(0, \Sigma)$ 为

其极限分布, 并且由定理 1.1 的结论, 可经直接计算求得 $\Sigma \triangleq \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{13} & \sigma_{23} & \sigma_{33} \end{pmatrix}$ 的各元素, 即

$$\sigma_{ij} = \lim_{m \rightarrow \infty} \sigma_{ij}^*.$$

Σ 各元素的表示式如下:

$$\sigma_{11} = (1 + \eta\lambda^2 - \lambda^4)\sigma_s^2 / (1 - \lambda^2),$$

$$\sigma_{12} = \lambda[(1 + \eta) + (\eta + \delta - 2)\lambda^2 + (3\eta^2 - 3\eta - \delta + 1)\lambda^4]\sigma_s^3 / (1 - \lambda^2)^2,$$

$$\sigma_{13} = \lambda[(1 + \eta) + (5\eta - 1)\lambda^2 + (\delta - 3\eta)\lambda^4 + (3\eta^2 - \delta)\lambda^6]\sigma_s^3 / (1 - \lambda^2)^2,$$

$$\begin{aligned} \sigma_{22} = & 2[(\eta - 1) + (2\delta - \eta + 3)\lambda^2 + (\beta - 4\delta - 3\eta^2 + 6\eta)\lambda^4 \\ & + (2\delta - \beta + 2\eta^2 - 12\eta + 4\eta\delta + 1)\lambda^6 + (-\beta + 3\eta^3 - 9\eta^2 + 3\eta + 4\eta\delta)\lambda^8 \\ & + (\beta - \eta^3 + 9\eta^2 - \eta - 8\eta\delta)\lambda^{10}]\sigma_s^4 / (1 - \lambda^2)^3(1 - \eta\lambda^4), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_{23} = & \lambda^2[6\eta + 8(\delta - \eta)\lambda^2 + 4(-3\delta + 3\eta^2 + \eta\delta)\lambda^4 \\ & + 4(\delta + 3\eta^3 - 3\eta^2 - \eta\delta)\lambda^6]\sigma_s^4 / (1 - \lambda^2)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_{33} = & [1 + (\delta + 3\eta - 1)\lambda^2 + (-\delta + 6\eta^2 + 15\eta - 4)\lambda^4 \\ & + (\beta + 6\delta - 3\eta^2 - 17\eta - \eta\delta + 4)\lambda^6 + (-\beta - 6\delta - 6\eta^3 + 2\eta^2 + 4\eta + 7\eta\delta)\lambda^8 \\ & + (18\eta^2 - 4\eta - 6\eta\delta)\lambda^{10}]\sigma_s^4 / (1 - \lambda^2)(1 - \eta\lambda^4) \end{aligned}$$

二 矩估计的渐近正态性

定理 2.1 设模型(1)满足可逆性条件: $(\eta - 1)\lambda^4 + 2\lambda^2 - 1 < 0$, 则成立 $\sqrt{N}(\hat{b} - b) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} N(0,$

CEC^T). 其中 $E = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{13} & \sigma_{23} & \sigma_{33} \end{pmatrix}$, τ 表示转置运算, C 为三维向量 $(\frac{1}{\sigma_s^2}, -\frac{b}{2\sigma_s^2}(1 + \frac{1-2\lambda^2+(\eta-1)\lambda^4}{1-2\lambda^2-(\eta-1)\lambda^4}), \frac{b}{2\sigma_s^2}(\eta-2 + \frac{\eta+2\eta\lambda^2+\eta(\eta-3)\lambda^4}{1-2\lambda^2-(\eta-1)\lambda^4}))$.

证明 可以证明存在正数 M , 使成立:

$$\left| \sqrt{N}(\hat{b}-b) - \sqrt{N}C \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{\tau}(0) - \tau(0) \\ \hat{\tau}(1) - \tau(1) \end{pmatrix} \right| \leq \frac{M}{\sqrt{N}} \{N(\bar{X}_N - \lambda\sigma_s)^2 + N(\hat{\tau}(0) - \tau(0))^2 + N(\hat{\tau}(1) - \tau(1))^2\}$$

根据定理 1.2 并运用 Chebyshev 不等式, 可以证明对任给正数 ε , 有:

$$P\left\{ \left| \sqrt{N}(\hat{b}-b) - \sqrt{N}C \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{\tau}(0) - \tau(0) \\ \hat{\tau}(1) - \tau(1) \end{pmatrix} \right| \geq \varepsilon \right\} \leq \frac{E \left| \sqrt{N}(\hat{b}-b) - \sqrt{N}C \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{\tau}(0) - \tau(0) \\ \hat{\tau}(1) - \tau(1) \end{pmatrix} \right|^2}{\varepsilon^2} \leq \frac{1}{\sqrt{N}} \frac{M}{\varepsilon} \{E[N(\bar{X}_N - \lambda\sigma_s)^2] + E[N(\hat{\tau}(0) - \tau(0))^2] + E[N(\hat{\tau}(1) - \tau(1))^2]\} \xrightarrow{N \rightarrow \infty} 0.$$

于是 $\sqrt{N}(\hat{b}-b)$ 与 $\sqrt{N}C \begin{pmatrix} \bar{X}_N - \lambda\sigma_s \\ \hat{\tau}(0) - \tau(0) \\ \hat{\tau}(1) - \tau(1) \end{pmatrix}$ 有相同的极限分布, 按照定理 1.2 的结论, 本定理得证.

类似的方法, 可证明如下的定理

定理 2.2 在定理 2.1 的条件下, 成立 $\sqrt{N}(\hat{\sigma}_s^2 - \sigma_s^2) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} N(0, B\tilde{\Sigma}B^T)$, 其中 $\tilde{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{23} & \sigma_{33} \end{pmatrix}$, B

是二维向量 $(\frac{1}{2}[1 + \frac{1-2\lambda^2+(\eta-1)\lambda^4}{1-2\lambda^2-(\eta-1)\lambda^4}], \frac{1}{2}[(2-\eta) - \frac{\eta+2\eta\lambda^2+\eta(\eta-3)\lambda^4}{1-2\lambda^2-(\eta-1)\lambda^4}])$.

参 考 文 献

- [1] T. D. Phan, *On the first-order bilinear time series model*, J. Appl. Prob., 18, 617-627, 1981.
- [2] W. K. Kim, *Estimation for the first-order diagonal bilinear time series model*, J. of Time Series Analysis, Vol. 11, No. 3, 215-229, 1990.
- [3] B. G. Quinn, *Stationarity and Invertibility of Simple bilinear models*, Stochastic proc and their Appl., 12, 225-230, 1982.
- [4] K. C. Chanda, *Stationarity and central limit theorem with bilinear time series models*, J. of Time Series Analysis, Vol. 12, No. 4, 301-313, 1991.
- [5] T. S. Rao, *On the theory of bilinear time series models*, J. R. Statist. Soc. B, 43, No. 2, 244-255, 1981.
- [6] 陈家鑫, 残差方差已知的双线性时间序列模型参数的矩估计及其渐近分布, 汕头大学学报, Vol. 8, No. 1, 1994.

The Moment Estimator for the Diagonal BL Time Series Model and Its Asymptotic Distribution

Chen Jiazin

(Dept. of Math., Shantou Univ., 515068)

Abstract

The problem of estimating the parameters b and σ_e^2 in the simple diagonal BL model $x_t = e_t + bx_{t-1}e_{t-1}$ is considered, where $\{e_t\}$ is white noise with $E(e_t) = 0$, $E(e_t^8) < +\infty$; The asymptotic normality of the moment estimator of b and σ_e^2 is proved.

Keywords BL model, moment estimation, invertibility, stationarity, convergence in distribution, convergence in probability, limit distribution.