

非定常および反転不可能な時系列モデルの統計理論

一橋大・経 田中 勝人

1. 非正則な統計量
2. 非正則な分布への3つの接近法
3. 自己回帰係数推定量の分布の近似
4. 反転不可能な移動平均モデル
5. 共和分モデルの係数推定量の漸近分布
6. 高次和分過程の統計量

1. 非正則な統計量

次の状態空間モデル

$$y_t = \beta_t + \varepsilon_t, \quad \beta_t = \beta_{t-1} + u_t, \quad \beta_0 = 0, \quad (t = 1, \dots, T)$$

において,

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t \\ u_t \end{pmatrix} \sim \text{NID}\left(0, \begin{pmatrix} \sigma_\varepsilon^2 & 0 \\ 0 & \sigma_u^2 \end{pmatrix}\right)$$

を仮定する.

検定問題:

$$H_0: \rho = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_\varepsilon^2} = \rho_0 \quad \text{vs} \quad H_1: \rho > \rho_0$$

検定統計量:

$S_T =$ 対数尤度 $L(\rho, \sigma_\varepsilon^2)$ の ρ に関する偏導関数を H_0 のもとで評価

$\sigma_\varepsilon^2 = 1$ (既知) の場合,

$$\begin{aligned} S_T &= \left. \frac{dL(\rho)}{d\rho} \right|_{H_0} = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{\lambda_{t,T}}{1 + \rho_0 \lambda_{t,T}} (Z_t^2 - 1) \\ &= \begin{cases} O_p(\sqrt{T}) & \rho_0 > 0, \\ O_p(T^2) & \rho_0 = 0. \end{cases} \end{aligned}$$

ここで,

$$\lambda_{t,T} = \frac{1}{4} \sin^{-2} \frac{t - \frac{1}{2}}{2T + 1} \pi$$

$\rho_0 = 0$ のとき,

$$\frac{2}{T^2} \frac{dL(\rho)}{d\rho} \Rightarrow \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{(n - \frac{1}{2})^2 \pi^2} Z_n^2 - \frac{1}{2}.$$

2. 非正則な分布への3つの接近法

ランダム・ウォーク・モデル

$$y_j = y_{j-1} + \varepsilon_j = \varepsilon_1 + \cdots + \varepsilon_j, \quad \{\varepsilon_j\} \sim \text{i.i.d.}(0, 1),$$

からの標本2次モーメントの漸近分布を考える.

$$\begin{aligned} \frac{1}{T^2} \sum_{j=1}^T y_j^2 &\Rightarrow \int_0^1 w^2(t) dt, \\ \frac{1}{T^2} \sum_{j=1}^T \lambda_{j,T} Z_j^2 &\Rightarrow \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{(n - \frac{1}{2})^2 \pi^2} Z_n^2, \\ \frac{1}{T^2} \sum_{j=1}^T \sum_{k=1}^T B_T(j, k) \varepsilon_j \varepsilon_k &\Rightarrow \int_0^1 \int_0^1 [1 - \max(s, t)] dw(s) dw(t). \end{aligned}$$

$\{w(t)\}$ は $[0, 1]$ 上で定義された標準ブラウン運動である. 同様にして,

$$\begin{aligned} \frac{1}{T^2} \sum_{j=1}^T (y_j - \bar{y})^2 &\Rightarrow \int_0^1 \left(w(t) - \int_0^1 w(s) ds \right)^2 dt, \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2 \pi^2} Z_n^2, \\ &= \int_0^1 \int_0^1 [\min(s, t) - st] dw(s) dw(t). \end{aligned}$$

極限分布の計算

特性関数 $\phi(\theta) = (\cos \sqrt{2i\theta})^{-1/2}$ あるいは, $(\sin \sqrt{2i\theta} / \sqrt{2i\theta})^{-1/2}$ を反転する. すなわち,

$$F(x) = P(S \leq x) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \text{Re} \left[\frac{1 - e^{-i\theta x}}{i\theta} \phi(\theta) \right] d\theta.$$

表 1 非正則な分布への 3 つの接近法

	Stochastic Process Approach	Eigenvalue Approach	Fredholm Approach
分布の表現	$\int_0^1 w^2(t) dt$	$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{Z_n^2}{\left(n - \frac{1}{2}\right)^2 \pi^2}$	$\int_0^1 \int_0^1 (1 - \max(s, t)) dw(s) dw(t)$
使用する定理など	部分和過程 汎関数 CLT 連続写像の定理	行列の固有値 直交変換	Mercer の定理 CLT
特性関数の導出	Girsanov の定理 (数式処理)	χ^2 分布の加重和	Fredholm 行列式 レゾルベント (数式処理)
特徴	測度論的	線形代数的	解析的

3. 自己回帰係数推定量の分布の近似

定常な AR(1) モデル

$$y_j = \rho y_{j-1} + \varepsilon_j, \quad |\rho| < 1, \quad \{\varepsilon_j\} \sim \text{i.i.d.}(0, 1),$$

における ρ の LSE

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{j=1}^T y_{j-1} y_j}{\sum_{j=1}^T y_{j-1}^2}$$

の分布は、 $\rho = 1 - (c/T)$ のもとで、 c を固定して $T \rightarrow \infty$ とすると、

$$T(\hat{\rho} - \rho) \implies \frac{\int_0^1 Y(t) dw(t)}{\int_0^1 Y^2(t) dt}$$

となる。ここで、 $\{Y(t)\}$ は Ornstein-Uhlenbeck 過程

$$dY(t) = -cY(t) dt + dw(t), \quad Y(0) \sim N\left(0, \frac{1}{2c}\right)$$

である。そして、

$$\lim_{T \rightarrow \infty} P(T(\hat{\rho} - \rho) \leq x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \int_0^\infty \frac{1}{\theta} \text{Im}[\phi(\theta; c, x)] d\theta$$

により、極限分布が計算される。ここで、

$$\begin{aligned} \phi(\theta; c, x) &= \exp\left(\frac{c + i\theta}{2}\right) \left[\cos \mu + \frac{2c^2 + \theta^2 - 2i\theta(x - c)}{2c} \frac{\sin \mu}{\mu} \right]^{-1/2}, \\ \mu &= \sqrt{2i\theta(x - c) - c^2}. \end{aligned}$$

である。

4. 反転不可能な移動平均モデル

MA(1) モデル

$$y_j = \varepsilon_j - \alpha \varepsilon_{j-1}, \quad \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \sim \text{NID}(0, \sigma^2), \quad (j = 1, \dots, T)$$

において、初期値 ε_0 に関して次の 2 通りを考える.

Case 1: $\varepsilon_0 = 0$

Case 2: $\varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$

検定問題:

$$H_0: \alpha = 1 \quad \text{vs} \quad H_1: \alpha < 1$$

局所対立仮説 $H_1: \alpha = 1 - (c/T)$ のもとでの極限分布:

Case 1:

LBI 統計量

$$\Rightarrow \frac{c^2 + 3c + 3}{3} \chi^2(1)$$

包絡線

$$\Rightarrow \int_0^1 \int_0^1 [c + c^2 - c^2 \max(s, t)] dw(s) dw(t) - c$$

Case 2:

LBIU 統計量

$$\Rightarrow \sum_{n=1}^{\infty} \left[\frac{1}{n^2 \pi^2} + \frac{c^2}{n^4 \pi^4} \right] Z_n^2$$

包絡線

$$\Rightarrow c^2 \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2 \pi^2} Z_n^2 - c$$

5. 共和分モデルの係数推定量の漸近分布

共和分モデル

$$y_j = \alpha + \beta x_j + v_j, \quad x_j = x_{j-1} + u_j, \quad (j = 1, \dots, T)$$

において,

$$\begin{pmatrix} u_j \\ v_j \end{pmatrix} \sim \text{NID} \left(0, \begin{pmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{uv} \\ \sigma_{uv} & \sigma_v^2 \end{pmatrix} \right)$$

を仮定する.

回帰係数 β の推定量の漸近分布

OLS:

$$T(\hat{\beta}_{OLS} - \beta) \Rightarrow V^{-1}(U_1 + U_2 + \sigma_{uv})$$

2SLS, IV:

$$T(\hat{\beta}_{2SLS} - \beta), T(\hat{\beta}_{IV} - \beta) \Rightarrow V^{-1}(U_1 + U_2)$$

ML:

$$T(\hat{\beta}_{ML} - \beta) \Rightarrow V^{-1}U_2$$

ここで,

$$\begin{aligned} U_1 &= \sigma_{uv} \int_0^1 \tilde{w}_1(t) dw_1(t), \\ U_2 &= \sqrt{\sigma_u^2 \sigma_v^2 - \sigma_{uv}^2} \int_0^1 \tilde{w}_1(t) dw_2(t), \\ V &= \sigma_u^2 \int_0^1 \tilde{w}_1^2(t) dt, \\ \tilde{w}_1(t) &= w_1(t) - \int_0^1 w_1(s) ds. \end{aligned}$$

6. 高次和分過程の統計量

I(d) 過程

$$(1 - L)^d y_j = \varepsilon_j, \quad \{\varepsilon_j\} \sim \text{i.i.d.}(0, 1), \quad (j = 1, \dots, T)$$

において、和分の次数 d は $1/2$ 以上の任意の実数であるとして、統計量

$$S_T = \frac{T}{2} y_T^2 / \sum_{j=2}^T y_{j-1}^2$$

を考える。このとき、

$$S_T \Rightarrow \begin{cases} \frac{1}{2} \chi^2(1) & (d = 1/2), \\ \frac{1}{2} F_{d-1}^2(1) / \int_0^1 F_{d-1}^2(t) dt & (d > 1/2), \end{cases}$$

を得る。ここで、 $\{F_g(t)\}$ は、フラクショナルなブラウン運動であり、

$$F_g(t) = \frac{1}{\Gamma(g+1)} \int_0^t (t-s)^g dw(s), \quad g > -\frac{1}{2}$$

で定義される。