

複變值直線迴歸分析理論及其應用 於水稻品種地域適應性之分析

魏 應 澤

(一) 緒 論

稻穀產量受各地域之環境及氣候因子變化之影響相當大，各水稻品種有其最適應的地域及氣候。爲了尋求各地域氣候因子與稻穀產量之關係，我們通常採用複迴歸分析法 (Multiple Regression Analysis)，但是除了各地域氣候因子能影響稻穀產量之外，尚有水稻品種本身之農藝性狀諸如株高，有效分蘗數等等皆可影響稻穀產量之高低，這些農藝性狀仍受各地域氣候因子之影響，所以我們倘若僅考慮產量依隨氣候因子之複迴歸或僅考慮產量依隨其他農藝性狀之複迴歸，則將得不到完整而精確之推論結果。因此，我們將考慮產量和其他農藝性狀依隨氣候因子之複變值迴歸分析方法 (Multivariate Regression Analysis)。

本研究首先討論複變值迴歸模式 (Multivariate Regression Model) 中各種族群未知常數 (Parameters of a Population) 之推算問題及各種統計假說 (Statistical Hypothesis) 之測驗問題。然後將其應用於水稻品種地域適應性之研究。

(二) 複變值直線迴歸模式及複變值常態分佈之誘導

(Multivariate Linear Regression Model and the Derivation of Multivariate Normal Distribution)

茲設從每一抽樣單位 (Sampling Unit) 上可獲得 p 種具有相關關係之隨機變值 (Random Variates)，以向量 \mathbf{y} 表示之，並且在同一抽樣單位上可獲得 q 種共軛變值 (Concomitant Variates)，以向量 \mathbf{x} 表示之，則 \mathbf{y} 可用下列之直線迴歸模式表示之：

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{d} \quad (2.1)$$

式中 \mathbf{B} 爲 $p \times q$ 之係數行列 (Coefficient Matrix)， \mathbf{d} 爲 $p \times 1$ 之剩餘機差向量 (Residual Error Vector)，其在 \mathbf{x} 固定下的附件期望值 (Conditional Expected Value) 及附件分散量行列 (Conditional Dispersion Matrix) 如次：

$$\left. \begin{array}{l} E(\mathbf{d}|\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ E(\mathbf{d}\mathbf{d}'|\mathbf{x}) = \Sigma \end{array} \right\} \quad (2.2)$$

式中 Σ 爲 $p \times p$ 之分散量行列，該行列是一個正值行列 (Positive Definite Matrix)：

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \cdots & \sigma_{pp} \end{pmatrix}$$

式中 $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$ 係 y_i 與 y_j 之變積 (Covariance) 而 σ_{ii} 爲 y_i 之變方 (Variance)。

現在假定 \mathbf{y} 中 p 種具有相關關係之隨機變值是從具有不同期望值及變方之 p 種常態族群 (Normal Population) 隨機抽出的觀測值。我們欲誘導此 p 種隨機變值之聯合機率密度函數 (Joint Probability

Density Function)。令 z_1, \dots, z_p 為 p 種互相獨立之隨機變值，每一變值之分布都是期望值等於零而變方等於 1 之常態分布，並令 A 為行列式值 (Determinant) 不等於零之 $p \times p$ 行列 (Nonsingular Matrix)，則 y 與 z 間可設立下列之函數關係：

$$y = Az + Bx$$

根據 z 之定義，我們可得 $z' = (z_1, \dots, z_p)$ 之聯合機率密度函數如下：

$$g(z') = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} e^{-\frac{1}{2} z'z}$$

效因 A 為行列式值不等於零之行列，其逆行列 (Inverse Matrix) 存在，故我們可得下列之變數轉換 (Transformation)：

$$z = A^{-1}(y - Bx)$$

若以 a^{ij} 表示 A^{-1} 之元素，則顯而易見 $\partial z_i / \partial y_j = a^{ij}$ ，故變數轉換之 Jacobian 為 A^{-1} 之行列式值的絕對值。因而 $y' = (y_1, \dots, y_p)$ 之聯合機率密度函數可得如下：

$$f(y') = g(z') \left| \frac{\partial z'}{\partial y'} \right| = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} e^{-\frac{1}{2} (y - Bx)' (A^{-1})' (A^{-1}) (y - Bx)} |A^{-1}|$$

令 $C = AA'$ ，則因 $(A')^{-1} = (A^{-1})'$ ，我們有下列之關係：

$$C^{-1} = (AA')^{-1} = (A')^{-1} A^{-1} = (A^{-1})' A^{-1}$$

且 $|C^{-1}| = |(A^{-1})'| |A^{-1}| = |A^{-1}|^2$

$\therefore |A^{-1}| = \sqrt{|C^{-1}|}$

故 $f(y') = \frac{\sqrt{|C^{-1}|}}{(2\pi)^{p/2}} e^{-\frac{1}{2} (y - Bx)' C^{-1} (y - Bx)}$

式中 C^{-1} 是對稱正值行列 (Symmetric and Positive Definite Matrix)，蓋因

$$(C^{-1})' = [(AA')^{-1}]' = [(AA')^{-1}]' = (AA')^{-1} = C^{-1}$$

且在所有不等於零之向量 w ($\neq 0$) 與 C^{-1} 構成的二次式 (Quadratic Form) 恆大於零故也，即

$$w' C^{-1} w = w' (A^{-1})' (A^{-1}) w = (A^{-1} w)' (A^{-1} w) > 0$$

在 x 固定下， y 之期望值如次：

$$E(y|x) = E(Az + Bx|x) = Bx$$

因 $E(z) = 0$ 故也。又 y 之分散量行列如下：

$$\begin{aligned} \Sigma &= E[(y - Bx)(y - Bx)' | x] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} (y - Bx)(y - Bx)' f(y') dy' \\ &= \frac{\sqrt{|C^{-1}|}}{(2\pi)^{p/2}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} (y - Bx)(y - Bx)' e^{-\frac{1}{2} (y - Bx)' C^{-1} (y - Bx)} dy' \end{aligned}$$

令 $y = Az + Bx$ ，則變數轉換之 Jacobian 為

$$\left| \frac{\partial y'}{\partial z'} \right| = |A| = \sqrt{|C|}$$

然而 $\Sigma = \frac{\sqrt{|C^{-1}|}}{(2\pi)^{p/2}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} Azz' A' e^{-\frac{1}{2} z'z} \sqrt{|C|} dz'$

$$= A \left\{ (2\pi)^{-p/2} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{z}\mathbf{z}' e^{-\frac{1}{2}\mathbf{z}'\mathbf{z}} d\mathbf{z}' \right\} A'$$

因 $E(\mathbf{z}_i) = 0$, $E(\mathbf{z}_i^2) = 1$ 及 $E(\mathbf{z}_i \mathbf{z}_j) = 0$, 故

$$(2\pi)^{-\frac{p}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{z}\mathbf{z}' e^{-\frac{1}{2}\mathbf{z}'\mathbf{z}} d\mathbf{z}' = E(\mathbf{z}\mathbf{z}') = \mathbf{I}$$

故 $\Sigma = A\mathbf{I}A' = AA' = C$

由此可見, \mathbf{y} 之分散量行列為對稱正值行列。茲將上列所得結果歸納於下列之定理:

【定理 2.1】 在複變值直線迴歸模式 (2.1) 式中 \mathbf{y}' 之複變值常態機率密度函數 (Multivariate Normal Probability Density Function) 為

$$f(\mathbf{y}') = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sqrt{|\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}-\mathbf{B}\mathbf{x})'\Sigma^{-1}(\mathbf{y}-\mathbf{B}\mathbf{x})} \quad (2.3)$$

其期望值等於 $\mathbf{B}\mathbf{x}$ 而分散量 (Dispersion) 等於對稱正值行列 Σ (Symmetric and Positive Definite Matrix)。

今後為方便計以 $N(\mathbf{B}\mathbf{x}, \Sigma)$ 表示具有期望值等於 $\mathbf{B}\mathbf{x}$ 而分散量等於 Σ 之複變值常態分布。

(三) 複變值直線迴歸未知常數之推算 (Estimation of Parameters in Multivariate Linear Regression)

茲欲應用最大機率推算法 (Maximum Likelihood Estimation) 來推算複變值直線迴歸之未知常數。設從 $N(\mathbf{B}\mathbf{x}, \Sigma)$ 中隨機抽出 n 組觀測值 $(\mathbf{y}_h', \mathbf{x}_h')$, $h=1, \dots, n$, \mathbf{y}_h 為 $p \times 1$ 變變值向量, \mathbf{x}_h 為 $q \times 1$ 無機差變值向量, \mathbf{B} 為 $p \times q$ 未知係數行列, Σ 為 $p \times p$ 未知分散量之對稱正值行列。我們假定 $n \geq p+q$ 及 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$ 之階數 (Rank) 等於 q 。 $(\mathbf{y}_1', \dots, \mathbf{y}_n')$ 之聯合機率密度函數或簡稱為機率函數 (Likelihood Function) 如次:

$$L = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{h=1}^n (\mathbf{y}_h - \mathbf{B}\mathbf{x}_h)' \Sigma^{-1} (\mathbf{y}_h - \mathbf{B}\mathbf{x}_h) \right\}$$

將上式取自自然對數則得

$$\begin{aligned} \log L &= -\frac{1}{2} np \log (2\pi) + \frac{n}{2} \log |\Sigma|^{-1} - \frac{1}{2} \sum_{h=1}^n (\mathbf{y}_h - \mathbf{B}\mathbf{x}_h)' \Sigma^{-1} (\mathbf{y}_h - \mathbf{B}\mathbf{x}_h) \\ &= -\frac{1}{2} np \log (2\pi) + \frac{n}{2} \log |\Sigma|^{-1} \\ &\quad - \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \Sigma^{-1} \left[\sum_{h=1}^n \mathbf{y}_h \mathbf{y}_h' - 2\mathbf{B} \sum_{h=1}^n \mathbf{x}_h \mathbf{y}_h' + \mathbf{B} \sum_{h=1}^n \mathbf{x}_h \mathbf{x}_h' \mathbf{B}' \right] \right\} \end{aligned}$$

式中 tr 係 "trace" 之縮寫。現在就 $\log L$ 對 \mathbf{B} 偏微分並令其結果等於零, 則得

$$\frac{\partial \log L}{\partial \mathbf{B}} = \Sigma^{-1} \left[-2 \sum_{h=1}^n \mathbf{y}_h \mathbf{x}_h' + 2\mathbf{B} \sum_{h=1}^n \mathbf{x}_h \mathbf{x}_h' \right] = 0$$

從上式可得下列之常規方程式 (Normal Equations):

$$\mathbf{B} \sum_{h=1}^n \mathbf{x}_h \mathbf{x}_h' = \sum_{h=1}^n \mathbf{y}_h \mathbf{x}_h'$$

上式可簡寫為

$$\mathbf{B}\mathbf{X}\mathbf{X}' = \mathbf{Y}\mathbf{X}'$$

式中 $X = (x_1, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, \dots, y_n)$ 。

因為我們假設 X 之階數為 q , 故 XX' 為行列式值不等於零的行列, 其逆行列存在, 所以 B 之最大機率推算式 (Maximum Likelihood Estimator) 如下:

$$\hat{B} = YX'(XX')^{-1} \quad (3.1)$$

倘若我們將上式中之各種行列改變成下列之形式時

$$B_{q \times p} = \begin{bmatrix} \beta_1' \\ \vdots \\ \beta_q' \end{bmatrix}, \quad X_{n \times q} = \begin{bmatrix} x_1' \\ \vdots \\ x_n' \end{bmatrix}, \quad Y_{n \times p} = \begin{bmatrix} y_1' \\ \vdots \\ y_n' \end{bmatrix}$$

則 (3.1) 式可寫成如下:

$$\hat{B} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (3.2)$$

可見上式中 \hat{B} 行列所含各向量 $\hat{\beta}_i'$ 與複迴歸模式中迴歸係數之推算式同形。

其次, 我們欲求 Σ 之最大機率推算式。將 $\log L$ 寫成如下:

$$\log L = -\frac{1}{2} np \log(2\pi) + \frac{n}{2} \log |\sigma^{ij}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \sigma^{ij} d_{ij}$$

式中 σ^{ij} 為 Σ^{-1} 之第 (i, j) 元素,

$$d_{ij} = \sum_{h=1}^n (y_{1h} - \sum_{k=1}^q \beta_{1k} x_{kh}) (y_{jh} - \sum_{k=1}^q \beta_{jk} x_{kh})$$

現在就 $\log L$ 對 σ^{tt} 及 σ^{tu} 分別求偏微分如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log L}{\partial \sigma^{tt}} &= \frac{1}{2} \frac{n}{|\Sigma^{-1}|} \frac{\partial |\Sigma^{-1}|}{\partial \sigma^{tt}} - \frac{1}{2} d_{tt} \\ &= \frac{1}{2} \frac{n}{|\Sigma^{-1}|} \text{cof}(\sigma^{tt}) - \frac{1}{2} d_{tt} \end{aligned}$$

式中 $\text{cof}(\sigma^{tt})$ 是 $|\Sigma^{-1}|$ 中 σ^{tt} 之子行列式 (Cofactor)。

$$\frac{\partial \log L}{\partial \sigma^{tu}} = -\frac{n}{|\Sigma^{-1}|} \text{cof}(\sigma^{tu}) - d_{tu}$$

令上列偏微分結果等於零, 則得

$$\frac{\text{cof}(\sigma^{tu})}{|\Sigma^{-1}|} = \frac{1}{n} d_{tu}$$

但上式等號左邊係 Σ 之第 (u, t) 元素, 故 Σ 之最大機率推算式如下:

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}^* &= \frac{1}{n} \hat{D} = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n (y_h - \hat{B}x_h)(y_h - \hat{B}x_h)' \\ &= \frac{1}{n} \left[\sum_{h=1}^n y_h y_h' - \hat{B} \sum_{h=1}^n x_h y_h' \right] \\ &= \frac{1}{n} \left[\sum_{h=1}^n y_h y_h' - \hat{B} \sum_{h=1}^n x_h x_h' \hat{B}' \right] \end{aligned} \quad (3.3)$$

上式可簡寫為

$$\hat{\Sigma}^* = \frac{1}{n} [YY' - \hat{B}(XX')\hat{B}'] \quad (3.4)$$

式中 $Y = (y_1, \dots, y_n)$, $X = (x_1, \dots, x_n)$ 。

我們可察知複迴歸模式中 σ^2 之最大機率推算式與 (3.4) 式中之元素具有相同之形式。

(四) 最大機率推算式 \hat{B} 及 $\hat{\Sigma}^*$ 之分布 (Distribution of the Maximum Likelihood Estimates \hat{B} and $\hat{\Sigma}^*$)

因為 \hat{B} 中之每一元素 $\hat{\beta}_{ij}$ ($i=1, \dots, p; j=1, \dots, q$) 都是常態變值 y 之直線函數, 故 \hat{B} 之分布

亦為常態分布。茲求 \hat{B} 之期望值及分散量於次：根據 (2.1) 式可將 (3.1) 式中之 Y 行列寫成爲

$$Y = BX + D \tag{4.1}$$

茲爲方便計，令

$$\left. \begin{aligned} Y &= (y_1, \dots, y_n) = \begin{bmatrix} w_1' \\ \vdots \\ w_p' \end{bmatrix} = W' \\ X &= (x_1, \dots, x_n) = \begin{bmatrix} z_1' \\ \vdots \\ z_1' \end{bmatrix} = Z' \\ B &= (\beta_1, \dots, \beta_n) = \begin{bmatrix} \theta_1' \\ \vdots \\ \theta_p' \end{bmatrix} = \theta' \\ D &= (d_1, \dots, d_n) = \begin{bmatrix} \eta_1' \\ \vdots \\ \eta_p' \end{bmatrix} = \eta' \end{aligned} \right\} \tag{4.2}$$

則 (4.1) 式可寫成

$$W = Z\theta + \eta \tag{4.3}$$

然而 θ 之最大機率推算式可從 (3.1) 式得如下：

$$\hat{\theta} = (Z'Z)^{-1}Z'W = \hat{B}' \tag{4.4}$$

現在求 $\hat{\theta}$ 之期望值於次：

$$\begin{aligned} E(\hat{\theta}|Z) &= E[(Z'Z)^{-1}Z'W|Z] = E[(Z'Z)^{-1}Z'(Z\theta + \eta)|Z] \\ &= E[\theta + (Z'Z)^{-1}Z'\eta|Z] = \theta \end{aligned} \tag{4.5}$$

可見 \hat{B} 爲 B 之無偏推算式 (Unbiased Estimator)。

繼之，我們欲求 $\hat{\theta}$ 中 $\hat{\theta}_i$ 與 $\hat{\theta}_j$ 之分散量。從 (4.3) 式得

$$\begin{aligned} w_i &= Z\theta_i + \eta_i \\ w_j &= Z\theta_j + \eta_j \end{aligned}$$

而從 (4.4) 式得 θ_i 及 θ_j 之最大機率推算式如次：

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i &= (Z'Z)^{-1}Z'w_i \\ \hat{\theta}_j &= (Z'Z)^{-1}Z'w_j \end{aligned}$$

由 (4.5) 式得知 $E(\hat{\theta}_i) = \theta_i$ ， $E(\hat{\theta}_j) = \theta_j$ ，因此 $\hat{\theta}_i$ 與 $\hat{\theta}_j$ 之分散量如次：

$$\begin{aligned} E[(\hat{\theta}_i - \theta_i)(\hat{\theta}_j - \theta_j)'|Z] &= E[(Z'Z)^{-1}Z'\eta_i\eta_j'Z(Z'Z)^{-1}|Z] \\ &= (Z'Z)^{-1}Z'(\sigma_{ij}I)Z(Z'Z)^{-1} \\ &= \sigma_{ij}(Z'Z)^{-1} \end{aligned} \tag{4.6}$$

因此， \hat{B} 中第 i 及第 j 橫向量之分散量爲 $\sigma_{ij}(XX')^{-1}$ 。今若將 \hat{B} 之橫向量排成一行即 $(\theta_1', \dots, \theta_p')$ ，則其分散量行列如次：

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11}S^{-1} & \sigma_{12}S^{-1} & \dots & \sigma_{1p}S^{-1} \\ \sigma_{21}S^{-1} & \sigma_{22}S^{-1} & \dots & \sigma_{2p}S^{-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1}S^{-1} & \sigma_{p2}S^{-1} & \dots & \sigma_{pp}S^{-1} \end{bmatrix} = \Sigma \otimes (XX')^{-1} \tag{4.7}$$

式中 $S = XX'$ ， $\Sigma \otimes (XX')^{-1}$ 表示 Σ 與 $(XX')^{-1}$ 之 Kronecker 乘積或直接乘積 (Direct Product)。

其次，我們欲求者爲 $n \hat{\Sigma}^* = YY' - \hat{B}XX'\hat{B}'$ 之分布。因爲 $S = XX'$ 爲行列式值不等於零之行列 (Non-singular Matrix)，我們可找出一個能滿足下列關係之 $q \times q$ 行列 G

$$GSG' = I \quad G^{-1}S^{-1} = I$$

令 $H_2 = GX$ ，則 $X = G^{-1}H_2$ ，又

$$H_2H_2' = GXX'G' = GSG' = I$$

因此， H_2 中所含 q 個 $1 \times n$ 橫向量互成直交 (Orthogonal)。我們可另外找出一個 $(n-q) \times n$ 之行列 H_1 與 H_2 合併而成爲一個直交行列 H ，即

$$H = \begin{pmatrix} H_1 \\ H_2 \end{pmatrix}$$

令 $U = (u_1, \dots, u_n) = YH'$ ，則

$$YH' = (y_1, \dots, y_n)H'$$

$$= \begin{pmatrix} w_1' \\ \vdots \\ w_p' \end{pmatrix} H' = \begin{pmatrix} w_1' H' \\ \vdots \\ w_p' H' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1' \\ \vdots \\ \lambda_p' \end{pmatrix} = (u_1, \dots, u_n)$$

故求 U 之期望值及分散量於次：

$$E(U) = E(YH') = BXH' = BG^{-1}H_2(H_2' | H_2') = BG^{-1}(O | I) = (O | BG^{-1})$$

可見 U 行列中居首 $(n-q)$ 個列向量 (Column Vectors) $u_i, i=1, \dots, n-q$ 之期望值都等於 0。因

$$\begin{aligned} (w_1' H', \dots, w_p' H') &= (w_1', \dots, w_p') \begin{pmatrix} H' & O \\ O & H' \end{pmatrix} \\ &= (w_1', \dots, w_p') I \otimes H' \\ &= (\lambda_1', \dots, \lambda_p') \end{aligned}$$

故

$$\begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_p \end{pmatrix} = I \otimes H \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{pmatrix}$$

因爲 (w_1', \dots, w_p') 之分散量爲 $\Sigma \otimes I$ ，故 $(\lambda_1', \dots, \lambda_p')$ 之分散量如下：

$$(I \otimes H)(\Sigma \otimes I)(I \otimes H) = (I \Sigma I) \otimes (H H') = \Sigma \otimes I \tag{4.9}$$

故 (u_1', \dots, u_n') 之分散量等於 $I \otimes \Sigma$ 。由此可見 u_1 之分布爲互相間成獨立的常態分布，而在 U 行列中居首之 $(n-q)$ 個 u_i 之分布爲 $N(0, \Sigma)$ 。

繼之，欲要證明的是

$$n\hat{\Sigma}^* = YY' - \hat{B}S\hat{B}' = \sum_{i=1}^{n-q} u_i u_i'$$

因 $U = YH'$ ，故 $Y = UH$ 。然而

$$YY' = UHH'U' = UU' = \sum_{i=1}^n u_i u_i'$$

又

$$\begin{aligned} \hat{B}S\hat{B}' &= (YX'S^{-1})S(S^{-1}XY') = UHH_2'(G^{-1})S^{-1}G^{-1}H_2H'U' \\ &= U \begin{pmatrix} H_1 \\ H_2 \end{pmatrix} H_2' H_2 (H_1' H_2') U' = U \begin{pmatrix} O \\ I \end{pmatrix} (O \ I) U' \\ &= \sum_{i=n-q+1}^n u_i u_i' \end{aligned}$$

故

$$n\hat{\Sigma}^* = \sum_{i=1}^n u_i u_i' - \sum_{i=n-q+1}^n u_i u_i' = \sum_{i=1}^{n-q} u_i u_i' \tag{4.10}$$

由上式可見 $n\hat{\Sigma}^*$ 與 \hat{B} 互相獨立。現在因 $u_i (i=1, \dots, n-q)$ 之分布爲互相獨立之 $N(0, \Sigma)$ 的緣故， $n\hat{\Sigma}^*$ 之分布爲自由度等於 $(n-q)$ 的 Wishart 氏分布，其機率密度函數可參閱 Andersen, T. W. (1958) 如次：

$$f(n\hat{\Sigma}^*) = \frac{1}{2} \frac{[n\hat{\Sigma}^*]^{-\frac{1}{2}(n-p-q-1)}}{\pi^{\frac{1}{2}p(p-1)} |\Sigma|^{\frac{1}{2}(n-q)} \prod_{i=1}^p \Gamma(\frac{1}{2}(n-q+1-i))} \exp \left[-\frac{n}{2} \text{tr}(\hat{\Sigma}^* \Sigma^{-1}) \right] \tag{4.11}$$

今後將具有 $(n-q)$ 自由度的 Wishart 分布以 $W(\Sigma, n-q)$ 表示之。因爲 u_i 之分布是互相獨立的 $N(0, \Sigma)$ ，故從 (4.10) 式求期望值時可得

$$E(n\hat{\Sigma}^*) = (n-q)\Sigma$$

因此，我們可得 Σ 之無偏推算式 (Unbiased Estimator) 如次：

$$\hat{\Sigma} = \frac{n}{n-q} \hat{\Sigma}^* = \frac{1}{n-q} [YY' - \hat{B}XX'\hat{B}'] \quad (4.12)$$

茲將上面所得結果歸納於下列之定理：

【定理 4.1】 今設從 $N(Bx_1, \Sigma)$ 隨機抽出 n 個 $p \times 1$ 複變值向量 $y_i (i=1, \dots, n)$ ，則

- (1) B 之最大機率推算式 (Maximun Likelihood Estimator) \hat{B} 的分佈為常態，其期望值為 B 而其第 i 及第 j 橫向量之分散量行列為 $\sigma_{ij}(XX')^{-1}$ ，式中 σ_{ij} 為 Σ 之第 (i, j) 元素而 $X = (x_1, \dots, x_n)$ ， x_i 為 $q \times 1$ 向量。
- (2) $n\Sigma$ 之最大機率推算式 $n\hat{\Sigma}^* = YY' - \hat{B}XX'\hat{B}'$ 的分佈為 Wishart 分佈 $W(\Sigma, n-q)$ 。
- (3) $n\hat{\Sigma}^*$ 與 \hat{B} 互相獨立。

(五) 複變值迴歸係數之統計擬說測驗

(Testing Statistical Hypotheses About the Multivariate Regression Coefficients)

(1) 測驗單一迴歸係數向量之顯著性

在迴歸係數行列 B 中，我們欲測驗其某一向量 β_1 是否與統計擬說之向量 β_{10} 相等，即測驗統計擬說 $H_0: \beta_1 = \beta_{10}$ 之顯著性。

我們知道 β_1 之無偏推算式為 \hat{B} 行列中第 i 列向量 $\hat{\beta}_1$ 。在第四節已證明將 \hat{B} 之橫向量排成一行 $(\hat{\beta}_1', \dots, \hat{\beta}_p')$ 時，其分散量行列等於 $\Sigma \otimes (XX')^{-1}$ ，今若將 \hat{B} 之列向量排成一行 $(\hat{\beta}_1', \dots, \hat{\beta}_n')$ ，則其分散量行列應等於 $(XX')^{-1} \otimes \Sigma$ 。因此，若令 c_{ij} 為 $(XX')^{-1}$ 之第 (i, j) 元素，則 $\hat{\beta}_1$ 之分散量行列等於 $c_{11}\Sigma$ ，故 $\hat{\beta}_1$ 之分佈為 $N(\beta_1, c_{11}\Sigma)$ 。從第四節定理 4.1 得知 $\hat{\beta}_1$ 與 $(n-q)\hat{\Sigma}^* = YY' - \hat{B}XX'\hat{B}'$ 互相獨立且 $(n-q)\hat{\Sigma}^*$ 之分佈為 $W(\Sigma, n-q)$ 。因此，我們可利用 Hotelling 氏 T^2 來測驗 H_0 。將 Hotelling 氏一般化 T^2 統計值之分布定理摘錄於次：

【定理 5.1】 設 $m\hat{\Sigma}^*$ 之分佈為 $W(\Sigma, m)$ 而 $p \times 1$ 向量 d 之分佈為 $N(d, \frac{1}{c}\Sigma)$ ，並設 $m\hat{\Sigma}^*$ 與 d 互相獨立，則 Hotelling 氏一般化 T^2 統計值 (Generalized T^2 -statistic) 如下：

$$T^2 = cd' \hat{\Sigma}^{-1} d = \frac{d' \hat{\Sigma}^{-1} d}{d' \hat{\Sigma}^{-1} d} (cd' \Sigma^{-1} d) \quad (5.1)$$

- (i) $d' \hat{\Sigma}^{-1} d / d' \hat{\Sigma}^{-1} d$ 之分佈為自由度等於 $m-p+1$ 之 χ^2 分布。
- (ii) $d' \hat{\Sigma}^{-1} d / d' \hat{\Sigma}^{-1} d$ 與 d 互相獨立。
- (iii) $cd' \hat{\Sigma}^{-1} d$ 之分佈為自由度等於 p 及非中心性常數 (Non-centrality Parameter) 等於 $cd' \Sigma^{-1} d$ 之 χ^2 分布。
- (iv) $\frac{m-p+1}{p} \frac{T^2}{m}$ 之分佈為自由度等於 p 及 $m-p+1$ 之非中心 F 分布 (Noncentral F Distribution)，其非中心性常數為 $cd' \Sigma^{-1} d$ ，當 $d=0$ 時，便成中心 F 分布。

上列定理之證明可參閱 Wijsman, R. A (1957)。其他有關文獻可參閱 Hotelling, H. (1931), Bose, R. C. and Roy, S. N. (1938), Hsu P. L. (1938), 及 Rao, C. R. (1946, 1949) 等。

現在利用上列定理來測驗 $H_0: \beta_1 = \beta_{10}$ 。 T^2 統計值為

$$T^2 = c_{11}^{-1} (\hat{\beta}_1 - \beta_{10})' \hat{\Sigma}^{-1} (\hat{\beta}_1 - \beta_{10}) \quad (5.2)$$

然而

$$\frac{n-q-p+1}{p} \frac{T^2}{n-q} \quad (5.3)$$

之分布為自由度等於 p 及 $n-q$ 之非中心 F 分布，其非中心性常數為 $c_{11}^{-1}(\beta_1 - \beta_{10})' \Sigma^{-1}(\beta_1 - \beta_{10})$ 。當 $H_0: \beta_1 = \beta_{10}$ 屬真時，其分布便是中心 F 分布。因此，我們可根據 Snedecor 氏之理論 F 值以測驗 H_0 之顯著性，即若 (5.3) 式所得數值大於理論 F 值，則我們可根據顯著機率水準 (Significance Level) 丟棄 $H_0: \beta_1 = \beta_{10}$ 。

(2) 測驗一組迴歸係數向量之顯著性

我們將 $p \times q$ 之 B 行列劃分為二個行列如下：

$$B = (B_1 | B_2)$$

式中 B_1 為 $p \times q_1$ 行列而 B_2 為 $p \times q_2$ 行列， $q_1 + q_2 = q$ 。現在我們擬採用機率比值軌範 (Likelihood Ratio Criterion) 以測驗下列之統計擬說

$$H_0: B_1 = B_1^*$$

B_1^* 為已知行列。令 Ω 表示未知常數空間 (Parameter Space) 而 ω 表示在 H_0 下之未知常數副空間 (Subspace)，按照第三節，機率函數為

$$L = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\Sigma^{-1}|^{\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^n (y_h - Bx_h)' \Sigma^{-1} (y_h - Bx_h) \right]$$

而我們已求得在 Ω 下 B 及 Σ 之最大機率推算式分別如 (3.1) 及 (3.4) 兩式。因此，若以 $L(\hat{\Omega})$ 表示在 Ω 下之最大的機率函數值，則

$$\begin{aligned} L(\hat{\Omega}) &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^n (y_h - \hat{B}x_h)' \hat{\Sigma}^{*-1} (y_h - \hat{B}x_h) \right] \\ &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \hat{\Sigma}^{*-1} \sum_{h=1}^n (y_h - \hat{B}x_h) (y_h - \hat{B}x_h)' \right\} \right] \\ &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{n}{2} \text{tr} \left\{ \hat{\Sigma}^{*-1} \hat{\Sigma}^* \right\} \right] \\ &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{n}{2} \text{tr} (I) \right] \\ &= (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2}np} \end{aligned}$$

爲了要區別在 Ω 及 ω 下之最大機率推算式起見，擬在推算式附加 Ω 及 ω 之腳註以資區別。所以，將上式寫成

$$L(\hat{\Omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}_{\Omega}^*|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2}np} \tag{5.4}$$

其次，欲在 ω 下求 B_2 及 Σ 之最大機率推算式。茲按照 B 之劃分方式將 x_h 分成如下：

$$x_h = \begin{pmatrix} x_{h(1)} \\ x_{h(2)} \end{pmatrix}$$

式中 $x_{h(1)}$ 為 $q_1 \times 1$ 向量而 $x_{h(2)}$ 為 $q_2 \times 1$ 向量。令

$$z_h = y_h - B_1^* x_{h(1)}$$

則在 H_0 下 z_h 可視為從 $N(B_2 x_{h(2)}, \Sigma)$ 變機抽出之向量，因此 B_2 之最大機率推算式可做第三節求得如次：

$$\begin{aligned} \hat{B}_{2\omega} &= \sum_{h=1}^n z_h x_{h(2)}' S_{22}^{-1} = \sum_{h=1}^n (y_h - B_1^* x_{h(1)}) x_{h(2)}' S_{22}^{-1} \\ &= (C_2 - B_1^* S_{12}) S_{22}^{-1} \end{aligned} \tag{5.5}$$

式中 C_2 , S_{12} 及 S_{22} 係按照 B 之劃分方式將 $YX' = C$ 及 $XX' = S$ 劃分所得之行列, 即

$$YX' = C = (C_1 | C_2)$$

$$XX' = S = \begin{pmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{pmatrix}$$

在 H_0 下, $\hat{\Sigma}$ 之最大機率推算式為

$$\begin{aligned} n \hat{\Sigma}_{\omega}^* &= \sum_{i=1}^n (z_i - \hat{B}_{2\omega} x_i^{(2)}) (z_i - \hat{B}_{2\omega} x_i^{(2)})' \\ &= \sum_{i=1}^n z_i z_i' - \hat{B}_{2\omega} S_{22} \hat{B}'_{2\omega} \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i - B_1^* x_i^{(1)}) (y_i - B_1^* x_i^{(1)})' - \hat{B}_{2\omega} S_{22} \hat{B}'_{2\omega} \end{aligned} \quad (5.6)$$

因此, 在 ω 下之最大的機率函數值如下:

$$L(\hat{\omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}_{\omega}^*|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2}n\hat{\omega}'} \quad (5.7)$$

茲以 (5.7) 式 $L(\hat{\omega})$ 除 (5.4) 式 $L(\hat{\Omega})$, 則得測驗 H_0 之機率比值, 即

$$\lambda = \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} = \frac{|\hat{\Sigma}_{\omega}^*|^{n/2}}{|\hat{\Sigma}_{\Omega}^*|^{n/2}} \quad (5.8)$$

我們可適當地選擇某一常數 λ_0 以作為丟棄 H_0 與否之根據; 即當 $\lambda < \lambda_0$ 時我們丟棄 H_0 。此 λ_0 需根據所需要之顯著機率水準 (Significance Level) α 來選定, 即

$$\int_0^{\lambda_0} g(\lambda | H_0) d\lambda = \alpha$$

於此, 我們需要 λ 之機率密度函數 $g(\lambda | H_0)$ 。

(六) 測驗統計擬似 $H_0: B_1 = B_1^*$ 之機率比值的分布 (The Distribution of the Likelihood Ratio for Testing $H_0: B_1 = B_1^*$)

為方便計, 我們擬求 $\lambda^{n/2}$ 之分布。首先欲要求出 $n\hat{\Sigma}_{\omega}^*$ 與 $n\hat{\Sigma}_{\Omega}^*$ 之關係。令

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}, \quad X_1 = (x_1^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}), \quad X_2 = (x_1^{(2)}, \dots, x_n^{(2)})$$

$$\hat{B}_{\Omega} = \begin{pmatrix} \hat{B}_{1\Omega} & \hat{B}_{2\Omega} \\ p \times q_1 & p \times q_2 \end{pmatrix}$$

則我們有下列之恒等式。

$$\begin{aligned} Y - BX &= (X - \hat{B}_{\Omega} X) + (\hat{B}_{2\Omega} - B_2) X_2 + (\hat{B}_{1\Omega} - B_1^*) X_1 \\ &= (Y - \hat{B}_{\Omega} X) + (\hat{B}_{2\omega} - B_2) X_2 - (\hat{B}_{2\omega} - \hat{B}_{2\Omega}) X_2 + (\hat{B}_{1\Omega} - B_1^*) X_1 \end{aligned}$$

從 (3.1) 式可得

$$\hat{B}_{\Omega}(XX') = YX'$$

或 $(\hat{B}_{1\Omega} | \hat{B}_{2\Omega}) \begin{pmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{pmatrix} = (C_1 | C_2)$

因此 $\hat{B}_{1\Omega} S_{12} + \hat{B}_{2\Omega} S_{22} = C_2$

$\therefore \hat{B}_{2\Omega} = C_2 S_{22}^{-1} - \hat{B}_{1\Omega} S_{12} S_{22}^{-1}$

將 (5.5) 式之 $\hat{B}_{2\omega} = (C_2 - B_1^* S_{12}) S_{22}^{-1}$ 減去上式, 則得

$$\hat{B}_{2\omega} - \hat{B}_{2\Omega} = (C_2 - B_1^* S_{12}) S_{22}^{-1} - (C_2 - \hat{B}_{1\Omega} S_{12}) S_{22}^{-1} = (\hat{B}_{1\Omega} - B_1^*) S_{12} S_{22}^{-1} \quad (6.1)$$

故 $Y - BX = (Y - \hat{B}_0 X) + (\hat{B}_{20} - B_2) X_2 + (\hat{B}_{10} - B_1^*) (X_1 - S_{12} S_{22}^{-1} X_2)$

將上式等號兩邊各減去 $(\hat{B}_{20} - B_2) X_2$ ，則得

$$Y - B_1^* X_1 - \hat{B}_{20} X_2 = (Y - \hat{B}_0 X) + (\hat{B}_{10} - B_1^*) (X_1 - S_{12} S_{22}^{-1} X_2)$$

因此，

$$\begin{aligned} n \sum_{\alpha}^* &= (Y - B_1^* X_1 - \hat{B}_{20} X_2) (Y - B_1^* X_1 - \hat{B}_{20} X_2)' \\ &= (Y - \hat{B}_0 X) (Y - \hat{B}_0 X)' \\ &\quad + (\hat{B}_{10} - B_1^*) (X_1 - S_{12} S_{22}^{-1} X_2) (X_1 - S_{12} S_{22}^{-1} X_2)' (\hat{B}_{10} - B_1^*)' \\ &= n \sum_{\alpha}^* + (\hat{B}_{10} - B_1^*) S_{11.2} (\hat{B}_{10} - B_1^*)' \end{aligned} \tag{6.2}$$

式中 $S_{11.2} = S_{11} - S_{12} S_{22}^{-1} S_{21}$

現在我們可將 $\lambda^{2/n}$ 寫成如次：

$$U = \lambda^{2/n} = \frac{| \sum_{\alpha}^* |}{| \sum_{\alpha}^* |} = \frac{| n \sum_{\alpha}^* |}{| n \sum_{\alpha}^* + (\hat{B}_{10} - B_1^*) S_{11.2} (\hat{B}_{10} - B_1^*)' |} \tag{6.3}$$

在定理 4.1 中，我們已知 $n \sum_{\alpha}^*$ 之分布為 $W(\Sigma, n-q)$ 而與 \hat{B}_0 互相獨立； \hat{B}_0 之分布為常態，其期望值為 B 而其第 i 及第 j 橫向量之分散量為 $\sigma_{ij} S^{-1}$ 。茲擬證明下列之關係成立：

$$(\hat{B}_{10} - B_1^*) S_{11.2} (\hat{B}_{10} - B_1^*)' = \sum_{i=1}^{q_1} z_i z_i' \tag{6.4}$$

式中 z_i 互相獨立，其分布為 $N(0, \Sigma)$ 。

茲令 $A = S^{-1}$ ，則

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & O \\ O & I \end{pmatrix}$$

由上式之關係可得 $A_{11}^{-1} = S_{11} - S_{12} S_{22}^{-1} S_{21} = S_{11.2}$ 。因此， \hat{B}_{10} 之第 i 及第 j 橫向量之分散量可由 (4.6) 式而得知為 $\sigma_{ij} S_{11.2}^{-1}$ 。因為 $S_{11.2}$ 是一種行列式值不等於零之行列，我們可找出能滿足下列關係之行列 H ：

$$H S_{11.2} H' = I$$

令 $\hat{B}_{10} - B_1^* = ZH = (z_1, \dots, z_{q_1}) H$

則 $(\hat{B}_{10} - B_1^*) S_{11.2} (\hat{B}_{10} - B_1^*)' = ZH S_{11.2} H' Z' = ZIZ' = ZZ' = \sum_{i=1}^{q_1} z_i z_i'$

因為在 $H_0: B_1 = B_1^*$ 屬真之下， $E(\hat{B}_{10}) = B_1^*$ ，故

$$E(Z) = E[(\hat{B}_{10} - B_1^*) H^{-1}] = 0$$

令 $\hat{\theta}_{1i}$ 為 \hat{B}_{10} 之第 i 橫向量，且令 w_i 為 Z 之第 i 橫向量，則

$$\begin{aligned} E(w_i' w_i) &= E(H^{-1})' (\hat{\theta}_{1i} - \theta_{1i}^*)' (\hat{\theta}_{1i} - \theta_{1i}^*) H^{-1} = \sigma_{ij} (H^{-1})' S_{11.2}^{-1} H^{-1} \\ &= \sigma_{ij} (H S_{11.2} H')^{-1} = \sigma_{ij} I \end{aligned}$$

故 z_i 之分布為 $N(0, \Sigma)$ 。

茲令 $V = n \sum_{\alpha}^*$ ， $T = V + \sum_{i=1}^{q_1} z_i z_i'$ ，則

$$U = \frac{|V|}{|V + \sum_{i=1}^{q_1} z_i z_i'|} = \frac{|V|}{|T|}$$

我們先求 U 之第 h 級動差 (The h^{th} Moment)，然後由其探出 U 之分布。因為 V 與 $\sum z_i z_i'$ 互相獨立，而 V 之分布為 $W(\Sigma, n-q)$ ， z_i 之分布為互相獨立之 $N(0, \Sigma)$ ，故 V 與 z_i 's 之聯合機準密度函數

等於 V 之機率密度函數與 z_i 's 之聯合機率密度函數相乘積，可從 (2.3) 及 (4.11) 兩式得之。所以

$$E(U^h) = E(|V|^h |T|^{-h})$$

$$= \int \dots \int K(\Sigma, n-q) |V|^h |T|^{-h} |V|^{\frac{1}{2}(n-q-p-1)} \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr } \Sigma^{-1} V\right)$$

$$\cdot (2\pi)^{\frac{1}{2}q_1 p} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}q_1} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{q_1} z_i' \Sigma^{-1} z_i\right) dV dZ$$

式中 $K(\Sigma, n-q) = 2^{\frac{1}{2}(n-q)p} \frac{\pi^{p(p-1)}}{|\Sigma|^{\frac{1}{2}(n-q)}} \prod_{i=1}^p \Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)\right]$

我們可將上式寫成如次：

$$E(U^h) = \frac{K(\Sigma, n-q)}{K(\Sigma, n-q+2h)} \int \dots \int |T|^{-h} K(\Sigma, n-q+2h) |V|^{\frac{1}{2}(n-q+2h-p-1)}$$

$$\cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr } \Sigma^{-1} V\right) (2\pi)^{-\frac{1}{2}q_1 p} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}q_1} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{q_1} z_i' \Sigma^{-1} z_i\right) dV dZ$$

上列積分符號內含有 V 之部份為 $W(\Sigma, n-q+2h)$ 之機率密度函數。我們知道 $\sum_{i=1}^{q_1} z_i z_i'$ 之分布為 $W(\Sigma, q_1)$ ，其與 V 之分布互相獨立，因此， T 之分布可視為 $W(\Sigma, n-q+2h+q_1)$ 。然而，上列之積分部份可視為 $|T|^{-h}$ 之期望值，因此

$$E(U^h) = \frac{K(\Sigma, n-q)}{K(\Sigma, n-q+2h)} \int \dots \int |T|^{-h} f(T|\Sigma, n-q+2h+q_1) dT$$

$$= \frac{K(\Sigma, n-q) K(\Sigma, n-q+2h+q_1)}{K(\Sigma, n-q+2h) K(\Sigma, n-q+q_1)}$$

$$= \prod_{i=1}^p \left\{ \frac{\Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)+h\right] \Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q+q_1+1-i)\right]}{\Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)\right] \Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q+q_1+1-i)+h\right]} \right\}$$

$$= \prod_{i=1}^p \left\{ \frac{\Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q_1-q_2+1-i)+h\right] \Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)\right]}{\Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q_1-q_2+1-i)\right] \Gamma\left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)+h\right]} \right\} \quad (6.5)$$

詳察上式可知其為 Beta 分布的動差相乘積。Beta 分布之機率密度函數為

$$\beta\left(x; \frac{1}{2}a, \frac{1}{2}b\right) = \frac{\Gamma\left(\frac{a+b}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{a}{2}\right) \Gamma\left(\frac{b}{2}\right)} x^{\frac{a}{2}-1} (1-x)^{\frac{b}{2}-1} \quad \text{if } 0 < x < 1$$

$$= 0 \quad \text{if } x < 0, x > 1$$

x 之第 h 級動差為

$$E(X^h) = \int_0^1 \frac{\Gamma\left(\frac{a+b}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{a}{2}\right) \Gamma\left(\frac{b}{2}\right)} x^{\frac{a}{2}+h-1} (1-x)^{\frac{b}{2}-1} dx$$

$$= \frac{\Gamma\left(\frac{a+b}{2}\right) \Gamma\left(\frac{a}{2}+h\right)}{\Gamma\left(\frac{a+b}{2}+h\right) \Gamma\left(\frac{a}{2}\right)}$$

因此，從 (6.5) 式得知

$$E(U^h) = \prod_{i=1}^p E(x_i^h)$$

式中 x_i 之機率密度函數為 $\beta \left[x_i : \frac{1}{2}(n-q+1-i), \frac{1}{2}q_i \right]$ 而 x_1, \dots, x_p 互相獨立，故

$$E(U^h) = \prod_{i=1}^p E(x_i^h) = E \left\{ \prod_{i=1}^p x_i^h \right\} = E \left\{ \left(\prod_{i=1}^p x_i \right)^h \right\}$$

茲將上面所得結果歸納於下列之定理：

【定理 6.1】 (6.3) 式 U 之分布為 p 種互相獨立的 Beta 變值之聯合分布，即 $U = \prod_{i=1}^p x_i$ ，式中 x_i 之機率密度函數為 $\beta \left[x_i : \frac{1}{2}(n-q+1-i), \frac{1}{2}q_i \right]$ 。當 $H_0: B_1 = B_1^*$ 屬真時， U 之第 h 級動差如 (6.5) 式所示。

因為 U 之分布與 p, q_1 ，及 $n-q$ 有關，故今後在 U 上要附加腳註如 $U_{p, q_1, n-q}$ 。 $n-q$ 為 $n \sum_{i=1}^p \alpha_i^*$ 之分布 $W(\Sigma, n-q)$ 的自由度， q_1 為 H_0 中 B_1 所含之列向量個數， p 為分散量行列 Σ 之大小。

以上所論之 U 分布誘導方法係先求出其動差後，從動差判斷其分布。Anderson, T. W. (1958), Wilks, S. S. (1962), Kendall, M. G. and Stuart, A. (1966) 等都採用此法。Rao, C. R. (1965) 根據最小自乘法理論直接求出 U 之分布。下列之定理可顯示 $U_{p, q_1, n-q}$ 之分布特性。

【定理 6.2】 當 $H_0: B_1 = B_1^*$ 屬真時， $U_{p, q_1, n-q}$ 之分布與 $U_{q_1, p, n-q+q_1-p}$ 之分布相同。

證明：假定 $q_1 < p$ ，則 (6.5) 式可寫成如下：

$$\begin{aligned} E(U_{p, q_1, n-q}^h) &= \prod_{i=1}^{q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i) \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)+h \right]} \prod_{i=q_1+1}^p \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i) \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)+h \right]} \\ &\quad \cdot \prod_{i=1}^{p-q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)+h \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i) \right]} \prod_{i=p-q_1+1}^p \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)+h \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i) \right]} \\ &= \prod_{i=1}^{q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i) \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)+h \right]} \left\{ \prod_{i=1}^{p-q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i) \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)+h \right]} \right. \\ &\quad \left. \cdot \prod_{i=1}^{p-q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i)+h \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-i) \right]} \right\} \prod_{i=1}^{q_1} \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2-p+1-i)+h \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2-p+1-i) \right]} \\ &= \prod_{i=1}^{q_1} \left\{ \frac{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i) \right] \Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2-p+1-i)+h \right]}{\Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-i)+h \right] \Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2-p+1-i) \right]} \right\} \\ &= E(U_{q_1, p, n-p-q_2}^h) \end{aligned}$$

同理可證當 $q_1 > p$ 時上式亦可成立。 Q. E. D.

Wilks, S. S. (1932), Nair, U. S. (1939), Anderson, T. W. (1958) 等利用變數轉換 (Transformation) 而發現在某些特殊場合下之分布為 F 分布。茲將其整理如下表：

表 (6.1): 在特殊場合下之分布

p, q ₁ 值	F 值	F 之自由 度
p=1, q ₁ 任何數	$\frac{1-U_{1,q_1,n-q} \cdot \frac{n-q}{q_1}}{U_{1,q_1,n-q}}$	q ₁ , n-q
p=2, q ₁ 任何數	$\frac{1-\sqrt{U_{2,q_1,n-q}} \cdot \frac{n-q-1}{q_1}}{\sqrt{U_{2,q_1,n-q}}}$	2q ₁ , 2(n-q-1)
q ₁ =1, p 任何數	$\frac{1-U_{p,1,n-q} \cdot \frac{n-q-p+1}{p}}{U_{p,1,n-q}}$	p, n-q-p+1
q ₁ =2, p 任何數	$\frac{1-\sqrt{U_{p,2,n-q}} \cdot \frac{n-q-p+1}{p}}{\sqrt{U_{p,2,n-q}}}$	2p, 2(n-q-p+1)

可見在上表諸特殊場合下，統計擬說 $H_0: B_1 = B_1^*$ 之顯著性測驗可利用 Snedecor 氏 F 分布進行之。但在一般情形之下， $U_{p,q_1,n-q}$ 之累加分布函數 (Cumulative Distribution Function) 為極複雜之函數，尚無積分表可供顯著性測驗之用，因此，需要考慮 $U_{p,q_1,n-q}$ 之近似分布。

(七) $U_{p,q_1,n-q}$ 之近似分布

Box, G. E. P. (1949) 曾經誘導一般化之近似分布理論，凡是動差 (Moments) 為 甘馬函數 (Gamma Function) 之逢機變數 (Random Variable) 皆可適用。其所討論之逢機變數為 $W(0 \leq W \leq 1)$ ，具有下列之第 h 級動差：

$$E(W^h) = K \left(\frac{\prod_{j=1}^b y_j^{y_j}}{\prod_{k=1}^a x_k^{x_k}} \right) \frac{\prod_{k=1}^a \Gamma [x_k(1+h)+d_k]}{\prod_{j=1}^b \Gamma [y_j(1+h)+e_j]} \quad (7.1)$$

式中 K 為調整 $E(W^0)=1$ 之常數，又

$$\sum_{k=1}^a x_k = \sum_{j=1}^b y_j$$

當 $x_k = \frac{n}{2} = y_j$ ， $d_k = \frac{1}{2}(-q+1-k)$ ， $e_j = \frac{1}{2}(-q_2+1-j)$ ， $a=b=p$ 時，(7.1) 式便是之 $U_{p,q_1,n-q}^{n/2}$ 之第 h 級動差。令

$$M = -2 \log W \quad (7.2)$$

然而求 $\rho M(0 \leq \rho < 1)$ 之特徵函數 (Characteristic Function)

$$\phi(t) = E(e^{it\rho M}) = E(W^{-2it\rho})$$

式中 ρ 為待後要決定之任意常數。經過對數變換 $\log \phi(t)$ 後利用甘馬函數之展開公式而得到 $\phi(t)$ 之近似公式，然而根據下式獲得 M 之分布函數：

$$\begin{aligned} G_M(M_0) &= P(M \leq M_0) = P(\rho M \leq \rho M_0) \\ &= P(\chi^2_{r+1} \leq \rho M_0) + \omega_1 [P(\chi^2_{r+2} \leq \rho M_0) - P(\chi^2_{r+1} \leq \rho M_0)] \\ &\quad + \omega_2 [P(\chi^2_{r+3} \leq \rho M_0) - P(\chi^2_{r+2} \leq \rho M_0)] \\ &\quad + \frac{\omega_3^2}{2} [P(\chi^2_{r+4} \leq \rho M_0) - 2P(\chi^2_{r+3} \leq \rho M_0) \\ &\quad + P(\chi^2_{r+2} \leq \rho M_0)] + \text{etc.} \end{aligned} \quad (7.3)$$

式中

$$f = -2 \left[\sum_k d_k - \sum_j e_j - \frac{1}{2}(a-b) \right]$$

$$\omega_r = \frac{(-1)^{r+1}}{r(r+1)} \left\{ \sum_k \frac{B_{r+1}(b_k+d_k)}{(\rho x_k)^r} - \sum_j \frac{B_{r+1}(c_j+e_j)}{(\rho y_j)^r} \right\}$$

$$b_k = (1-\rho)x_k, \quad c_j = (1-\rho)y_j$$

$B_r(u)$ 為 r 次巴奴里多項式 (Bernoulli Polynomial of Degree r)，例如

$$B_0(u) = 1$$

$$B_1(u) = u - \frac{1}{2}$$

$$B_2(u) = u^2 - u + \frac{1}{6}$$

$$B_3(u) = u^3 - \frac{3}{2}u^2 + \frac{1}{2}u$$

假如我們選擇使 (7.3) 式中之 $\omega_1 = 0$ 的 ρ 而僅採用第一項 $P(\chi^2_r \leq \rho M_0)$ 做為 $G_M(M_0)$ 之近似值時，其誤差為 θ^{-2} 級若 $x_k \geq p_k \theta$, $y_j \geq q_j \theta$ (p_k, q_j 為大於零之常數)。詳細情形可參閱 Box, G. E. P. (1949) 及 Anderson, T. W. (1958)。

效利用上列之結果誘導第六節所討論的機率比值 λ 之 $-2\rho \log \lambda$ 的近似分布。令 $W = \lambda$ ，則其第 h 級動差為

$$E(\lambda^h) = K \frac{\prod_{k=1}^p \Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q+1-k+nh) \right]}{\prod_{j=1}^p \Gamma \left[\frac{1}{2}(n-q_2+1-j+nh) \right]}$$

令 $a=b=p, \quad x_k = \frac{n}{2}, \quad y_j = \frac{n}{2}, \quad d_k = \frac{1}{2}(-q+1-k)$

$e_j = \frac{1}{2}(-q_2+1-j), \quad b_k = \frac{1}{2}(1-\rho)n, \quad c_j = \frac{1}{2}(1-\rho)n$

則

$$\omega_1 = \frac{1}{\rho n} \sum_{k=1}^p \left\{ \left[\frac{1}{2}[(1-\rho)n-q+1-k] \right]^2 - \frac{1}{2}[(1-\rho)n-q+1-k] \right.$$

$$\left. - \left\{ \frac{1}{2}[(1-\rho)n-q_2+1-k] \right\}^2 + \frac{1}{2}[(1-\rho)n-q_2+1-k] \right\}$$

$$= \frac{1}{\rho n} \sum_{k=1}^p \left\{ \frac{-2[(1-\rho)n-q_2+1-k]q_1+q_1^2}{4} + \frac{q_1}{2} \right\}$$

$$= \frac{pq_1}{4\rho n} [-2(1-\rho)n+2q_2+p+q_1+1]$$

為了使 $\omega_1 = 0$ 起見，我們需要 ρ 等於下式：

$$\rho = \frac{1}{n} \left[n - q_2 - \frac{1}{2}(p+q_1+1) \right] = \frac{1}{n} \left[n - q - \frac{1}{2}(p-q_1+1) \right]$$

令 $m = \rho n = n - q - \frac{1}{2}(p - q_1 + 1)$

則由 (7.3) 式可得：

$$P \left[-2 \frac{m}{n} \log \lambda \leq z \right] = P \left[-m \log U_{p, q_1, n-q} \leq z \right]$$

$$= P(\chi^2_{pq_1} \leq z) + \frac{\nu_2}{m^2} [P(\chi^2_{pq_1+4} \leq z) - P(\chi^2_{pq_1} \leq z)]$$

$$+ \frac{1}{m^4} [\nu_4 \{P(\chi^2_{pq_1+8} \leq z) - P(\chi^2_{pq_1} \leq z)\}]$$

$$- \nu_2^2 \{P(\chi^2_{pq_1+4} \leq z) - P(\chi^2_{pq_1} \leq z)\} + \text{etc.} \quad (7.4)$$

式中
$$\nu_2 = \frac{1}{48} pq_1 (p^2 + q_1^2 - 5)$$

$$\nu_4 = \frac{1}{2} \nu_2^2 + \frac{pq_1}{1920} [3p^4 + 3q_1^4 + 10p^2q_1^2 - 50(p^2 + q_1^2) + 159]$$

我們若採用 (7.4) 式等號右邊之第一項時，其誤差為 n^{-2} 級，採用至第二項時為 n^{-4} 級，而採用至第三項時為 n^{-6} 級。因此，當 n 適當大時， $-m \log U_{p, q_1, n-q}$ 之近似分布可視為自由度等於 pq_1 之 χ^2 分布。Bartlett, M. S. (1947) 已提倡此說。

【定理 7.1】 當樣品大小 (Sample Size) n 適當大時，測驗統計擬說 $H_0: B_1 = B_1^*$ 的統計值

$$- \left[(n-q) - \frac{1}{2} (p-q_1+1) \right] \log U_{p, q_1, n-q} \tag{7.5}$$

之近似分布為自由度等於 pq_1 之 χ^2 分布，其誤差為 n^{-2} 級。式中 $U_{p, q_1, n-q} = \frac{|\sum_{\omega^*}|}{|\sum_{\omega}|}$ 。

當樣品大小 n 不大時，Box, G. E. P. (1949) 誘導近似 F 分布而得到較正確之結果。茲錄其結果如下：

【定理 7.2】 設測驗統計擬說 $H_0: B_1 = B_1^*$ 之統計值為

$$F_n = - \frac{1}{pq_1} \left[n - q_2 - \frac{1}{2} (p + q_1 + 1) - (n - q_2) \frac{f_1}{f_2} \right] \log U_{p, q_1, n-q} \tag{7.6}$$

式中 $f_1 = pq_1$, $f_2 = \frac{12(n - q_1)^2 (pq_1 + 2)}{p^2 + q_1^2 - 5}$

則 F_n 之近似分布為自由度等於 f_1 及 f_2 之 F 分布，其誤差為 n^{-3} 級。

上列定理中之 $q_1 > 2$ 。因當 $q_1 = 1$ 及 $q_1 = 2$ 時，我們已在第六節表 (6.1) 中獲得測驗統計值之確實分布。

(八) 數個分散量行列之均等性測驗 (Test of Homoscedasticity of Several Dispersion Matrices)

令 $p \times 1$ 向量 $y_1^{(h)}$ ($i = 1, \dots, n_h$; $h = 1, \dots, m$) 為第 h 族群 (Population) $N(B_h, x_1^{(h)}, \Sigma_h)$ 之觀測值， B_h 為 $p \times q$ 係數行列， $x_1^{(h)}$ 為 $q \times 1$ 向量， Σ_h 為 $p \times p$ 分散量行列。我們欲測驗的統計擬說是

$$H_1: \Sigma_1 = \Sigma_2 = \dots = \Sigma_m$$

我們仍採用機率比值軌範 (Likelihood Ratio Criterion) 以測驗 H_1 。在未知常數空間 (Parameter Space) Ω 中 Σ_h 為正值行列 (Positive Definite Matrix) 而 B_h 為任何係數行列，在副空間 (Subspace) ω 中 $\Sigma_1 = \dots = \Sigma_m$ 而 B_h 為任何係數行列。機率函數如下：

$$L = \prod_{h=1}^m \frac{|\Sigma_h|^{-\frac{1}{2}n_h}}{(2\pi)^{\frac{1}{2}pn_h}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_h} (y_1^{(h)} - B_h x_1^{(h)})' \Sigma_h^{-1} (y_1^{(h)} - B_h x_1^{(h)}) \right]$$

從第三節得知 Σ_h 及 B_h 之最大機率推算式為

$$\hat{\Sigma}_h = Y_h X_h' (X_h X_h')^{-1} \tag{8.1}$$

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}_h^* &= \frac{1}{n_h} \sum_{i=1}^{n_h} (y_1^{(h)} - \hat{B}_h x_1^{(h)}) (y_1^{(h)} - \hat{B}_h x_1^{(h)})' \\ &= \frac{1}{n_h} [Y_h Y_h' - \hat{B}_h (X_h X_h') \hat{B}_h'] \end{aligned} \tag{8.2}$$

式中 $Y_h = (y_1^{(h)}, \dots, y_{n_h}^{(h)})$, $X_h = (x_1^{(h)}, \dots, x_{n_h}^{(h)})$

因此，機率函數之最大值為

$$L(\hat{\Omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} \left\{ \prod_{h=1}^m |\hat{\Sigma}_h^*|^{-\frac{1}{2}n_h} \right\} e^{-\frac{1}{2}np} \tag{8.3}$$

式中 $n = \sum_{h=1}^m n_h$

在 ω 中 B_h 之最大機率推算式仍與 (8.1) 式相同。當 $\sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_m = \Sigma$ 時，機率函數為

$$(2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\Sigma|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)})' \Sigma^{-1} (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)}) \right]$$

從第三節之結果得 Σ 之最大機率推算式如下：

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}^* &= \frac{1}{n} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)}) (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)})' \\ &= \frac{1}{n} \sum_{h=1}^m n_h \hat{\Sigma}_h^* \end{aligned} \tag{8.4}$$

然而，機率函數之最大值為

$$L(\hat{\omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2}np} \tag{8.5}$$

因此，測驗 H_1 之機率比值軌範為

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \left\{ \prod_{h=1}^m |\hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{n_h}{2}} \right\} / |\hat{\Sigma}^*|^{\frac{n}{2}} \\ &= \frac{\prod_{h=1}^m |n_h \hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{1}{2}n_h}}{|n \hat{\Sigma}^*|^{\frac{1}{2}n}} \cdot \frac{n^{\frac{1}{2}np}}{\prod_{h=1}^m n_h^{\frac{1}{2}n_h p}} \end{aligned} \tag{8.6}$$

令 $S_h = n_h \hat{\Sigma}_h^*$, $S = \sum_{h=1}^m S_h$

則 S_h 之自由度為 $f_h = n_h - q$ 而 S 之自由度為 $f_0 = \sum_{h=1}^m f_h = n - mq$ 。然而 (8.6) 式之 λ_1 可用下式取而代之：

$$W_1 = \frac{\prod_{h=1}^m |S_h|^{\frac{1}{2}f_h}}{|S|^{\frac{1}{2}f_0}} \cdot \frac{f_0^{\frac{1}{2}pf_0}}{\prod_{h=1}^m f_h^{\frac{1}{2}pf_h}} \tag{8.7}$$

其第 r 級動差 (The r^{th} moment) 為 (參閱 Anderson, T. W. 1958)

$$E(W_1^r) = K \left(\frac{\prod_{j=1}^p \left(\frac{1}{2} f_0 \right)^{\frac{1}{2} f_0}}{\prod_{h=1}^m \prod_{i=1}^p \left(\frac{1}{2} f_h \right)^{\frac{1}{2} f_h}} \right)^r \frac{\prod_{h=1}^m \prod_{i=1}^p \Gamma \left[\frac{1}{2} f_h (1+r) + \frac{1}{2} (1-i) \right]}{\prod_{j=1}^p \Gamma \left[\frac{1}{2} f_0 (1+r) + \frac{1}{2} (1-j) \right]}$$

查上式與 (7.1) 式同型，故令

$$\begin{aligned} b &= p, & y_j &= \frac{1}{2} f_0, & c_j &= \frac{1}{2} (1-j), & j &= 1, \dots, p \\ a &= mp, & x_k &= \frac{1}{2} f_h, & d_k &= \frac{1}{2} (1-i), & i &= 1, \dots, p; h=1, \dots, m \end{aligned}$$

則從 (7.3) 式可得

$$\begin{aligned}
 f &= -2 \left[\sum_k d_k - \sum_j e_j - \frac{1}{2}(a-b) \right] \\
 &= - \left[m \sum_{i=1}^p (1-i) - \sum_{j=1}^p (1-j) - (mp-p) \right] \\
 &= - \left[-\frac{1}{2} mp(p-1) + \frac{1}{2} p(p-1) - (m-1)p \right] \\
 &= \frac{1}{2} (m-1)p(p+1)
 \end{aligned} \tag{8.8}$$

再令 $b_k = \frac{1}{2} (1-\rho) f_h$, $c_j = \frac{1}{2} (1-\rho) f_0$, 則可得使 ω_1 等於零之 ρ 如下:

$$\rho = 1 - \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2+3p-1}{6(m-1)(p+1)} \tag{8.9}$$

$$\omega_2 = \frac{p(p+1)}{48\rho^2} \left[(p-1)(p+2) \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) - 6(m-1)(1-\rho)^2 \right] \tag{8.10}$$

因此, $-2\rho \log W_1$ 之累加分布函數 (Cumulative Distribution Function) 如下:

$$P\{-2\rho \log W_1 \leq z\} = P(\chi^2_{r,4} \leq z) + \omega_2 [P(\chi^2_{r,4} \leq z) - P(\chi^2_{r,4} \leq z)] + 0 (f_0^{-3}) \tag{8.11}$$

我們若僅採用上式等號右邊第一項時, 其誤差為 f_0^{-2} 級, 簡寫為 $0 (f_0^{-2})$ 。茲將上面所得結果歸納於下列之定理:

【定理 8.1】 統計擬說 $H_1: \sum_1 = \dots = \sum_m$ 之測驗統計值

$$-2 \left[1 - \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2+3p-1}{6(m-1)(p+1)} \right] \log \frac{\prod_{h=1}^m |S_h|^{\frac{1}{2}f_h}}{|S|^{\frac{1}{2}f_0}} \cdot \frac{f_0}{\prod_{h=1}^m f_h}$$

之近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2} (m-1)p(p+1)$ 之 χ^2 分布, 其誤差為 f_0^{-2} 級, 若照 (8.11) 式計算累加分布函數值時, 則其誤差可減小至 f_0^{-3} 級。式中 $S_h = n_h \sum_{i=1}^p x_i^2$, $S = \sum_{h=1}^m S_h$, $f_h = n_h - q$ 為 S_h 之自由度, $f_0 = \sum_{h=1}^m f_h = n - mq$ 。

Box, G. E. P. (1949) 誘導近似 F 分布而得到較正確之結果。茲錄其結果於下:

【定理 8.2】 統計擬說 $H_1: \sum_1 = \dots = \sum_m$ 之測驗統計值

$$-\frac{2}{df_1} \left(\rho - \frac{df_1}{df_2} \right) \log W_1$$

之近似分布為自由度等於 df_1 及 df_2 之 F 分布, 其誤差為 f_0^{-3} 級。式中 ρ 如 (8.9) 式, W_1 如 (8.7) 式,

$$df_1 = f = \frac{1}{2} (m-1)p(p+1)$$

$$df_2 = (df_1 + 2) / [\theta - (1-\rho)^2]$$

$$\theta = \frac{(p-1)(p+2)}{6(m-1)} \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h^2} - \frac{1}{f_0^2} \right)$$

(九) 數個複變值直線迴歸之常態分布的一致性測驗 (Testing the Hypothesis that Several Normal Distributions of the Multivariate Linear Regression are Identical)

設從第 h 族群 $N(B_h \mathbf{x}_1^{(h)}, \Sigma_h)$ 隨機抽出 $p \times 1$ 向量 $\mathbf{y}_1^{(h)}$ ($i=1, \dots, n_h$; $h=1, \dots, m$), B_h 為 $p \times q$ 係數行列, $\mathbf{x}_1^{(h)}$ 為 $q \times 1$ 向量, Σ_h 為 $p \times p$ 分散量行列。我們欲測驗的統計擬說是

$$H_2: B_1 = B_2 = \dots = B_m, \Sigma_1 = \Sigma_2 = \dots = \Sigma_m$$

我們仍應用機率比值軌範 (Likelihood Ratio Criterion) 來測驗 H_2 之顯著性。在未知常數空間 (Parameter Space) Ω 中之機率函數 (Likelihood Function) 如下：

$$L(\Omega) = \prod_{h=1}^m \frac{|\Sigma_h|^{-\frac{1}{2}n_h}}{\frac{1}{2}p n_h} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - B_h x_i^{(h)})' \Sigma_h^{-1} (y_i^{(h)} - B_h x_i^{(h)}) \right] \quad (2\pi)$$

依照第三節之步驟可得 B_h 及 Σ_h 之最大機率推算式如次：

$$\hat{B}_h = Y_h X_h' (X_h X_h')^{-1} \quad (9.1)$$

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}_h^* &= \frac{1}{n_h} \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)}) (y_i^{(h)} - \hat{B}_h x_i^{(h)})' \\ &= \frac{1}{n_h} [Y_h Y_h' - \hat{B}_h X_h X_h' \hat{B}_h'] \end{aligned} \quad (9.2)$$

式中 $Y_h = (y_1^{(h)}, \dots, y_{n_h}^{(h)})$, $X_h = (x_1^{(h)}, \dots, x_{n_h}^{(h)})$

因此，機率函數之最大值为

$$L(\hat{\Omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} \prod_{h=1}^m |\hat{\Sigma}_h^*|^{-\frac{1}{2}n_h} e^{-\frac{1}{2}np} \quad (9.3)$$

式中 $n = \sum_{h=1}^m n_h$

在 ω 中，即當 $B_1 = \dots = B_m = B$ 及 $\Sigma_1 = \dots = \Sigma_m = \Sigma$ 時之機率函數為

$$L(\omega) = \frac{|\Sigma|^{-\frac{n}{2}}}{\frac{1}{2}np} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - B x_i^{(h)})' \Sigma^{-1} (y_i^{(h)} - B x_i^{(h)}) \right] \quad (2\pi)$$

應用第三節之結果可得 B 及 Σ 之最大機率推算式如下：

$$\hat{B} = \sum_{h=1}^m Y_h X_h' \left(\sum_{h=1}^m X_h X_h' \right)^{-1} \quad (9.4)$$

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}^* &= \frac{1}{n} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^{n_h} (y_i^{(h)} - \hat{B} x_i^{(h)}) (y_i^{(h)} - \hat{B} x_i^{(h)})' \\ &= \frac{1}{n} \left[\sum_{h=1}^m n_h \hat{\Sigma}_h^* + \sum_{h=1}^m (\hat{B}_h - \hat{B}) X_h X_h' (\hat{B}_h - \hat{B})' \right] \end{aligned} \quad (9.5)$$

因此，機率函數之最大值为

$$L(\hat{\omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}np} |\hat{\Sigma}^*|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2}np} \quad (9.6)$$

於是，測驗 H_2 之機率比值軌範為

$$\begin{aligned} \lambda_2 &= \left[\prod_{h=1}^m |\hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{1}{2}n_h} \right] / |\hat{\Sigma}^*|^{\frac{n}{2}} \\ &= \frac{\prod_{h=1}^m |n_h \hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{1}{2}n_h}}{|n \hat{\Sigma}^*|^{\frac{1}{2}n}} \cdot \frac{\frac{1}{2}np}{\prod_{h=1}^m n_h \frac{1}{2}p n_h} \end{aligned} \quad (9.7)$$

令 $S_h = n_h \sum_{i=1}^m \delta_{ih}^*$, $S = \sum_{h=1}^m S_h$, $R = \sum_{h=1}^m (\hat{B}_h - \hat{B}) X_h X_h' (\hat{B}_h - \hat{B})'$, 則 λ_2 可用下式取而代之。

$$W_2 = \frac{\prod_{h=1}^m |S_h| \cdot \frac{1}{2} f_h \cdot \frac{1}{2} p f_0}{|S+R| \cdot \frac{1}{2} f_0 \cdot \frac{1}{2} p f_h} \quad (9.8)$$

式中 f_h 為 S_h 之自由度, $f_0 = \sum_{h=1}^m f_h = n - mq$ 為 S 之自由度。

在 H_2 下, S 之分布為 $W(\sum, f_0)$ 。根據定理 4.1 得知 S 與 \hat{B}_h 及 \hat{B} 互相獨立。 R 可寫成如次:

$$\begin{aligned} R &= \sum_{h=1}^m [(\hat{B}_h - B) - (\hat{B} - B)] X_h X_h' [(\hat{B}_h - B) - (\hat{B} - B)]' \\ &= \sum_{h=1}^m (\hat{B}_h - B) X_h X_h' (\hat{B}_h - B)' - (\hat{B} - B) \left(\sum_{h=1}^m X_h X_h' \right) (\hat{B} - B)' \end{aligned}$$

於 H_2 屬真之下, 根據定理 4.1 上式等號右邊第一項之分布為 $\sum_{i=1}^{mq} z_i z_i'$ 而第二項之分布為 $\sum_{i=1}^{(m+1)q} z_i z_i'$, 式中 z_i' 互相獨立, 其分布為 $N(0, \Sigma)$ 。因此, R 之分布為 $W(\Sigma, (m-1)q)$ 。依照第六節求 $E(U^h)$ 之方法, 我們可得 W_2 之第 r 級動差如下:

$$E(W_2^r) = K \frac{\left[\prod_{j=1}^p \left(\frac{1}{2} f_0 \right)^{\frac{1}{2} f_0} \right]^r}{\left[\prod_{h=1}^m \prod_{i=1}^p \left(\frac{1}{2} f_h \right)^{\frac{1}{2} f_h} \right]^r} \frac{\prod_{h=1}^m \prod_{i=1}^p \Gamma \left\{ \frac{1}{2} f_h (1+r) + \frac{1}{2} (1-i) \right\}}{\prod_{j=1}^p \Gamma \left\{ \frac{1}{2} f_0 (1+r) + \frac{1}{2} \{ (m-1)q + 1 - j \} \right\}} \quad (9.9)$$

茲令

$$\begin{aligned} b = p, \quad y_j &= \frac{1}{2} f_0, \quad e_j = \frac{1}{2} \{ (m-1)q + 1 - j \}, \quad j = 1, \dots, p \\ a = mp, \quad x_k &= \frac{1}{2} f_h, \quad d_k = \frac{1}{2} (1-i), \quad i = 1, \dots, p; \quad h = 1, \dots, m \end{aligned}$$

則可應用 (7.3) 式求出 $-2\rho \log W_2$ 之近似累加分布函數。

$$\begin{aligned} f &= -2 \left[\sum_k d_k - \sum_j e_j - \frac{1}{2} (a-b) \right] \\ &= - \left[m \sum_{i=1}^p (-i) - \sum_{j=1}^p \{ (m-1)q + 1 - j \} - (mp-p) \right] \\ &= \frac{1}{2} (m-1)p(p+2q+1) \end{aligned} \quad (9.10)$$

在 (7.3) 式中之 ω_1 可簡化如下:

$$\omega_1 = \frac{1}{2\rho} \left(-(1-\rho)f + \sum_k \frac{d_k^2 - d_k + \frac{1}{6}}{x_k} - \sum_j \frac{e_j^2 - e_j + \frac{1}{6}}{y_j} \right) \quad (9.11)$$

於是, 本測驗之 ω_1 如下:

$$\begin{aligned} \omega_1 &= \frac{1}{2\rho} \left[-(1-\rho)f + \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \sum_{i=1}^p \left\{ \frac{1}{2} (1-i)^2 - (1-i) + \frac{1}{3} \right\} \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{f_0} \sum_{j=1}^p \left\{ \frac{1}{2} (m-1)^2 q^2 + (m-1)q(1-i) + (m-1)q \right\} \right] \\ &= \frac{1}{2\rho} \left[-(1-\rho)f + \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{p(p^2+3p-1)}{12} \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{2f_0} (m-1)pq(p-(m-1)q+1) \right] \end{aligned}$$

令 $\omega_1=0$ ，則得

$$\rho = 1 - \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2+3p-1}{6(m-1)(p+2q+1)} \frac{q[p-(m-1)q+1]}{f_0(p+2q+1)} \quad (9.12)$$

當 $q=1$ 時，上式便成

$$\rho = 1 - \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2+3p-1}{6(m-1)(p+3)} - \frac{p-m+2}{f_0(p+3)} \quad (9.13)$$

此式與 Anderson, T. W. (1958) 所導出結果相吻合。現在我們可得 $-2\rho \log W_2$ 之近似累加分布函數如下：

$$P(-2\rho \log W_2 \leq z) = P(\chi^2_r \leq z) + O(f_0^{-2}) \quad (9.14)$$

當 f_0 相當大時， $-2\rho \log W_2$ 之近似分布為自由度等於 (9.10) 式之 f 的 χ^2 分布。茲將上列所得結果歸納於下列之定理：

【定理 9.1】 設有 m 個族群之分布為 $N(B_h, x_1^{(h)}, \Sigma_h)$ 。我們從各族群分別獨立地隨機抽出樣品 $y_i^{(h)}$ ($i=1, \dots, n_h; h=1, \dots, m$) 以測驗下列之統計擬說：

$$H_1: B_1 = \dots = B_m, \Sigma_1 = \dots = \Sigma_m$$

按照機率比值軌範，我們得到下列之測驗統計值

$$-2\rho \log \frac{\prod_{h=1}^m |n_h \Sigma_h^{-1}|^{\frac{1}{2} f_h} \cdot \frac{1}{2} p f_0}{|n \Sigma^{-1}|^{\frac{1}{2} f_0} \cdot \prod_{h=1}^m f_h^{\frac{1}{2} p f_h}} \quad (9.15)$$

其近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2} (m-1)p(p+2q+1)$ 之 χ^2 分布，而其誤差為 f_0^{-2} 級。式中 ρ 如 (9.12) 式。

(十) 水稻品種地域適應性分析 (Analysis of Rice Varietal Adaptation)

搜集農業試驗所，臺中、嘉義、及高雄農業改良場過去十五年間所舉行之水稻豐歉試驗結果記錄資料及歷年氣象因子觀測記錄資料做為本研究之資料。各試驗場每年第一期及第二期作都有蓬萊稻及在萊稻各兩品種參加試驗。除了蓬萊稻臺中 65 號品種在各試驗場均有參加試驗外，各試驗場採用當地所推廣之品種參加試驗。每一期作之各品種農藝性狀僅有其觀測平均值可供分析之用。本研究採用之農藝性狀有株高 (y_1)、穗數 (y_2)、及穀產量 (y_3) 三種。因為每一品種在每一期作內僅有此三種性狀之三個觀測平均值的緣故，氣象因素亦採用自水稻插秧至收穫之平均值與其相配。本研究採用之氣象因素有溫度 (x_1)、日照 (x_2)、濕度 (x_3)、溫差 (x_4)、及雨量 (x_5) 等五種。茲擬僅就臺中 65 號一品種加以分析之。

(1) 臺中 65 號第一期作在四個不同地域之農藝性狀的差異顯著性測驗：

在臺北、臺中、嘉義、及屏東四個地域第一期作 都有栽培臺中 65 號，連續栽培十五年。茲擬先探討臺中 65 號之農藝性狀是否因地域而有顯著之差異。以 $y_i^{(h)}$ ($h=1, \dots, m; i=1, \dots, n$) 代表第 h 地域第 i 年之 $p \times 1$ 農藝性狀觀測值向量，其第一元素為株高，第二元素為穗數，第三元素為穀產量。以 μ_h 代表 $y_i^{(h)}$ 之期望值，以 Σ_h 代表 $p \times p$ 分散量行列 ($p=3$)，在常態分布之前提下，其複變值機率密度函數可令 (2.3) 式中之 Bx 等於 μ_h 而得之如下：

$$f(y_i^{(h)}) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\Sigma_h|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (y_i^{(h)} - \mu_h)' \Sigma_h^{-1} (y_i^{(h)} - \mu_h) \right]$$

首先我們欲測驗的統計擬說是各地域分散量之均等性，即

$$H_1: \Sigma_1 = \dots = \Sigma_m$$

在未知常數空間 Ω 中 Σ_h 為正值行列而 μ_h 為任何向量。在 Ω 中之機率函數為

$$L(\Omega) = \prod_{h=1}^m |\Sigma_h|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^m (y_i^{(h)} - \mu_h)' \Sigma_h^{-1} (y_i^{(h)} - \mu_h) \right] \quad (10.1)$$

依照第三節可得 μ_h 及 Σ_h 之最大機率推算式如下：

$$\mu_h = \bar{y}_h = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^{(h)} \quad (10.2)$$

$$\Sigma_h^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{(h)} - \bar{y}_h)(y_i^{(h)} - \bar{y}_h)' \quad (10.3)$$

即 μ_h 為各地域內三種農藝性狀十五年觀測值之平均而 $n\Sigma_h^*$ 為地域內三種農藝性狀之平方和及乘積和 (Sum of Squares and Products) 之行列。因此，機率函數 $L(\Omega)$ 之最大值如下：

$$L(\hat{\Omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}mnp} \left[\prod_{h=1}^m |n\Sigma_h^*|^{-\frac{n}{2}} \right] e^{-\frac{1}{2}mnp} \quad (10.4)$$

茲將四個地域按照 (10.2) 及 (10.3) 兩式求得之最大機率推算值列如次：

	μ_h	$n\Sigma_h^*$		
臺北：	$\begin{pmatrix} 103.7600 \\ 20.1867 \\ 4.2118 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 192.076000 \\ 44.917333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 27.522000 \\ 44.917333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0.375720 \\ -2.487840 \\ 1.472722 \end{pmatrix}$
臺中：	$\begin{pmatrix} 104.9933 \\ 16.8000 \\ 5.3927 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 500.489333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 83.660000 \\ 40.840000 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 5.405267 \\ 5.500000 \\ 2.035093 \end{pmatrix}$
嘉義：	$\begin{pmatrix} 102.5933 \\ 16.3467 \\ 3.0180 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 665.429333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -11.475333 \\ 108.457333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 42.374352 \\ -1.763934 \\ 5.312011 \end{pmatrix}$
屏東：	$\begin{pmatrix} 102.8733 \\ 16.3600 \\ 5.5605 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 313.709333 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 35.394000 \\ 19.336000 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 15.182987 \\ 2.085680 \\ 4.352856 \end{pmatrix}$

在未知常數副空間 ω 中， $\Sigma_1 = \dots = \Sigma_m = \Sigma$ 而 μ_h 為任何向量。其機率函數為

$$L(\omega) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}mnp} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}mn} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n (y_i^{(h)} - \mu_h)' \Sigma^{-1} (y_i^{(h)} - \mu_h) \right] \quad (10.5)$$

式中 μ_h 之最大機率推算式仍為 $\mu_h = \bar{y}_h$ ，而 Σ 之推算式如下：

$$\Sigma^* = \frac{1}{mn} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n (y_i^{(h)} - \bar{y}_h)(y_i^{(h)} - \bar{y}_h)' = \frac{1}{mn} \sum_{h=1}^m (n\Sigma_h^*) \quad (10.6)$$

即 $mn\Sigma^*$ 為四個地域內平方和及乘積和行列之總計行列，計算所得結果如下：

$$mn\Sigma^* = \begin{pmatrix} 1671.703999 & 135.100667 & 62.586886 \\ & 213.550666 & 3.333906 \\ & & 13.172682 \end{pmatrix}$$

因此，機率函數 $L(\omega)$ 之最大值如下：

$$L(\hat{\omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}mnp} |\Sigma^*|^{-\frac{1}{2}mn} e^{-\frac{1}{2}mnp} \quad (10.7)$$

故得機率比值軌範如下：

$$\lambda_1 = \frac{\prod_{h=1}^m |n\Sigma_h^*|^{-\frac{1}{2}n}}{|\Sigma^*|^{\frac{1}{2}mn}} = \frac{\prod_{h=1}^m |n\Sigma_h^*|^{-\frac{1}{2}n}}{|\Sigma^*|^{\frac{1}{2}mn}} \cdot \frac{\frac{1}{2}mnp}{\prod_{h=1}^m n^{\frac{1}{2}np}}$$

令 $S_h = n \sum_{i=1}^n s_{hi}^*$, $S = \sum_{h=1}^m S_h$, 則 S_h 之自由度 $f_h = n-1$ 而 S 之自由度 $f_0 = \sum_{h=1}^m f_h = m(n-1)$ 。然而上式可用下式取而代之：

$$W_1 = \frac{\prod_{h=1}^m |S_h|^{\frac{1}{2}(n-1)}}{|S|^{\frac{1}{2}m(n-1)}} \cdot \frac{[m(n-1)]^{\frac{1}{2}m(n-1)p}}{\prod_{h=1}^m (n-1)^{\frac{1}{2}(n-1)p}} \quad (10.8)$$

我們可利用定理 8.1 以測驗 H_1 之顯著性。由 (8.9) 式得

$$\rho = 1 - \left(\prod_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2 + 3p - 1}{6(m-1)(p+1)} = 1 - \frac{(m+1)(2p^2 + 3p - 1)}{6m(n-1)(p+1)}$$

由 (8.12) 式得測驗統計值如下：

$$M_1 = -2\rho \log W_1 = -2 \left[1 - \frac{(m+1)(2p^2 + 3p - 1)}{6m(n-1)(p+1)} \right] \log W_1 \quad (10.9)$$

其近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2}(m-1)p(p+1)$ 之 χ^2 分布。由實際資料求得之 M_1 值為 37.7037。根據自由度 $f=18$ 查得 $\chi^2_{.01} = 34.805$ 。因此，我們丟棄 H_1 ，即四個地域之分散量不具有均等性。

其次，我們欲測驗的統計擬說是四個地域之複變值常態分布互相一致，即

$$H_2: \mu_1 = \dots = \mu_m, \quad \Sigma_1 = \dots = \Sigma_m$$

從 H_1 之測驗結果已知四個地域之分散量不相等，足可說明四地域之複變值常態分布並非一致，無需再做 H_2 之測驗，但為了要說明 H_2 之測驗方法起見，仍要測驗之，我們可預知 H_2 之測驗結果必定否認四個地域之複變值常態分布之一致性。在 Ω 中之機率函數 $L(\Omega)$ 與 (10.1) 式相同，因此， μ_h 及 Σ_h 之最大機率推算式分別如 (10.2) 及 (10.3) 兩式。在 ω 即 $\mu_1 = \dots = \mu_m = \mu$ 及 $\Sigma_1 = \dots = \Sigma_m = \Sigma$ 之機率函數如下：

$$L(\omega) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}mnp} \frac{e^{-\frac{1}{2}mn}}{|\Sigma|} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n (y_i^{(h)} - \mu)' \Sigma^{-1} (y_i^{(h)} - \mu) \right] \quad (10.10)$$

式中 μ 及 Σ 之最大機率推算式分別如下：

$$\hat{\mu} = \frac{1}{mn} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n y_i^{(h)} = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m \bar{y}_h = \bar{y} \quad (10.11)$$

$$\hat{\Sigma}^* = \frac{1}{mn} \sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n (y_i^{(h)} - \bar{y})(y_i^{(h)} - \bar{y})' \quad (10.12)$$

上兩式之計算方法係將四個地域合併成一資料後計算各農藝性狀之總平均值，總平方和及總乘積和。茲將計算結果列如下：

$\hat{\mu}$	$mn\hat{\Sigma}^*$
$\begin{pmatrix} 103.5550 \\ 17.4233 \\ 4.5458 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1724.208499 & 156.552967 & 78.511360 \\ 368.267366 & -24.474314 & 43.922096 \end{pmatrix}$

將上列兩推算式代入 (10.10) 式則得機率函數之最大值如下：

$$L(\hat{\omega}) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}mnp} \frac{e^{-\frac{1}{2}mn}}{|\hat{\Sigma}^*|} e^{-\frac{1}{2}mnp} \quad (10.13)$$

由 (10.4) 及 (10.13) 兩式得機率比值如下：

$$\lambda_2 = \frac{\prod_{h=1}^m |\hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{1}{2}n}}{|\hat{\Sigma}^*|^{\frac{1}{2}mn}} = \frac{\prod_{h=1}^m |n\hat{\Sigma}_h^*|^{\frac{1}{2}n}}{|mn\hat{\Sigma}^*|^{\frac{1}{2}mn}} \cdot \frac{(mn)^{\frac{1}{2}mnp}}{\prod_{h=1}^m n^{\frac{1}{2}np}}$$

令 $n\sum_{h=1}^m S_h^* = S_h$, $\sum_{h=1}^m S_h = S$, $R = n\sum_{h=1}^m (\bar{y}_h - \bar{y})(\bar{y}_h - \bar{y})'$ 及 $T = mn\sum^*$, 則我們不難證明 $T = S + R$ 。就變方分析原理而言, 則 S 為組內平方和乘積和之行列, R 為組間平方和乘積和之行列, 而 T 為總平方和總乘積和之行列。令 $f_h = n-1$ 為 S_h 之自由度而 $f_0 = \sum_{h=1}^m f_h = m(n-1)$ 為 S 之自由度。現在 λ_2 可用下式取而代

$$W_2 = \frac{\prod_{h=1}^m |S_h|^{-\frac{1}{2}(n-1)} \cdot [m(n-1)]^{-\frac{1}{2}m(n-1)p}}{|S+R|^{-\frac{1}{2}m(n-1)} \cdot \prod_{h=1}^m (n-1)^{-\frac{1}{2}(n-1)p}}$$

$$= \frac{\prod_{h=1}^m |S_h|^{-\frac{1}{2}(n-1)} \cdot m^{-\frac{1}{2}m(n-1)p}}{|S+R|^{-\frac{1}{2}m(n-1)}} \quad (10.14)$$

因上式與定理 9.1 之 W 同型, 即為定理 9.1 之 $q=1$ 時的特殊場合, 所以我們可利用測驗統計值 $-2\rho \log W_2$ 於測驗 H_2 , 式中 ρ 如 (9.12) 式, 即

$$\rho = 1 - \left(\sum_{h=1}^m \frac{1}{f_h} - \frac{1}{f_0} \right) \frac{2p^2 + 3p - 1}{6(m-1)(p+3)} - \frac{p-m+2}{f_0(p+3)}$$

$$= 1 - \frac{(m+1)(2p^2 + 3p - 1)}{6m(n-1)(p+3)} - \frac{p-m+2}{m(n-1)(p+3)} \quad (10.15)$$

因此, H_2 之測驗統計值如次:

$$M_2 = -2\rho \log W_2 \quad (10.16)$$

其近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2}(m-1)p(p+3)$ 之 χ^2 分布。由實際資料求得之 M_2 值為 136.5171, 根據自由度 $f=27$ 查得 $\chi^2_{.01} = 46.963$ 。因此, 我們丟棄 H_2 , 即四個地域之複變值常態分布並不相一致, 查其原因可能是四個地域之氣候相異以致影響水稻農藝性狀呈顯著之差異情形。我們待後擬更進一步討論水稻農藝性狀依隨氣象因子而變之複變值迴歸。

(2) 臺中 65 號品種第二期作在四個不同地域之農藝性狀的差異顯著性測驗

(i) $H_1: \sum_1 = \dots = \sum_h$

依照第一期作之測驗方法, 我們求出下列之最大機率推算值:

	ρ_h	$n\sum_{h=1}^m (n=15)$		
臺北:	$\begin{Bmatrix} 98.8667 \\ 12.9733 \\ 3.0031 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 814.433333 \\ 159.316667 \\ 65.009333 \end{Bmatrix}$	47.787033	47.787033
			16.924327	6.378807
臺中:	$\begin{Bmatrix} 105.2000 \\ 14.3333 \\ 4.3071 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 518.980000 \\ 81.800000 \\ 36.853333 \end{Bmatrix}$	59.396400	59.396400
			12.708467	12.091767
嘉義:	$\begin{Bmatrix} 113.6667 \\ 12.2467 \\ 3.9909 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 542.153333 \\ 40.963333 \\ 53.037333 \end{Bmatrix}$	64.158023	64.158023
			16.440981	14.644643
屏東:	$\begin{Bmatrix} 112.8733 \\ 11.5400 \\ 3.9275 \end{Bmatrix}$	$\begin{Bmatrix} 477.589333 \\ 25.196000 \\ 49.636000 \end{Bmatrix}$	11.003210	11.003210
			1.949380	4.545256
$mn\sum^*$		$\begin{Bmatrix} 2353.155999 \\ 307.276000 \\ 204.535999 \end{Bmatrix}$	182.344666	182.344666
			48.023155	48.023155
			37.660473	37.660473

應用 (10.9) 式計算所得之 M_1 值為 22.4291。根據自由度 $f=18$ 查得 $\chi^2_{.01}=34.805$ 。因此，我們接受 H_1 ，即四地域之分散量具有均等性，此結果與第一期作測驗結果相反。

(ii) $H_2: \mu_1 = \dots = \mu_4, \sum_1 = \dots = \sum_4$

我們從 H_1 之測驗知悉第二期作測中 65 號在四地域之分散量具有均等性，現在想更進一步知道其農藝性狀平均值是否在四地域亦相等。原來我們可在四地域之分散量相等之前提下測驗 $H_0: \mu_1 = \dots = \mu_4$ ，但四地域之分散量相等之前提是否確實成立却非經測驗 H_1 無從而知，為了確定此前提成立與否而舉行 H_1 之測驗，然後再進行 H_0 之測驗，則顯著機率水準不能維持我們事先決定之 $\alpha\%$ 如 5% 或 1%，隨自由度之大小而增加。所以，直接測驗 H_2 較為適當。在 Ω 中之最大機率推算值與 (i) 者相同，而在 ω 中之最大機率推算值如次：

$$\begin{matrix} \hat{\beta} & mn\sum^* \\ \left[\begin{matrix} 107.6517 \\ 12.7733 \\ 3.8072 \end{matrix} \right] & \left[\begin{matrix} 4552.649899 & 79.432700 & 295.928587 \\ & 268.617299 & 53.630028 \\ & & 51.831463 \end{matrix} \right] \end{matrix}$$

應用 (10.16) 式計算所得之 M_2 值為 88.6271，根據自由度 $f=27$ 查得 $\chi^2_{.01}=46.963$ 。可見四個地域之複變值常態分布並不相一致。我們從 H_1 之測驗得知 $\sum_1 = \dots = \sum_4$ ，所以四個地域之複變值常態分布具有相同的分散量行列但不具相同的期望值向量。如同第一期作，此期望值向量之差異，可能是由於不同氣候之影響所致。

(3) 第一期作測中 65 號在四地域農藝性狀隨氣象因子而變之複變值直線迴歸分析

現在我們欲探知株高 (y_1)、穗數 (y_2)、及穀產量 (y_3) 等三種農藝性狀依隨溫度 (x_1)、日照 (x_2)、濕度 (x_3)、溫差 (x_4)、及雨量 (x_5) 等五種氣象因子而變之複變值直線迴歸。利用 (3.1) 及 (4.12) 兩式我們分別可得到四地域內之 \hat{B}_i 及 \sum_i 的無偏推算值。在此兩式中未經矯正之平方和乘積和可用矯正之平方和乘積和取而代之。茲將計算結果列如下：

臺北：

$$\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 6.7615 & -24.7692 & -0.2735 & 25.2408 & 6.0997 \\ 13.6079 & -0.1875 & -0.7166 & 14.4585 & 3.9099 \\ -0.9793 & 1.4179 & -0.0728 & 0.6742 & 0.0209 \end{bmatrix} \begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{matrix}$$

$$S_1 = \begin{bmatrix} 145.076000 & 14.959027 & 2.359860 \\ & 21.874603 & -2.695691 \\ & & 0.970962 \end{bmatrix}$$

臺中：

$$\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} 14.8624 & -9.3933 & 2.3655 & 35.5272 & 1.2772 \\ 11.6458 & -4.4308 & -0.3641 & 8.1615 & 0.1758 \\ 1.3257 & -0.4161 & -0.0674 & -0.5580 & -0.8666 \end{bmatrix}$$

$$S_2 = \begin{bmatrix} 308.318631 & 15.248768 & -2.150375 \\ & 12.003349 & 1.557210 \\ & & 0.770226 \end{bmatrix}$$

嘉義：

$$\hat{B}_3 = \begin{bmatrix} -0.7425 & -21.8582 & 0.4334 & -7.5999 & -6.8977 \\ 3.3702 & 2.9908 & 0.8268 & -6.2201 & -0.0814 \\ 0.4883 & -1.9577 & -0.1952 & -1.6608 & -1.1940 \end{bmatrix}$$

$$S_3 = \begin{bmatrix} 517.861745 & 7.986976 & 27.542429 \\ & 85.497935 & 1.633434 \\ & & 2.883861 \end{bmatrix}$$

屏東：

$$\hat{B}_4 = \begin{bmatrix} -2.2146 & -15.2390 & -0.7680 & 20.4083 & 3.6436 \\ 4.2988 & 0.8710 & -0.6375 & -2.0449 & -1.3972 \\ -2.6055 & -2.7507 & 0.0981 & 4.7997 & 0.9253 \end{bmatrix}$$

$$S_4 = \begin{bmatrix} 274.644727 & 33.237807 & 8.974802 \\ & 13.128425 & 2.028377 \\ & & 2.428314 \end{bmatrix}$$

上列之符號中 $S_h = (n_h - q - 1) \sum_{i=1}^h s_i$ ($n_h = 15, q = 5, h = 1, \dots, 4$), $\sum_{i=1}^h s_i$ 為 $\sum_{i=1}^h s_i$ 之無偏推算值而 $\sum_{i=1}^h s_i$ 之最大機率推算值為 $n_h^{-1} S_h$ 。

觀察上列之計算結果可知各地域農藝性狀隨氣象因子而變之迴歸係數並不相一致，此說是否確實容後測驗擬說而求證之。現在我們想測驗四地域之剩餘機差 (Residual Error) 分散量之均等性，即

$$H_1: \sum_1 = \sum_2 = \sum_3 = \sum_4$$

茲利用定理 8.1 得到下列之測驗統計值：

$$M_1 = -2\rho \log \left[\frac{\prod_{h=1}^m |S_h| \cdot \frac{1}{2}(n-q-1)}{|S| \cdot \frac{1}{2}m(n-q-1)} \cdot m \right] \quad (10.17)$$

式中 $\rho = 1 - \frac{(m+1)(2p^2+3p-1)}{6m(n-q-1)(p+1)}, \quad n_h = n$

$$S = \sum_{h=1}^m S_h$$

M_1 之近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2}(m-1)p(p+1)$ 之 χ^2 分布。由實際資料求得之 M_1 值為 31.9784。根據自由度 $f=18$ 查得 $\chi^2_{0.01} = 34.805$ 。因此，在顯著機率水準為 1% 之下我們接受 H_1 ，即四個地域之剩餘機差分散量具有均等性。我們現在更進一步測驗四個地域之複變值直線迴歸之分布是否相一致，即欲測驗下列之擬說：

$$H_2: B_1 = \dots = B_4, \sum_1 = \dots = \sum_4$$

我們可應用 (9.4) 及 (9.5) 兩式求出在 ω 下之 B 及 \sum 的最大機率推算值。在此兩式中雖然用無矯正之平方和乘積和，但我們亦可用矯正之平方和乘積和取而代之。例如行列 $\sum_{h=1}^m X_h X_h'$ 可用四個地域之氣象記錄資料合併後求得之矯正平方和乘積和代之。茲將計算結果列如下：

$$\hat{B} = \begin{bmatrix} -0.8124 & 0.8549 & 0.5350 & 1.3472 & -0.4483 \\ 3.0746 & -0.9257 & 0.3932 & -5.2965 & -0.9766 \\ -1.5365 & 0.2155 & 0.0641 & -0.6507 & -1.0477 \end{bmatrix}$$

$$S = \begin{bmatrix} 1703.439136 & 173.223966 & 59.488264 \\ & 288.498163 & 12.885429 \\ & & 11.539705 \end{bmatrix}$$

上列之 $S = (mn - q - 1) \hat{\Sigma}$ ， $\hat{\Sigma}$ 為 Σ 之無偏推算值而 Σ 之最大機率推算值為 $(mn)^{-1} S$ 。

利用定理 9.1 求得 H_2 之測驗統計值如次：

$$M_2 = -2\rho \log \left[\frac{\prod_{h=1}^m |S_h| \cdot \frac{1}{2}(n-q-1)}{|S| \cdot \frac{1}{2}m(n-q-1)} \cdot m \right] \quad (10.18)$$

式中 $\rho = 1 - \frac{(m+1)(2p^2+3p-1)}{6m(n-q-1)(p+2q+1)} - \frac{q[p-(m-1)q+1]}{m(n-q-1)(p+2q+1)}$

M_2 之近似分布為自由度等於 $f = \frac{1}{2}(m-1)p(p+2q+1)$ 之 χ^2 分布。由實際資料求得之 M_2 值為 96.5627，因為 χ^2 之自由度 $f=63$ 為相當大之數值，故經過變數轉換後所得之 $\sqrt{2\chi^2} - \sqrt{2f-1}$ 的分布可視為 $N(0, 1)$ 。於是我們計算 $\sqrt{2M_2} - \sqrt{2f-1}$ 得 2.7167，而在顯著機率水準為 1% 下之常態變值為 2.58，因此，我們丟棄 H_2 ，即四個地域之複變值直線迴歸之分布並不相一致。根據 H_1 及 H_2 之測驗結果我們獲悉四個地域之複變值直線迴歸之分布為不具有相等之迴歸係數行列而具有相等剩餘機差分散量行列之複變值常態分布。可見第一期作臺中 65 號品種之農藝性狀隨氣象因子而變化之情形因地域不同而異。

(4) 第二期作臺中 65 號品種在四地域農藝性狀隨氣象因子而變之複變值直線迴歸分析

(i) $H_1: \Sigma_1 = \dots = \Sigma_4$ 之測驗按照第一期之測驗方法，我們求出四地域之 B_n 及 Σ_n 的無偏推算值如下：

$$\begin{array}{l} \text{臺 北:} \\ \hat{B}_1 = \begin{pmatrix} -35.8458 & -13.3337 & -5.4685 & -65.5533 & 14.1489 \\ -17.0308 & -5.6589 & -0.3450 & -0.3117 & 1.3512 \\ -5.3414 & -1.3563 & -0.1360 & -5.2984 & -0.5014 \end{pmatrix} \begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{matrix} \\ S_1 = \begin{pmatrix} 312.935532 & 92.574912 & 29.667328 \\ & 44.991323 & 11.922745 \\ & & 4.729463 \end{pmatrix} \end{array}$$

臺 中:

$$\begin{array}{l} \hat{B}_2 = \begin{pmatrix} -29.0716 & 30.5913 & 11.3015 & -22.3891 & -12.9357 \\ -7.2249 & 8.2999 & 2.8744 & -4.9400 & -2.5532 \\ -0.9773 & 1.9363 & 3.0422 & -2.6474 & -1.1755 \end{pmatrix} \\ S_2 = \begin{pmatrix} 303.959179 & 34.956274 & 35.395057 \\ & 25.619424 & 7.254976 \\ & & 6.502143 \end{pmatrix} \end{array}$$

嘉 義:

$$\begin{array}{l} \hat{B}_3 = \begin{pmatrix} -2.9046 & -21.4032 & -0.5497 & 32.4084 & -3.9546 \\ 8.1409 & 2.1768 & -0.5393 & 7.1427 & 0.0128 \\ -0.0351 & 0.0416 & -1.2506 & 7.6818 & 0.0745 \end{pmatrix} \\ S_3 = \begin{pmatrix} 357.750087 & 29.603458 & 39.024354 \\ & 28.009171 & 7.080369 \\ & & 6.866171 \end{pmatrix} \end{array}$$

屏 東:

$$\begin{array}{l} \hat{B}_4 = \begin{pmatrix} -46.1217 & -23.2068 & -1.5716 & -5.7577 & -7.1125 \\ -2.3410 & 3.5738 & -0.4546 & -5.6159 & -1.3012 \\ -3.0732 & -4.6325 & 0.2113 & 7.0827 & -1.1225 \end{pmatrix} \\ S_4 = \begin{pmatrix} 242.619781 & -14.677770 & 5.204928 \\ & 38.379706 & -0.071698 \\ & & 2.505369 \end{pmatrix} \end{array}$$

上列之 $S_n = (n-q-1)\hat{\Sigma}_n$, $\hat{\Sigma}_n$ 為 Σ_n 之無偏推算值而 Σ_n 之最大機率推算值為 $n^{-1}S_n$, 利用 (10.17) 式計算所得之 M_1 值為 12.5838, 根據自由度 $f=18$ 查得之 $\chi_{0.01}^2=34.805$ 。因此, 我們在顯著機率水準為 1% 下接受 H_1 , 即四地域之剩餘機差分散量具有均等性。

(ii) $H_2: B_1 = \dots = B_n, \Sigma_1 = \dots = \Sigma_4$ 依照第一期作之測驗方法, 利用 (9.4) 及 (9.5) 兩式求出在 ω 下之 B 及 Σ 的最大機率推算值如下:

$$\begin{array}{l} \hat{B} = \begin{pmatrix} -16.3061 & -7.6873 & -2.2982 & -8.2283 & -2.1852 \\ 0.0778 & 2.7796 & -0.0159 & 5.4356 & -1.0208 \\ -1.9044 & 0.1457 & -0.0307 & 2.2069 & -0.4785 \end{pmatrix} \\ S = \begin{pmatrix} 2083.270392 & 271.740561 & 175.686575 \\ & 202.540390 & 43.924064 \\ & & 37.264807 \end{pmatrix} \end{array}$$

上列之 $S = (mn-q-1)\hat{\Sigma}$, $\hat{\Sigma}$ 為 Σ 之無偏推算值而 Σ 之最大機率推算值為 $(mn)^{-1}S$, 在 Ω 下之 B_n 及 Σ_n 的最大機率推算值與 (i) 同, 將其代入 (10.18) 式得 M_2 值為 76.5227。因 χ^2 之自由度 $f=63$ 相當大, 故我們計算近似常態變值 $\sqrt{2M_2} - \sqrt{2f-1}$ 得 1.1909, 我們知道在顯著機率水準為 1% 下之常態變值為 2.58, 因此, 我們接受 H_2 , 即四個地域之複變值直線迴歸之分布相一致, 由此可見第二期作臺中 65 號品種之農藝性狀隨氣象因子而變化之情形不因地域之不同而異, 此與第一期作之情形完全相反。

綜合以上之分析結果可知臺中 65 號品種於第一期作栽培時, 其農藝性狀受氣象因子之影響因地域之不同而異, 可是在第二期作栽培時則不然。農藝性狀中最重要的是穀產量, 在第一期作時以臺中及屏東兩地之

產量爲最高而在第二期作時除臺中及屏東兩地外，嘉義地域之產量尙稱良好，在臺北地域兩期作之穀產量都不如臺中及屏東兩地。總之，臺中 65 號水稻品種最適應的地域爲臺中及屏東兩地。

(十一) 摘 要

本研究係應用常態分布下之複變值直線迴歸 (Multivariate Linear Regression) 於探討水稻品種之地域適應性。首先誘導複變值直線迴歸 $y = Bx + d$ 之複變值常態機率密度函數 (Multivariate Normal Probability Density Function)，然後求出該函數所含之未知常數 (Parameters) 的最大機率推算式 (Maximum Likelihood Estimators)。繼之，討論最大機率推算值之分布並利用機率比值軌範 (Likelihood Ratio Criterion) 測驗各種統計擬說 (Statistical Hypothesis) 之顯著性。測驗數個複變值常態直線迴歸分布之一致性的統計擬說，即 $H_2: B_1 = \dots = B_m, \sum_1 = \dots = \sum_m$ ，尙未發現於任何之文獻上。因此，著者曾應用機率比值軌範導出該統計擬說之測驗統計值 (Test Statistic) 並求其近似分布以供測驗之用。最後搜集臺灣省農業試驗所、臺中、嘉義、及高雄農業改良場過去十五年間所舉行之水稻品種結果記錄資料及歷年氣象因子觀測記錄資料做爲本研究之資料，用於探討氣象因子及地域環境與稻作之關係，以便選出各地域最適應之品種。

誌謝：本研究承蒙國家科學委員會之補助，又在水稻品種地域適應性之分析時承臺灣大學生物統計研究室吳果高講師之電腦計算程序設計，農藝研究所沈明來同學及助理員曾潔芳小姐協助計算工作，臺灣省農業試驗所，臺中區，高雄區農業改良場及嘉義農業試驗分所供給資料，於此一併致謝。

參考文獻 (Reference)

1. Anderson, T. W. (1958) An Introduction to Multivariate Statistical Analysis. John Wiley & Sons, Inc., New York.
2. Bartlett, M. S. (1947) Multivariate analysis. Journal of Royal Statistical Society, Series B, 9: 176-197.
3. Bose, R. C. and Roy, S. N. (1938) The distribution of Studentised D^2 -statistic. Sankhya 4: 19-38.
4. Box, G. E. P. (1949) A general distribution theory for a class of likelihood criteria. Biometrika 36: 317-346.
5. Hotelling, H. (1931) The generalization of Student's ratio. Annals of Mathematical Statistics 2: 360-378.
6. Hsu, P. L. (1938) Notes on Hotelling's generalized T^2 . Annals of Mathematical Statistics 9: 231-243.
7. Kendall, M. G. and Stuart, A. (1966) The Advanced Theory of Statistics, Vol. 3. Hafner Publishing Co., New York.
8. Nair, U. S. (1939) The application of the moment function in the study of distribution laws in statistics. Biometrika 30: 274-294.
9. Rao, C. R. (1946) Tests with discriminant functions in multivariate analysis. Sankhya 7: 407-414.
10. Rao, C. R. (1948) Tests of significance in multivariate analysis. Biometrika 35: 58-79.
11. Rao, C. R. (1949) On some problems arising out of discrimination with multiple characters. Sankhya 9: 343-364.
12. Rao, C. R. (1965) Linear Statistical Inference and Its Applications. John Wiley & Sons, Inc., New York.
13. Wijsman, R. A. (1957) Random orthogonal transformations and their use in some classical distribution problems in multivariate analysis. Annals of Mathematical Statistics 28: 415-423.
14. Wilks, S. S. (1932) Certain generalizations in the analysis of variance. Biometrika 24: 471-494.
15. Wilks, S. S. (1962) Mathematical Statistics. John Wiley & Sons, Inc., New York.

Some Theory of Multivariate Linear Regression Analysis and Its Application to Analysing Rice Varietal Adaptation

by

Ing-Tzer Wey

Summary

The rice varietal adaptation in Taiwan is discussed in this study by using the multivariate linear regression under the assumption of normality. First of all, the multivariate normal probability density function of the linear regression $y = Bx + d$ is derived and the estimations of parameters in the function are obtained by the method of maximum likelihood. The sampling distribution of the maximum likelihood estimates is then studied and several kinds of statistical hypothesis are tested by using likelihood ratio criterion. Test of hypothesis that several multivariate normal distributions of linear regression are identical, namely

$$H_1: B_1 = \dots = B_m, \Sigma_1 = \dots = \Sigma_m$$

is not found in literature. Therefore, the author has obtained from likelihood ratio criterion the test statistic for H_1 and its asymptotic distribution provided for testing the hypothesis in practice. Finally, the multivariate linear regression analysis is applied to the field experiment data obtained from different locations and different crop seasons for identification of rice varieties adaptable to various climates and locations.