

線型分類方式による誤確率の上限について

静岡大 工 西 昭央
多賀保志
大阪大 工 石井恵一

1. 序

多次元母集団 Π_1, Π_2 について平均ベクトル μ_1, μ_2 ($\mu_1 \neq \mu_2$) 及び分散行列 Σ_1, Σ_2 は知らせておこうとする。 Π_i の事前分布を π_i ($\pi_1 + \pi_2 = 1$, $\pi_i > 0$) として観測ベクトル x の Π_i への分類を考える。 分類方式: $\phi(x) = (\phi_1(x), \phi_2(x))$ とは $\phi_1(x) \geq 0$, $\phi_1(x) + \phi_2(x) \equiv 1$ なる可測関数であり、 x を観測して $\phi_i(x)$ の確率で Π_i へ分類する方式である。

これら全体を $\Phi = \{\phi\}$ と書く。特に $\phi_i(x)$ が標本空間 \mathbb{R}^k の半空間の定義関数であるとき線型分類方式といい、その全体を $\Phi^l = \{\phi^l\}$ と書く。平均ベクトル μ_i 、分散行列 Σ_i を持つ分布関数全体を $F_i = F(\mu_i, \Sigma_i)$ と書く。 $F = (F_1, F_2)$, $F_i \in \Phi_i$; $F_l = (F_1, F_2)$ と略記する。 Π_i の真の分布が F_i であるとき分類方式 ϕ を用いたときの誤確率は容易に、

$$e(\phi, F) = \pi_1 \int \phi_2(x) dF_1 + \pi_2 \int \phi_1(x) dF_2$$

となる。Becker & u Chernoff [4] は 1 次元で事象分布が等しい場合に於ける、分布に依存する今種方式の誤確率の上限

$$\sup_{F \in \mathcal{F}} \inf_{\phi \in \Phi} e(\phi, F) = \left\{ 2 \left[1 + \left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma_1 + \sigma_2} \right)^2 \right] \right\}^{-1}$$

を求めた。多次元で事象分布が必ずしも等しくないときは、

Ishii, Taga [1] によると詳しい結果がある。本稿では今種方式を \mathbb{R}^k に制限した場合、分布に依存しない誤確率の上限 $\inf_{\phi \in \Phi} \sup_{F \in \mathcal{F}} e(\phi, F)$ をつけて考察する。 $\phi(x)$ が半空間 $\{x \in \mathbb{R}^k \mid d'x \geq \varepsilon\}$ の定義関数のとき $\phi^{(d, \varepsilon)} = (\phi_1^{(d, \varepsilon)}, \phi_2^{(d, \varepsilon)})$ と表わすことにする。

§2. $\sup_{F \in \mathcal{F}} e(\phi^{(d, \varepsilon)}, F)$ の計算

$F_1 \in \mathcal{F}_1, F_2 \in \mathcal{F}_2$ は独立に動かしてもいいから

$$(2.1) \quad \sup_{F \in \mathcal{F}} e(\phi^{(d, \varepsilon)}, F) = \pi_1 \sup_{F_1 \in \mathcal{F}_1} \int (1 - \phi_1^{(d, \varepsilon)}) dF_1 + \pi_2 \sup_{F_2 \in \mathcal{F}_2} \int (1 - \phi_2^{(d, \varepsilon)}) dF_2$$

分散行列 Σ が退化しないとき $I_{\mathcal{F}}$ [2] Theorem 3.1 より

$$(2.2) \quad \sup_{F \in \mathcal{F}} \int (1 - \phi_1^{(d, \varepsilon)}) dF_1 = \inf \left\{ \int g(x) dF_1 \mid g(x) \geq 1 - \phi_1^{(d, \varepsilon)}, g(x) \text{ 2 次関数} \right\}$$

となる。

補題 2.1. $A \in \mathbb{R}^{k \times k}$, symmetric, p.s.d のとき

$$x' A x + b' x + r \geq \exists \text{ const for } \forall x \in \mathbb{R}^k \Leftrightarrow b \in L[A]$$

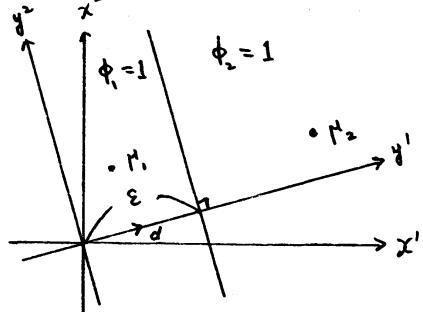
補題 2.2 $A \in \mathbb{R}^{k \times k}$, symmetric, p.s.d のとき, $D = \{x \in \mathbb{R}^k \mid d'x \geq \varepsilon\}$ に
對して $g(x) = (x - b)' A (x - b) + r \geq I_D(x)$ for $\forall x \in \mathbb{R}^k$ ならば $g(x) \geq h(x) \geq I_D(x)$
($\forall x \in \mathbb{R}^k$) を満たす適当な放物柱 $h(x)$ が存在し、主軸に d を選べ
る。証明は Appendix 参照

補題 2.1 より (2.2) の $g(x)$ は一般に $g(x) = (x-b)'A(x-b) + \gamma$ と表わすことが出来て (2.2) は以下のようになる。

$$(2.3) \sup_{F \in \mathcal{F}(M_1, \Sigma_1)} \int (1 - \phi_i^{d, \varepsilon}(x)) dF_i(x) = \inf_{\substack{(x-b)'A(x-b) + \gamma \geq 1 - \phi_i^{d, \varepsilon}(x) \\ (x-b)'A(x-b) + \gamma = I_D(x)}} \{t_n A \Sigma_1 + (M_1 - b)'A(M_1 - b) + \gamma\}$$

さて $d'd = 1$ と正規化しておくと補題 2.2 より $\exists T = [d, t_2, \dots, t_R] \in O(R)$

$$T' A T = \begin{pmatrix} \lambda & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & & \\ & & \ddots & 0 \end{pmatrix} (\lambda > 0) \quad \text{と 2 次関数 } g(x) = (x-b)'A(x-b) + \gamma \text{ は制限 } 1 \text{ でよい。}$$



$x = 3$ で直交変換 $X = TY$ によると

$Y \sim \mathcal{F}(T'M_1, T'\Sigma_1, T)$ 。従って $b = TC$

とおけば $(x-b)'A(x-b) + \gamma = \lambda(y^1 - c^1)^2 + \gamma$.

半空間 $\{x | d'x \geq \varepsilon\}$ は半空間 $\{y | y^1 \geq \varepsilon\}$

に変換される。 $|Jacobian| = |\det T| = 1$ であるから。

$$\sup_{F \in \mathcal{F}(M_1, \Sigma_1)} \int (1 - \phi_i^{d, \varepsilon}(x)) dF_i(x) = \sup_{F \in \mathcal{F}(T'M_1, T'\Sigma_1, T)} \int I_{\{y^1 \geq \varepsilon\}}(y) dF_i(y)$$

となる。(2.3) を右辺に適用すると

$$(2.4) \sup_{F \in \mathcal{F}(M_1, \Sigma_1)} \int (1 - \phi_i^{d, \varepsilon}(x)) dF_i(x) = \inf_{\substack{\lambda d' \Sigma_1 d + \lambda(d'M_1 - c)^2 + \gamma \\ \lambda(y^1 - c)^2 + \gamma \geq I_{\{y^1 \geq \varepsilon\}}}} \{ \lambda d' \Sigma_1 d + \lambda(d'M_1 - c)^2 + \gamma \}$$

右辺は簡単な計算によると

$$= \begin{cases} \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d'M_1 - \varepsilon)^2} & : d'M_1 < \varepsilon \\ 1 & : d'M_1 \geq \varepsilon \end{cases}$$

となる。 $F(M_2, \Sigma_2)$ に対する同様に (2.5)

$$(2.5) \sup_{F_2 \in \mathcal{F}(M_2, \Sigma_2)} \int (1 - \phi_2^{d, \varepsilon}(x)) dF_2(x) = \begin{cases} \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (\varepsilon - d'M_2)^2} & : d'M_2 < \varepsilon \\ 1 & : d'M_2 \geq \varepsilon \end{cases}$$

となる。(2.1), (2.4), (2.5) から次の定理を得る。

定理 2.1 (i) $d' \mu_1 < d' \mu_2$ の場合。

$$\sup_F e(\phi^{d,\varepsilon}, F) = \begin{cases} \pi_1 + \pi_2 \cdot \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} & ; d' \mu_1 \geq \varepsilon \\ \pi_1 \cdot \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \pi_2 \cdot \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} & ; d' \mu_1 < \varepsilon < d' \mu_2 \\ \pi_1 \cdot \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \pi_2 & ; d' \mu_2 \leq \varepsilon \end{cases}$$

(ii) $d' \mu_1 > d' \mu_2$ の場合。

$$\sup_F e(\phi^{d,\varepsilon}, F) = \begin{cases} \pi_1 + \pi_2 \cdot \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} & ; d' \mu_2 \geq \varepsilon \\ 1 & ; d' \mu_1 > \varepsilon > d' \mu_2 \\ \pi_1 \cdot \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \pi_2 & ; d' \mu_1 \leq \varepsilon \end{cases}$$

(iii) $d' \mu_1 = d' \mu_2$ の場合。

$$\sup_F e(\phi^{d,\varepsilon}, F) = \begin{cases} \pi_1 + \pi_2 \cdot \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} & ; d' \mu_1 > \varepsilon \\ \pi_1 \cdot \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \pi_2 & ; d' \mu_1 \leq \varepsilon \end{cases}$$

§3. 種々の結果

今類方程式 $\phi^{d,\varepsilon}$ で d を固定し ε を動かして次式の計算

$$(3.1) \quad \bar{\Psi}(d) \equiv \inf_{\varepsilon} \sup_F e(\phi^{d,\varepsilon}, F)$$

を行ふ。 $\pi_1 = \pi_2 = \gamma_2$ の場合は定理 2.1 より次式を得る。

$$(3.2) \quad \bar{\Psi}(d) = \min \left\{ \frac{1}{2}, \inf_{d' \mu_1 < \varepsilon < d' \mu_2} \left(\frac{1}{2} \cdot \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \frac{1}{2} \cdot \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} \right) \right\}$$

$$(3.3) \quad \psi^d(\varepsilon) \equiv \frac{1}{2} \left\{ \frac{d' \Sigma_1 d}{d' \Sigma_1 d + (d' \mu_1 - \varepsilon)^2} + \frac{d' \Sigma_2 d}{d' \Sigma_2 d + (d' \mu_2 - \varepsilon)^2} \right\} : d' \mu_1 < \varepsilon < d' \mu_2$$

とおく。Schwarz の不等式から容易に次の補題は得られる。

補題 3.1 $A: k \times k$, symmetric, p.d., $b: k \times 1$ の constant vector かつ $($

$\sup_{x \neq 0} \frac{x'b}{\sqrt{x'Ax}} = \sqrt{b'A^{-1}b}$
が成り立つ。 \sup_{ε} を attain する $\varepsilon > 0$ は $x = \alpha A^{-1}b$ ($\forall \alpha > 0$) の形で
ある。

case 1 $\pi_1 = \pi_2 = \frac{1}{2}$, $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$ の場合

若干の計算により次の式が成り立つ。

$$\Phi(d) = \min \left\{ \frac{1}{2}, \inf_{\varepsilon} \phi^{d,\varepsilon}(\varepsilon) \right\} = \begin{cases} \frac{1}{2} & ; \left(\frac{d'(\mu_2 - \mu_1)}{\sqrt{d'\Sigma d}} \right)^2 \leq 4 \\ \frac{1}{1 + \frac{1}{4} \left(\frac{d'(\mu_2 - \mu_1)}{\sqrt{d'\Sigma d}} \right)^2} & ; \quad > 4 \end{cases}$$

補題 3.1 より次の結果を得る。

定理 3.1 $\pi_1 = \pi_2 = \frac{1}{2}$, $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$ のとき

$$\inf_{\Phi^l} \sup_{\mathcal{F}} e(\phi^l, F) = \begin{cases} \frac{1}{2} & ; (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \leq 4 \\ \frac{1}{1 + \frac{1}{4} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)} & ; \quad > 4 \end{cases}$$

左辺の \inf を attain する ϕ^l は π_i ($i=1, 2$) に 2 次元正規分布を仮定
したときの判別関数 $x' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - \frac{1}{2} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 + \mu_2)$ に基づく
合意式のみである。更に Mahalanobis 距離 $(\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) > 4$
の場合には次の二式が成立する。

$$\inf_{\Phi^l} \sup_{\mathcal{F}} e(\phi^l, F) = 2 \cdot \inf_{\Phi} \sup_{\mathcal{F}} e(\phi, F)$$

case 2 π_i は未知で一般には $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$ の場合

$e_i(\phi^{d,\varepsilon}, F) \in \int (1 - \phi_i^{d,\varepsilon}) dF_i$ ($i=1, 2$) とおく。 d を固定し
 ε を動かすたびに、 minimax 的誤確率 $\inf_{\varepsilon} \max_i \sup_F e_i(\phi^{d,\varepsilon}, F)$ は
 $\varepsilon^*(d) = (\delta_1 d' \mu_2 + \delta_2 d' \mu_1) / (\delta_1 + \delta_2)$ ($\delta_i \in d' \Sigma_i d$) を達成する。故に次

式が得られる。

$$(3.4) \inf_{\phi} \inf_{\varepsilon} \max_i \sup_F e_i(\phi^{\varepsilon}, F) = \inf_{\phi} \frac{1}{1 + \left(\frac{d'(\mu_2 - \mu_1)}{\sqrt{d'\Sigma_d} + \sqrt{d'\Sigma_2 d}} \right)^2}$$

他方 $\pi_1 = \pi_2 = \frac{1}{2}$ のとき Taga[1] で次式が得られている。

$$(3.5) \inf_{\Phi} \sup_F e(\phi, F) = \sup_F \inf_{\Phi} e(\phi, F) = \frac{1}{2} \inf_{\phi} \frac{1}{1 + \left(\frac{d'(\mu_2 - \mu_1)}{\sqrt{d'\Sigma_d} + \sqrt{d'\Sigma_2 d}} \right)^2}$$

case 3 π_i は未知, $\Sigma_1 = \Sigma$, $\Sigma_2 = \alpha^2 \Sigma$ ($\alpha > 0$) の場合。

$\frac{\partial}{\partial \varepsilon} \phi^{\varepsilon}(\varepsilon) \Big|_{\varepsilon=\varepsilon^*} = 0 \Leftrightarrow \alpha = 1 \Leftrightarrow \Sigma_1 = \Sigma_2$ であるから $\alpha \neq 1$ のとき
 $\inf_{\Phi} \sup_F \left(\pi_1 \int \phi_2^{\varepsilon} dF_1 + \pi_2 \int \phi_1^{\varepsilon} dF_2 \right) < \inf_{\Phi} \sup_F \left(\frac{1}{2} \int \phi_2 dF_1 + \frac{1}{2} \int \phi_1 dF_2 \right)$ であり等号が成立するのは $\inf_{\Phi} \sup_F e(\phi^{\varepsilon}, F) \leq Y_2$ 且 $\Sigma_1 = \Sigma_2$ の場合に限る。併せて (3.5), (3.4) から

$$(3.6) \inf_{\Phi} \sup_F e(\phi, F) = \sup_F \inf_{\Phi} e(\phi, F) = \frac{1}{2} \frac{1}{1 + \frac{1}{(1+\alpha)^2} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)}$$

$$(3.7) \inf_{\Phi} \max_i \sup_F e_i(\phi^{\varepsilon}, F) = \frac{1}{1 + \frac{1}{(1+\alpha)^2} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)}$$

であり共に α の単調増加関数である。更に (3.7) の inf を attain する ϕ^{ε} は $x' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - \frac{1}{1+\alpha} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\alpha \mu_1 + \mu_2) \geq 0 \Leftrightarrow \phi_2^{\varepsilon}(x) = 1$ に限る。

case 4 $\pi_1 = \pi_2 = \frac{1}{2}$, $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, n 件の独立な標本 x_1, x_2, \dots, x_n

がすべて Π_1 の一方から得られる場合。

μ_1 の代りに $\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_1 \end{pmatrix}$, Σ の代りに $\begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & \Sigma \end{pmatrix}$ で置き換えればよい。

定理 3.2

$$\inf_{\Phi^{\ell}} \sup_F e(\phi^{\ell}(x_1, \dots, x_n), F) = \begin{cases} 1/2 & : (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \leq \frac{n}{4} \\ \frac{1}{1 + \frac{n}{4} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)} & : \dots > \frac{n}{4} \end{cases}$$

左辺の \inf を attain する ϕ^{ℓ} は Π_1, Π_2 が $\frac{n}{4}$ 次元正規性を仮定するとさきの分類方程式 $\bar{x}' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - \frac{1}{2} (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} (\mu_1 + \mu_2) \geq 0 \Leftrightarrow \phi_2^{\ell}(x_1, \dots, x_n) = 1$ に限る。

case 2, case 3. でも同様の考察が出来る。

Appendix (補題 2.2 の証明) A は symmetric, p.s.d だから $\exists T \in O(k)$

$$T' A T = \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_r \end{pmatrix}, \quad \lambda_i > 0, \quad 1 \leq r = \text{rank}(A) \leq k$$

ととする。 $T = [t_1, \dots, t_k]$ とかく。

(I) $d \in L[t_1, \dots, t_r]$ の場合。 $d = s_1, s_2, \dots, s_r$ を適当に選んで
 $s_i' s_j = \delta_{ij}$, $L[s_1, \dots, s_r] = L[t_1, \dots, t_r]$ とかく。 $S = [s_1, \dots, s_r, t_{r+1}, \dots, t_k]$
>とかく。 $S' A S = \begin{pmatrix} B & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$. B は $r \times r$, symmetric, p.d である。 $=$
 $\Rightarrow x = S y$ と変換する。 $b = S p$ とかく。 $g(x) = (y-p)' S' A S (y-p) + g$
 $y = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}_{k-r}^T$, $p = \begin{pmatrix} b \\ 0 \end{pmatrix}_{k-r}^T$ とかくと $g(x) = (u-g)' B (u-g) + g$ となる。
 $u = (u^1, u^2, \dots, u^r)^T$, $u^i = q_i$ (constant) の下 $u^i (u-g)' B (u-g) + g$ の最小値
>を求める。 $u = \begin{pmatrix} q_1 \\ u_2 \end{pmatrix}_{r+1}^T$, $g = \begin{pmatrix} b' \\ q_2 \end{pmatrix}_{r+1}^T$, $B = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{pmatrix}$ とかく。 B_{22} は $(k-r) \times (k-r)$.

$$\begin{aligned}
 & \text{symmetric p.d. であり, } G(u_2 | \gamma) = (\gamma - g'_1, (u_2 - g_2)) \begin{pmatrix} b'' B_{22} \\ B_{12} B_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \gamma - g'_1 \\ u_2 - g_2 \end{pmatrix} + \gamma \\
 &= (u_2 - g_2)' B_{22} (u_2 - g_2) + 2(\gamma - g'_1) B_{12} (u_2 - g_2) + b'' (\gamma - g'_1)^2 + \gamma \\
 &= (u_2 - g_2 - (\gamma - g'_1) B_{22}^{-1} B_{21})' B_{22} (u_2 - g_2 - (\gamma - g'_1) B_{22}^{-1} B_{21}) - (\gamma - g'_1)^2 B_{12} B_{22}^{-1} B_{21} + b'' (\gamma - g'_1)^2 + \gamma \\
 &\text{となる. } \therefore G(\gamma) \equiv \min_{u_2} G(u_2 | \gamma) = (b'' - B_{12} B_{22}^{-1} B_{21}) (\gamma - g'_1)^2 + \gamma \geq I_D \text{ となる.} \\
 &\because \gamma = T^* B = |B_{22}| \cdot (b'' - B_{12} B_{22}^{-1} B_{21}) > 0, |B_{22}| > 0 \text{ より, } b'' - B_{12} B_{22}^{-1} B_{21} > 0.
 \end{aligned}$$

(II) $d \notin L[t_1, \dots, t_r]$ の場合、 $x = Tz$, $b = Tg$ と変換する。 $g(x) \equiv G(z)$

$$(z - g)' \Lambda (z - g) + \gamma = \sum_{i=1}^r \lambda_i (z^i - g^i)^2 + \gamma \text{ となる. } s = [d, * \dots *] \in O(k)$$

を任意に 1 つ定めると適当な $Q \in O(k)$ により $s = TQ$ となる。

すなはち $x = sy$ と変換するより $Tz = x = sy = TQy$. 従って $z = Qy$. 即ち $y = Q'z$ である。 $\therefore y' = \sum_{j=1}^k q_{ji} z^j$ ($Q = (q_{ij})$). ここで $s = TQ$ より $d = s_1 = \sum_{j=1}^k q_{ji} t_j$ である。 $d \notin L[t_1, \dots, t_r]$ より $\exists j_0 \geq r+1$ かつ $z^{j_0} \neq 0$ である。すなはち $y' = \gamma$ (constant) の下で $G(z)$ の最小値を求める。 $\gamma = \sum_{j=1}^k q_{ji} z^j (= y')$ が z に対する制約条件である。特別な場合として $z = z^1 = g^1, \dots, z^r = g^r, z^{r+1} = \dots = z^{j_0-1} = z^{j_0+1} = \dots = z^k = 0$ における制約式は $\gamma = \sum_{j=1}^k q_{ji} g^j + q_{j_0, 1} z^{j_0}, \text{ 且し } z^{j_0} = \frac{1}{q_{j_0, 1}} (\gamma - \sum_{j=1}^r q_{ji} \cdot g^j)$ である。この z に対して $G(z) = \gamma$ であるから $\min_{y'=\gamma} g(x) = \gamma$ である。

所で $x = sy$ より $y = s^{-1}x$. $\therefore y' = s_1' x = d' x$ である。

$$\begin{aligned}
 & \text{(I) の場合. } S' A S = \begin{pmatrix} B & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ より } b'' = s_1' A s_1 = d' A d, \text{ 但し } b = Sp \\
 &= S \begin{pmatrix} \gamma \\ 0 \end{pmatrix}. \text{ より } z \begin{pmatrix} \gamma \\ 0 \end{pmatrix} = S'b \text{ より } g' = s_1' b = d' b \text{ である. 以上から,} \\
 & f(x) = \begin{cases} (d' A d - B_{12} B_{22}^{-1} B_{21}) (d'(x-b))^2 + \gamma & : \text{(I) の場合} \\ \gamma & : \text{(II) の場合} \end{cases}
 \end{aligned}$$

とあればよい。(証終)

参考文献

- [1] Isii,K., Taga,Y. (1974), "Mathematical programming approach to a minimax theorem of statistical discrimination applicable to pattern recognition". IFIP Conference of Optimization Techniques in Novosibirsk.
- [2] Isii,K. (1964), "Inequalities of the types of Chebyshev and Cramér-Rao and mathematical programming". Ann. Inst. Stat. Math., Vol.16.
- [3] 多賀 西石#(1975), "統計的判別法について" 数研講究録 231
- [4] Chernoff,H. (1971), "A bound on the classification error for discriminating between populations with specified means and variances", Studi di probabilità, statistica e ricerca operativa in onore di Giuseppe Pompilj.