

Generalized Linear Model の場合の 仮説検定について (II)

宇喜多 義 昌*

§ 1. Summary

明星大学研究紀要-理工学部-第 24 号 (1988) で宇喜多, 小野は同じ題名の小文において,

$$\mathbf{X} \sim N_p \left(\sum_{i=1}^m \mathbf{a}_i \phi_i, \mathcal{E} \right), \quad m \equiv \sum_{i=1}^m \mathbf{a}_i \phi_i, \quad \mathcal{E} > 0$$

のとき, すなわち

$V(\mathbf{X}) = \mathcal{E}$ であるときは, 帰無仮説 $m \perp S^*$, ただし S^* は推定空間の適当な部分空間, の F -検定法について述べた。

本小文は, $\mathbf{X} \sim N_a \left(m = \sum_{i=1}^a \mathbf{a}_i \mu_i + R \mathbf{I}_a, \mathcal{E} \right)$ で, R は対象個体の共通効果で, $\mathbf{a}_i' = (0, \dots, 0, \overset{i\text{番目}}{1}, 0, \dots, 0)$ とする。

このとき, 「仮説 $m \perp S^*$, S^* は適当な部分空間」の検定で, この適当な部分空間として, 「 $\mathbf{c}' \mathbf{I}_a = 0$ なる任意のベクトル \mathbf{c} の張る 1 次元のベクトル空間 $S(\mathbf{c})$ に対して, 帰無仮説 $m \perp S(\mathbf{c})$ に対する F 検定要領」を示す。また, この検定方式は, \mathbf{x} の変換 $Z = \mathbf{c}' \mathbf{x}$ の検討からしても, 同一の F -検定法になることを示す。最後に本文冒頭にあげた先行論文中の検定方法 1. は, この小文の特種な場合であることも示す。

§ 2. $\hat{\mathbf{X}}' = (\mathbf{X}'(1), \mathbf{X}'(2), \dots, \mathbf{X}'(n))$ の構造模形と空間構造について

1 元配置 (1 因子実験) では要因 T の水準が T_1, T_2, \dots, T_a のとき na 個の仕切を無作為に抽出し, 各 T_i 水準の実験を n 個の仕切で行い, 同一仕切で異なる 2 水準以上の実験は行わない。すなわち追跡調査は行わない。また na 個の実験はそれぞれ統計的に独立で, 同一分散をもつとする。しかし「免疫性を見る実験」とか「作物の連作の可否を見る」実験では, n 個の対象のおのおのに対して, 順次 T_1, T_2, \dots, T_a と実験するのが普通である。例えば小麦の連作の可否実験で第 1 年度栽培を T_1 , 第 2 年度栽培を T_2, \dots 第 a 年度栽培を T_a として n 個の試験区で栽培して収量を調べ, 連作の可否を調べる場合が考えられる。

処理	T_1	T_2	\dots	T_a
α -対象	$[X_1(\alpha)$	$X_2(\alpha)$	\dots	$X_a(\alpha)] \equiv \mathbf{X}_\alpha'$
期待値	$\mu_1 + R_\alpha$	$\mu_2 + R_\alpha$	\dots	$\mu_a + R_\alpha, \quad \alpha = 1, 2, \dots, n$

* 一般教養教授 数学

ここに R_a は a -対象の固有効果で, μ_1, \dots, μ_a は処理効果と見る。

このとき次の仮定に従うとする。

$$\mathbf{X}_a \sim N_a(\boldsymbol{\mu} + R_a \mathbf{I}_a, \boldsymbol{\Sigma})$$

ここに $V(\mathbf{X}_a) = \boldsymbol{\Sigma} = (\xi_{ij}) > 0$, $\boldsymbol{\mu}' = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_a)$, $\mathbf{I}_a' = (1, 1, \dots, 1)$ で n 個の対象に対する $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ のベクトル間は独立と見てよい。すなわち $\mathbf{X}(a) \perp\!\!\!\perp$ とする。

$$(\mathbf{X}_1', \mathbf{X}_2', \dots, \mathbf{X}_n') \equiv \hat{\mathbf{X}}'$$

の構造模型は次のようになる。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \mathbf{I}_a \\ \mathbf{I}_a \\ \vdots \\ \mathbf{I}_a \end{pmatrix} \boldsymbol{\mu} + \begin{pmatrix} \mathbf{I}_a & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_a & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{I}_a \end{pmatrix} \mathbf{R} + \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{I}_a & \mathbf{I}_a & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{I}_a & 0 & \mathbf{I}_a & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{I}_a & 0 & 0 & \dots & \mathbf{I}_a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{R} \end{pmatrix} + \hat{\boldsymbol{\epsilon}} \equiv \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{pmatrix} + \hat{\boldsymbol{\epsilon}} \\ &\quad \uparrow \dots \uparrow \uparrow \quad \uparrow \quad \uparrow \\ &\quad a_1 \dots a_a b_1 \quad b_2 \dots b_n \\ &\equiv \hat{\boldsymbol{m}} + \hat{\boldsymbol{\epsilon}} \end{aligned} \tag{2.1}$$

ここに $\mathbf{R}' = (R_1, R_2, \dots, R_n)$, $m_i = \boldsymbol{\mu} + R_i \mathbf{I}_a$ である。

したがって $\hat{\mathbf{X}}$ の分布は

$$\hat{\mathbf{X}} \sim S_{na}(\hat{\boldsymbol{m}}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \dots & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma} & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ 0 & \dots & \boldsymbol{\Sigma} \end{pmatrix}) \tag{2.2}$$

ここに $S(A) \equiv S(a_1, a_2, \dots, a_a)$, $S(A^-) \equiv S(a_1 - a_a, a_2 - a_a, \dots, a_{a-1} - a_a)$

$S(B) \equiv S(b_1, b_2, \dots, b_n)$, $S(B^-) \equiv S(b_1 - b_n, b_2 - b_n, \dots, b_{n-1} - b_n)$

で推定空間, 誤差空間は図1の通りである。

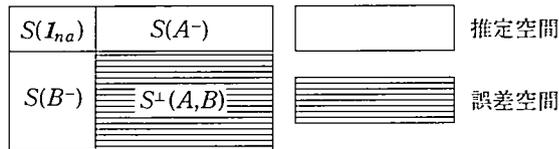


図 1

また

$$\text{推定空間 } S(A, B) = S(A^-) \oplus S(\mathbf{I}_{na}) \oplus S(B^-)$$

$$\begin{aligned} \dim S(A, B) &= \dim S(A^-) + \dim S(\mathbf{I}_{na}) + \dim S(B^-) \\ &= (a-1) + 1 + (n-1) \\ &= n + a - 1 \end{aligned}$$

$$\text{誤差空間 } S^+(A, B), \dim S^+(A, B) = (n-1)(a-1)$$

である。

§3の Th.1のために, 次の簡単な空間に対する lemma を述べる。

$I_a' d = 0$ なる任意の a 次元ベクトル d から、つぎのような n 個の na 次元ベクトルをつくる。

$\hat{d}_i \equiv (0', 0', \dots, 0', d', 0', \dots, 0')$, 0 は a 次元零ベクトルとする。

$i = 1, 2, \dots, n$ である。

この互に直交する $\hat{d}_1, \hat{d}_2, \dots, \hat{d}_n$ を基底とするベクトル空間を $S(D)$ とすると、 $\dim S(D) = n$ である。いま $\hat{d}' \equiv (d', d', \dots, d')$ とすると

$$S(D) = S \left(\begin{array}{c|ccc} \mathbf{d} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{d} & \cdots & \vdots \\ \vdots & 0 & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{d} \end{array} \right) = S \left(\begin{array}{c|c} \mathbf{d} & \\ \mathbf{d} & \\ \vdots & \\ \vdots & \underbrace{\mathbf{g}_2 \cdots \mathbf{g}_n}_{D^-} \\ \vdots & \\ \mathbf{d} & \end{array} \right) = S(\hat{d}') \oplus S(D^-)$$

$\uparrow \quad \uparrow \quad \uparrow \quad \quad \uparrow \quad \underbrace{\hspace{2cm}}$
 $\hat{d}_1 \quad \hat{d}_2 \cdots \hat{d}_n \quad \quad \hat{d}' \quad \text{互に直交するベクトル}$

ここに $\mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_n$ は、互に直交し、 \hat{d}' とも直交する $S(D)$ 内の $n-1$ 個のベクトルで、 $\mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_n$ の張るベクトル空間を $S(D^-)$ とした、すなわち $S(\mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_n) \equiv S(D^-)$ である。

Lemma 1

$$S(\hat{d}') \subset S(A, B), \quad \dim S(\hat{d}') = 1$$

$$S(D^-) \subset S^+(A, B), \quad \dim S(D^-) = n-1,$$

証明

$\mathbf{g}_2 \in S(D)$ より、 $\mathbf{g}_2 = \sum_{i=1}^n \alpha_i(2) \hat{d}_i$ とかける。すなわち、

$$\mathbf{g}_2' = (\alpha_1(2) d', \alpha_2(2) d', \dots, \alpha_n(2) d')$$

とかける。ただし $\hat{d}' \perp \mathbf{g}_2$ より、次のことが成立つ

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i(2) = 0 \quad \dots\dots(2.3)$$

$\mathbf{g}_2 \perp \mathbf{a}_j$ ($j=1, 2, \dots, a$) である。なぜなら (2.3) より

$$\mathbf{g}_2' \mathbf{a}_j = \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i(2) \right) d_j = 0 \quad (d_j \text{ は } \mathbf{d} \text{ の } j \text{ 番目の成分}).$$

$\mathbf{g}_2 \perp \mathbf{b}_i$ ($i=1, 2, \dots, n$) である。なぜなら

$$\mathbf{g}_2' \mathbf{b}_i = \alpha_i(2) \cdot d' \mathbf{1} = 0 \quad (d' \mathbf{1} = 0 \text{ より}) \text{ であるからである。よって } \mathbf{g}_2 \perp S(A, B),$$

であり $\mathbf{g}_2 \in S^+(A, B)$ となる、我々は他の \mathbf{g}_α についても全く同様である。

ゆえに

$$S(\mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_n) \equiv S(D^-) \subset S^+(A, B) \quad \dots\dots(2.4)$$

基底 $\mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_n$ の直交性から $n-1$ 個のベクトルの独立性より

$$\dim S(D^-) = n-1.$$

前半の証明は

$$\hat{d}' = (d_1 d_2 \cdots d_a, d_1, d_2, \dots, d_a, \dots, d_1, d_2, \dots, d_a)$$

$$= d_1 \mathbf{a}_1' + d_2 \mathbf{a}_2' + \cdots + d_a \mathbf{a}_a' \in S(A) \subset S(A, B)$$

より明らかである。

§ 3. 帰無仮説 $c'\mu=0$ (ただし $c'I_a=0$) の F -検定量について

$c'I_a=0$ なる c' には $(1, -1, 0, \dots, 0)$ とか $(1, -2, 1, 0, \dots, 0)$ 等があるので, $\mu_1 - \mu_2 = 0$ とか $\mu_2 = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_3)$ とかの検定が Generalized Linear Model の場合でも, F -検定可能となり, その検定要領を示す。以下の F -検定要領はいろいろの場合に応用されるが, 事例については次の別の小文で示すことにする。

Th.1. $c'I_a=0$ なる任意の a 次元ベクトル c に対して

$\hat{c}' \equiv (c', c', \dots, c')$ とし

$$S(C) \equiv S \begin{pmatrix} c & 0 & \dots & 0 \\ 0 & c & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & c \end{pmatrix} = S \begin{pmatrix} c \\ \vdots \\ c \end{pmatrix} = S(\hat{c}) \oplus S(C^-)$$

$\uparrow \quad \uparrow \quad \dots \quad \uparrow \qquad \qquad \uparrow$
 $\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_n \qquad \qquad \hat{c}$

このとき

$$\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle \sim N_1(\langle P_{\hat{c}} \hat{m} \rangle, \sigma^{*2}) \dots (3.1), \quad P_{S(C^-)} \hat{X} \sim N_{n-1}(0, \sigma^{*2} I_{n-1}) \dots (3.2)$$

$\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle \perp P_{S(C^-)} \hat{X} \dots (3.3)$, ここに $\sigma^{*2} \equiv e'(c) \Xi e(c)$ とした。が証明される。

上式で $e(c)$ は c 方向の単位ベクトルで, $\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle$ はベクトル \hat{X} の \hat{c} への正射影ベクトルの正負の符号を含む長さで, $P_{S(C^-)} \hat{X}$ はベクトル \hat{X} のベクトル空間 $S(C^-)$ への $n-1$ 次元の正射影ベクトルである。

証明 $\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle = e(\hat{c})' \hat{X}$, $\hat{X} \sim N_{na}(\hat{m}, \text{diag}(\Xi, \dots, \Xi))$ より $\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle$ は正規変量である。

$$\begin{aligned} \text{また, } E[e(\hat{c})' \hat{X}] &= e(\hat{c})' \hat{m} = \frac{1}{\sqrt{n} \|c\|} n c' \mu = \frac{\sqrt{n}}{\|c\|} c' \mu, \text{ 分散については } V[e(\hat{c})' \hat{X}] \\ &= \frac{\sum_{ij} \xi_{ij} C_i C_j}{\sum C_i^2} = e(c)' \Xi e(c), \text{ よって} \end{aligned}$$

$$\langle P_{\hat{c}} \hat{X} \rangle \sim N_1(P_{\hat{c}} \hat{m}, \sigma^{*2})$$

である。(3.2) を証明する。§ 2 の Lemma 1 で調べたように,

$S(C^-) \ni g_2, g_3, \dots, g_n$ なる互に直交し, \hat{c} とも直交する。 $g_2 \dots g_n$ が得られる。これから

$$\begin{aligned} (P_{S(C^-)} \hat{X})' &= (\langle P_{g_2} \hat{X} \rangle, \langle P_{g_3} \hat{X} \rangle, \dots, \langle P_{g_n} \hat{X} \rangle) \\ &= (e(g_2)' \hat{X}, e(g_3)' \hat{X}, \dots, e(g_n)' \hat{X}) \text{ より} \end{aligned}$$

$P_{S(C^-)} \hat{X}$ は $n-1$ 変数正規分布である。平均ベクトル, 分散共分散行列は

$$E[e(g_i)' \hat{X}] = e'(g_i) \hat{m} = 0 \quad (\because \hat{m} \in S(A, B), e(g_i) \in S^\perp(A, B)).$$

$$V[e(g_i)' \hat{X}] = e(g_i)' V(\hat{X}) e(g_i) = e'(c) \Xi e(c) \equiv \sigma^{*2},$$

$$\text{cov}(e(g_i)' \hat{X}, e(g_j)' \hat{X}) = e(g_i)' \text{diag}(\Xi, \Xi, \dots, \Xi) e(g_j)$$

$$= \frac{\sum_k \alpha_k(i) \alpha_k(j)}{\sqrt{\sum_k \alpha_k^2(i) \cdot \sum_k \alpha_k^2(j)}} e(c)' \Xi e(c) = 0 \quad (i \neq j), \quad 0 \text{ となるのは,}$$

$$g_i' = (\alpha_1(i) c', \alpha_2(i) c', \dots, \alpha_n(i) c'), \quad g_j' = (\alpha_1(j) c', \dots, \alpha_n(j) c') \text{ なる}$$

\mathbf{g}_i と \mathbf{g}_j が直交することから $\sum_{k=1}^n a_k(i)a_k(j)=0$ であるからである。よって $P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}$ の $(n-1) \times (n-1)$ の分散共分散行列 $V[P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}]$ は

$$V[P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}] = \sigma^{*2} \cdot I_{n-1}$$

となる。つぎに (3.3) を証明するには

$$V[e(\hat{c})'\hat{\mathbf{X}}, e(\mathbf{g}_i)'\hat{\mathbf{X}}] = 0 \quad (i=2, 3, \dots, n) \text{ を示すとよい。しかるに}$$

$V[e(\hat{c})'\hat{\mathbf{X}}, e(\mathbf{g}_i)'\hat{\mathbf{X}}] = \frac{\sum a_k(i)}{\sqrt{n \cdot \sum_k a_k^2(i)}} e(c)' \Xi e(c)$ であるが、 $\hat{c} \perp \mathbf{g}_i$ より $\sum_{k=1}^n a_k(i)=0$ となることから 0 となる ($i=2, \dots, n$)。

この定理は、 $\hat{\mathbf{X}} \sim N_{na}(\bar{\mathbf{m}}, \text{diag}(\Xi, \dots, \Xi))$ のとき $\hat{\mathbf{X}}$ を、

$$\begin{pmatrix} e(\hat{c})' \\ e(\mathbf{g}_2)' \\ \vdots \\ e(\mathbf{g}_n)' \end{pmatrix} \equiv_{n \times na} Q \text{ なる半直交行列での変換 } Z = Q\hat{\mathbf{X}} \text{ で、} Z \text{ の分布は、}$$

$$Z = Q\hat{\mathbf{X}} \sim N_n \left(\begin{pmatrix} \frac{\sqrt{n} c' \mu}{\|c\|} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \sigma^{*2} I_n \right), \quad \dots\dots(3.4)$$

であることを示したものである。

さて、帰無仮説 $c'\mu=0$ の F -検定を示す。

(3.1), (3.2), (3.3) または (3.4) より

$$Z_1^2 \equiv \|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 \sim \sigma^{*2} \cdot \chi_1^2 [2\lambda = n(e(c)'\mu)^2]$$

$$Z_2^2 + \dots + Z_n^2 = \|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2 = \sum_{i=2}^n \|P_{\mathbf{g}_i}\hat{\mathbf{X}}\|^2 \sim \sigma^{*2} \cdot \chi_{n-1}^2$$

$$\|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 \perp\!\!\!\perp \|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2$$

なることから

$$\|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 / \frac{\|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2}{n-1} \text{ は noncentral } \hat{F}_{n-1}^1 \text{ 分布をなす}$$

しかし $c'\mu=0$ が成立するとき、central F_{n-1}^1 分布をするから、つぎの F -検定が行える。

ただし $\|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2$ の算出には、 $\|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2 = \|P_{S(c)}\hat{\mathbf{X}}\|^2 - \|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 = \sum_{i=1}^n \|P_{\mathbf{g}_i}\hat{\mathbf{X}}\|^2 - \|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 \dots\dots(3.5)$ として計算される。

検定方式 I

仮説 $c'\mu=0$ (ただし $c'I_a=0$) が真なるとき、

$$\frac{\|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2}{\|P_{S(c-)}\hat{\mathbf{X}}\|^2/n-1} \sim F_{n-1}^1 \quad \dots\dots(3.5)$$

であることから、 $c'\mu=0$ の仮説検定が行える。

§ 4. 統計量 $[\|P_{\hat{c}}\mathbf{X}\|^2 / \|P_{S(c)}\mathbf{X}\|^2] \cdot (n-1)$ の別検討

(3.5) の左項の検定統計量を更に検討する。

$$\begin{aligned} \|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 &= \frac{(\hat{\mathbf{c}}'\hat{\mathbf{X}})^2}{\|\hat{\mathbf{c}}\|^2} = \frac{(\mathbf{c}'\mathbf{X}_1 + \mathbf{c}'\mathbf{X}_2 + \cdots + \mathbf{c}'\mathbf{X}_n)^2}{n\|\mathbf{c}\|^2}, \quad \mathbf{c}'\mathbf{X}_i = Y_i \quad (i=1, 2, \dots, n) \text{ とすると,} \\ &= \frac{(Y_1 + Y_2 + \cdots + Y_n)^2}{n} \cdot \|\mathbf{c}\|^{-2} = n\bar{Y}^2 \cdot \|\mathbf{c}\|^{-2} \quad \cdots(4.1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \|P_{S(c)}\hat{\mathbf{X}}\|^2 &= \|P_{S(c)}\hat{\mathbf{X}}\|^2 - \|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2 = \sum_{i=1}^n \|P_{\hat{c}_i}\hat{\mathbf{X}}\|^2 - n\bar{Y}^2 \cdot \|\mathbf{c}\|^{-2} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{(\mathbf{c}'\mathbf{X}_i)^2}{\|\mathbf{c}\|^2} - n\bar{Y}^2 \cdot \|\mathbf{c}\|^{-2} = \left(\sum_{i=1}^n Y_i^2 - n\bar{Y}^2 \right) \|\mathbf{c}\|^{-2} \\ &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \cdot \|\mathbf{c}\|^{-2} \quad \cdots(4.2) \end{aligned}$$

$$\text{よって, } \frac{\|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2}{\|P_{S(c)}\hat{\mathbf{X}}\|^2/n-1} = \frac{n\bar{Y}^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2/n-1} \quad \cdots(4.3)$$

となることから, 次の定理から導かれた統計量とも解釈できる。

Th 2. $\mathbf{X} \sim N_a(\boldsymbol{\mu} + R\mathbf{I}, \boldsymbol{\Sigma})$ のとき, $Y = \mathbf{c}'\mathbf{X}$, ($\mathbf{c}'\mathbf{I} = 0$) とすると, $Y \sim N_1(\mathbf{c}'\boldsymbol{\mu}, \mathbf{c}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{c})$ である,

\mathbf{X} の無作為標本 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ から, $Y_i = \mathbf{c}'\mathbf{X}_i$ としてえられる Y_1, Y_2, \dots, Y_n は Y の無作為標本とみられ

$$\begin{aligned} \sqrt{n}\bar{Y} &\sim N(\sqrt{n}\mathbf{c}'\boldsymbol{\mu}, \mathbf{c}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{c}) \rightarrow (\sqrt{n}\bar{Y})^2 \sim (\mathbf{c}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{c})' \chi_{1}^2(2\lambda = n(\mathbf{c}'\boldsymbol{\mu})^2) \\ \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 &\sim (\mathbf{c}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{c}) \cdot \chi_{n-1}^2 \\ \sqrt{n}\bar{Y} &\perp \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \end{aligned}$$

であることは良く知られている。これから

$$\frac{(\sqrt{n}\bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2/n-1} \sim \hat{F}_{n-1}^1, \quad \text{noncentral parameter } n(\mathbf{c}'\boldsymbol{\mu})^2 \text{ である。}$$

よって, 仮説 $\mathbf{c}'\boldsymbol{\mu} = 0$ のときは

$$\frac{(\sqrt{n}\bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2/n-1} = \frac{\|P_{\hat{c}}\hat{\mathbf{X}}\|^2}{\|P_{S(c)}\hat{\mathbf{X}}\|^2/n-1} \sim F_{n-1}^1.$$

Lemma 2. $V\left[\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}\right] = \boldsymbol{\Sigma} > 0$ の場合の $E(X) = E(Y)$ の検定について

いま, $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \sim N_2\left(\begin{pmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho\sigma_x\sigma_y \\ \rho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{pmatrix}\right)$ のとき, $Z = X - Y$ の分布は $Z \sim N(\mu_x - \mu_y, \sigma_y^2 - 2\rho\sigma_x\sigma_y + \sigma_x^2)$ となる, (X, Y) の無作為標本 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2) \cdots (X_n, Y_n)$ に対して, Z の無作為標本 $Z_1 \cdots Z_n$ がえられるが, $\bar{Z} = \sum Z_i/n$, $\sum(Z_i - \bar{Z})^2$ について

$\sqrt{n}\bar{Z} \sim N(\sqrt{n}(\mu_x - \mu_y), \sigma_x^2 + \sigma_y^2 - 2\rho\sigma_x\sigma_y \equiv \sigma^{*2}), \sum(Z_i - \bar{Z})^2 \sim \sigma^{*2}\chi_{n-1}^2, \bar{Z} \perp \sum(Z_i - \bar{Z})^2$ であるから

仮説 $\mu_x = \mu_y$ が真のときは, ベクトル (X, Y) の対差 Z につき

$$\frac{\sqrt{n}\bar{Z}}{\sum(Z_i - \bar{Z})/n-1} \sim F_{n-1}^1 \text{ となる。}$$

§5. $c_1'\mu=0, c_2'\mu=0$ (ただし $c_1 \perp c_2, c_i \perp I_a, i=1, 2$) の同時検定の可否の検討

§1 の lemma 1 のように c_1 から構成する na 次元のベクトル空間 $S(C_1)$ と, c_2 から構成する na 次元のベクトル空間 $S(C_2)$ をつくり, それ等をそれぞれ直交補空間に分ける, すなわち

$$S(C_1) \equiv S \begin{pmatrix} c_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & c_1 \end{pmatrix} \equiv S \begin{pmatrix} c_1 \\ c_1 \\ \vdots \\ c_1 \end{pmatrix} \underbrace{\begin{pmatrix} g_2(1), \dots, g_n(1) \\ C_1^- \\ \text{直交ベクトル} \end{pmatrix}}_{C_1^-} = S(\hat{c}_1) \oplus S(C_1^-)$$

$$\begin{matrix} \uparrow & \cdots & \uparrow & \uparrow \\ \hat{c}_1(1) & \hat{c}_n(1) & \hat{c}_1 \end{matrix}$$

$g_i'(1) = (\alpha_1(i)c_1', \alpha_2(i)c_1', \dots, \alpha_n(i)c_1')$, $i=2, 3, \dots, n$ であり

$$\sum_{k=1}^n \alpha_k(i) = 0, \quad \sum_{k=1}^n \alpha_k(i)\alpha_k(j) = 0 \text{ である。}$$

$$S(C_2) \equiv S \begin{pmatrix} c_2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & c_2 \end{pmatrix} \equiv S \begin{pmatrix} c_2 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_2 \end{pmatrix} \underbrace{\begin{pmatrix} g_2(2), \dots, g_n(2) \\ C_2^- \end{pmatrix}}_{C_2^-} = S(\hat{c}_2) \oplus S(C_2^-)$$

$$\begin{matrix} \uparrow & \cdots & \uparrow & \uparrow \\ \hat{c}_1(2) & \hat{c}_n(2) & \hat{c}_2 \end{matrix}$$

$g_i'(2) = (\beta_1(i)c_2', \beta_2(i)c_2', \dots, \beta_n(i)c_2')$, $i=2, 3, \dots, n$ であり,

$$\sum_{k=1}^n \beta_k(i) = 0, \quad \sum_{k=1}^n \beta_k(i)\beta_k(j) = 0 \text{ である。}$$

このとき

$$S(\hat{c}_1) \subset S(A, B), \quad S(C_1^-) \subset S^+(A, B),$$

$$S(\hat{c}_2) \subset S(A, B), \quad S(C_2^-) \subset S^+(A, B),$$

であることは, Lemma 1 で示した通りである。これを図 2 に示す。

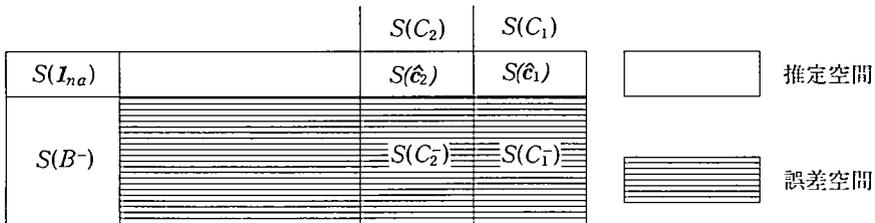


図 2

ここで $S(C_1) \perp S(C_2)$ は明らかである。

§3 の Th. 1. で示したように, \hat{X} の各空間への正射影の統計的独立性について検討する。

$$\text{Th. 3. } \langle P_{\hat{c}_i} \hat{\mathbf{X}} \rangle \perp P_{S(C_i)} \hat{\mathbf{X}} \quad i=1, 2, \quad \dots\dots(5.1)$$

$$\langle P_{\hat{c}_i} \hat{\mathbf{X}} \rangle \perp P_{S(C_j)} \hat{\mathbf{X}} \quad i \neq j, \quad i, j=1, 2 \quad \dots\dots(5.2)$$

$$\langle P_{\hat{c}_1} \hat{\mathbf{X}} \rangle \perp \langle P_{\hat{c}_2} \hat{\mathbf{X}} \rangle \quad \dots\dots(5.3)$$

$$P_{S(C_1)} \hat{\mathbf{X}} \perp P_{S(C_2)} \hat{\mathbf{X}} \quad \dots\dots(5.4)$$

である。

証明 (5.1)は Th.1で証明した。

(5.2)の $\langle P_{\hat{c}_i} \hat{\mathbf{X}} \rangle$ と $P_{S(C_j)} \hat{\mathbf{X}}$ の独立性を示す。

$$P_{S(C_2)} \hat{\mathbf{X}} = (e[\mathbf{g}_2(2)]' \hat{\mathbf{X}}, e[\mathbf{g}_3(2)]' \hat{\mathbf{X}}, \dots, e[\mathbf{g}_n(2)]' \hat{\mathbf{X}})$$

より $\text{cov}[\langle P_{\hat{c}_1} \hat{\mathbf{X}} \rangle, e[\mathbf{g}_i(2)]' \hat{\mathbf{X}}]$

$$= \frac{\sum_k \beta_k(i)}{\sqrt{n \cdot \sum_k \beta_k(i)^2}} e(\mathbf{c}_1)' \mathbf{E} e(\mathbf{c}_2) = 0 \quad \left(\sum_{k=1}^n \beta_k(i) = 0 \text{ より} \right)$$

$$i=2, 3, \dots, n$$

よって、 $\langle P_{\hat{c}_1} \hat{\mathbf{X}} \rangle \perp P_{S(C_2)} \hat{\mathbf{X}}$ である。 $\langle P_{\hat{c}_2} \hat{\mathbf{X}} \rangle \perp P_{S(C_1)} \hat{\mathbf{X}}$ も同様

(5.3)の $\langle P_{\hat{c}_1} \hat{\mathbf{X}} \rangle$ と $\langle P_{\hat{c}_2} \hat{\mathbf{X}} \rangle$ は統計的独立とはいえないことは、

$$\text{cov}[e(\hat{c}_1)' \hat{\mathbf{X}}, e(\hat{c}_2)' \hat{\mathbf{X}}] = e(\mathbf{c}_1)' \mathbf{E} e(\mathbf{c}_2) \equiv l \neq 0 \quad \dots\dots(5.5)$$

からである。

(5.4)の証明はつぎのことを示せばよい。

$$P_{S(C_1)} \hat{\mathbf{X}} = (e[\mathbf{g}_2(1)]' \hat{\mathbf{X}}, e[\mathbf{g}_3(1)]' \hat{\mathbf{X}}, \dots, e[\mathbf{g}_n(1)]' \hat{\mathbf{X}}) \text{ より}$$

$e[\mathbf{g}_i(1)]' \hat{\mathbf{X}}$ なる $P_{S(C_1)} \hat{\mathbf{X}}$ の $(i-1)$ 成分と、 $e[\mathbf{g}_j(2)]' \hat{\mathbf{X}}$ なる $P_{S(C_2)} \hat{\mathbf{X}}$ の $(j-1)$ 成分との共分散が必ずしも零でないことを示すとよい。 $i, j=2, 3, \dots, n$

$$\text{cov}[e[\mathbf{g}_i(1)]' \hat{\mathbf{X}}, e[\mathbf{g}_j(2)]' \hat{\mathbf{X}}] = \frac{\sum_k \alpha_k(i) \beta_k(j)}{\sqrt{\sum_k \alpha_k^2(i) \cdot \sum_k \beta_k^2(j)}} e(\mathbf{c}_1)' \mathbf{E} e(\mathbf{c}_2) = l_{ij} \neq 0.$$

$\dots\dots(5.6)$

一般に $\sum_k \alpha_k(i) \beta_k(j) \neq 0$ である。よって、 $(5.6) \neq 0$ 。

Lemma. 3.

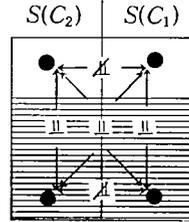
$$V[\langle P_{\hat{c}_1} \hat{\mathbf{X}} \rangle] = V[e(\hat{c}_1)' \hat{\mathbf{X}}] = \sigma_1^{*2} (\equiv e(\mathbf{c}_1)' \mathbf{E} e(\mathbf{c}_1)) \quad \dots\dots(5.7)$$

$$V[\langle P_{\hat{c}_2} \hat{\mathbf{X}} \rangle] = V[e(\hat{c}_2)' \hat{\mathbf{X}}] = \sigma_2^{*2} (\equiv e(\mathbf{c}_2)' \mathbf{E} e(\mathbf{c}_2)) \quad \dots\dots(5.8)$$

である。

本定理は $\hat{\mathbf{X}} \sim N_{na}(\hat{\mathbf{m}}, \text{diag}(\mathbf{E}, \dots, \mathbf{E}))$ のとき \mathbf{X} を

$$\begin{pmatrix} e(\hat{c}_1)' \\ e[\mathbf{g}_2(1)]' \\ e[\mathbf{g}_3(1)]' \\ \vdots \\ e[\mathbf{g}_n(1)]' \\ \dots\dots\dots \\ e(\hat{c}_2) \\ e[\mathbf{g}_2(2)]' \\ \vdots \\ e[\mathbf{g}_n(n)]' \end{pmatrix} \equiv Q_{(2n \times na)}^{-1} \mathbf{Z}, \text{ なる半直交行列で変換した, } \mathbf{Z} = Q_{12} \hat{\mathbf{X}} \text{ は}$$



これより検定方式IIIをうる。

$$\frac{\|P_{S(\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_{r-1})} \hat{\mathbf{X}}\|^2 / r - 1}{\|P_{S(\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_{r-1})} \hat{\mathbf{X}}\|^2 / (n-1)(r-1)} \sim F_{(n-1)(r-1)}^{r-1} \quad (\text{under } H \text{ is true})$$

(2) $S(\lambda^*) \perp \mathbf{I}_\alpha$ のときは, $S^* = S(\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_r)$ とすると,

$$H: S^* \perp \boldsymbol{\mu} \iff \mathbf{c}_i' \boldsymbol{\mu} = 0 \quad (i=1, 2, \dots, r) \text{ が真のとき}$$

$$\|P_{S(\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2 \sim \lambda^* \chi_r^2 \quad (\text{under } H \text{ is true})$$

$$\|P_{S(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2 \sim \lambda^* \chi_{r(n-1)}^2 \quad (\text{absolutely})$$

よって

$$\frac{\|P_{S(\hat{c}_1, \dots, \hat{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2 / r}{\|P_{S(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2 / r(n-1)} \sim F_{(n-1)r}^r \quad (\text{under } H \text{ is true}).$$

Th 4 の方式での仮説検定法とその適用例を, 先の第 24 号の小文では検定法(1)として示し, 分割法実験, 単純繰返し実験, two-type diagonal 3×3 の \mathcal{E} の分散分析に適用した。この方式での検定のデメリットは $\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_r$ が \mathcal{E} の固有根 λ^* に対応する固有空間の直交ベクトルで, \mathbf{c}_i から $\hat{\mathbf{c}}_i$ ($i=2, \dots, n$) を作るとき, $\hat{\mathbf{c}}_i$ は一般的に \mathcal{E} の elements ξ_{ij} の関数となり, \mathcal{E} が未知のとき $\|P_{S(\hat{c}_1, \dots, \hat{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2$ や $\|P_{S(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_r)} \hat{\mathbf{X}}\|^2$ の計算が出来ないことである。しかし上述の分割法実験, 単純繰返し実験等の場合は $\hat{\mathbf{c}}_i$ が ξ_{ij} に無関係に決定されることや, また $\mathbf{c}_i' \boldsymbol{\mu} = 0$ でもあるから前論文にあるように $\mathbf{c}_i' \boldsymbol{\mu} = 0, i=1 \dots r$ の同時検定が一つの統計量の算出で可能となる。

追記。本小文は, 宇喜多, 小野の“Generalized Linear Model の場合の仮説検定について”明星大学紀要(理工学部)1987をうけて, 検定法1と検定法2の関連, すなわち検定法2は検定法1の特別な場合であることを主張するものであるとともに, 一般的検定法1の理論的裏付けを行ったものである。

この研究に関する一部分は, 引用論文5)で発表済である。

引用文献

- 1) 宇喜多義昌: 行列正規分布とその応用・明星大学紀要(理工学部)。1986
- 2) Y. Ukita & K. Noda: About the Matrix Normal Distribution and its Application to Manova (The Second Japan-China Symposium on Statistics) 1986.
- 3) Y. Ukita & K. Noda: Testing Hypotheses on Generalized Linears Models in ANOVA (ISI 46th Contributed Papers) 1987.
- 4) 宇喜多義昌, 小野英夫; Generalized Linear Model の場合の仮説検定について 明星大学紀要(理工学部)1987。
- 5) 宇喜多義昌, “Generalized Linear Model の場合の F -検定量について” 文部省科学研究費総合研究 A 「多変量データ解析の理論と適用の研究」予稿集(1987)。
- 6) 宇喜多義昌, 野田一夫。“Generalized Linear Model の場合の F -検定量について (I), (II)” 日本数学春季研究会, 統計数学予稿集(1988)。