

线性函数关系的最大似然估计与似然比检验 ——关于左 $\mathcal{O}(n)$ 不变分布的场合*

卞国瑞 张尧庭
(复旦大学) (武汉大学)

本文在假定误差分布是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的条件下, 导出了关于多元线性模型的均值向量之间的线性关系存在性的似然比检验, 以及相应参数的最大似然估计量. 这些统计量的形式与分布函数的形式无关, 因而是稳健的.

§ 1. 问 题 与 记 号

在多元线性模型中, 检验其均值向量之间是否存在线性关系并估计之, 这是一个很有趣的问题, 已为不少作者所讨论. 我们在文〔1〕、〔2〕中, 曾将这一问题简化为下面两种法式形式:

模型 I:

$$Y_{n \times k} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \end{bmatrix}_{\begin{matrix} p \\ r \\ n-p-r \end{matrix}} = M + \varepsilon, \quad M = \begin{bmatrix} \theta \\ \eta \\ o \end{bmatrix}_{\begin{matrix} p \\ r \\ n-p-r \end{matrix}}, \quad (1.1)$$

欲检验的假设是

$$H_0: \quad \exists C_{r \times p} \text{ 使得 } \eta = c\theta \quad (1.2)$$

模型 II:

$$Y_{n \times k} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix}_{\begin{matrix} p \\ n-p \end{matrix}} = M + \varepsilon, \quad M = \begin{bmatrix} \theta \\ o \end{bmatrix}_{\begin{matrix} p \\ n-p \end{matrix}}, \quad (1.3)$$

欲检验的假设是

$$H: \quad \exists \Gamma_{r \times p}, \Gamma\Gamma' = I_r, \quad (r \leq p) \text{ 使得 } \Gamma\theta = 0 \quad (1.4)$$

在文〔1〕、〔2〕中, 在假定 $\varepsilon \sim N(0, I_n, \Sigma)$ 的条件下关于上述两个模型导出了 H_0 的检验统计量, 并在 H_0 为真的条件下获得了这些未知参数的最大似然估计. 在文〔3〕中, 我们在假定 ε 的分布为左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的条件下, 议论了有关 H_0 的不变检验, 并讨论了这些检验的渐近性质. 本文将在假定 ε 为左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的条件下, 导出 H_0 的似然比检验, 并在 H_0 为真的条件下, 求出相应参数的最大似然估计, 这些估计量的形式与 ε 的分布的具体形式无关, 因此这些估计量是稳健的.

记 $\mathcal{O}(n)$ 是 $n \times n$ 正交矩阵的集合, $\mathcal{S}(k)$ 是 $k \times k$ 正定矩阵的集合, $Gl(k)$ 是 $k \times k$ 非奇异矩阵的集合. $\mathcal{G}(X)$ 表示随机矩阵 $X_{n \times k}$ 的分布函数. 如果 $\mathcal{G}(\Gamma X) = \mathcal{G}(X)$ 对一切 $\Gamma \in$

* 1984年12月25日收到.

(n) 成立, 则称 X 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的.

如果 X 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的, 且存在密度函数, 则 X 的密度函数可表示为 $q(X'X)$, 此时若定义 $Y = M + X\Sigma^{1/2}$, $\Sigma = \Sigma^{1/2}\Sigma^{1/2'} > 0$, 则 Y 的密度函数是

$$f(Y; M, \Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1/2}(Y-M)'(Y-M)\Sigma^{-1/2'}) \quad (1.5)$$

记 Q_M 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变分布的一个子类, 定义如下:

$$Q_M = \{q \mid q(VA) = q(AV), \forall A \in Gl(k), V \in \mathcal{S}(k), q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \text{ 关于 } \lambda_i, i = 1, \dots, k \text{ 单调不增且可微}\} \quad (1.6)$$

记 $x_{(1)}, \dots, x_{(n)}$ 是 $n \times k$ 随机矩阵 X 的行向量. $\text{Vec } X = (x'_{(1)}, x'_{(2)}, \dots, x'_{(n)})'$, 如果 $\mathcal{F}(\Gamma \text{Vec } X) = \mathcal{F}(\text{Vec } X)$ 对一切 $\Gamma \in \mathcal{O}(nk)$ 成立. 此时说 $\text{Vec } X$ 的分布为球对称分布. 显然, 如果 $\text{Vec } X$ 为球对称的, 则 X 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的; 如果 $\text{Vec } X$ 为球对称的, 且存在密度函数, 则 X 的密度函数可写为 $q(\text{tr } X'X)$; 此时若定义 $Y = M + X\Sigma^{1/2}$, $\Sigma = \Sigma^{1/2}\Sigma^{1/2'} > 0$, 则 Y 的密度函数为

$$f(Y; M, \Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\text{tr } \Sigma^{-1}(Y-M)'(Y-M)) \quad (1.7)$$

记

$$Q_L = \{q \mid q(\text{tr } X'X) \text{ 为随机矩阵 } X \text{ 的密度函数, } q(x) \text{ 关于 } x \text{ 单调不增且可微}\} \quad (1.8)$$

显然, $Q_L \subset Q_M$

§ 2. 几个引理

引理 1 设 $q(\cdot)$ 为一左 $\mathcal{O}(n)$ 不变随机矩阵 X 的密度函数, 满足条件.

- (i) $q(\cdot)$ 为单调不增函数, 即若 $\Sigma_1 \geq \Sigma_2 \geq 0$, 则有 $q(\Sigma_1) \leq q(\Sigma_2)$;
- (ii) $q(\cdot)$ 连续, 即 $\lim_{\Sigma \rightarrow \Sigma_0} q(\Sigma) = q(\Sigma_0)$, $\forall \Sigma_0 \geq 0$ 则必存在正定矩阵 Σ^* , 使得

$|\Sigma|^{n/2} q(\Sigma)$ 在 Σ^* 处达到最大值.

(证明见 [4])

引理 2 假定 $q(\cdot)$ 是一左 $\mathcal{O}(n)$ 不变随机矩阵 X 的密度函数, $n \geq k$, $q \in Q_M$, 则

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda^{nk/2} q(\lambda I) = 0 \quad (2.1)$$

证 记 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_k > 0$ 为 $V = X'X$ 之特征根, 则 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 之联合密度函数为

$$C(k, n) C(k, k) \left(\prod_{i=1}^k \lambda_i^{\frac{n-k-1}{2}} \right) q(\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)) \prod_{i < j} (\lambda_i - \lambda_j),$$

$$\text{当 } \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_k > 0 \quad (2.2)$$

其中 $C(k, n) = \pi^{nk/2} / \Gamma_k(\frac{n}{2})$, $\Gamma_k(\frac{n}{2}) = \pi^{\frac{k(k-1)}{4}} \prod_{j=1}^k \Gamma(\frac{n-j+1}{2})$

因为

$$C(k, n) C(k, k) \int_0^\infty \dots \int_0^\infty \left(\prod_{j=1}^k \lambda_j^{\frac{n-k-1}{2}} \right) q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \cdot \prod_{i < j} (\lambda_i - \lambda_j) d\lambda_1 \dots d\lambda_k = 1,$$

所以

$$\lim_{y \rightarrow \infty} \int_{y < \lambda_k < \dots < \lambda_1 < 2y} \left(\prod_{j=1}^k \lambda_j^{\frac{n-k-1}{2}} \right) q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \cdot \prod_{i < j} (\lambda_i - \lambda_j) d\lambda_1 \dots d\lambda_k = 0. \quad (2.3)$$

由于 $q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k))$ 关于 $\lambda_i, i = 1, \dots, k$ 单调不增, 得

$$\begin{aligned} & \int_{y < \lambda_k < \dots < \lambda_1 < 2y} \left(\prod_{j=1}^k \lambda_j^{\frac{n-k-1}{2}} \right) q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \prod_{i < j} (\lambda_i - \lambda_j) \cdot d\lambda_1 \dots d\lambda_k \\ & \geq y^{\frac{(n-k-1)k}{2}} q(2yI) \int_{y < \lambda_k < \dots < \lambda_1 < 2y} \prod_{i < j} (\lambda_i - \lambda_j) \cdot d\lambda_1 \dots d\lambda_k \\ & = c \cdot 2^{-\frac{nk}{2}} (2y)^{\frac{nk}{2}} q(2yI), \end{aligned} \quad (2.4)$$

其中

$$c = \int_{0 < x_k < \dots < x_1 < 1} \begin{vmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_1 & x_2 & \dots & x_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^{k-1} & x_2^{k-1} & \dots & x_k^{k-1} \end{vmatrix} dx_1 \dots dx_k.$$

联合 (2.3), (2.4) 式即得引理 2 结论.

引理 3 假定引理 2 的条件成立, 则

$$h(\lambda_1, \dots, \lambda_k) = \left(\prod_{j=1}^k \lambda_j^{\frac{n}{2}} \right) q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \quad (2.5)$$

的最大值, 在某有限的 $a_0 I$ 处达到, 且 a_0 为方程

$$q'(xI) + \frac{n}{2x} q(xI) = 0, \quad x > 0 \quad (2.6)$$

之解. 其中

$$q'(xI) = \frac{\partial q(\text{diag}(x_1, \dots, x_k))}{\partial x_1} \Big|_{x_1 = \dots = x_k = x}$$

证 由于 $q(VA) = q(AV)$, $\forall A \in GL(k)$, $V \in \mathcal{S}(k)$, 所以 $q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k))$ 为 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 的对称函数, 因为对称函数 $h(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$ 的最大值点一定具有形式: $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_k$, 而 $h(0, \dots, 0) = 0$, $h(\lambda, \dots, \lambda) \geq 0$, 由引理 2 知

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} h(\lambda, \dots, \lambda) = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda^{\frac{nk}{2}} q(\lambda I) = 0$$

所以 $h(\lambda, \dots, \lambda)$ 的最大值必在有限的 a_0 处达到.

由于 q 可微, 得

$$\begin{aligned} d \log h(\lambda_1, \dots, \lambda_k) &= \frac{n}{2} \sum_{j=1}^k \frac{1}{\lambda_j} d\lambda_j \\ &+ \frac{1}{q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k))} \sum_{j=1}^k \frac{\partial q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k))}{\partial \lambda_j} d\lambda_j. \end{aligned}$$

因 $q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k))$ 关于 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 对称, 得

$$\frac{\partial q}{\partial \lambda_i} \Big|_{\lambda_1 = \dots = \lambda_k = \lambda} = \frac{\partial q}{\partial \lambda_j} \Big|_{\lambda_1 = \dots = \lambda_k = \lambda}, \quad i, j = 1, \dots, k.$$

综上所述, 得 a_0 满足方程 (2.6).

引理 4 假定引理 2 的条件成立, $W > 0$, 记

$$L(\Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1}W), \quad \Sigma \in \mathcal{G}(k) \quad (2.7)$$

则

$$\sup_{\Sigma \in \mathcal{G}(k)} L(\Sigma) = L\left(\frac{1}{a_0}W\right) = |W|^{-n/2} a_0^{nk/2} q(a_0 I), \quad (2.8)$$

其中 a_0 由引理 3 决定.

证 作变换 $\tilde{\Sigma} = W^{\frac{1}{2}} \Sigma^{-1} W^{\frac{1}{2}}$, 得

$$L(\Sigma) = |W|^{-\frac{n}{2}} |\tilde{\Sigma}|^{\frac{n}{2}} q(\tilde{\Sigma}).$$

记 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 是 $\tilde{\Sigma}$ 的特征根, 则

$$|\tilde{\Sigma}|^{\frac{n}{2}} q(\Sigma) = \prod_{j=1}^k \lambda_j^{\frac{n}{2}} q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)).$$

由引理 3, 当 $\Sigma = \lambda_0 I$ 时上式达到最大, 所以, 当 $\Sigma = \frac{1}{a_0}W$ 时, (2.7) 达到最大, 且 (2.8) 成立.

作为引理 4 的特例, 有

引理 5 假定 $q(\cdot)$ 为随机矩阵 X 的密度函数, $n \geq k$, 且 $q \in Q_L$, $W > 0$, 记

$$L(\Sigma) = |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} q(\text{tr} \Sigma^{-1}W), \quad \Sigma \in \mathcal{G}(k)$$

$$h(\lambda) = \lambda^{-\frac{nk}{2}} q\left(\frac{1}{\lambda} \text{tr} W\right), \quad \lambda > 0$$

$$\text{则 (i)} \quad \sup_{\Sigma \in \mathcal{G}(k)} L(\Sigma) = L\left(\frac{k}{\beta_0}W\right) = k^{-\frac{nk}{2}} \beta_0^{\frac{nk}{2}} q(\beta_0) |W|^{-\frac{n}{2}}, \quad (2.9)$$

$$\text{(ii)} \quad \sup_{\lambda > 0} h(\lambda) = h\left(\frac{1}{\beta_0} \sum_{j=1}^k \lambda_j\right) = \left(\sum_{j=1}^k \lambda_j\right)^{-nk/2} \beta_0^{\frac{nk}{2}} q(\beta_0), \quad (2.10)$$

其中 β_0 是 $x^{\frac{nk}{2}} q(x)$ 的最大值点, 它也是下面方程的解:

$$q'(x) + \frac{nk}{2x} q(x) = 0,$$

$\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 是 W 的特征根.

引理 6 设 A 是 $(p+r) \times (p+r)$ 非负定矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{p+r}$ 是 A 的特征根, $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{p+r}$ 是分别对应于 $\lambda_1, \dots, \lambda_{p+r}$ 的 A 的特征向量, 记正交矩阵

$$T = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{p+r}) = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{pmatrix}_{\substack{p \\ r}}$$

且 $|T_{22}| \neq 0$.

$$\text{则 (i)} \quad \inf_{B \in \mathcal{B}} \text{tr}(I_r + BB')^{-\frac{1}{2}} (-B, I_r) A \begin{pmatrix} -B' \\ I_r \end{pmatrix} (I_r + BB')^{-\frac{1}{2}} = \sum_{j=p+1}^{p+r} \lambda_j, \quad (2.11)$$

$$\text{(ii)} \quad \inf_{B \in \mathcal{B}} \det \left[I_r + (I_r + BB')^{-\frac{1}{2}} (-B, I_r) A \begin{pmatrix} -B' \\ I_r \end{pmatrix} (I_r + BB')^{-\frac{1}{2}} \right]$$

$$= \prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j), \quad (2.12)$$

且这些极小值在 $B_0 = -(T'_{22})^{-1}T'_{12}$ 处达到. 其中 $\mathcal{B} = \{B \mid B \text{ 是 } r \times p \text{ 矩阵}\}$.

引理 7 设 A 是一 $n \times n$ 对称矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 是 A 的特征根, $\gamma_1, \dots, \gamma_n$ 是分别对应于 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 的 A 的特征向量, 则

$$(i) \quad \min_{\Gamma \in \mathcal{D}} \text{tr } \Gamma' A \Gamma = \sum_{j=n-r+1}^n \lambda_j, \quad (2.13)$$

$$(ii) \quad \min_{\Gamma \in \mathcal{D}} \det(I_r + \Gamma' A \Gamma) = \prod_{j=n-r+1}^n (1 + \lambda_j), \quad (2.14)$$

且这些最小值在 $\Gamma = (\gamma_{n-r+1}, \dots, \gamma_n)$ 处达到. 其中 $\mathcal{D} = \{\Gamma \mid \Gamma \text{ 是 } n \times r \text{ 矩阵}, \Gamma' \Gamma = I_r\}$.

§ 3. 关于模型 I 的主要结果

定理 3.1 假定模型 (1.1) 成立, $n \geq p + r + k$, ε 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的, Y 的密度函数是

$$f(Y; M, \Sigma) = |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} q(\Sigma^{-\frac{1}{2}}(Y - M)'(Y - M)\Sigma^{-\frac{1}{2}}), \quad \Sigma \in \mathcal{S}(k) \quad (3.1)$$

且 $q(\cdot)$ 满足引理 1 的条件, 则当由 (1.2) 确定的假设 H_0 成立时, θ, c, Σ 的最大似然估计是

$$\hat{\theta} = (I_p + \hat{c}'\hat{c})^{-1}(Y_1 + \hat{c}'Y_2), \quad \hat{c} = -(T'_{22})^{-1}T'_{12} \quad (3.2)$$

$$\hat{\Sigma} = \hat{W}^{-\frac{1}{2}}(\hat{W}^{-\frac{1}{2}}\hat{\Sigma}^*\hat{W}^{-\frac{1}{2}})^{-\frac{1}{2}}\hat{W}(\hat{W}^{-\frac{1}{2}}\hat{\Sigma}^*\hat{W}^{-\frac{1}{2}})^{-\frac{1}{2}}\hat{W}^{-\frac{1}{2}},$$

$$\hat{W} = (T'_{12}Y_1 + T'_{22}Y_2)'(T'_{12}Y_1 + T'_{22}Y_2) + Y_3'Y_3,$$

其中 (i) Σ^* 由引理 1 所定义;

(ii) T_{12}, T_{22} 由下决定, 记 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{p+r}$ 是 $\begin{Bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{Bmatrix} (Y_3' Y_3)^{-1} (Y_1' Y_2')$ 之特征根,

$\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{p+r}$ 分别是对应于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{p+r}$ 的特征向量.

$$T = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{p+r}) = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} p \\ r \end{matrix} \quad (3.3)$$

证 由 (3.1) 似然函数是

$$L(\theta, c, \Sigma; Y) = |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} q(\Sigma^{-\frac{1}{2}}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + (Y_2 - c\theta)'(Y_2 - c\theta) + Y_3'Y_3]\Sigma^{-\frac{1}{2}})$$

由引理 1 得

$$\begin{aligned} \sup_{\Sigma \in \mathcal{S}(k)} L(\theta, c, \Sigma, Y) &= |(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + (Y_2 - c\theta)'(Y_2 - c\theta) \\ &\quad + Y_3'Y_3|^{-\frac{n}{2}} |\Sigma^*|^{-\frac{n}{2}} q(\Sigma^*) \end{aligned} \quad (3.4)$$

此极大值当 Σ_0 满足下式时达到

$$\Sigma^* = \Sigma_0^{-\frac{1}{2}}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + (Y_2 - c\theta)'(Y_2 - c\theta) + Y_3'Y_3]\Sigma_0^{-\frac{1}{2}} \triangleq \Sigma_0^{-\frac{1}{2}}W\Sigma_0^{-\frac{1}{2}}, \quad (3.5)$$

其中 $W = (Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + (Y_2 - c\theta)'(Y_2 - c\theta) + Y_3'Y_3$. 由 (3.5) 得

$$\Sigma_0 = W^{-\frac{1}{2}}W^{-\frac{1}{2}}\Sigma^*W^{-\frac{1}{2}})^{-\frac{1}{2}}W(W^{-\frac{1}{2}}\Sigma^*W^{-\frac{1}{2}})^{-\frac{1}{2}}W^{-\frac{1}{2}} \quad (3.6)$$

$$\text{记 } \theta_0 = (I_p + c'c)^{-1}(Y_1 + c'Y_2), \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} W &= (Y_1 - \theta_0)'(Y_1 - \theta_0) + (Y_2 + c\theta_0)'(Y_2 - c\theta_0) + Y_3'Y_3 + (\theta - \theta_0)'(\theta - \theta_0) \\ &\triangleq W_1 + (\theta - \theta_0)'(\theta - \theta_0). \end{aligned} \quad (3.8)$$

所以当 $\theta = \theta_0$ 时 $|W|^{-n/2}$ 达到最大, 且最大值是 $|W_1|^{-n/2}$, 而

$$\begin{aligned} W_1 &= (Y_1 - \theta_0)'(Y_1 - \theta_0) + (Y_2 - c\theta_0)'(Y_2 - c\theta_0) + Y_3'Y_3 \\ &= Y_3'Y_3 + (Y_1' \ Y_2') \left[I_p - \begin{bmatrix} I_p \\ C \end{bmatrix} (I_p + c'c)^{-1} (I_p c') \right] \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} \\ &= (Y_3'Y_3)^{1/2} (I_k + (Y_3'Y_3)^{-1/2} (Y_1' \ Y_2') \begin{bmatrix} -c' \\ I_r \end{bmatrix} (I_r + cc')^{-1} (-c I_r) \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} \\ &\quad (Y_3'Y_3)^{-1/2'}) (Y_3'Y_3)^{1/2'}. \end{aligned} \quad (3.9)$$

由引理 6 及 $P(|T_{22}| = 0) = 0$ 得到: 当

$$\hat{c} = -(T'_{22})^{-1} T'_{12} \quad (3.10)$$

时 $|W_1|$ 达到极小. 且极小值为

$$\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) |Y_3'Y_3|. \quad (3.11)$$

综合 (3.6), (3.7), (3.9) 和 (3.10) 即得 θ, c, Σ 的最大似然估计是 (3.2). 且 $L(\theta, c, \Sigma; Y)$ 的极大值是

$$L(\theta, \hat{c}, \hat{\Sigma}; Y) = |\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) \left(\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) \right)^{-n/2} |Y_3'Y_3|^{-n/2} \quad (3.12)$$

定理 3.2 假定模型 (1.1) 成立, $n > p + r + k$, Y 的密度函数是

$$f(Y; M, \Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1}(Y - M)'(Y - M)), \quad \Sigma \in \mathcal{S}(k)$$

且 $q \in Q_M$, 则当由 (1.2) 确定的假设 H_0 成立时, θ, c, Σ 的最大似然估计是

$$\hat{\theta} = (I_p + \hat{c}'\hat{c})^{-1}(Y_1 + \hat{c}'Y_2), \quad \hat{c} = -(T'_{22})^{-1}T'_{12}, \quad (3.13)$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{a_0} ((T'_{12}Y_1 + T'_{22}Y_2)'(T'_{12}Y_1 + T'_{22}Y_2) + Y_3'Y_3)$$

其中 T_{12}, T_{22} 的定义同定理 1, a_0 由引理 3 决定, 如果 $q \in Q_L$, 则 a_0 用相应的 β_0/k 代替, β_0 由引理 5 决定.

证明类似于定理 1 的证明, 仅需将引理 4 代替引理 1, 因而略去.

定理 3.3 假定定理 1 的条件成立, 关于由 (1.2) 确定的假设

$$H_0: \exists_{r \times p} c \text{ 使得 } \eta = c\theta$$

其似然比检验域为

$$\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) \geq c_a \quad (3.14)$$

或等价地为

$$\prod_{j=p+1}^k (1 + \lambda_j^*) \geq c'_a \quad (3.15)$$

其中 $\lambda_1^* \geq \lambda_2^* \geq \dots \geq \lambda_k^*$ 是 $(Y_3'Y_3)^{-1}(Y_1'Y_1 + Y_2'Y_2)$ 的特征根, c_a 的选取使其水平为 α .

证 由定理 1 的 (3.12), 得到

且 $q \in Q_L$, 则当 $\eta = c\theta$ 成立时, θ, c, σ^2 的最大似然估计量是

$$\begin{aligned}\hat{\theta} &= (I_p + \hat{c}'c)^{-1}(Y_1 + cY_2), \\ \hat{c} &= -(\Gamma'_{22})\Gamma'_{12}, \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{1}{\beta_0} \left(\prod_{j=p+1}^{p+r} \beta_j + \sum_{j=1}^k d_j \right),\end{aligned}\quad (3.19)$$

其中 β_0 由引理 5 决定; $d_1, \dots, d_k$ 是 $Y_1'Y_1$ 之特征根; $\beta_1 > \beta_2 > \dots > \beta_{p+r}$ 是 $\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} (Y_1' \ Y_2')$ 的特征根, $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p$ 是分别对应于 $\beta_1, \dots, \beta_p$ 的特征向量, 记

$$\Gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{p+r}) = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{matrix} p \\ r \end{matrix} \quad (3.20)$$

(证明与定理 1 的类似, 略去)

定理 3.5 假定定理 3.4 的条件成立, 关于由 (1.2) 确定的假设

$$H_0: \exists c_{r \times p} \text{ 使得 } \eta = c\theta$$

其似然比检验否定域是

$$\frac{\sum_{j=p+1}^{p+r} \beta_j}{\sum_{j=1}^k d_j} > c_\alpha \quad (3.21)$$

或等价地是

$$\frac{\sum_{j=p+1}^k \beta_j^*}{\sum_{j=1}^k d_j} > c_\alpha \quad (3.22)$$

其中 $\beta_j, j = 1, \dots, p+r, d_j, j = 1, \dots, k$ 的意义同定理 3.4; $\beta_1^* > \beta_2^* > \dots > \beta_k^*$ 是 $Y_1'Y_1 + Y_2'Y_2$ 的特征根.

(证明类似于定理 3.3 的证明, 略去)

§ 4. 关于模型 II 的主要结果

定理 4.1 假定模型 (1.3) 成立, $n \geq p+k$, ε 是左 $\mathcal{O}(n)$ 不变的, 且存在密度函数, Y 的密度函数是

$$f(Y; \theta, \Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1/2}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2]\Sigma^{-1/2}), \Sigma \in \mathcal{S}(k) \quad (4.1)$$

且 q 满足引理 1 的条件, 则当由 (1.4) 确定的假设 H_0 成立时, θ, Γ, Σ 的最大似然估计量是

$$\begin{aligned}\hat{\theta} &= (I_p - \hat{\Gamma}'\hat{\Gamma})Y_1, \quad \hat{\Gamma} = (\gamma_{p-r+1}, \dots, \gamma_p)', \\ \hat{\Sigma} &= W^{-1/2}(W^{-1/2}\Sigma^*W^{-1/2})^{-1/2}W(W^{-1/2}\Sigma^*W^{-1/2})^{-1/2}W^{-1/2}, \\ W &= Y_1'\hat{\Gamma}'\hat{\Gamma}Y_1 + Y_2'Y_2\end{aligned}\quad (4.2)$$

其中 Σ^* 由引理 1 所确定, $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$ 是 $Y_1(Y_2'Y_2)^{-1}Y_1'$ 之特征根, $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p$ 是分别

$$\sup_{\substack{H_0 \text{ 为真} \\ \Sigma \in \mathcal{S}(k)}} L(\theta, c, \Sigma; y) = |\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) |Y_3' Y_3|^{-n/2} \left(\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) \right)^{-n/2}.$$

类似地由引理 1 得到

$$\sup_{\substack{\theta, \eta \\ \Sigma \in \mathcal{S}(k)}} L(\theta, \eta, \Sigma; Y) = |\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) |Y_3' Y_3|^{-n/2}$$

因此似然比检验域是

$$\begin{aligned} A &= \frac{\sup_{\substack{H_0 \text{ 为真} \\ \Sigma \in \mathcal{S}(k)}} L(\theta, c, \Sigma; Y)}{\sup_{\substack{\theta, \eta \\ \Sigma \in \mathcal{S}(k)}} L(\theta, \eta, \Sigma; Y)} \\ &= \frac{|\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) |Y_3' Y_3|^{-n/2} \left(\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) \right)^{-n/2}}{|\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) |Y_3' Y_3|^{-n/2}} \\ &= \left(\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) \right)^{-n/2} < c_0, \end{aligned} \quad (3.16)$$

这就等价于

$$\prod_{j=p+1}^{p+r} (1 + \lambda_j) > c_a,$$

即 (3.14) 式成立. 由于 $\frac{Y_1}{Y_2} (Y_3' Y_3)^{-1} (Y_1' Y_2)$ 与 $(Y_3' Y_3)^{-1} (Y_1' Y_1 + Y_2' Y_2)$ 有相同的非零特征根, 所以 (3.14) 与 (3.15) 等价.

例 3.1 设模型 (1.1) 成立, Y 服从于矩阵变量 t -分布, 即 Y 的密度函数是

$$\begin{aligned} f(Y; M, \Sigma) &= c |\Sigma|^{-n/2} |I_k + \Sigma^{-1} [(Y_1 - \theta)' (Y_1 - \theta) \\ &\quad + (Y_2 - \eta)' (Y_2 - \eta) + Y_3' Y_3]|^{-\frac{m+n}{2}}, \quad n \geq k + r + p, \quad \Sigma \in \mathcal{S}(k), \end{aligned} \quad (3.17)$$

其中 c 是正则化常数.

显然, $q(\cdot) = f(\cdot; o, I) \in Q_M$, 但 $q(\cdot) \notin Q_L$.

$$q(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) = c \prod_{j=1}^k (1 + \lambda_j)^{-\frac{m+n}{2}}$$

相应的方程 (2.6) 的解是 $a_0 = n/m$. 因此 θ, c, Σ 的最大似然估计是

$$\hat{\theta} = (I_p + \hat{c}' \hat{c})^{-1} (Y_1 + \hat{c}' Y_2), \quad \hat{c} = -(T_{22}')^{-1} T_{12}',$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{m}{n} [(T_{12}' Y_1 + T_{22}' Y_2)' (T_{12}' Y_1 + T_{22}' Y_2) Y_3' Y_3].$$

关于假设 (1.2) 的似然比检验域是 (3.14) 或 (3.15).

定理 3.4 假定模型 (1.1) 成立, Y 的密度函数是

$$\begin{aligned} f(Y; M, \sigma^2 I) &= (\sigma^2)^{-nk/2} q\left(\frac{1}{\sigma^2} \text{tr}[(Y_1 - \theta)' (Y_1 - \theta) \right. \\ &\quad \left. + (Y_2 - \eta)' (Y_2 - \eta) + Y_3' Y_3]\right), \quad \sigma^2 > 0, \end{aligned} \quad (3.18)$$

对应于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 的特征向量.

证 由(4.1)得似然函数是

$$L(\theta, \Sigma; Y) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1/2}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2]\Sigma^{-1/2})$$

其中 θ 满足约束条件 $\Gamma\theta = 0$ 与 $\Gamma\Gamma' = I_r$.

运用引理1容易验证

$$\sup_{\Sigma \in \mathcal{S}(k)} L(\theta, \Sigma; Y) = |(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2|^{-n/2} |\Sigma^*|^{-n/2} q(\Sigma^*) \quad (4.3)$$

其中极大值当 Σ_0 满足下式时达到,

$$\Sigma^* = \Sigma_0^{-1/2}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2]\Sigma_0^{-1/2} \triangleq \Sigma_0^{-1/2}W\Sigma_0^{-1/2}W\Sigma_0^{-1/2}.$$

解之得

$$\Sigma_0 = W^{1/2}(W^{1/2}\Sigma^*W^{1/2})^{-1/2}W(W^{1/2}\Sigma^*W^{1/2})^{-1/2}W^{1/2}, \quad (4.4)$$

其中

$$W = (Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2. \quad (4.5)$$

记

$$\begin{aligned} f(\theta) &= |W| = |(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2| \\ &= |Y_2'Y_2| |I_p + (Y_1 - \theta)(Y_2'Y_2)^{-1}(Y_1 - \theta)'| \end{aligned} \quad (4.6)$$

为在约束条件 $\Gamma\theta = 0$, $\Gamma\Gamma' = I_r$ 之下求 $f(\theta)$ 之极小值, 采用Lagrange乘法, 记 η 是Lagrange乘子,

$$h(\theta, \eta) = \log |I_p + (Y_1 - \theta)(Y_2'Y_2)^{-1}(Y_1 - \theta)'| + 2\eta\eta'\Gamma\theta,$$

$$\frac{\partial h(\theta, \eta)}{\partial \eta} = 2\theta'\Gamma' = 0,$$

$$\frac{\partial h(\theta, \eta)}{\partial \theta} = -2(I_p + (Y_1 - \theta)(Y_2'Y_2)^{-1}(Y_1 - \theta)')^{-1}(Y_1 - \theta)(Y_2'Y_2)^{-1} + 2\Gamma'\eta' = 0,$$

由此得

$$\begin{aligned} \Gamma\theta &= 0, \\ \eta\Gamma &= (Y_2'Y_2)^{-1}(Y_1 - \theta)'(I_p + (Y_1 - \theta)(Y_2'Y_2)^{-1}(Y_1 - \theta)')^{-1} \\ &= (Y_2'Y_2)^{-1}(I_k + (Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta)[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2'Y_2]^{-1})(Y_1 - \theta)' \end{aligned} \quad (4.7)$$

利用 $\Gamma\Gamma' = I_r$ 得

$$\eta = (Y_2'Y_2)^{-1}(I_k + (Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta)[Y_2'Y_2 + (Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta)]^{-1})Y_1'\Gamma'.$$

代入(4.7)得

$$Y_1'\Gamma'\Gamma = (Y_1 - \theta)'$$

所以

$$\theta_0 = (I_p - \Gamma'\Gamma)Y_1, \quad (4.8)$$

$$\inf_{\substack{\Gamma\theta=0 \\ \Gamma\Gamma'=I_r}} f(\theta) = f(\theta_0) = |Y_1'\Gamma'\Gamma Y_1 + Y_2'Y_2|. \quad (4.9)$$

再由引理7得到

$$\inf_{\Gamma\Gamma'=I_r} |Y_1'\Gamma'\Gamma Y_1 + Y_2'Y_2| = |Y_1'\Gamma'\Gamma Y_1 + Y_2'Y_2| = |Y_2'Y_2| \prod_{j=p-r+1}^p (1 + \lambda_j), \quad (4.10)$$

其中 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$ 是 $Y_1(Y_2'Y_2)^{-1}Y_1'$ 的特征根, $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p$ 是分别与 $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ 相对应的

特征向量,

$$\Gamma = (\gamma_{p-r+1}, \dots, \gamma_p)' \quad (4.11)$$

综合 (4.4), (4.5), (4.8), (4.10), (4.11) 即得定理之全部结论.

综合 (4.3), (4.9), (4.10), 得到

$$\sup_{\substack{\Sigma \in \mathcal{S}(k) \\ \Gamma\theta = 0 \\ \Gamma\Gamma' = I_r}} L(\theta, \Sigma; Y) = |\Sigma^*|^{n/2} q(\Sigma^*) |Y_2' Y_2|^{n/2} \left(\prod_{j=p-r+1}^p (1 + \lambda_j) \right)^{-n/2}. \quad (4.12)$$

定理4.2 假定模型 (1.3) 成立, $n \geq p+k$, 且 Y 的密度函数是

$$f(Y; \theta, \Sigma) = |\Sigma|^{-n/2} q(\Sigma^{-1}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2' Y_2]), \quad \Sigma \in \mathcal{S}(k) \quad (4.13)$$

和 $q(\cdot) \in Q_M$, 则当由 (1.4) 确定的假设 H_0 成立时, θ, Γ, Σ 的最大似然估计是

$$\begin{aligned} \theta &= (I_p - \Gamma' \Gamma) Y_1, \\ \Gamma &= (\gamma_{p-r+1}, \gamma_{p-r+2}, \dots, \gamma_p)', \\ \Sigma &= \frac{1}{a_0} (Y_1' \Gamma' \Gamma Y_1 + Y_2' Y_2), \end{aligned} \quad (4.14)$$

其中 $\gamma_j, j = p-r+1, \dots, p$ 的意义同定理4.1; a_0 由引理3决定; 如果进一步假定 $q(\cdot) \in Q_L$, 则 a_0 用相应的 β_0/k 代替, β_0 由引理5决定.

定理4.3 假定定理1的条件成立, 关于由 (1.4) 确定的假设

$$H_0: \exists \Gamma_r, \Gamma_r \Gamma_r' = I_r, \text{ 使得 } \Gamma_r \theta = 0 \quad (r \leq p),$$

其似然比检验否定域是

$$\prod_{j=p-r+1}^p (1 + \lambda_j) > c_\alpha, \quad (4.15)$$

或等价地是

$$\prod_{j=p-r+1}^k (1 + \lambda_j^*) > c_\alpha, \quad (4.16)$$

其中 $\lambda_1^* \geq \lambda_2^* \geq \dots \geq \lambda_k^*$ 是 $(Y_2' Y_2)^{-1} (Y_1' Y_1)$ 的特征根.

定理4.4 假定模型 (1.3) 成立, $n \geq p+k$, Y 的密度函数是

$$f(Y; \theta, \sigma^2) = (\sigma^2)^{-nk/2} q\left(\frac{1}{\sigma^2} \text{tr}[(Y_1 - \theta)'(Y_1 - \theta) + Y_2' Y_2]\right), \quad \sigma^2 > 0, q \in Q_L, \quad (4.17)$$

则当由 (1.4) 确定的假设 H_0 成立时, θ, Γ, σ^2 的最大似然估计是

$$\begin{aligned} \theta &= (I_p - \Gamma' \Gamma) Y_1, \\ \Gamma &= (\gamma_{p-r+1}, \dots, \gamma_p)', \\ \sigma^2 &= \frac{1}{\beta_0} \left(\sum_{j=p-r+1}^p \beta_j + \sum_{j=1}^k d_j \right), \end{aligned} \quad (4.18)$$

其中: β_0 由引理5决定; $d_1, \dots, d_k$ 是 $Y_2' Y_2$ 的特征根; $\beta_1 \geq \beta_2 \geq \dots \geq \beta_p$ 是 $Y_1 Y_1'$ 的特征根, $\gamma_1, \dots, \gamma_p$ 是分别与 $\beta_1, \dots, \beta_p$ 相对应的特征向量.

定理4.5 假定定理4.4的条件成立, 关于由 (1.4) 确定的假设

$$H_0: \exists \Gamma_r, \Gamma_r \Gamma_r' = I_r, \text{ 使得 } \Gamma_r \theta = 0 \quad (r \leq p),$$

其似然比检验否定域是

$$\frac{\sum_{j=p-r+1}^p \beta_j}{\sum_{j=1}^k d_j} > c_{1\alpha} \quad (4.19)$$

或等价地是

$$\frac{\sum_{j=p-r+1}^k \beta_j^*}{\sum_{j=1}^k d_j} > c_{1\alpha} \quad (4.20)$$

其中 $\beta_1^* > \beta_2^* > \dots > \beta_k^*$ 是 $Y_1' Y_1$ 的特征根.

参 考 文 献

- [1] Zhang Yaoting and Bian Gaorui, A hypothesis testing problem in the linear models, 数学年刊 Vol.3, No.2, (1982)
- [2] 张尧庭, 卞国瑞, 线性模型的泛线性假设检验, 数学物理学报, Vol.1, No.3—4, (1981)
- [3] Bian Guorui and Zhang Yaoting, Invariant tests of existness of the linear relationship with left $\mathcal{O}(n)$ -invariant errors, (1984), (已投数学年刊)
- [4] 张尧庭, 方开泰, 陈汉峰, 矩阵椭圆等高分布族, (1984), 数学物理学报, 5(1985), 3, 341—353.

Maximum Likelihood Estimators and Likelihood Ratio Tests of Linear Functional Relationship with Left $\mathcal{O}(n)$ -Invariant

Bian Guorui
(Fudan University)

Zhang Yaoting
(Wuhan University)

Abslract

In this paper, the likelihood ratio tests of existness of linear functional relationship among row vectors of the mean matrix and the maximum likelihood estimators of those corresponding parameters are discussed about two kinds of canonical forms of multivariate linear models with the left $\mathcal{O}(n)$ -invariant error errors. The distributions of those esitmators are independent of the forms of the error's distributions, so they are robust.