



## บทที่ 2

### ระเบียบวิธีที่ใช้ในการวิจัย

ในการศึกษาเปรียบเทียบการวิเคราะห์เพื่อใช้ในการแยกกลุ่ม 2 กลุ่ม

โดยวิธีการวิเคราะห์ 2 วิธีด้วยกันคือ

1. การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน
2. การวิเคราะห์ค่าแยกกลุ่ม

#### 2.1 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน

เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเพื่อประโยชน์ในการทำนาย (Predict) หรือคาดประมาณ (Estimate) ค่าของตัวแปรตามจากค่าของตัวแปรอิสระ ถ้ามีตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียว เรียกว่า การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression Analysis) แต่ถ้ามีตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป เรียกว่า การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน (Multiple Regression Analysis) ในทางปฏิบัติมักจะนิยมใช้ตัวแปรอิสระหลายตัวในการพยากรณ์ตัวแปรตาม ดังนั้นในการวิจัยนี้จึงมุ่งศึกษาการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน

ตัวแบบและสมการ การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงซ้อน

ตัวแบบความถดถอยเชิงซ้อน 
$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \epsilon_i \dots (1)$$

ตัวแบบความถดถอยเชิงซ้อนตัวอย่าง 
$$Y_i = a + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} + e_i \dots (2)$$

สมการถดถอยเชิงซ้อน 
$$\mu_y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \dots (3)$$

สมการถดถอยเชิงซ้อนตัวอย่าง 
$$\hat{Y} = \underline{a} + \underline{b}_1 X_1 + \underline{b}_2 X_2 + \dots + \underline{b}_k X_k \dots (4)$$

โดยที่ Y เป็นตัวแปรตาม

$X_1, X_2, \dots, X_k$  เป็นตัวแปรอิสระ

$a, b_1, b_2, \dots, b_k$  เป็นค่าประมาณของ  $\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$   
ตามลำดับ ซึ่งเรียกว่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย

### 2.1.1 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย

จากตัวแบบความถดถอยตัวอย่าง (2) จะเขียนในรูปของเมทริกซ์ได้ดังนี้

Scanned with

$$X = X\beta + E \quad \dots (5)$$

เมื่อ

$$X = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix}_{n \times (k+1)}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} a \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}_{(k+1) \times 1} \quad E = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

หาค่าเมทริกซ์  $\beta$  โดยใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square)

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n e_i^2 &= E' E \\ &= (X - X\beta)' (Y - X\beta) \\ &= X'X - 2\beta'X'X + \beta'X'X\beta \end{aligned}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k \frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_j^2}}{\partial \beta_j^2} = -2 X'X + 2X'X\beta \quad \text{และกำหนดให้เท่ากับศูนย์}$$

นั่นคือ  $X'X\beta = X'Y$  scan

$$\beta = (X'X)^{-1} X'Y \quad \dots(6)$$

จากสมการ (6) ค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยที่ได้เป็นค่าแสดงการเปลี่ยนแปลงค่าเฉลี่ยของ Y เมื่อ  $X_i$  เปลี่ยนไป 1 หน่วยขณะที่ตัวแปรอิสระอื่น ๆ คงที่ และค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยคะแนนดิบ (Unstandardized Coefficient) นี้ เป็นค่าซึ่งใช้ในการประมาณค่า Y เท่านั้น ถ้าต้องการเปรียบเทียบความสำคัญของตัวแปรอิสระที่มีต่อตัวแปรตามจะทำได้โดยแปลงค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยคะแนนดิบ ( $b_i$ ) ให้เป็นค่าสัมประสิทธิ์คะแนนมาตรฐาน (Standardized Coefficient)

$$\text{โดย } B_i = b_i \frac{S_{X_i}}{S_Y} \quad \text{scan}$$

$$\begin{aligned} \text{เมื่อ } B_i &= \text{ค่าสัมประสิทธิ์คะแนนมาตรฐาน} \\ S_{X_i} &= \text{ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ } X_i \\ S_Y &= \text{ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ } Y \end{aligned}$$

จากสมการความถดถอย

$$\hat{Y} = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k$$

นำสัมประสิทธิ์ความถดถอย  $b_1, b_2, \dots, b_k$  ที่ได้จากสมการ (6) มาทดสอบความมีนัยสำคัญ โดยทดสอบสมมติฐาน

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$\text{ค่าสถิติที่ใช้ในการทดสอบคือ } F = \frac{MSR}{MSE} \quad \text{scan}$$

ค่า MSR และ MSE คำนวณได้จากตารางวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance) ดังนี้

ตารางวิเคราะห์ความแปรปรวน

แหล่งความแปรผัน	ระดับแห่ง ความเป็นอิสระ	ผลบวกกำลังสอง	ผลบวกกำลังสอง เฉลี่ย	F
ความถดถอย	k	$\beta'X'X - n\bar{Y}^2 = SSR$	$\frac{SSR}{k} = MSR$	$\frac{MSR}{MSE}$
ความคลาดเคลื่อน	n-k-1	$X'X - \beta'X'X = SSE$	$\frac{SSE}{n-k-1} = MSE$	
ยอดรวม	n-1	$X'X - n\bar{Y}^2 = SST$		

และ  $R^2 = \frac{SSR}{SST}$

$R^2$  นี้เรียกว่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination) ซึ่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1

$R^2 \times 100$  จะหมายถึงร้อยละของความแปรปรวนของตัวแปรตามที่สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรอิสระ

2.1.2 การคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยเชิงซ้อน โดยวิธีถดถอยขั้นบันได

ขั้นที่ 1 1. คำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อย่างง่าย  $r_{X_1Y}$  (Simple Correlation Coefficient) ระหว่างตัวแปรอิสระทั้งหมด

$$r_{X_1Y} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i - \frac{\sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{n}}{\sqrt{\left( \sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n X_i)^2}{n} \right) \left( \sum_{i=1}^n Y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n Y_i)^2}{n} \right)}}$$

ตัวแปรอิสระใดที่ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับตัวแปรตามสูงสุด ตัวแปรอิสระนั้น จะได้รับการคัดเลือกเข้าสมการก่อน สมมติว่า  $r_{X_1Y}$  มีค่าสูงสุด ดังนั้น  $X_1$  จึงเป็นตัวแปรที่เข้าสมการ

2. ทดสอบนัยสำคัญ เมื่อ  $X_1$  เป็นตัวแปรอิสระที่เราเลือกมาพิจารณาสร้างสมการก่อน โดยทดสอบ  $H_0 : \beta_1 = 0$  ถ้ามีนัยสำคัญทางสถิติ ก็ได้สมการความถดถอยเป็น  $\hat{Y} = a + b_1 X_1$  ถ้าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติก็จะหยุดการคำนวณ

ขั้นที่ 2 1. คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Correlation Coefficient) ระหว่างตัวแปรอิสระที่เหลือ  $X_j$  ( $j \neq 1$ ) กับตัวแปรตาม  $Y$  โดยกำหนดให้ตัวแปรอิสระ  $X_1$  ซึ่งเลือกไว้ในสมการแล้วคงที่ ( $r_{X_j Y \cdot X_1}$ )

เมื่อ

$$r_{X_j Y \cdot X_1} = \frac{r_{X_j Y} - r_{X_j X_1} r_{Y X_1}}{\sqrt{(1 - r_{X_j X_1}^2)(1 - r_{Y X_1}^2)}}$$

ตัวแปรอิสระที่เหลือ  $X_j$  ตัวใด ที่ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนกับตัวแปรตาม  $Y$  สูงสุดจะได้รับการคัดเลือกเข้าในสมการถดถอยต่อไป สมมติว่า  $X_2$  เป็นตัวแปรอิสระที่ถูกเลือกเพิ่มเข้าไปในสมการ และทำการทดสอบ  $H_0 : \beta_2 = 0$  ถ้าพบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ก็จะตัด  $X_2$  ออกจากสมการ และหยุดการคำนวณ แต่ถ้ามีนัยสำคัญทางสถิติ ก็แสดงว่า  $X_2$  มีความสัมพันธ์กับ  $Y$

2. ทดสอบ Partial F ของ  $X_1$  และ  $X_2$  ถ้าพบว่าตัวแปรอิสระใดไม่มีนัยสำคัญทางสถิติก็จะตัดตัวแปรนั้นออกจากสมการ แต่ถ้าผลการทดสอบมีนัยสำคัญทางสถิติ ก็จะรวมตัวแปรนั้นเข้าในสมการ

ขั้นที่ 3 ทำเช่นเดียวกับขั้นที่ 2 คือ หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนระหว่างตัวแปรอิสระที่เหลือกับตัวแปรตาม  $Y$  โดยกำหนดให้  $X_1$  และ  $X_2$  ซึ่งเลือกไว้แล้วในสมการถดถอยนั้นคงที่ ( $r_{X_j Y \cdot X_1 X_2}$ )

เมื่อ

$$r_{X_j Y \cdot X_1 X_2} = \frac{r_{X_j Y \cdot X_2} - r_{X_j X_1 \cdot X_2} r_{Y X_1 \cdot X_2}}{\sqrt{(1 - r_{X_j X_1 \cdot X_2}^2)(1 - r_{Y X_1 \cdot X_2}^2)}}$$

$$= \frac{r_{X_j Y \cdot X_1} - r_{X_j X_2 \cdot X_1} r_{Y X_2 \cdot X_1}}{\sqrt{(1 - r_{X_j X_2 \cdot X_1}^2)(1 - r_{Y X_2 \cdot X_1}^2)}}$$

ตัวแปรอิสระใด ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนสูงสุด จะได้รับการคัดเลือกเข้าสู่สมการถดถอยต่อไป และทำการทดสอบเช่นเดียวกับในขั้นที่ 2 จนกว่าจะไม่มีตัวแปรอิสระใดเป็นที่ยอมรับ

2.2 การวิเคราะห์ค่าแยกกลุ่ม

เป็นวิธีการวิเคราะห์ที่มีวัตถุประสงค์ที่จะคัดเลือกตัวแปรกลุ่มหนึ่งหรือชุดหนึ่ง ที่นักวิจัยคิดว่าตัวแปรเหล่านี้มีความสัมพันธ์กับสิ่งที่ต้องการศึกษา (ตัวแปรตาม) จนถึงขั้นที่สามารถแยกประเภทออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ได้ แล้วนำเอาตัวแปรชุดนี้มาใช้ในการประมาณการเป็นสมาชิกของกลุ่มสมการที่ได้นี้เรียกว่า สมการค่าแยกกลุ่ม (Discriminant Function) จำนวนของสมการที่ได้จะน้อยกว่าจำนวนกลุ่มของประเภทที่ต้องการจำแนก 1 กลุ่มเสมอ

2.2.1 การวิเคราะห์ค่าแยกกลุ่ม ในกรณีที่มีประเภท 2 กลุ่ม

ถ้าเรามีตัวแปรที่ต้องการศึกษาอยู่ P ตัว

$$X' = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_P]$$

จะได้สมการค่าแยกกลุ่มคือ

$$Y = V_1 X_1 + V_2 X_2 + V_3 X_3 + \dots + V_P X_P \dots \dots \dots (7)$$



กำหนดให้  $\pi_1$  เป็นประชากรกลุ่มที่ 1  
 $\pi_2$  เป็นประชากรกลุ่มที่ 2

$$\mu_{1y} = \text{ค่าเฉลี่ยของ } Y \text{ ซึ่งได้มาจากค่า } X \text{ ของ } \pi_1$$

$$\mu_{2y} = \text{ค่าเฉลี่ยของ } Y \text{ ซึ่งได้มาจากค่า } X \text{ ของ } \pi_2$$

$$\mu_1 = \text{ค่าคาดหวังของตัวแปร } X \text{ ที่มาจาก } \pi_1$$

$$\mu_2 = \text{ค่าคาดหวังของตัวแปร } X \text{ ที่มาจาก } \pi_2$$

จากสมการ (7) พิจารณาผลรวมเชิงเส้น

$$Y = V' X \quad \dots\dots (8)$$

(1x1)      (1xP) (Pxl)

จะได้  $\mu_{1y} = E(Y/\pi_1) = E(V'X/\pi_1) = V'\mu_1 \quad \dots\dots (9)$

$$\mu_{2y} = E(Y/\pi_2) = E(V'X/\pi_2) = V'\mu_2 \quad \dots\dots (10)$$

ความแปรปรวนของ Y จากทั้ง 2 ประชากร คือ

$$\begin{aligned} \sigma_Y^2 &= \text{Var}(V'X) = V' \text{Cov}(X)V \\ &= V' \Sigma V \quad \dots\dots (11) \end{aligned}$$

การหาสมการที่เหมาะสมในการแบ่งกลุ่ม ประชากรทั้ง 2 กลุ่มออกจากกันได้มากที่สุด ก็คือ การหาค่า V ที่ทำให้  $\lambda$  มีค่ามากที่สุด โดย

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{(\text{ระยะทางระหว่างค่าเฉลี่ยของ } Y)^2}{\text{ความแปรปรวนของ } Y} \\ &= \frac{(\mu_{1y} - \mu_{2y})^2}{V' \Sigma V} \\ &= \frac{V' (\mu_1 - \mu_2) (\mu_1 - \mu_2)' V}{V' \Sigma V} \quad \dots\dots (12) \end{aligned}$$

ในทางปฏิบัติค่า  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  และ  $\Sigma$  เป็นค่าที่เรามักจะไม่สามารถหาได้ ดังนั้นถ้าเราสุ่มตัวอย่างจาก  $\pi_1$  และ  $\pi_2$  มาจำนวน  $n_1$  และ  $n_2$  ตามลำดับแล้ววัดค่าสังเกต

$$X' = \begin{bmatrix} X_{111} & X_{112} & \dots & X_{11n_1} & X_{211} & X_{212} & \dots & X_{21n_2} \\ X_{121} & X_{122} & \dots & X_{12n_1} & X_{221} & X_{222} & \dots & X_{22n_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{1p1} & X_{1p2} & \dots & X_{1pn_1} & X_{2p1} & X_{2p2} & \dots & X_{2pn_2} \end{bmatrix}$$

แบ่ง เมตริกซ์  $X'$  ออกเป็น 2 ส่วนโดยใช้เส้นขีดตามแนวตั้งดังนี้

$$X' = [X'_1 : X'_2]$$

$X'_1$  และ  $X'_2$  เป็นเมตริกซ์ของค่าสังเกต ซึ่งแต่ละเมตริกซ์จะได้เวกเตอร์ค่าเฉลี่ย ดังนี้

$$\bar{X}'_1 = [\bar{X}_{11} \ \bar{X}_{12} \ \dots \ \bar{X}_{1p}]$$

$$\bar{X}'_2 = [\bar{X}_{21} \ \bar{X}_{22} \ \dots \ \bar{X}_{2p}]$$

และประมาณ Covariance Matrix  $\Sigma$  ด้วย  $S_*$  คือ Pooled Covariance Matrix

$$S_* \text{ (PxP)} = \left[ \frac{(n_1-1)}{(n_1-1)+(n_2-1)} \right] S_1 + \left[ \frac{(n_2-1)}{(n_1-1)+(n_2-1)} \right] S_2$$

เมื่อ

$$S_1 \text{ (PxP)} = \frac{1}{n_1-1} \sum_{j=1}^{n_1} (x_{1j} - \bar{x}_1)(x_{1j} - \bar{x}_1)'$$

$$S_2 \text{ (PxP)} = \frac{1}{n_2-1} \sum_{j=1}^{n_2} (x_{2j} - \bar{x}_2)(x_{2j} - \bar{x}_2)'$$



ดังนั้นจากสมการ (12) จะได้

$$\hat{\lambda} = \frac{V'(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)'V}{V' S_*^{-1} V} \dots\dots\dots (13)$$

$\hat{\lambda}$  จะมีค่ามากที่สุดเมื่อ  $\frac{\partial \hat{\lambda}}{\partial V} = 0$

$\therefore$  จะได้  $c(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - S_* V = 0$

$$\hat{V} = c S_*^{-1}(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$$

กำหนดให้  $c=1$  ดังนั้น  $\hat{V} = S_*^{-1}(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$

แทนค่า  $\hat{V}$  ในสมการ (13)

$$\begin{aligned} \therefore \hat{\lambda} &= (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \\ &= D^2 \end{aligned}$$

ซึ่งเรียกว่า Mahalanobis  $D^2$  หรือ Generalized Distance

จากสมการที่ (8) จะได้ผลรวมเชิงเส้น

$$\hat{Y} = \hat{V}' X = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} X \dots\dots\dots (14)$$

จากสมการ (14) ค่า  $\hat{V}_i$  จะเป็นค่าแสดงถึงความสำคัญของตัวแปร  $X_1, X_2, \dots, X_p$  ซึ่งโดยปกติ  $X_i$  แต่ละค่ามันจะมีหน่วยไม่เหมือนกัน การเปรียบเทียบค่า  $\hat{V}_i$  เหล่านี้จะได้ก็โดยการปรับ  $\hat{V}_i$  ให้เป็นคะแนนมาตรฐาน (Standardized) เสียก่อน โดยนำเอาสมาชิกในแนวเส้นทะแยงมุม (Diagonal) ของเมตริกซ์  $W$  มาถอดรากที่สอง แล้วนำไปคูณกับค่า  $\hat{V}_i$  ทุก ๆ ค่าตามสูตรต่อไปนี้

$$V_i^* = (\sqrt{w_{ii}})(\hat{V}_i)$$

เมื่อ  $W$  คือ  $(\bar{X} - \bar{X}_{g.})(X - \bar{X}_{g.})'$

$$\bar{X}_g = \begin{bmatrix} \bar{X}_{11} & \dots & \bar{X}_{11} & | & \bar{X}_{12} & \dots & \bar{X}_{12} \\ \bar{X}_{21} & \dots & \bar{X}_{21} & | & \bar{X}_{22} & \dots & \bar{X}_{22} \\ \vdots & & \vdots & | & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \vdots & | & \vdots & & \vdots \\ \bar{X}_{p1} & \dots & \bar{X}_{p1} & | & \bar{X}_{p2} & \dots & \bar{X}_{p2} \end{bmatrix}$$

เมื่อ  $V_i^*$  คือ Standardized Discriminant Weight

$V_i$  คือ Raw Discriminant Weight

$W_{ii}$  คือ Diagonal Element ของเมตริกซ์  $W$

จาก  $\hat{Y} = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} X$

สมการนี้สามารถใช้เป็นเกณฑ์ในการแยกค่าสังเกตที่ได้มานั้นว่าจะอยู่ในประชากรกลุ่ม

$\pi_1$  หรือ  $\pi_2$  ได้โดยให้

$Y_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} X_0$  เป็นค่าของ Discriminant Function ของค่าสังเกต  $X_0$  และกำหนดให้  $m$  เป็นค่าจุดกึ่งกลางระหว่าง  $\mu_{1y}$  และ  $\mu_{2y}$  สำหรับตัวอย่าง

$$\text{ค่า } m = \frac{1}{2} (\bar{Y}_1 + \bar{Y}_2) \text{ โดย } \bar{Y}_1 = \hat{V}' \bar{X}_1 \text{ และ } \bar{Y}_2 = \hat{V}' \bar{X}_2$$

$$\therefore m = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2)$$

ดังนั้นจะได้กฎการจำแนกกลุ่ม คือ

จัดค่าสังเกต ( $X_0$ ) อยู่ใน  $\pi_1$  ถ้าหาก  $Y_0 \geq m$

จัดค่าสังเกต ( $X_0$ ) อยู่ใน  $\pi_2$  ถ้าหาก  $Y_0 < m$

สมการจำแนกกลุ่มที่ได้มานั้น จะมีความสามารถในการแยกกลุ่มได้ดีหรือไม่ เราสามารถดูได้จากค่า Missclassification error ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการเปรียบเทียบสิ่งที่เราศึกษาเป็นสมาชิกของประชากรกลุ่มหนึ่ง แต่เมื่อใช้สมการจำแนกกลุ่มมาจัดการแยกกลุ่มแล้วกลับไปเป็นสมาชิกของอีกกลุ่มหนึ่ง ซึ่งทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ผิดจากความเป็นจริงไป

2.2.2 การคัดเลือกตัวแปรเข้าไปในสมการโดยวิธีแบบขั้นตอนของ Mahalanobis

เป็นวิธีการที่ทำให้ระยะความแตกต่างระหว่างกลุ่มที่ใกล้กันที่สุด มีค่ามากที่สุด โดยจะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระทีละตัวตามอำนาจการจำแนกของตัวแปรนั้น ตัวแปรตัวแรกที่ถูกเลือกเข้ามานั้นจะมีอำนาจในการจำแนกสูงสุด เมื่อเทียบกับตัวแปรอื่น ๆ จากนั้นก็จะเลือกตัวแปรที่ดีที่สุดที่สองเข้าสมการเพื่อปรับปรุงทำให้สมการจำแนกกลุ่มดีขึ้น และเลือกตัวแปรตัวที่สามและตัวต่อ ๆ ไปที่จะช่วยให้สมการจำแนกกลุ่มดีขึ้นตามลำดับ จนกระทั่งถึงเกณฑ์ ๆ หนึ่ง ซึ่งเราได้กำหนดไว้ว่าตัวแปรที่เหลือนั้นไม่สามารถเข้าไปในสมการจำแนกกลุ่มได้อีกแล้ว

ขั้นตอนในการทดสอบกระทำดังนี้

1. คำนวณหาค่า Generalized Distance  $D_P^2$

โดยที่  $D_P^2 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$  เป็นค่าที่เกิดจากตัวแปร P ตัว

2. คำนวณหาค่า Generalized Distance  $D_{P+q}^2$

$D_{P+q}^2 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_*^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)$  เป็นค่าที่เกิดจากตัวแปร P+q ตัว

3. คำนวณหาค่า  $D_{P+q}^2 - D_P^2$

4. สัมมติฐานของการทดสอบ

$H_0$  : จำนวนตัวแปร q ไม่ทำให้อำนาจในการจำแนกดีขึ้น

$H_A$  : จำนวนตัวแปร q ทำให้อำนาจในการจำแนกดีขึ้น

5. ข้อเขตของการปฏิเสธสัมมติฐาน

$$F = \frac{n_1 + n_2 - P - q - 1}{q} \frac{m(D_{P+q}^2 - D_P^2)}{1 - mD_P^2} > F_{\alpha; q, n_1 + n_2 - P - q - 1}$$

โดยที่  $n_1$  = จำนวนตัวอย่างจากประชากรกลุ่ม 1

$n_2$  = จำนวนตัวอย่างจากประชากรกลุ่ม 2

$$m = \frac{n_1 n_2}{(n_1 + n_2)(n_1 + n_2 - 2)}$$

$q$  = จำนวนตัวแปรที่จะเข้าไปในสมการจำแนก ในที่นี้ใช้วิธีแบบขั้นตอน  
 $q$  จึงมีค่าเป็น 1 เสมอ

$P$  = จำนวนตัวแปรที่มีอยู่เดิมแล้วในสมการจำแนก

$\alpha$  = ระดับนัยสำคัญที่กำหนดไว้



ศูนย์วิทยทรัพยากร  
 จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย