

指數分配族之充分統計量

鄭隆輝

(作者現為本校商學院統計學系專任副教授)

1. 緒 言

本文主要內容在於討論指數分配族之充分統計量的一些特性及應用。Patil [8] 曾討論過一隨機變數一母數之指數分配族，所定義之機率密度函數 (p. d. f.) 為 $f(x; \theta) = q(x) e^{\theta x} / g(\theta)$ ，後又與 Bildikar [2] 討論了關於多變數多母數指數分配族，所定義之機率密度函數為 $f(x_1, \dots, x_s; \theta_1, \dots, \theta_s) = h(x_1, \dots, x_s) \exp [x_1 \theta_1 + \dots + x_s \theta_s - q(\theta_1, \dots, \theta_s)]$ 。不過所討論的範圍仍限於線性指數型分配 (linear exponential-type distributions)。因此本文開始時先討論一般多母數指數分配族之聯合充分統計量及其特性。所定義之機率密度函數為 $f(z; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp [\sum_j a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) b_j(z) + c(z) - d(\theta_1, \dots, \theta_m)]$ ，但指數分配族之聯合充分統計量之聯合分配仍屬於多變數多母數之指數分配族，因此，當 $a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) = \theta_j, j=1, \dots, m$ 時，有一部分雖然與 Patil 所討論之方式略不同，但仍獲得相同的結論。

最後討論了充分統計量與獨立性之關係，因指數分配族之聯合充分統計量具有完全性，因此依 Basu [1]，Hogg 和 Craig [3] 之定理可導出一些有關獨立性的結果。

2. 指數分配族之機率密度函數及其充分統計量

設隨機變數或隨機向量 Z 之 p. d. f. 為

$$(2.1) \quad f(z; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp \left[\sum_{j=1}^m a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) b_j(z) + c(z) - d(\theta_1, \dots, \theta_m) \right],$$

式中母數 $(\theta_1, \dots, \theta_m) \in \Omega$ ， Ω 為母數空間， $d(\theta_1, \dots, \theta_m)$ 為一有界解析函數 (bounded analytic function)。則稱分配族 $\{f(z; \theta_1, \dots, \theta_m) \mid (\theta_1, \dots, \theta_m) \in \Omega\}$ 為一指數分配族，例如一變數或多變數之常態分配，波氏分配，二項或多項分配，負二項或負多項分配等皆屬之。因不失一般性，本文中設 Z 為一連續型之隨機變數，並設此分配為 regular case [3]，在運算時具有 regularity conditions [9]。

設 Z_1, \dots, Z_n 為一組隨機樣本，樣本數 $n > m$ ，則由其概度函數

$$(2.2) \quad L = f(z_1; \theta_1, \dots, \theta_m) \cdots f(z_n; \theta_1, \dots, \theta_m) \\ = \exp \left[\sum_j \sum_i a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) b_j(z_i) - n d(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] \cdot \exp \left[\sum_i c(z_i) \right]$$

得知 $X_j = \sum_{i=1}^n b_j(Z_i)$ ， $j=1, \dots, m$ 為 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之聯合充分統計量，且為具有完全性之

最小充分統計量 (joint minimal sufficient statistics)。

又由 $X_j = \sum_i b_j(Z_i)$, $j=1, \dots, m$ 之關係式, 知即可導出 X_1, \dots, X_m 之聯合分配,

故可設 X_1, \dots, X_m 之聯合機率密度函數 (j.p.d.f.) 爲

$$(2.3) \quad g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp \left[\sum_j a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right],$$

式中 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = nd(\theta_1, \dots, \theta_m)$ 。

顯然知充分統計量 X_1, \dots, X_m 之聯合分配亦屬於指數分配族, 而且知 X_1, \dots, X_m 之動差母函數 (m.g.f.) 爲

$$\begin{aligned} M(t_1, \dots, t_m) &= E[\exp(\sum_j t_j X_j)] \\ &= \int \dots \int \exp \left[\sum_j t_j x_j + \sum_j a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] \\ &\quad dx_1 \dots dx_m, \text{ 設 } t_j + a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) = a_j(s_1, \dots, s_m), \text{ 且當 } t_j = 0 \text{ 則 } \theta_j = s_j, \\ &\quad j=1, \dots, m, \text{ 得} \end{aligned}$$

$$(2.4) \quad M(t_1, \dots, t_m) = \exp \left[q(s_1, \dots, s_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] \int \dots \int \exp \left[\sum_j a_j(s_1, \dots, s_m) x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(s_1, \dots, s_m) \right] dx_1 \dots dx_m$$

$$= \exp \left[q(s_1, \dots, s_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right].$$

若設 $Y_j = \frac{1}{n} X_j$, $j=1, \dots, m$ 則仍爲 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之聯合充分統計量, 由(2.4)知 Y_1, \dots, Y_m 之 m.g.f. 爲

$$(2.5) \quad M(t_1, \dots, t_m) = \exp \left[q(s_1, \dots, s_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right],$$

唯式中 $\frac{t_j}{n} + a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) = a_j(s_1, \dots, s_m)$, $j=1, \dots, m$ 。

又由(2.3)知 $\int \dots \int g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1 \dots dx_m = 1$, 兩邊對 θ_k 微分, 得

$$\int \dots \int \left[\sum_j \frac{\partial a_j}{\partial \theta_k} x_j - \frac{\partial q}{\partial \theta_k} \right] g(x_1, \dots, x_m) dx_1 \dots dx_m = 0, \text{ 即}$$

$$\sum_j \frac{\partial a_j}{\partial \theta_k} E(X_j) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k}, \quad k=1, \dots, m, \text{ 解此 } m \text{ 個方程式, 當行列式 } J =$$

$\frac{\partial(a_1, \dots, a_m)}{\partial(\theta_1, \dots, \theta_m)} \neq 0$, 得充分統計量 X_1, \dots, X_m 之希望數爲

$$E(X_1) = \frac{1}{J} \frac{\partial(q, \dots, a_m)}{\partial(\theta_1, \dots, a_m)}, \dots, \quad E(X_m) = \frac{\partial(a_1, \dots, q)}{\partial(\theta_1, \dots, \theta_m)}$$

3. 當 $a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) = a_j(\theta_j)$, $j=1, \dots, m$ 。

由(2.4)知聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之 m.g.f. 爲

$$(3.1) \quad M(t_1, \dots, t_m) = \exp [q(s_1, \dots, s_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m)], \text{ 式中}$$

$$a_j(\theta_j) + t_j = a_j(\theta_j) + t_j = a_j(s_j), \quad j=1, \dots, m.$$

其次再考慮各統計量 $X_j, j=1, \dots, m$ 之希望數, 變異數及相關係數, 有效性等問題。

因 $\int \dots \int g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1 \dots dx_m = 1$, 對 θ_k 微分, 得

$$\int \dots \int (a'_k x_k \frac{\partial q}{\partial \theta_k}) g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1, \dots, dx_m = 0, \text{ 式中 } a'_k = \frac{da_k}{d\theta_k}(\theta_k)$$

$$\text{得 } a'_k E(X_k) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k}, \quad k=1, \dots, m.$$

故得知

$$\text{統計量 } X_k \text{ 之希望數爲 } E(X_k) = \left[\frac{\partial q}{\partial \theta_k}(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] / a'_k(\theta_k), \quad k=1, \dots, m,$$

因 $E(X_k) = \int \dots \int x_k g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1 \dots dx_m$, 兩邊對 θ_k 微分得

$$\frac{\partial E(X_k)}{\partial \theta_k} = a'_k(\theta_k) E(X_k^2) \frac{\partial q}{\partial \theta_k}(\theta_1, \dots, \theta_m) E(X_k), \text{ 因 } a'_k(\theta_k) \neq 0, \text{ 得}$$

$$\left[\frac{\partial E(X_k)}{\partial \theta_k} \right] / a'_k(\theta_k) = E(X_k^2) - \left[\frac{\partial q}{\partial \theta_k} / a'_k \right]^2 = E(X_k^2) - [E(X_k)]^2 = V(X_k)$$

$$\text{又由 } \int \dots \int x_k g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1 \dots dx_m = E(X_k) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k} \frac{1}{a'_k},$$

兩邊對 θ_j 微分, $j \neq k$, 得

$$\int \dots \int x_k (x_j a'_j - \frac{\partial q}{\partial \theta_j}) g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) dx_1 \dots dx_m = \left[\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \right] / a'_k$$

$$\text{即 } E(X_k X_j) a'_j - E(X_k) \frac{\partial q}{\partial \theta_j} = \left[\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \right] / a'_k$$

$$E(X_k X_j) - E(X_k) E(X_j) = \left[\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \right] / [a'_j a'_k], \quad k \neq j, \text{ 因此得知}$$

聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之希望數, 變異數, 互變數及相關係數各爲如下:

$$(3.2) \quad E(X_k) = \left[\frac{\partial q}{\partial \theta_k}(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] / a'_k(\theta_k), \quad k=1, \dots, m,$$

$$(3.3) \quad V(X_k) = \left[\frac{\partial E(X_k)}{\partial \theta_k} \right] / a'_k(\theta_k), \quad k=1, \dots, m,$$

$$(3.4) \quad \text{Cov}(X_k, X_j) = \left[\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k \partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] / [a'_k(\theta_k) a'_j(\theta_j)], \quad k \neq j,$$

$$(3.5) \quad \rho(X_k, X_j) = \frac{\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k \partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\sqrt{a'_k(\theta_k) a'_j(\theta_j) \frac{\partial E(X_k)}{\partial \theta_k} \frac{\partial E(X_j)}{\partial \theta_j}}}$$

因此由 (3.5) 又得知

若 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = k_1 \theta_1^{n_1} + \dots + k_m \theta_m^{n_m}$ 之形式之函數，式中 $k_j, n_j, j=1, \dots, m$ 為任意常數，則 $\rho(X_k, X_j) = 0, k \neq j$ 。即說明了各統計量 X_1, \dots, X_m 之間任二統計量皆不相關。

因 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = nd(\theta_1, \dots, \theta_m), Y_j = \frac{1}{n} X_j, j=1, \dots, m$ ，如果 Y_j 之希望數為 $r_j(\theta_j)$ 之函數，即 $E(Y_j) = r_j(\theta_j), j=1, \dots, m$ ，則知

$$r_j(\theta_j) = E(Y_j) = \frac{1}{n} E(X_j) = \left[\frac{\partial d(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_j} \right] / a_j'(\theta_j), j=1 \dots m.$$

$$\frac{\partial d}{\partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m) = r_j(\theta_j) a_j'(\theta_j), \text{再微分, 得}$$

$$(3.6) \quad \frac{\partial^2 d}{\partial \theta_j^2}(\theta_1, \dots, \theta_m) = r_j(\theta_j) a_j''(\theta_j) + r_j'(\theta_j) a_j'(\theta_j) \text{ 及}$$

$$\frac{\partial^2 d}{\partial \theta_i \partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m) = 0, i \neq j,$$

$$\text{故 } V(Y_j) = \frac{1}{n^2} V(X_j) = \frac{1}{n^2} \left[\frac{\partial E(X_j)}{\partial \theta_j} \right] / a_j'(\theta_j) = r_j'(\theta_j) / n a_j'(\theta_j) > 0, j=1, \dots, m,$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = \frac{1}{n^2} \text{Cov}(X_i, X_j) = \left[\frac{1}{n} \frac{\partial^2 d}{\partial \theta_i \partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m) \right] / [a_i'(\theta_i) a_j'(\theta_j)] = 0$$

因此得知

若 $E(Y_j) = r_j(\theta_j), j=1, \dots, m$ ，則 $\rho(Y_i, Y_j) = 0, i \neq j$ 。且聯合充分統計量 Y_1, \dots, Y_m 之分散矩陣 (dispersion matrix) 為一對角矩陣 (diagonal matrix)

$$V = \begin{pmatrix} r_1'(\theta_1) / n a_1'(\theta_1) & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & r_m'(\theta_m) / n a_m'(\theta_m) \end{pmatrix}$$

另一方面，由 (2.2) 知

$$\ln L = \sum_j a_j(\theta_j) - \sum_i b_j(z_i) + \sum_i c(z_i) - nd(\theta_1, \dots, \theta_m), \text{對 } \theta_j \text{ 微分}$$

$$\text{得 } E\left(\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \theta_j^2}\right) = a_j''(\theta_j) E(X_j) - n \frac{\partial^2 d}{\partial \theta_j^2} = n a_j''(\theta_j) r_j(\theta_j) - n \frac{\partial^2 d}{\partial \theta_j^2},$$

由 (3.6) 得

$$E\left(\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \theta_j^2}\right) = -n r_j'(\theta_j) a_j'(\theta_j) < 0,$$

$$E\left(\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \theta_i \partial \theta_j}\right) = 0 - n \frac{\partial^2 d}{\partial \theta_i \partial \theta_j} = 0, i \neq j, \text{得}$$

情報矩陣 (information matrix) 為一對角矩陣

$$J = \left[-E\left(\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \theta_i \partial \theta_j}\right) \right] = \begin{pmatrix} n r_1'(\theta_1) a_1'(\theta_1) & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & n r_m'(\theta_m) a_m'(\theta_m) \end{pmatrix},$$

故得知

若 $E(Y_j) = r_j(\theta_j)$, $j=1, \dots, m$, 則聯合充分統計量 Y_1, \dots, Y_m 為同時有效推定量之充要條件為 $VJ = I_m$, 即 $[r'_j(\theta_j)]^2 = 1$, $j=1, \dots, m$ 。且當 $a'_j(\theta_j) > 0$ 則 $r_j(\theta_j) = \theta_j + c_j$; 當 $a'_j(\theta_j) < 0$ 則 $r_j(\theta_j) = -\theta_j + c_j$, $j=1, \dots, m$, c_j 為任意常數。

4. 當 $a_j(\theta_1, \dots, \theta_m) = \theta_j$, $j=1, \dots, m$ 。

則隨機變數 Z 之 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 為

$$f(z; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp \left[\sum_j \theta_j b_j(z) + c(z) - d(\theta_1, \dots, \theta_m) \right]$$

且由 (2.3) 知聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之 $j \cdot p \cdot d \cdot f \cdot$ 成爲

$$(4.1) \quad g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp \left[\sum_j \theta_j x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right]$$

由 (3.1) 知 $\theta_j + t_j = s_j$, $j=1, \dots, m$, 故 X_1, \dots, X_m 之 $m \cdot g \cdot f \cdot$ 爲

$$(4.2) \quad M(t_1, \dots, t_m) = \exp \left[q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right],$$

由 (3.2), (3.3), (3.4) 知 $E(X_k) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k}$, $V(X_k) = \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k^2}$, $\text{Cov}(X_k, X_j) = \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k \partial \theta_j}$ 。

當 $m=1$, 則統計量 $X = \sum_i b(Z_i)$ 之 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 成爲

$$(4.3) \quad \begin{aligned} g(x; \theta) &= \exp [\theta x + p(x) - q(\theta)], \text{ 式中 } q(\theta) = nd(\theta), \\ m \cdot g \cdot f \cdot \quad M(t) &= \exp [q(\theta + t) - q(\theta)], \\ c \cdot g \cdot f \cdot \quad K(t) &= \ln M(t) = q(\theta + t) - q(\theta), \end{aligned}$$

但 $K(t) = \lambda_1 t + \lambda_2 \frac{t^2}{2!} + \dots + \lambda_r \frac{t^r}{r!} + \dots$, 式中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots$ 爲各級累加率。

故 $K(t) = \lambda_1 t + \lambda_2 \frac{t^2}{2!} + \dots = q(\theta + t) - q(\theta) = q'(\theta) t + q''(\theta) \frac{t^2}{2!} + \dots$,

因此得知

若 X 之 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 爲 $g(x; \theta) = \exp [\theta x + p(x) - q(\theta)]$, 則各級累加率 $\lambda_r = q^{(r)}(\theta)$

$$, r=1, 2, \dots, \text{ 且 } \lambda_{r+1} = q^{(r+1)}(\theta) = \frac{d\lambda_r}{d\theta} = \frac{d^r \lambda_1}{d\theta^r}。$$

反之, 若 $\lambda_{r+1} = \frac{d\lambda_r}{d\theta}$, 則其分配之 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 必爲如 (4.3) 式。係由 Patil[8] 所證。

如果已知一隨機變數 X 之分配爲波氏分配, 則其均數 $\mu = E(X)$ 與其變異數 $\sigma^2 = V(X)$ 相等。反之, 若一隨機變數之 $\mu = \sigma^2$ 或 $E(X) = V(X)$, 且 $c \cdot g \cdot f \cdot K(t) = q(\theta + t) - q(\theta)$, 則由前述知 $q'(\theta) = E(X) = V(X) = q''(\theta)$, 得 $q'(\theta) = ke^\theta$, k 爲任意常數。但因 $ke^\theta = q'(\theta) = V(X) > 0$, 故知 $k > 0$, $q(\theta) = ke^\theta + c$,

c為任意常數。得

$$c \cdot g \cdot f \cdot K(t) = ke^{\theta+t} - ke^{\theta} = ke^{\theta} (e^t - 1)$$

或 $m \cdot g \cdot f \cdot M(t) = \exp [ke^{\theta} (e^t - 1)]$ ，知係以 $\mu = ke^{\theta} > 0$ 之波氏分配之 $m \cdot g \cdot f \cdot$ ，故知該隨機變數之分配為波氏分配，且其所有累加率 $\lambda_r, r=1, 2, \dots$ 皆相等，即 $\lambda_1 = \mu = \sigma^2 = \lambda_2 = \lambda_3 = \dots$ 。故得知

若一隨機變數X之 $c \cdot g \cdot f \cdot K(t) = q(\theta+t) - q(\theta)$ ，則X之分配為波氏分配之充要條件為 $\lambda_1 = \lambda_2$ 或 $\mu = \sigma^2$ 或 $q''(\theta) = q'(\theta)$ 。（註：— gamma 分配之均數亦可等於變異數，但其 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 則非 (4.3) 式之形式。）

在 Bildikar [2] 之論文說如果一隨機變數X之 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 為 (4.3) 式，則 $\lambda_2 = \lambda_1 / (1 + de^{\theta})$ ，d 為實數之充要條件為X之分配為二項分配，波氏分配或負二項分配。當 $d = 0$ ，則 $\lambda_2 = \lambda_1$ ，則由前文之結果，即知X之分配為波氏分配。

當 $d \neq 0$ ，因 $q''(\theta) = \lambda_2, q'(\theta) = \lambda_1$ ，故 $q''(\theta) = q'(\theta) / (1 + de^{\theta})$ ，解此微分方程，得 $q(\theta) = \frac{k}{d} \ln(1 + de^{\theta}) + c, k, c$ 為常數，因 $(ke^{\theta}) / (1 + de^{\theta})^2 = q''(\theta) = \sigma_2 = \lambda^2 > 0$ ，故 k 為一正數。

因此X之 $c \cdot g \cdot f \cdot$ 為

$$K(t) = q(\theta+t) - q(\theta) = \frac{k}{d} [\ln(1 + de^{\theta+t}) - \ln(1 + de^{\theta})]$$

$$= \frac{k}{d} \ln \left(\frac{1 + de^{\theta+t}}{1 + de^{\theta}} \right) = \frac{k}{d} \ln \left(\frac{1}{1 + de^t} + \frac{de^{\theta}}{1 + de^t} e^t \right)$$

$$= \frac{k}{d} \ln(q + pe^t) = \ln(q + pe^t) \frac{k}{d}$$

$$\text{式中 } q = \frac{1}{1 + de^{\theta}}, p = \frac{de^{\theta}}{1 + de^{\theta}}, q + p = 1,$$

故得知

$$X\text{-之 } m \cdot g \cdot f \cdot M(t) = (q + pe^t)^{\frac{k}{d}}, k > 0。$$

當 $p > 0, q > 0$ ，則 $M(t)$ 為二項分配之 $m \cdot g \cdot f \cdot$ 之充要條件為 k/d 為一正整數，即 $d > 0$ 。

當 $p < 0$ ，則 $M(t)$ 為負二項分配之 $m \cdot g \cdot f \cdot$ 之充要條件為 k/d 為一負實數，即 $d < 0$ 。

但當 $\lambda_2 = k\lambda_1$ ， k 為一常數，Bildikar [2] 則未在此論文中討論。若 $k=1$ ，則為前述之 $d=0$ 之情形，否則由解 $q''(\theta) = kq'(\theta)$ ，可得

$$q(\theta) = c_1 + c_2 e^{k\theta}, c_1, c_2 \text{ 為常數。}$$

當 $k=0$ ，則 $q(\theta) = c_1 + c_2, \lambda_2 = \sigma^2 = q'(\theta) = 0, \lambda_1 = \mu = q'(\theta) = 0$ 故知X之分配為一退化分配 (degenerate distribution)，其 $p \cdot d \cdot f \cdot$ 為 $g(x; \theta) = 1, x=0$ ，及

$g(x; \theta) = 0, x \neq 0$ 。

當 $k \neq 0$ ，因 $q''(\theta) = c_2 k^2 e^{k\theta} = \lambda_2 = \sigma^2 > 0$ ，知 $c_2 > 0$ ，且 X 之 $c \cdot g \cdot f$ 為
 $K(t) = g(\theta+t) - q(\theta) = c_2 e^{k(\theta+t)} - c_2 e^{k\theta} = c_2 e^{k\theta} (e^{kt} - 1)$ ，

$m \cdot g \cdot f$ 為 $M(t) = \exp [c_2 e^{k\theta} (e^{kt} - 1)]$ ，
 故得知

若 $\lambda_2 = k\lambda_1$ ， X 之 $c \cdot g \cdot f$ 為 $K(t; X) = c_2 e^{k\theta} (e^{kt} - 1)$ ，知為一波氏分配之充要條件為 $k=1$ ，其均數 $\mu = c_2 e^{k\theta} = c_2 e^{\theta} > 0$ 。

當 $k=1, k \neq 0$ ，設一隨機變數 W 之分配為以均數 $\mu = c_2 e^{k\theta} > 0$ 之波氏分配，則其
 $m \cdot g \cdot f$ 為 $M(t; W) = \exp [c_2 e^{k\theta} (e^t - 1)]$ ，故隨機變數

kW 之 $m \cdot g \cdot f$ 為 $M(t; kW) = E(e^{tkw}) = \exp [c_2 e^{k\theta} (e^{kt} - 1)]$ ，
 kW 之 $c \cdot g \cdot f$ 為 $K(t; kW) = c_2 e^{k\theta} (e^{kt} - 1) = K(t; X)$ ，因此 X 之分配即為 kW 之分配。

故由上述討論可得知

設 X 之 $c \cdot g \cdot f \cdot K(t) = q(\theta+t) - q(\theta)$ ， $\lambda_2 = k\lambda_1$ ，

若 $k=0$ ，則 X 之分配為退化分配，

若 $k=1$ ，則 X 之分配為以均數 $\mu = c_2 e^{k\theta}$ 之波氏分配，

若 $k=1, k \neq 0$ ， X 之分配為 kW 之分配， W 之分配為以

$\mu = c_2 e^{k\theta}$ 之波氏分配。即 X 之 $p \cdot d \cdot f$ 為

$$g(x; \theta) = (e^{-\mu} \cdot \mu^{\frac{x}{k}}) / (\frac{x}{k})!, \quad x = 0, k, 2k, \dots$$

由前述知如果 $q(\theta) = c_1$ ， c_1 為常數，知 X 之分配為退化分配。如果 $g(\theta) = c_1 + c_2\theta$ ， $c_1, c_2 > 0$ 為常數，則 $q'(\theta) = c_2 = \lambda_1 = \mu$ ， $q''(\theta) = 0 = \lambda_2 = \sigma^2$ ，顯然知 X 之分配亦為退化分配。如果 $q(\theta) = c_1 + c_2\theta + c_3\theta^2$ ， c_1, c_2, c_3 為常數，則 $q'(\theta) = c_2 + 2c_3\theta = \lambda_1 = \mu$ ，

$q''(\theta) = 2c_3 = \lambda_2 = \sigma^2 > 0$ ，得 $q^{(r)}(\theta) = 0, r = 3, 4, \dots$ 。又 $K(t) = q(\theta+t) - q(\theta) = c_2(\theta+t) + c_3(\theta+t)^2 - c_2\theta - c_3\theta^2$
 $= (c_2 + 2c_3\theta)t + c_3t^2$ ，知

$$m \cdot g \cdot f \cdot M(t; X) = \exp [(c_2 + 2c_3\theta)t + 2c_3t^2/2]$$

故得知 若 X 之 $c \cdot g \cdot f \cdot K(t) = q(\theta+t) - q(\theta) = c_1 + c_2\theta + c_3\theta^2$
 $c_1, c_2, c_3 > 0$ 為常數，則 X 之分配為常態分配，即 $X \sim n(\mu, \sigma^2)$ ， $\mu = c_2 + 2c_3\theta, \sigma^2 = 2c_3$ 。

一般而言，若 $q^{(r)}(\theta) = 0, r = 3, 4, \dots$ 。則

$$K(t) = \lambda_1 t + \lambda_2 \frac{t^2}{2} \text{ 或 } M(t) = \exp(\lambda_1 t + \lambda_2 \frac{t^2}{2}) = \exp[q'(\theta)t + q''(\theta)\frac{t^2}{2}] ,$$

知X之分配為常態分配 $n(q'(\theta), q''(\theta))$ ，反之亦然。

最後，再考慮充分統計量 $Y = \frac{1}{n} X = \frac{1}{n} \sum_j b(Z_j)$ 由(4.3)知

$$\begin{aligned} Y \text{之 } m \cdot g \cdot f \quad M(t) &= \exp[q(\theta + \frac{t}{n}) - q(\theta)] \\ &= \exp[n d(\theta + \frac{t}{n}) - n d(\theta)] , \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} K(t) = \ln M(t) &= n [d'(\theta) \frac{t}{n} + \frac{d''(\theta)}{2!} (\frac{t}{n})^2 + \dots] \\ &= d'(\theta) t + \frac{d''(\theta)}{2!} \frac{t^2}{n} + \dots \end{aligned}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} K(t) = d'(\theta) t , \quad \text{即 } \lim_{n \rightarrow \infty} M(t) = e^{d'(\theta) t} ,$$

故得知 統計量Y之極限分配 (limiting distribution) 為一退化分配，其 p.d.f. $h(y; \theta) = 1, y = d'(\theta); h(y; \theta) = 0, y \neq d'(\theta)$ 。

5. m個母數之指數分配族

本節主要內容在於依上節所得到之各種結論在此推論到m個母數之情形。

設隨機變數Z之 p.d.f. 為

$$f(z; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp[\sum_j \theta_j b_j(z) + c(z) - d(\theta_1, \dots, \theta_m)] ,$$

由(4.1)知聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之 j.p.d.f. 為

$$g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp[\sum_j \theta_j x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m)] ,$$

式中 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = n d(\theta_1, \dots, \theta_m)$

且其 m.g.f. $M(t_1, \dots, t_m) = \exp[q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m)]$,

$$(5.1) \quad \text{希望數 } E(X_k) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k}(\theta_1, \dots, \theta_m) ,$$

$$(5.2) \quad \text{變異數 } V(X_k) = \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k^2}(\theta_1, \dots, \theta_m) ,$$

$$(5.3) \quad \text{互變數 } \text{Cov}(X_k, X_j) = \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k \partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m) \quad \circ k \neq j .$$

當 $m = 2$,

$$(5.4) \quad K(t_1, t_2) = \frac{\lambda_{1,0}}{1!0!} t_1 + \frac{\lambda_{0,1}}{0!1!} t_2 + \dots + \frac{\lambda_{r,s}}{r!s!} t_1^r t_2^s + \dots$$

$$\begin{aligned}
&= q(\theta_1 + t_1, \theta_2 + t_2) - q(\theta_1, \theta_2) \\
&= \sum_{j=1}^{\infty} \frac{1}{j!} \left(t_1 \frac{\partial}{\partial \theta_1} + t_2 \frac{\partial}{\partial \theta_2} \right)^j q(\theta_1, \theta_2)
\end{aligned}$$

$$\text{式中 } \left(t_1 \frac{\partial}{\partial \theta_1} + t_2 \frac{\partial}{\partial \theta_2} \right)^j q(\theta_1, \theta_2) = \sum_{k=0}^j \binom{j}{k} t_1^k t_2^{j-k} \frac{\partial^j q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^k \partial \theta_2^{j-k}},$$

$$\text{得 } \lambda_{1,0} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1}, \lambda_{0,1} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_2}, \lambda_{2,0} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^2}, \dots, \lambda_{r,s} = \frac{\partial^{r+s} q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^r \partial \theta_2^s},$$

故得知下列關係式：

$$\lambda_{r+1,s} = \frac{\partial \lambda_{r,s}}{\partial \theta_1}, \lambda_{r,s+1} = \frac{\partial \lambda_{r,s}}{\partial \theta_2}.$$

$$\text{又由 (5.3) 知 } \text{Cov}(X_1, X_2) = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} = \lambda_{11}.$$

如果 X_1, X_2 為獨立，顯然知 $\text{Cov}(X_1, X_2) = 0$ ，即 $\lambda_{11} = 0$ ，反之，當 $\lambda_{1,1} = 0$ ，則 $\lambda_{2,1} = \frac{\partial \lambda_{1,1}}{\partial \theta_1} = 0$ ， $\lambda_{1,2} = \frac{\partial \lambda_{1,1}}{\partial \theta_2} = 0$ ， $\lambda_{2,2} = \frac{\partial \lambda_{1,1}}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} = 0$ ， \dots ， $\lambda_{r,s} = 0$ ， $r \geq 1, s \geq 1$ 由 (5.4) 知

$$K(t_1, t_2) = \sum_{r=1}^{\infty} \lambda_{r,0} \frac{t_1^r}{r!} + \sum_{s=1}^{\infty} \lambda_{0,s} \frac{t_2^s}{s!} = K(t_1, 0) + K(0, t_2)$$

即 $M(t_1, t_2) = M(t_1, 0) M(0, t_2)$ ，知 X_1, X_2 為獨立。

因此得知

$\rho(X_1, X_2) = 0$ 若且唯若 X_1, X_2 為獨立。

當 m 個母數時，聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之 c.g.f.，為

$$K(t_1, \dots, t_m) = q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m),$$

$$\text{得 } \sum_{r=1}^{\infty} \sum_{r_1 + \dots + r_m = r} \lambda_{r_1, \dots, r_m} \frac{t_1^{r_1} \dots t_m^{r_m}}{r_1! \dots r_m!} = \sum_{j=1}^{\infty} \frac{1}{j!} \left(t_1 \frac{\partial}{\partial \theta_1} + \dots + t_m \frac{\partial}{\partial \theta_m} \right)^j q(\theta_1, \dots, \theta_m),$$

$$\text{得 } \lambda_{r_1, \dots, r_m} = \frac{\partial^r q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_1^{r_1} \dots \partial \theta_m^{r_m}}, \quad r = r_1 + \dots + r_m, \quad r_j, j = 1, \dots, m \text{ 為非負整數。}$$

因此得知

$$(5.5) \quad \lambda_{r_1, \dots, r_{j-1}, r_{j+1}, \dots, r_m} = \frac{\partial \lambda_{r_1, \dots, r_m}}{\partial \theta_j}.$$

又已知如果 $X_1 \dots X_m$ 為獨立，顯然 $X_i, X_j, i \neq j; i, j = 1, \dots, m$ 為獨立，故

$$\text{Cov}(X_i, X_j) = 0. \text{ 即 } \frac{\partial^2 q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_i \partial \theta_j} = 0, \quad i \neq j.$$

反之，若 X_i, X_j 為獨立， $i \neq j; i, j = 1, \dots, m$ ，則

$$\frac{\partial q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_i \partial \theta_j} = \text{Cov}(X_i, X_j) = 0, \quad i \neq j,$$

例如 $\lambda_{1,1,0, \dots, 0} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_1^2 \partial \theta_2} = 0, \dots, \lambda_{0, \dots, 1, 1} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_{m-1} \partial \theta_m} = 0,$

故 $\lambda_{r_1, \dots, r_m} = 0, r_i = 0 \text{ 或 } 1, i = 1, \dots, m$ 使 $r_1 + \dots + r_m = 2$ 。

由 (5.5) 知 $\lambda_{r_1, \dots, r_m} = 0$, 式中 r_1, \dots, r_m 至少有兩個不等於零且 $r_1 + \dots + r_m \geq 2$, 因此得 X_1, \dots, X_m 之 c.g.f. 為

$$K(t_1, \dots, t_m) = \sum_{j=1}^m \sum_{r_j \geq 1} \lambda_{0, \dots, 0, r_j, 0, \dots, 0} \frac{t_j^{r_j}}{r_j!}$$

$$= K(t_1, 0, \dots, 0) + \dots + K(0, \dots, 0, t_m),$$

即 $M(t_1, \dots, t_m) = M(t_1, 0, \dots, 0) \cdots M(0, \dots, 0, t_m),$

故得知

X_1, \dots, X_m 為獨立若且唯若 X_i, X_j 為獨立, $i \neq j, i, j = 1, \dots, m$ 。

其次再由統計量 $Y_j = \frac{1}{n} \sum_i b_j(Z_i) = \frac{1}{n} X_j, j = 1, \dots, m$ 之 m.g.f. 為

$$M(t_1, \dots, t_m) = \exp \left[n d \left(\theta_1 + \frac{t_1}{n}, \dots, \theta_m + \frac{t_m}{n} \right) - n d(\theta_1, \dots, \theta_m) \right], \text{ 知}$$

$$K(t_1, \dots, t_m) = t_1 \frac{\partial d}{\partial \theta_1}(\theta_1, \dots, \theta_m) + \dots + t_m \frac{\partial d}{\partial \theta_m}(\theta_1, \dots, \theta_m) + h(n),$$

$$\text{式中 } \lim_{n \rightarrow \infty} h(n) = 0$$

$$\text{故 } \lim_{n \rightarrow \infty} K(t_1, \dots, t_m) = t_1 \frac{\partial d}{\partial \theta_1}(\theta_1, \dots, \theta_m) + \dots + t_m \frac{\partial d}{\partial \theta_m}(\theta_1, \dots, \theta_m)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M(t_1, \dots, t_m) = [\exp(d_1 t_1)] \cdots [\exp(d_m t_m)], \text{ 式中 } d_j = \frac{\partial d}{\partial \theta_j}(\theta_1, \dots, \theta_m), j = 1, \dots, m,$$

因此得知

聯合充分統計量 Y_1, \dots, Y_m 之極限分配為退化分配, 其 j.p.d.f. 為

$$h(y_1, \dots, y_m) = 1, y_j = d_j(\theta_1, \dots, \theta_m), j = 1, \dots, m,$$

$$= 0, \text{ 其他。}$$

以下討論 $q(\theta_1, \dots, \theta_m)$ 之不同形式, 可能導出的分配:

當 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = c_0 + c_1 \theta_1 + \dots + c_m \theta_m$ 為 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之一次函數時,

式中 c_0, c_1, \dots, c_m 為任意常數,

$$\text{則 } q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) = c_1 t_1 + \dots + c_m t_m,$$

$$\text{得 } X_1, \dots, X_m \text{ 之 m.g.f. 為 } M(t_1, \dots, t_m) = e^{c_1 t_1} \cdots e^{c_m t_m},$$

因此得知

聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之聯合分配為退化分配，其 $j \cdot p \cdot d \cdot f$ 為

$$h(x_1, \dots, x_m) = 1, \quad x_j = c_j, \quad j=1, \dots, m, \\ = 0, \quad \text{其他。}$$

當 $q(\theta_1, \dots, \theta_m) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} \theta_i \theta_j + \sum_{i=1}^m c_i \theta_i + c_0$ 為 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之二次函數時，

式中 $a_{ij} = a_{ji}, i \neq j, i, j=1, \dots, m; c_0, c_1, \dots, c_m$ 為任意常數，
 $a_{jj} > 0, j=1, \dots, m$ 。

因 $V(X_j) = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_j^2} = a_{jj}$ ，故 $a_{jj} > 0, j=1, \dots, m$ 。

得 X_1, \dots, X_m 之 $c \cdot g \cdot f$ 為

$$K(t_1, \dots, t_m) = q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \\ = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} \theta_j t_i + \sum_{i=1}^m c_i t_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} t_i t_j$$

$$m \cdot g \cdot f \cdot M(t_1, \dots, t_m) = \exp \left[\sum_i (c_i + \sum_j a_{ij} \theta_j) t_i + \frac{1}{2} \sum_i \sum_j a_{ij} t_i t_j \right],$$

因此得知

聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之聯合分配為 m 變數之常態分配，其均數

$$\mu_j = E(X_j) = \frac{\partial q}{\partial \theta_j} = c_j + a_{j1} \theta_1 + \dots + a_{jm} \theta_m, \quad j=1, \dots, m,$$

$$\text{其互變數 } \text{Cov}(X_i, X_j) = \frac{\partial^2 q}{\partial \theta_i \partial \theta_j} = a_{ij}, \quad i \neq j.$$

當所有 $a_{ij} = 0, i \neq j$ ，則 X_1, \dots, X_m 為獨立且 X_j 之分配為常態分配，

即 $X_j \sim n(\mu_j, \sigma_j^2) = n(c_j + a_{j1} \theta_1 + \dots + a_{jm} \theta_m, a_{jj}), j=1, \dots, m$ 。

一般而言，當 X_1, \dots, X_m 之 $j \cdot p \cdot d \cdot f$ 為

$$g(x_1, \dots, x_m; \theta_1, \dots, \theta_m) = \exp \left[\sum_j \theta_j x_j + p(x_1, \dots, x_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m) \right],$$

或其 $m \cdot g \cdot f \cdot M(t_1, \dots, t_m) = \exp [q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m)]$ ，

則 X_1, \dots, X_m 之聯合分配為多變數 (m 變數) 常態分配之充要條件為 $\lambda r_1, \dots, r_m = 0$ ，
 $r = r_1 + \dots + r_m \geq 3$ ， $r_j, j=1, \dots, m$ 為非負整數。例如 $m=2$ 時，

$$q(\theta_1 + t_1, \theta_2 + t_2) - q(\theta_1, \theta_2) = K(t_1, t_2)$$

$$= \lambda_{1,0} t_1 + \lambda_{0,1} t_2 + \frac{\lambda_{2,0}}{2} t_1^2 + \lambda_{1,1} t_1 t_2 + \frac{\lambda_{0,2}}{2} t_2^2$$

$$= \lambda_{1,0} t_1 + \lambda_{0,1} t_2 - \frac{1}{2} (\lambda_{2,0} t_1^2 + 2 \lambda_{1,1} t_1 t_2 + \lambda_{0,2} t_2^2)$$

故 $m \cdot g \cdot f \cdot M(t_1, t_2) = \exp \left[\lambda_{1,0} t_1 + \lambda_{0,1} t_2 + \frac{1}{2} (\lambda_{2,0} t_1^2 + 2 \lambda_{1,1} t_1 t_2 + \lambda_{0,2} t_2^2) \right]$

知為二變數之常態分配 (bivariate normal distribution) ; 其均數為

$$\mu_1 = \lambda_{1,0} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1}, \quad \mu_2 = \lambda_{0,1} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_2}, \quad \text{變異數為 } \sigma^2 = \lambda_{2,0} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^2},$$

$$\sigma_2^2 = \lambda_{0,2} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_2^2}, \quad \text{相關係數 } \rho = \lambda_{1,1} / \sqrt{\lambda_{2,0} \lambda_{0,2}},$$

式中 $\lambda_{2,0} > 0, \lambda_{0,2} > 0$ 。

在第四節中曾討論到一母數之指數分配族中，波氏分配是唯一使均數等於變異數之分配。在此以同樣的方式來考慮 m 個母數的情形，在 Bildikar [2] 之論文中曾提到這樣的關係式

$$\left[\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \lambda_{ij} \right) / \sum_{i=1}^m \mu_i = 1 \right] / \left[1 + d \sum_{i=1}^m e^{\theta_i} \right],$$

當 $d = 0$ 時，其分配為多重波氏分配 (multiple Poisson distribution) ，

當 $d > 0$ 時，其分配為多項分配 (multinomial distribution) ，

當 $d < 0$ 時，其分配為負多項分配 (multivariate negative binomial distribution) ，

唯在此以另一方式討論多變數波氏分配 (multivariate Poisson distribution) 如下：

$$\text{設 } E(X_k) = V(X_k), k=1, \dots, m, \text{ 即 } \frac{\partial q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial^2 q(\theta_1, \dots, \theta_m)}{\partial \theta_k^2}, k=1, \dots, m,$$

為 m 個偏微分方式。

例如 $m = 2$ 時，解 $\frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^2} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1}$ 與 $\frac{\partial^2 q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_2^2} = \frac{\partial q(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_2}$ ，得

$$q(\theta_1, \theta_2) = c_0 + c_1 e^{\theta_1} + c_2 e^{\theta_2} + c_{1,2} e^{\theta_1 + \theta_2},$$

設 $c_1, c_2, c_{1,2}$ 為正數，則 X_1, X_2 之 $c \cdot g \cdot f$ 與 $m \cdot g \cdot f$ 為

$$K(t_1, t_2) = q(\theta_1 + t_1, \theta_2 + t_2) - q(\theta_1, \theta_2) = c_1 e^{\theta_1} (e^{t_1} - 1) + c_2 e^{\theta_2} (e^{t_2} - 1) + c_{1,2} e^{\theta_1 + \theta_2} \cdot (e^{t_1 + t_2} - 1),$$

$$M(t_1, t_2) = \exp [c_1 e^{\theta_1} (e^{t_1} - 1) + c_2 e^{\theta_2} (e^{t_2} - 1) + c_{1,2} e^{\theta_1 + \theta_2} (e^{t_1 + t_2} - 1)] \\ = \exp [\alpha_1 (e^{t_1} - 1) + \alpha_2 (e^{t_2} - 1) + \alpha_{1,2} (e^{t_1 + t_2} - 1)],$$

$$\text{式中 } \alpha_1 = c_1 e^{\theta_1}, \alpha_2 = c_2 e^{\theta_2}, \alpha_{1,2} = c_{1,2} e^{\theta_1 + \theta_2},$$

故知 X_1, X_2 之聯合分配為二變數波氏分配，其均數 $E(X_1) = \alpha_1 + \alpha_{1,2}$ ，

$E(X_2) = \alpha_2 + \alpha_{1,2}$ ，其互變數 $\text{Cov}(X_1, X_2) = \alpha_{1,2}$ 。當 $\alpha_{1,2} = 0$ 時，則

$$M(t_1, t_2) = \exp [\alpha_1 (e^{t_1} - 1)] \exp [\alpha_2 (e^{t_2} - 1)],$$

知 X_1, X_2 為獨立且各以均數等於 α_1, α_2 之波氏分配。

因此由 m 個微分方程， $\frac{\partial^2 q}{\partial \theta_k^2}(\theta_1, \dots, \theta_m) = \frac{\partial q}{\partial \theta_k}(\theta_1, \dots, \theta_m)$ ， $k=1, \dots, m$ ，知其解為

$$q(\theta_1, \dots, \theta_m) = c_0 + c_1 \exp(\theta_1) + \dots + c_m \exp(\theta_m)$$

$$\begin{aligned}
& + c_{1,2} \exp(\theta_1 + \theta_2) + \dots + c_{1,m} \exp(\theta_1 + \theta_m) + c_{2,3} \exp(\theta_2 + \theta_3) + \dots \\
& + c_{m-1,m} \exp(\theta_{m-1} + \theta_m) \\
& + c_{1,2,3} \exp(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) + \dots + c_{m-2,m-1,m} \exp(\theta_{m-2} + \theta_{m-1} + \theta_m) + \dots \\
& + c_{1,2,\dots,m} \exp(\theta_1 + \dots + \theta_m),
\end{aligned}$$

設 $\alpha_{j_1} = c_{j_1} \exp(\theta_{j_1}) > 0, j_1 = 1, \dots, m,$

$$\alpha_{j_1, j_2} = c_{j_1, j_2} \exp(\theta_{j_1} + \theta_{j_2}) > 0, j_1 < j_2; j_1, j_2 = 1, \dots, m,$$

.....

$$\alpha_{j_1, \dots, j_r} = c_{j_1, \dots, j_r} \exp(\theta_{j_1} + \dots + \theta_{j_r}) > 0, j_1 < j_2 < \dots < j_r; j_1, \dots, j_r = 1, \dots, m; r = 1, \dots, m.$$

則得知聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之 $m \cdot g \cdot f \cdot$ 為

$$\begin{aligned}
M(t_1, \dots, t_m) &= \exp[q(\theta_1 + t_1, \dots, \theta_m + t_m) - q(\theta_1, \dots, \theta_m)] \\
&= \exp\{\alpha_1 [\exp(t_1) - 1] + \dots + \alpha_m [\exp(t_m) - 1] \\
&\quad + \alpha_{1,2} [\exp(t_1 + t_2) - 1] + \dots + \alpha_{m-1,m} [\exp(t_{m-1} + t_m) - 1] \\
&\quad + \alpha_{1,2,3} [\exp(t_1 + t_2 + t_3) - 1] + \dots + \alpha_{1,2,\dots,m} [\exp(t_1 + \dots + t_m) - 1]\}
\end{aligned}$$

係多變數 (m 個變數) 波氏分配之動差母函數。

因此得知

聯合充分統計量 X_1, \dots, X_m 之聯合分配為多變數波氏分配。

6. 最概推定量之唯一性

我們已知如果一分配之母數之最概推定量及充分統計量存在，則最概推定量為充分統計量之函數。對於一般分配而言，母數之最概推定量未必唯一存在。但對於指數分配族 (2.1) 之母數 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之聯合充分統計量 $X_1 = \sum_i b_1(Z_i), \dots, X_m = \sum_i b_m(Z_i)$ 存在，且其

最概推定量 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 存在且為唯一存在 [7]。

7. 充分統計量與獨立性

我們已知如果 T 為一具有完全性之充分統計量，另一統計量 T_1 之分配若與 θ 無關，則由 Basu [1] 知 T, T_1 為獨立。

又由前述知指數分配族 (2.1) 之母數 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 之聯合充分統計量 $X_j = \sum_i b_j(Z_i),$

$j = 1, \dots, m$ 具有完全性，因此知一統計量 T_1 與 (X_1, \dots, X_m) 為獨立之充要條件為 T 之分配與 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 無關 [3]。

又已知關於統計假設之檢定問題中，如果在虛無假設下，一統計量之分配與母數無關，

則與該母數之充分統計量獨立之結果，顯然有助於進一步的分析。但本節爲了較廣泛討論，所舉之例包括了非指數分配族者。

定義 1. 設一統計量爲 $S(X_1, \dots, X_n)$ ，若對於所有實數 a ，

$S(X_1 + a, \dots, X_n + a) = S(X_1, \dots, X_n)$ ，則稱 $S(X_1, \dots, X_n)$ 爲平移不變統計量 (translation-invariant statistic)。

此定義中 X_1, \dots, X_n 可爲順序統計量 $Y_1 < Y_2 < \dots < Y_n$ 或 X_1, \dots, X_n 爲隨機向量時， a 爲同維數之向量。

定義 2. 設一統計量爲 $S(X_1, \dots, X_n)$ ，若對於所有實數 $a \neq 0$ ，

$S(aX_1, \dots, aX_n) = S(X_1, \dots, X_n)$ ，則稱 $S(X_1, \dots, X_n)$ 爲尺度不變統計量 (scale-invariant statistic)。

此定義中 X_1, \dots, X_n 可爲順序統計量或隨機向量。

例如統計量 $S^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2$ ， $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^p$ ， $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |X_j - \bar{X}|^p$ ，

$\sum_{j=1}^n (X_{j+1} - X_j)^2$ ，全距 $R_n = Y_n - Y_1$ 等皆爲平移不變統計量。 $X_j / (X_1 + \dots + X_n)$ ，

$j=1, \dots, n$ ， Y_1 / Y_n ， $n Y_1 / (Y_1 + \dots + Y_n)$ 等皆爲尺度不變統計量。

因此可得知下列結果 (以連續型之隨機變數說明)：

設一分配族 $\{f(x; \theta) \mid \theta \in \Omega\}$ 之母數 θ 爲一位置母數 (location parameter)，並設 X_1, \dots, X_n 爲隨機樣本， T 爲 θ 之充分統計量並具有完全性，若 $S(X_1, \dots, X_n)$ 爲任意平移不變統計量，則 $S(X_1, \dots, X_n)$ 與 T 爲獨立。

證明：因母數 θ 爲一位置母數，故 $X - \theta$ 之分配與 θ 無關。又 $S = S(X_1, \dots, X_n)$ 之特性函數 (characteristic function c.f.) 爲

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= E[\exp(itS)] \\ &= \int \dots \int \exp[itS(x_1, \dots, x_n)] f(x_1; \theta) \dots f(x_n; \theta) dx_1 \dots dx_n \end{aligned}$$

設 $z_j = x_j - \theta$ ， $j=1, \dots, n$ ， $|J| = \left| \frac{\partial(x_1, \dots, x_n)}{\partial(z_1, \dots, z_n)} \right| = 1$ ，知 Z_1 之 p.d.f. $h(z_1)$ 與 θ 無關，且 c.f.

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= \int \dots \int \exp[itS(z_1 + \theta, \dots, z_n + \theta)] h(z_1) \dots h(z_n) dz_1 \dots dz_n \\ &= \int \dots \int \exp[itS(z_1, \dots, z_n)] h(z_1) \dots h(z_n) dz_1 \dots dz_n, \end{aligned}$$

知 $\varphi(t)$ 與 θ 無關，也就是說統計量 $S = S(X_1, \dots, X_n)$ 之分配與母數 θ 無關，故 S 與 T 爲獨立。

當 θ 爲一母數向量或 X 爲一隨機向量時，也就是說當該分配爲多變數多母數之分配時，

上述之結論仍然成立。

例 1. 設一分配之位置母數 θ 之完全的充分統計量 (complete sufficient statistic) 為 T ，則統計量 $S = S(X_1, \dots, X_n) = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n$ 與 T 為獨立之條件為 $a_1 + \dots + a_n = 0$ 。

證明：當 $a_1 + \dots + a_n = 0$ ，則因對於任意實數 a ，

$S(X_1 + a, \dots, X_n + a) = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n + a(a_1 + \dots + a_n) = S(X_1, \dots, X_n)$ 知 S 為平移不變統計量，故 S, T 為獨立。

其他如 $S = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2$ ， $S = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^p$ 等皆各與 T 為獨立。

當 $a_j \neq 0, j=1, \dots, m, T = b_1 X_1 + \dots + b_n X_n, b_j \neq 0, j=1, \dots, n$ ，例如 $T = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} = \bar{X}$ ，則因 $S = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n, T = b_1 X_1 + \dots + b_n X_n$ 為獨立，知 $X_j, j=1, \dots, m$ 之分配必為常態分配，且 $0 = \text{Cov}(S, T) = a^2 (a_1 b_1 + \dots + a_n b_n)$ ，故得 $a_1 b_1 + \dots + a_n b_n = 0$ ，當 $b_j = \frac{1}{n}, j=1, \dots, n$ ，則 $a_1 + \dots + a_n = 0$ ，因此又得知 $S = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n$ 與 \bar{X} 為獨立之充要條件為 $a_1 + \dots + a_n = 0$ 。

例 2. 設 $S = S(X_1, \dots, X_n) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{jk} X_j X_k, a_{jk} = a_{kj}; k, j=1 \dots n$ ，

並設 $a_{j1} + \dots + a_{jn} = 0, j=1, \dots, n$ ，則因對於任意實數 a ，

$$\begin{aligned} S(X_1 + a, \dots, X_n + a) &= \sum_j \sum_k a_{jk} (X_j + a) (X_k + a) \\ &= \sum_j \sum_k a_{jk} X_j X_k + a \sum_j \sum_k a_{jk} X_j + a \sum_k \sum_j a_{jk} X_k + a^2 \sum_j \sum_k a_{jk} \\ &= \sum_j \sum_k a_{jk} X_j X_k = S(X_1, \dots, X_n), \end{aligned}$$

知 S 為平移不變統計量，故與 θ 之完全的充分統計量 T 為獨立。

又當 $a_{11} + \dots + a_{nn} \neq 0, T = \bar{X}, a_{j1} + \dots + a_{jn} = 0, j=1, \dots, n$ ，因此知 $S = \sum_j \sum_k a_{jk} X_j X_k$ 與 \bar{X} 為獨立，故由 [6] 知 X 之分配必為常態分配。

例 3. 設隨機向量 X 之分配為多變數 (p 變數) 常態分配， $E(X) = \theta$ 為 p 維母數向量，則由前述知常態分配屬於多變數多母數指數分配族。茲設 X_1, \dots, X_n 為隨機樣本，知其概度函數為

$$\begin{aligned} L &= [1/(\sqrt{2\pi})^p \sqrt{|V|}]^n \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (x_j - \theta)' V^{-1} (x_j - \theta) \right\} \\ &= [1/(\sqrt{2\pi})^p \sqrt{|V|}]^n \exp \left\{ -\frac{n}{2} (\bar{x} - \theta)' V^{-1} (\bar{x} - \theta) \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr}(V^{-1} A) \right\}, \end{aligned}$$

式中 $A = \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(x_j - \bar{x})'$,

故知 \bar{x} 為 θ 之完全的充分統計量。

若統計量 $S=S(X_1, \dots, X_n)$ ，為一平移不變統計量，則 S 之 c.f. 為

$$\varphi(t) = \varphi(t_1, \dots, t_p) = \left[\frac{1}{(\sqrt{2\pi})^p \sqrt{|V|}} \right]^n \int \dots \int \exp \left\{ it' S(x_1, \dots, x_n) - \frac{1}{2} \sum_j (x_j - \theta)' V^{-1} (x_j - \theta) \right\} dx_1 \dots dx_n,$$

令 $y_j = x_j - \theta$, $j = 1, \dots, n$, 得

$$\varphi(t) = \left[\frac{1}{(\sqrt{2\pi})^p \sqrt{|V|}} \right]^n \int \dots \int \exp \left\{ it' s(y_1, \dots, y_n) - \frac{1}{2} \sum_j y_j' V^{-1} y_j \right\} dy_1 \dots dy_n,$$

知 $\varphi(t)$ 與 θ 無關，也就是說 S 之分配與 θ 無關，因此 S 與 \bar{x} 為獨立。例如統計量

$$\frac{1}{n} \sum_j (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' \text{ 即為平移不變統計量，故 } \frac{1}{n} \sum_j (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})', \bar{X} \text{ 為獨立。}$$

例 4. 設 $Y_1 < Y_2 < \dots < Y_n$ 為隨機樣本 X_1, \dots, X_n 之順序統計量，並設其母體分配為常態分配 $n(\theta, 1)$ ，則 $\bar{Y} = \bar{X}$ 為 θ 之完全的充分統計量。設任意平移不變統計量， $S=S(Y_1, \dots, Y_n)$ ，則 S 之 c.f. 為

$$\varphi(t) = n! \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{y_n} \dots \int_{-\infty}^{y_2} \exp \left\{ its(y_1, \dots, y_n) - \frac{1}{2} \sum_j (y_j - \theta)^2 \right\} dy_1 \dots dy_n,$$

令 $z_j = y_j - \theta$, $j = 1, \dots, n$ 得

$$\varphi(t) = n! \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{z_n} \dots \int_{-\infty}^{z_2} \exp \left\{ its(z_1, \dots, z_n) - \frac{1}{2} \sum_j z_j^2 \right\} dz_1 \dots dz_n,$$

知 $\varphi(t)$ 與 θ 無關，故 $S=S(Y_1, \dots, Y_n)$ 之分配與 θ 無關，因此 S 與 \bar{Y} 或 \bar{X} 為獨立。例如 $T = Y_n - Y_1$, $T = Y_n - \bar{Y}$ 等皆為平移不變統計量，故各與 \bar{Y} 為獨立。

例 5. 設 X 之 p.d.f. 為 $f(x; \theta) = e^{-(x-\theta)}$, $\theta < x$, $-\infty < \theta < \infty$ ，並設 $\theta < Y_1 < Y_2 < \dots < Y_n$ 為隨機樣本之順序統計量，則 Y_1 為母數 θ 之完全的充分統計量。若統計量 $S=S(Y_1, \dots, Y_n)$ 為平移不變統計量，則 S 之 c.f. 為

$$\varphi(t) = n! \int_{\theta}^{\infty} \int_{y_{n-2}}^{\infty} \int_{y_{n-1}}^{\infty} \exp \left\{ its(y_1 \dots y_n) - \sum_j (y_j - \theta) \right\} dy_n \dots dy_1,$$

令 $y_j - \theta = z_j$, $j = 1, \dots, n$ 得 $0 < z_1 < z_2 < \dots < z_n$

$$\varphi(t) = n! \int_0^{\infty} \dots \int_{z_{n-2}}^{\infty} \int_{z_{n-1}}^{\infty} \exp \left\{ its(z_1, \dots, z_n) - \sum_j z_j \right\} dz_n \dots dz_1,$$

知 $\varphi(t)$ 與 θ 無關，也就是說 S 之分配與 θ 無關，因此 S 與 Y_1 為獨立。

例如 $\sum_{j=1}^r (Y_j - Y_1) + (n-r)(Y_r - Y_1)$, $r < n$, 為平移不變統計量，故與 Y_1 為獨立。

又如 $\sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)$ 亦為平移不變統計量，故與 Y_1 為獨立。又由 $\sum_{j=1}^n (Y_j - \theta) =$

$n(Y_1 - \theta) + \sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)$ 且 $n(Y_1 - \theta)$, $\sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)$ 為獨立，

故 $E \{ \exp [it \sum_{j=1}^n (Y_j - \theta)] \} = E \{ \exp [itn(Y_1 - \theta)] \} E \{ \exp [it \sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)] \}$

因 $E \{ \exp [it \sum_{j=1}^n (Y_j - \theta)] \} = E \{ \exp [it \sum_{j=1}^n (x_j - \theta)] \} \prod_{j=1}^n E \{ \exp [it(x_j - \theta)] \}$

$$= \frac{1}{(1-it)^n},$$

$$E \{ \exp [itn(Y_1 - \theta)] \} = \int_{\theta}^{\infty} \exp [itn(y_1 - \theta)] \cdot n \exp [(-n)(y_1 - \theta)] dy_1$$

$$= \frac{1}{1-it},$$

得統計量 $\sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)$ 之 c.f. 為

$$\varphi(t) = E \{ \exp [it \sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)] \} = \frac{1}{(1-it)^{n-1}},$$

顯然知 $\varphi(t)$ 為 gamma 分配之特性函數，因此統計量 $S = \sum_{j=1}^n (Y_j - Y_1)$ 之分配為 gamma

分配，其 p.d.f. 為

$$g(s) = \frac{1}{\Gamma(n-1)} s^{n-2} e^{-s}, \quad s > 0,$$

$$E(S) = n-1, \quad V(S) = n-1.$$

其次關於尺度不變統計量則有下列結果（以連續型之隨機變數說明）：

設一分配族 $\{f(x; \theta) \mid \theta \in \Omega\}$ 之母數為一尺度母數，即 X/θ , $\theta \neq 0$ 之分配與 θ 無關，並設 X_1, \dots, X_n 為隨機樣本， T 為 θ 之完全的充分統計量，若 $S = S(X_1, \dots, X_n)$ 為任意尺度不變統計量，則 S 與 T 為獨立。

證明：令 $z_j = x_j/\theta$, $j=1, \dots, n$ ，則 Z_j 之 p.d.f. $h(z_j)$ 與 θ 無關，故 $S = S(X_1, \dots, X_n)$ 之 c.f. 為

$$\varphi(t) = E \{ \exp(itS) \} = E \{ \exp [itS(X_1, \dots, X_n)] \}$$

$$= E \{ \exp [itS(\theta Z_1, \dots, \theta Z_n)] \} = E \{ \exp [itS(Z_1, \dots, Z_n)] \}$$

$$= \int \dots \int \exp [itS(z_1, \dots, z_n)] h(z_1) \dots h(z_n) dz_1 \dots dz_n, \text{ 顯然知 } \varphi(t) \text{ 與 } \theta \text{ 無關,}$$

即 $S = S(X_1, \dots, X_n)$ 之分配與 θ 無關, 因此得知 S 與 T 為獨立。

例 6. 設 X 之 p.d.f. 為 $f(x; \theta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\theta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-x/\theta}, \alpha > 0, \theta > 0, x > 0,$

知屬於指數分配族, 故母數 θ 之充分統計量 \bar{X} 或 $X_1 + \dots + X_n$ 具有完全性。令 $x = \theta z,$

得 Z 之 p.d.f. 為 $h(z) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} z^{\alpha-1} e^{-z}, z > 0.$ 知 Z 之分配與 θ 無關。設

$S = S(X_1, \dots, X_n)$ 為任意尺度不變統計量, 其 c.f. 為

$$\varphi(t) = E[\exp(itS)] = E \{ \exp [itS(Z_1, \dots, Z_n)] \} \text{ 與 } \theta \text{ 無關, 故知 } S \text{ 與 } \bar{X} \text{ 為獨立。}$$

例如 $S = X_j / (X_1 + \dots + X_n), j = 1, \dots, n,$ 即為尺度不變統計量, 故 S 與 $X_1 + \dots + X_n$ 為獨立。因此依此獨立性可得下列結果:

$$E(X_j) = E[(X_1 + \dots + X_n)S] = E(X_1 + \dots + X_n) E(S). \text{ 知統計量 } S \text{ 之希望數為}$$

$$E(S) = E\left(\frac{X_j}{X_1 + \dots + X_n}\right) = \frac{E(X_j)}{E(X_1 + \dots + X_n)} = \frac{E(X_j)}{E(X_1) + \dots + E(X_n)} = \frac{1}{n}.$$

$$\text{又 } V(X_j) = V[(X_1 + \dots + X_n)S] = [E(X_1 + \dots + X_n)]^2 V(S) +$$

$$[E(S)]^2 V(X_1 + \dots + X_n) + V(X_1 + \dots + X_n) V(S)$$

$$= (n\alpha\theta)^2 V(S) + \frac{1}{n^2} \cdot n\alpha\theta^2 + n\alpha\theta^2 V(S)$$

$$\text{得 } S \text{ 之變異數為 } V(S) = \left(\alpha\theta^2 - \frac{\alpha\theta^2}{n}\right) / [(n\alpha\theta)^2 + n\alpha\theta^2]$$

$$= \left(1 - \frac{1}{n}\right) / (n^2\alpha + n) = (n-1) / n^2(n\alpha + 1).$$

$$\text{一般而言, 若 } \frac{W}{V}, V \text{ 為獨立, 則 } E\left(\frac{W}{V}\right)^k = E(W^k) / E(V^k),$$

$$\text{故 } E(S^k) = E(X_j^k) / E(X_1 + \dots + X_n)^k = \frac{\Gamma(\alpha+k)\theta^k}{\Gamma(\alpha)} \frac{\Gamma(n\alpha)}{\Gamma(n\alpha+k)\theta^k}$$

$$= \frac{\Gamma(\alpha+k)\Gamma(n\alpha)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(n\alpha+k)}.$$

例如 $(\sum_j \sum_k a_{jk} X_j X_k) / (\sum_j X_j)^2$ 亦為尺度統計量, 故與 $\sum_j X_j$ 為獨立。反之, 若

$(\sum_j \sum_k a_{jk} X_j X_k) / (\sum_j X_j)^2$ 與 $\sum_j X_j$ 為獨立, 則由 Laha[5] 知 $X_j, j = 1, \dots, n$ 之分配必為

gamma 分配。

例 7. 設 X 之 p.d.f. 為 $f(x; \theta) = \frac{1}{\theta}, 0 < x < \theta, 0 < \theta.$ 並設隨機樣本之順序統計

量為 $0 < Y_1 < \dots < Y_n < \theta.$ 令 $x = \theta z,$ 得 Z 之 p.d.f. 為 $h(z) = 1, 0 < z < 1$ 知 Z 之分配與 θ 無關, 故 θ 為一尺度母數。又知 Y_n 為 θ 之完全的充分統計量。設任意尺度不變統計量為

$$S = S(Y_1, \dots, Y_n), \quad j \leq n$$

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= \int_0^{\theta} \int_0^{y_n} \dots \int_0^{y_1} \exp[itS(y_1, \dots, y_n)] \frac{n!}{\theta^n} dy_1 \dots dy_n, \text{ 令 } y_j = \theta z_j, j=1, \dots, n, \\ &= n! \int_0^1 \int_0^{z_n} \dots \int_0^{z_2} \exp[itS(z_1, \dots, z_n)] dz_1 \dots dz_n \text{ 與 } \theta \text{ 無關,} \end{aligned}$$

故S與 Y_n 為獨立。其他例如統計量 $Y_1/Y_n, (Y_1 + \dots + Y_n)/Y_n$ 皆各與 Y_n 為獨立。

設X之p.d.f. 為 $f(x; \theta_1, \theta_2)$, θ_1 為位置母數, θ_2 為尺度母數。當 θ_1, θ_2 之完全的充分統計量 T_1, T_2 存在時, 若統計量 $S(X_1, \dots, X_n) = S\left(\frac{X_1 - a}{b}, \dots, \frac{X_n - a}{b}\right)$, 式中 $a, b \neq 0$ 為任意實數, 則由前述結果易知S必與 (T_1, T_2) 為獨立。

例8. 設X之分配為常態分配 $n(\theta_1, \theta_2)$, $\theta_2 > 0$, 知該分配屬於指數分配族, 故

$\bar{X}, S^2 = \frac{1}{n} \sum_j (X_j - \bar{X})^2$ 為 θ_1, θ_2 之完全的充分統計量。顯然知統計量

$$\frac{\sum_{j=1}^{n-1} (X_{j+1} - X_j)^2}{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2}, (Y_n - \bar{Y}) / (Y_n - Y_1) \text{ 等皆各與 } (\bar{X}, S^2) \text{ 為獨立。}$$

例9. 設X, Y之聯合分配為二變數常態分配, 母數為 $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 及 ρ 。知屬於多母之指數分配族, 因此母數之充分統計量 $\bar{X}, \bar{Y}, S_x^2 = \frac{1}{n} \sum_j (X_j - \bar{X})^2,$

$$S_y^2 = \frac{1}{n} \sum_j (Y_j - \bar{Y})^2, R = \frac{\sum_j (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{nS_x S_y}, \text{ 具有完全性。}$$

當 $\rho = 0$, 則X, Y為獨立, 依前述知 $\bar{X}, S_x^2, \bar{Y}, S_y^2$ 為獨立。又令 $u = \frac{X - \mu_1}{\sigma_1}, v = \frac{Y - \mu_2}{\sigma_2}$ 則U, V之聯合分配與母數 $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 無關。又 $R = \frac{\sum_j (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{nS_x S_y} = \frac{\sum_j (U_j - \bar{U})(V_j - \bar{V})}{nS_u S_v}$, 因此R之分配與 $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 無關, 故R與完全的充分統計量 $(\bar{X}, \bar{Y}, S_x^2, S_y^2)$ 為獨立, 即 $\bar{X}, \bar{Y}, S_x^2, S_y^2, R$ 為獨立。依此知 $\bar{X}, \bar{Y}, S_x^2, S_y^2, R$ 之聯合機率密度函數為各機率密度函數之乘積。當 $\mu_1 = \mu_2 = 0, \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = 1,$
 $\rho = 0$ 則 \bar{X} 之分配為 $n(0, \frac{1}{n})$, \bar{Y} 之分配為 $n(0, \frac{1}{n})$, $V_1 = nS_x^2, V_2 = nS_y^2$ 皆為卡方分配其自由度等於 $n-1$ 。當 $\rho = 0$, 知R之p.d.f. 為

$$\frac{\Gamma(\frac{n-1}{2})}{\Gamma(\frac{1}{2}) \Gamma(\frac{n-2}{2})} (1-r^2)^{(n-4)/2}, \quad -1 < r < 1, \text{ 且 } \bar{X}, \bar{Y}, V_1, V_2, R \text{ 為獨立。}$$

設 $\theta = (\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho), \theta_0 = (0, 0, 1, 1, 0)$ 則 $\bar{X}, \bar{Y}, V_1, V_2, R$ 之j.p.d.f. 為

$$g_1(\bar{x}, \bar{y}, v_1, v_2, r; \theta) = g_1(\bar{x}, \bar{y}, v_1, v_2, r; \theta_0) \frac{L(\theta_0)}{L(\theta)},$$

然後對 \bar{x} , \bar{y} , v_1 , v_2 積分, 即可求出 $\rho \neq 0$ 時 R 之 $p \cdot d \cdot f$ 。此方法係應用充分統計量之概念導出, 雖須先直接導出當 $\rho = 0$ 時 R 之 $p \cdot d \cdot f$ [4], 但仍不失一較簡便的方法。

8. 結 論

①屬於指數分配族的分配相當多, 而且指數分配族具有很好的數學性質, 因此在統計學上, 大部分關於推定和檢定的完整理論都建築在指數分配族的討論上。

②由於多母數指數分配族之聯合充分統計量之聯合分配亦屬於多變數多母數之指數分配族, 因此本文有關聯合充分統計量的分析的一部分結論就相當於對於一般多母數指數分配族之分析。

③又由於指數分配族之充分統計量具有完全性, 因此在本文之中依 Basu 之定理所導出的幾個結果, 對於討論統計量之獨立性提供了一種較方便的分析方法。

參考文獻

- [1] Basu, D. (1955). On statistics independence of a complete sufficient statistics. *Sankhyā*, Vol. 15, pp. 377-380.
- [2] Bildikar, Sheela and Patil, G. P. (1968). Multivariate exponential-type distributions. *Ann. Math. Statist.*, Vol. 39, pp. 1316-1326.
- [3] Hogg, R.V. and Craig, A.T. (1956). Sufficient statistics in elementary distribution theory. *Sankhyā*, Vol. 17, p. 209.
- [4] Hogg, R.V. and Craig, A.T. (1970). *Introduction to Mathematical Statistics*. The Macmillan Company, New York, 3rd edition, pp. 339-341.
- [5] Laha, R.G. (1954). On a characterization of the Gamma distribution. *Ann. Math. Statist.*, Vol. 25, pp. 784-787.
- [6] Lukacs, E. and Laha, R.G. (1964). *Applications of Characteristic Functions*. Hafner Publishing Company, New York, p. 81.
- [7] Kendall, M.G. and Stuart, A. (1961). *The Advanced Theory of Statistics*. Charles Griffin & Co. Ltd., London, Vol. II, p. 52.
- [8] Patil, G.P. (1963). A Characterization of the exponential-type distributions. *Biometrika*, Vol. 50, pp. 205-207.
- [9] Tan, W. Y. (1967). Note on Mathematical Statistics. *The Institute of Botany, Academia Sinica*, Vol. II, pp. 608-609.