

Some distribution-free multivariate  
Comparison procedures

九州芸工大 田 村 亮二

§ 1. 序

$C$  個の  $p$ -変量処理母集団  $\pi_i$  ( $i=1, \dots, C$ ) と対照母集団  $\pi_0$  の分布関数をそれぞれ  $F_i(\underline{x}) = F(\underline{x} - \theta_i)$ ,  $F_0(\underline{x}) = F(\underline{x})$  とする。  $F(\underline{x})$  の連続性(または絶対連続性)は仮定するがその関数形は未知である。昨年のシンポジウムで次の多重比較(†)を考察した。与えられた定数ベクトル  $\alpha' = (\alpha^{(1)}, \dots, \alpha^{(C)})$ ,  $\forall \alpha^{(i)} \geq 0$  に対して、 $\alpha' \theta_i = \Delta_i$  として

$\Delta_i > 0$  のとき  $\pi_i$  は  $\pi_0$  より better

(1)

$\Delta_i \leq 0$  のとき  $\pi_i$  は  $\pi_0$  より not better

という基準が定められているとき

(2)  $P_{\pi_0} [\forall \theta_i = 0 \text{ のとき } \pi_0 \text{ が best として select}] = 1-\alpha$

を満たし、 $\pi_0$  より better なものと not better なものに分離せよ。筆者はこれに対して Rank procedure を提唱し、正規分布  $F(\underline{x})$  の仮定で用いられる procedure との比較を行った。

今回は (1) の拡張である次の基準の下の問題を考える。

与えられた  $q$  個の正数ベクトル  $\underline{a}_h' = (a_h^{(1)}, \dots, a_h^{(P)})$ ,  $\forall a_h^{(k)} \geq 0$   
 $h=1, \dots, q$  に対して,  $\Delta_h' = (\Delta_h^{(1)}, \dots, \Delta_h^{(q)})$ ,  $\Delta_h^{(h)} = \underline{a}_h' \Theta_h \propto L$ ,

$\Delta_i \leq \underline{0}$  ( $\Delta_i = \underline{0}$  も含む),  $i=1, \dots, C$  のとき  $\pi_0$  は best

(3)  $\Delta_i \geq \underline{0}$  ( $\Delta_i = \underline{0}$  は含まず) のとき  $\pi_i$  は  $\pi_0$  より better

$\Delta_i \neq \underline{0}$  ( $\Delta_i \geq \underline{0}$  の否定) のとき  $\pi_i$  は  $\pi_0$  より not better

という基準が定められているとき

(4)  $P_n[\forall \Delta_h = \underline{0} \text{ のとき } \pi_0 \text{ が } "best" \text{ として select}] \geq 1-\alpha$

を満たし  $\pi_0$  より better なものと not better との間に分離する  
procedure  $\rightarrow D(\cdot)$ .

さらに  $g=1$  のときの結果と前回の結果との比較を試みる。

(昨年のシンポジウムで山本教授より示唆)

## §2. 定義と補助定理

補助定理 1.  $P$ -変量の確率変数  $X$  の cdf  $F(X-\underline{x})$ ,

$\underline{a}_h$  ( $h=1, \dots, q$ ) は与えられ  $P$ -ベクトル で  $A' = [\underline{a}_1, \dots, \underline{a}_q]$  の rank は  $q$  とする。そのとき  $Y^{(h)} = \underline{a}_h' X$ ,  $h=1, \dots, q$  の同時確率密度は  $g(Y - \underline{z})$  の形で与えられる。ただし  $\Delta^{(h)} = \underline{a}_h' \Theta_h$ ,  
 $\Delta = (\Delta^{(1)}, \dots, \Delta^{(q)})$ .

証明は初等的であるから略。なお  $F(X)$  が共分散行列  $\Sigma$  もくば  $g(Y)$  の共分散行列は  $A \Sigma A'$  に等しいことも明らか。

この補助定理から我々の問題は次のように形式化される。

$g$ -変量の処理母集団  $\pi_i$ , その分布関係  $G_i(\tilde{Y}) = G_{\tilde{Y}} - \Delta_i$ .  
 $(i=1, \dots, c)$ . 対照  $\pi_0$  の分布関数  $G_0(\tilde{Y}) = G(\tilde{Y})$  で  $G(\tilde{Y})$  の連続性(または絶対連続性)は仮定するがその関数形は未知。  
 処理の良さについての基準は(3)で定められている。今  $G_j$   
 カテゴリの標本  $\{Y_{j1}, \dots, Y_{jn_j}\}$ ,  $Y_{jd} = (Y_{jd}^{(1)}, \dots, Y_{jd}^{(g)})$ ,  
 $d=1, \dots, n_j$ ,  $j=0, 1, \dots, c$ ,  $\sum_{j=0}^c n_j = N$  に基いて(4)を満たし  
 $\pi_0$  より better なものと not better との間に分離する方法を  
 求めること。簡単のため

$D_0$  : 対照  $\pi_0$  が best であるという判定

$D_{i_1, \dots, i_r}$  :  $\pi_{i_1} (r=1, \dots, r)$  は  $\pi_0$  より better で残りの  
 $\pi_{j_s} (s=1, \dots, s, r+s=c)$  は  $\pi_0$  より not better という判定  
 である。

定義 1.

$$(5) \quad n_j T_{Nj}^{(h)} = \sum_{d=1}^{n_j} Z(R(Y_{jd}^{(h)})), \quad j=0, 1, \dots, c, \quad h=1, \dots, g,$$

$R(Y_{jd}^{(h)}) = \text{第 } h \text{ 成分 全体 (個数は } N \text{ ) の中で } Y_{jd}^{(h)}$  の rank

$Z(1) < \dots < Z(N) : \text{正規分布 } N(0, 1) \text{ からの大}$

きさ  $N$  の順序統計量

$$(6) \quad \begin{aligned} \tilde{T}_N^{(h)'} &= (\hat{T}_{N1}^{(h)}, \dots, \hat{T}_{Nc}^{(h)}) \quad h=1, \dots, g \\ \tilde{T}_{Ni}' &= (\hat{T}_{Ni}^{(1)}, \dots, \hat{T}_{Ni}^{(g)}) \quad i=1, \dots, c \end{aligned}$$

$$\hat{T}_{N\lambda}^{(h)} = \left(\frac{n_0 n_i}{n_0 + n_i}\right)^{\frac{1}{2}} (T_{N\lambda}^{(h)} - T_{N0}^{(h)}) .$$

定義 2.

$$(7) \quad n_j \bar{Y}_{Nj}^{(h)} = \sum_{d=1}^{n_j} Y_{jd}^{(h)}, \quad d=0, 1, \dots, C, \quad h=1, \dots, g$$

$$(8) \quad \bar{Y}_N^{(h)} = (\hat{\bar{Y}}_{N1}^{(h)}, \dots, \hat{\bar{Y}}_{NC}^{(h)}) \quad h=1, \dots, g$$

$$\bar{Y}_N^{(h)} = (\hat{\bar{Y}}_{N1}^{(1)}, \dots, \hat{\bar{Y}}_{N1}^{(g)}) \quad \lambda=1, \dots, C$$

$$\hat{\bar{Y}}_{Ni}^{(h)} = \left(\frac{n_0 n_i}{n_0 + n_i}\right)^{\frac{1}{2}} (\bar{Y}_{Ni}^{(h)} - \bar{Y}_{N0}^{(h)}) / (\hat{\alpha}'_h \hat{\beta}_h)$$

$S$  は  $\Sigma$  の一致推定量

補助定理 2.  $\forall \Delta_i = 0$  のとき  $\bar{Y}_N^{(h)}$  の分布は exact に  $C$ -変量正規分布  $N(\underline{\lambda}, \Lambda)$  である。 $\bar{Y}_N^{(h)}$  は漸近的に  $N(\underline{\lambda}, \Lambda)$

$$\Lambda = [\lambda_{ij}], \quad \lambda_{ij} = \begin{cases} 1 & i=j \\ \left[ \lambda_i \lambda_j / (\lambda_0 + \lambda_i)(\lambda_0 + \lambda_j) \right]^{\frac{1}{2}} & i \neq j \end{cases}$$

$$\lambda_j = n_j / N .$$

証明.  $\bar{Y}_N^{(h)}$  については Bell-Doksum [1] から。また

$\bar{Y}_N^{(h)}$  については 中心極限定理と Mann-Wald [2] から。

補助定理 3.  $\Delta_h = \delta_h / \sqrt{N}$ ,  $\delta_h = (\delta_h^{(1)}, \dots, \delta_h^{(g)})$  のとき

(i)  $\bar{Y}_N^{(1)}, \dots, \bar{Y}_N^{(g)}$  の同時分布は漸近的に  $N(\mu, \Lambda \otimes \Gamma)$

$$(9) \quad \mu_h^{(h)} = \left(\frac{\lambda_0 \lambda_h}{\lambda_0 + \lambda_h}\right)^{\frac{1}{2}} \delta_h^{(h)} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{dy}{y} \Phi^{-1}(G^{(h)}(y)) dG^{(h)}(y), \quad \mu = [\mu_h^{(h)}]$$

$$(10) \quad \sigma_{hk} = \begin{cases} 1 & h=k \\ \iint \Phi^{-1}(G^{(h)}(x)) \Phi^{-1}(G^{(k)}(y)) dG^{(h,k)}(x, y) & h \neq k \end{cases}$$

$$\Gamma = [\sigma_{hk}]$$

$G^{(h)}$ ,  $G^{(h,k)}$  は  $G(\underline{\lambda})$  の  $\lambda^h$  成分,  $\lambda^{(h,k)}$  成分の周辺分布.

(ii)  $\tilde{Y}_N^{(0)}, \dots, \tilde{Y}_N^{(s)}$  の同時分布は漸近的に  $N(\nu, \Lambda \otimes \Omega)$

$$(11) \quad v_i^{(h)} = \left( \frac{\lambda_0 \lambda_i}{\lambda_0 + \lambda_i} \right)^{\frac{1}{2}} S_i^{(h)} / \left( \sum_{k=1}^n \lambda_k \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \nu = [v_i^{(h)}]$$

$$(12) \quad \omega_{hk} = \begin{cases} 1 & h=k \\ \frac{\lambda_h \lambda_k}{\lambda_h + \lambda_k} / \left( \sum_{k=1}^n \lambda_k \right)^{\frac{1}{2}} \left( \sum_{h=1}^n \lambda_h \right)^{\frac{1}{2}} & h \neq k \end{cases}$$

$$\Delta \Omega = [\omega_{hk}]$$

$$\text{証明. } n_j S_{nj}^{(h)} = \sum_{j=1}^{n_j} E [Z(RCT_{nj}^{(h)})],$$

$$\tilde{S}_N^{(h)} = (\tilde{S}_{N1}^{(h)}, \dots, \tilde{S}_{Nc}^{(h)}), \quad \hat{S}_{Ni}^{(h)} = \left( \frac{n_0 n_i}{n_0 + n_i} \right)^{\frac{1}{2}} (S_{Ni}^{(h)} - S_{N0}^{(h)})$$

とおして,  $\sqrt{N} (T_{Nj}^{(h)} - \bar{T}_N^{(h)}) \xrightarrow{(P)} 0 \quad (N \rightarrow \infty)$  が Bell-Doksum

[1] によって示されている. もくて  $\sqrt{N} (\tilde{T}_N^{(0)}, \dots, \tilde{T}_N^{(s)})$  と  $\sqrt{N} (\tilde{S}_N^{(0)}, \dots, \tilde{S}_N^{(s)})$  とは漸近的に同じ分布に従う. さらには後者が漸近的に  $N(\mu, \Lambda \otimes \Pi)$  に従うこととは田村[3]の結果である. 重の代りにある条件を満たす  $H$  に対しても同様の結果が得られる.

### §3. Selection procedures.

Procedure N.

(13)  $\tilde{T}_{Ni} \leq z_d, i=1, \dots, c$  ならば  $D_0$  を採択せよ

$\tilde{T}_{Nip} > z_d, p=1, \dots, r, \tilde{T}_{Njr} \not\leq z_d, r=1, \dots, s, r+s=c$

ならば  $D_{i_1 \dots i_r}$  を採択せよ

$$(14) \quad \int_{-\infty}^{z_d} \dots \int_{-\infty}^{z_d} n(\underline{0}, \Lambda) d\underline{y} = 1 - \frac{d}{g}, \quad \underline{z}'_d = (z_d, \dots, z_d)$$

Procedure M

- (15)  $\tilde{Y}_{Ni} \leq \tilde{z}_d, i=1, \dots, c$  ならば  $D_0$  を採択せよ  
 $\tilde{Y}_{Nip} > \tilde{z}_d, p=1, \dots, r, \tilde{Y}_{Njs} > \tilde{z}_d, s=1, \dots, s, r+s=c$   
 ならば  $D_{i_1 \dots i_r}$  を採択せよ.

定理 1. Procedure N では (4) は "strictly" に成立する  
 ので Procedure M も漸近的にである。

証明.  $P_n[\forall \Delta_i = \underline{\Omega} \text{ のとき } \pi_0 \text{ が best として select}]$

$$= P_n[\tilde{T}_{Ni} \leq \tilde{z}_d, i=1, \dots, c \mid \forall \Delta_i = \underline{\Omega}]$$

$$= P_n[\tilde{T}_N^{(h)} \leq \tilde{z}_d, h=1, \dots, q \mid \forall \Delta_i = \underline{\Omega}]$$

Bonferroni の不等式から

$$\geq 1 - \sum_{h=1}^q P_n[\tilde{T}_N^{(h)} \leq \tilde{z}_d \mid \forall \Delta_i = \underline{\Omega}]$$

$$= 1 - q + \sum_{h=1}^q P_n[\tilde{T}_N^{(h)} \leq \tilde{z}_d \mid \forall \Delta_i = \underline{\Omega}]$$

$$= 1 - \delta \quad (\text{(14) を用いた})$$

Procedure M では  $P_n[\tilde{T}_N^{(h)} \leq \tilde{z}_d \mid \forall \Delta_i = \underline{\Omega}] \sim 1 - \frac{1}{q}$  である  
 ため (4) は strictly ではなく漸近的に成立。

定理 2. 各 Procedure で次式が"漸近的に" 成立する。

(16)  $P_n[\forall \Delta_i \leq \underline{\Omega} \text{ のとき } \pi_0 \text{ が best として select}]$

$$\geq 1 - \delta$$

証明.  $\Delta_i = \xi_i/\sqrt{N}, \xi_i \leq \underline{\Omega}$  のとき証明すればよい。

定理 1 のときと同様にして,

$$(16) \text{ 左辺} = \Pr \left[ \forall \tilde{T}_{\tilde{n}}^{\tilde{h}} \leq \tilde{z}_d \mid \forall \tilde{\Delta}_{\tilde{i}} = \tilde{\sigma}_{\tilde{i}}/\sqrt{\tilde{N}}, \tilde{\delta}_{\tilde{i}} \leq \tilde{o} \right] \\ \geq (1-\gamma) + \sum_{h=1}^g \Pr \left[ \tilde{T}_{\tilde{n}}^{(h)} \leq \tilde{z}_d \mid \forall \tilde{\Delta}_{\tilde{i}} = \tilde{\sigma}_{\tilde{i}}/\sqrt{\tilde{N}}, \tilde{\delta}_{\tilde{i}} \leq \tilde{o} \right]$$

補助定理 3 より

$$\sim (1-\gamma) + \gamma \int_{-\infty}^{\tilde{z}_d} \cdots \int_{-\infty}^{\tilde{z}_d} n(\mu^{(h)}, \Lambda) dy$$

$$\mu^{(h)} = (\mu_1^{(h)}, \dots, \mu_c^{(h)}) \leq \tilde{o}$$

$$\geq (1-\gamma) + \gamma \int_{-\infty}^{\tilde{z}_d} \cdots \int_{-\infty}^{\tilde{z}_d} n(0, \Lambda) dy$$

$$= 1-\delta$$

系 1.  $G^{(h,k)}(x, y)$  が 平均ベクトル  $\tilde{o}$  (一般性を失わず),  
共分散行列  $\begin{bmatrix} \tilde{\alpha}'_h \sum \tilde{\alpha}_h & \tilde{\alpha}'_h \sum \tilde{\alpha}_k \\ \tilde{\alpha}'_k \sum \tilde{\alpha}_h & \tilde{\alpha}'_k \sum \tilde{\alpha}_k \end{bmatrix}$  の正規分布のとき, 2つ

の Procedure は漸近的に同等である.

証明. 上の仮定の下では, (9) (10) が容易に

$$\mu_i^{(h)} = \left( \frac{\lambda_h \lambda_i}{\lambda_h + \lambda_i} \right)^{\frac{1}{2}} \tilde{\sigma}_i^{(h)} / \left( \tilde{\alpha}'_h \sum \tilde{\alpha}_h \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\tilde{\sigma}_{hk} = \tilde{\alpha}'_h \sum \tilde{\alpha}_k / \left( \tilde{\alpha}'_h \sum \tilde{\alpha}_h \right)^{\frac{1}{2}} \left( \tilde{\alpha}'_k \sum \tilde{\alpha}_k \right)^{\frac{1}{2}} \quad h \neq k$$

となり,  $\tilde{T}_n^{(1)}, \dots, \tilde{T}_n^{(g)}$  の漸近分布は  $\tilde{T}_n^{(1)}, \dots, \tilde{T}_n^{(g)}$  のを  
 $h$  と同様である。

#### §4. $\gamma = 1$ のとき.

$\gamma = 1$  の場合は勿論上述の特別な場合であるが, もう少し詳しく  
論ずることができる。またこの結果と前回の結果 [4] の比

般も考察する。 $\pi_j$ からの標本を  $\{Y_{j1}, \dots, Y_{jn_j}\}$  とする。

定義 3.

$$(17) \quad n_j T_{Nj}(H) = \sum_{d=1}^{n_j} Z(R(Y_{jd})) , \quad j=0, 1, \dots, c$$

$Z(1) < \dots < Z(N)$  : 既知の分布関数  $H(z)$  カラの順序統計量

(§2 では  $H(z)=\Phi(z)$  のときのみ問題にした)

$$\hat{T}_{Ni}(H) = \left( \frac{n_0 n_i}{n_0 + n_i} \right)^{\frac{1}{2}} (T_{Ni}(H) - T_{N0}(H)) / \sigma$$

$$\sigma^2 = \int_0^1 H^{-1}(t)^2 dt - \left( \int_0^1 H^{-1}(t) dt \right)^2$$

Procedure H

$$(18) \quad \hat{T}_{Ni}(H) \leq z_\alpha, \quad i=1, \dots, c \quad \text{または } D_0 \text{ を採択せよ}$$

$$\hat{T}_{N\beta}(H) > z_\alpha, \quad \beta=1, \dots, r, \quad \hat{T}_{Nj_\beta}(H) \leq z_\alpha, \quad \beta=1, \dots, s, \quad r+s=c$$

または  $D_{\alpha_1} \dots D_{\alpha_r}$  を採択せよ

$$\text{ただし } \int_{-\infty}^{z_\alpha} \dots \int_{-\infty}^{z_\alpha} n(\underline{0}, \wedge) dy = 1-\alpha .$$

$H(z)=\Phi(z)$ ,  $H(z)=Z$  におけるときの Procedure をそれぞれ

Procedure  $H_N$ ,  $H_r$  で表わす。

系 2. Procedure  $H_N$  は strictly に次式を満足する。  $H(z)$  が Bell-Doksum の条件 [1] を満せば Procedure H は漸近的に (19) を満足する。

$$(19) \quad P_r[\forall \Delta_i=0 のとき \pi_0 \text{ が best to select}] = 1-\alpha$$

証明. Procedure  $H_N$  に対しては補助定理 2 と定理 1 とが

5. 一般の  $H$  に対しては (1) と定理 2 が 5.

定理 3.  $\Delta_n = \delta_n / \sqrt{N}$  のとき,  $D_{i_1} \dots i_r$  が正しい確率は漸近的に次式で表される.

$$(20) P_{i_1 \dots i_r}(H) \sim \int_{z_d - \mu_{i_1}}^{\infty} \dots \int_{z_d - \mu_{i_r}}^{\infty} \int_{-\infty}^{z_d - \mu_{j_1}} \dots \int_{-\infty}^{z_d - \mu_{j_s}} n(0, 1) dy$$

$$(21) \mu_i = \left( \frac{\lambda_0 \lambda_i}{\lambda_0 + \lambda_i} \right)^{\frac{1}{2}} \delta_i \int_{-\infty}^{\infty} \frac{d}{dx} H^{-1}(G(x)) dG(x) / \sigma$$

証明.  $P_{i_1 \dots i_r}(H) = P(\hat{T}_{Nip} > z_d, \beta=1, \dots, r, \hat{T}_{Nip} \leq z_d)$

$\beta=1, \dots, s, r+s=c \mid \Delta_n = \delta_n / \sqrt{N}, \delta_{i_\beta} > 0, \beta=1, \dots, r$

$\delta_{j_\beta} \leq 0, \beta=1, \dots, s]$

補助定理 3 を用いて容易の上の結果が得られる.

定理 4. 前回の Procedure W [4] の Procedure H に対する漸近相対効率  $e_{W, H}$  は

$$(22) e_{W, H} = \left[ \sigma \int_{-\infty}^{\infty} \frac{d}{dx} J(F(x)) dF(x) / (\alpha \pi \alpha)^{\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{d}{dy} H^{-1}(G(y)) dG(y) \right]^2$$

である.

証明. (20) (21) と前稿の結果を比較すれば容易.

Procedure W と H の対応するものと比較すれば

(a) Normal score type

$$J(t) = \Phi^{-1}(t), H(z) = \Phi(z) \text{ の場合で } e_{W, H_N} = 1$$

(b) Wilcoxon type

$$J(t) = t, H(z) = z \text{ の場合で, そのときは (22) が 5 }$$

$$(23) \quad e_{W, H_{2r}} = (\underline{a}' \Sigma \underline{a}) / (\underline{a}' B \underline{a})$$

$$B = [b_{hk}], \quad b_{hk} = \begin{cases} 1 & h=k \\ \frac{6}{\pi} \sin^{-1} \frac{P_{hk}}{2} & h \neq k \end{cases}$$

$$\Sigma = [P_{hk}] \quad P_{hh} = 1$$

$\dagger \in (23)$  は

$$e_{W, H_{2r}} = (\underline{a}' \Sigma \underline{a}) / \left[ (\underline{a}' \Sigma \underline{a} - \sum_{h \neq k} a^{(h)} a^{(k)} \{ P_{hk} - \frac{6}{\pi} \sin^{-1} \frac{P_{hk}}{2} \}) \right]$$

かつて  $\forall P_{hk} \geq 0$  のとき  $P_{hk} - \frac{6}{\pi} \sin^{-1} \frac{P_{hk}}{2} \geq 0$  となり

$$e_{W, H_{2r}} \geq 1 \text{ を得る. } \forall P_{hk} \leq 0 \text{ のときは同様に } e_{W, H_{2r}} \leq 1$$

### 文 献

[1] Bell-Doksum : Some new distribution-free statistics.

A.M.S. 36 (1965) 203 - 214

[2] Mann-Wald : On stochastic limit and order relationships. A.M.S. 14 (1943)

[3] Tamura : Multivariate nonparametric several-sample tests. A.M.S. 37 (1966)

[4] 田村亮二 : Some nonparametric methods for multivariate analysis. 数理解析研究録 44 (1968)