

บทที่ 2

คำสั่งโปรแกรม LISREL และการประมาณค่า

2.1 การกำหนดค่าสำหรับเมตริกซ์พารามิเตอร์

เมตริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 8 ตัวใน LISREL Λ_y , Λ_x , B, Γ , Φ , Ψ , Θ_ϵ และ Θ_δ มีความเป็นไปได้ที่จะกำหนดรูปแบบและค่าในตาราง 2.1

สามารถใช้รูปแบบเฉพาะได้ดังนี้

$$MN = AA, BB$$

เมื่อ MN คือชื่อของเมตริกซ์ (สดมภ์ 3 ในตาราง) AA คือรูปแบบของเมตริกซ์ (สดมภ์ 7 ในตาราง) และ BB คือ FR (free parameter) และ FI (fixed parameter) (สดมภ์ 8 ในตาราง) ลำดับของ AA และ BB อาจจะสลับที่กันได้เช่น MN = BB, AA

ตาราง 2.1 เมตริกซ์พารามิเตอร์ใน LISREL การกำหนดรูปแบบและค่า

ชื่อ	สัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์	ชื่อทาง LISREL	สัญลักษณ์ของค่าพารามิเตอร์	ขนาดของเมตริกซ์	รูปแบบที่เป็นไปได้	รูปแบบที่ถูกกำหนด	สถานะที่ถูกกำหนด
LAMBDA-Y	Λ_y	LY	$\lambda^{(y)}$	$NY \times NE$	ID, IZ, ZI, DI, FU	FU	FI
LAMBDA-X	Λ_x	LX	$\lambda^{(x)}$	$NX \times NK$	ID, IZ, ZI, DI, FU	FU	FI
BETA	B	BE	β	$NE \times NE$	ZE, SD, FU	ZE	FI
GAMMA	Γ	GA	γ	$NE \times NK$	ID, IZ, ZI, DI, FU	FU	FR
PHI	Φ	PH	ϕ	$NK \times NK$	ID, DI, SY, ST	SY	FR
PSI	Ψ	PS	ψ	$NE \times NE$	ZE, DI, SY	DI	FR
THETA-EPSILON	Θ_ϵ	TE	$\theta^{(\epsilon)}$	$NY \times NY$	ZE, DI, SY	DI	FR
THETA-DELTA	Θ_δ	TD	$\theta^{(\delta)}$	$NX \times NX$	ZE, DI, SY	DI	FR

ความหมายของรูปแบบที่เป็นไปได้

- เมตริกซ์ศูนย์ (Zero matrix = ZE) สมาชิกทุกตัวในเมตริกซ์มีค่าเป็นศูนย์ เช่น

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

2. เมตริกซ์เอกลักษณ์ (Identity matrix = ID) สมาชิกในแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นหนึ่ง สมาชิกนอกเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ เช่น

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

3. เมตริกซ์เอกลักษณ์, ศูนย์ (Identity, Zero matrix = IZ) เมื่อแบ่งครึ่งเมตริกซ์แล้วจะได้เมตริกซ์เอกลักษณ์และเมตริกซ์ศูนย์ เช่น

$$\left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right]$$

และ

$$\left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right]$$

4. เมตริกซ์ศูนย์, เอกลักษณ์ (Zero, Identity matrix = ZI) เมื่อแบ่งครึ่งเมตริกซ์แล้วจะได้เมตริกซ์ศูนย์และเมตริกซ์เอกลักษณ์ เช่น

$$\left[\begin{array}{ccc|ccc} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right]$$

หรือ

$$\left[\begin{array}{ccc|ccc} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right]$$

5. เมตริกซ์แนวทแยง (Diagonal matrix = DI) สมาชิกนอกแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ แต่ละสมาชิกในแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นตัวเลข เช่น

$$\begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ 0 & * & 0 \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

6. เมตริกซ์สมมาตร (Symmetric matrix = SY) สมาชิกได้และเหนือแนวเส้นทแยงมุมมีค่าตรงกัน เช่น

$$\begin{bmatrix} 0 & * & * \\ * & 0 & * \\ * & * & 0 \end{bmatrix}$$

7. เมตริกซ์ใต้แนวทแยง (Subdiagonal matrix = SD) สมาชิกในแนวเส้นทแยงมุมและเหนือแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ แต่สมาชิกใต้แนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นตัวเลข เช่น

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ * & 0 & 0 \\ * & * & 0 \end{bmatrix}$$

8. เมตริกซ์สมมาตรมาตรฐาน (Standardized Symmetric matrix = ST) เมตริกซ์สมมาตรที่สมาชิกในแนวทแยงมีค่าเป็นหนึ่ง เช่น

$$\begin{bmatrix} 1 & * & * \\ * & 1 & * \\ * & * & 1 \end{bmatrix}$$

9. เมตริกซ์เต็มรูป (Full matrix = FU) เมตริกซ์ที่สมาชิกทุกตัวมีค่าเป็นตัวเลข

$$\begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix}$$

2.2 ลักษณะของพารามิเตอร์กำหนด พารามิเตอร์อิสระและพารามิเตอร์คงที่

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงโครงสร้างลักษณะเฉพาะของเมตริกซ์ จุดมุ่งหมายของหัวข้อนี้เพื่อให้ผู้อ่านเข้าใจแนวคิดพื้นฐานของมัน

สำหรับในเมตริกซ์ทั้ง 8 สามารถกำหนดพารามิเตอร์ได้ 3 แบบคือ พารามิเตอร์กำหนด (fixed) พารามิเตอร์อิสระ (free) และพารามิเตอร์คงที่ (Constrained) สมาชิกในแต่ละเมตริกซ์จะต้องอ้างอิงโดยใช้ชื่อของเมตริกซ์และแถวและสดมภ์เป็นตัวบ่งชี้ เช่น $MN(i,j)$ ตัวอย่าง γ_{34} เขียนเป็นเมตริกซ์ใน LISREL ได้ว่า GA(3,4)

พารามิเตอร์อิสระ

จากรูปภาพ ถ้า Λ_y มีลักษณะเฉพาะเป็นพารามิเตอร์กำหนดที่มีค่าเป็นศูนย์และพารามิเตอร์อิสระ และเมตริกซ์พารามิเตอร์ของ Λ_y ควรจะเขียนได้ว่า

$$LY = \begin{bmatrix} * & 0 \\ * & 0 \\ * & 0 \\ 0 & * \end{bmatrix}$$

เมื่อ 0 เป็นพารามิเตอร์กำหนดค่าเป็นศูนย์ และ * เป็นพารามิเตอร์อิสระสามารถแปรค่าได้ เราอาจจะกำหนดลักษณะเฉพาะของเมตริกซีให้เป็นพารามิเตอร์อิสระ ได้ดังนี้

FREE LY(1,1) LY(2,1) LY(3,1) LY(4,2)

เราสามารถใช้อช่องว่างแทนที่วงเล็บและจุลภาคได้ เช่น LY(2,2) สามารถเขียนได้ว่า LY 2 2 ดังนั้นทั้งบรรทัดสามารถเขียนใหม่ได้ว่า

FREE LY 1 1 LY 2 1 LY 3 1 LY 4 2

พารามิเตอร์กำหนดที่ไม่ใช่ศูนย์

พารามิเตอร์กำหนดที่ไม่ศูนย์ก็คือการกำหนดค่าใด ๆ ให้กับพารามิเตอร์ เช่น ถ้าต้องการให้ $\lambda_{11}^{(y)} = \lambda_{21}^{(y)} = \lambda_{42}^{(y)} = 0.5$ สามารถเขียนได้ว่า

VA 0.5 LY(1,1) LY(2,1) LY(4,2)

พารามิเตอร์คงที่

ในบางกรณีเราอาจจะให้พารามิเตอร์แต่ละกลุ่มมีค่าเท่ากัน โดยมีพารามิเตอร์ตัวใดตัวหนึ่งเป็นพารามิเตอร์อิสระ เช่น ต้องการให้ $\lambda_{11}^{(y)} = \lambda_{21}^{(y)}$, $\lambda_{31}^{(y)} = \lambda_{42}^{(y)}$

เราสามารถกำหนดลักษณะเฉพาะของพารามิเตอร์ได้ว่า

EQUAL LY(1,1) LY(2,1)

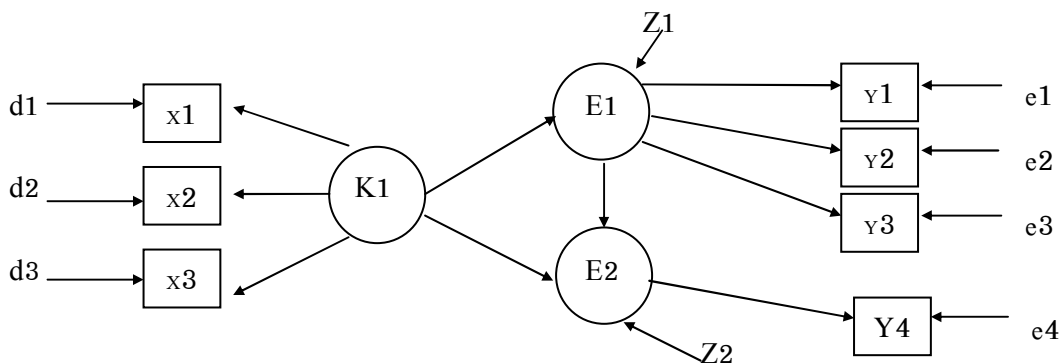
EQUAL LY(3,1) LY(4,2)

ถ้าต้องการให้พารามิเตอร์ $\lambda_{11}^{(y)} = \lambda_{21}^{(y)} = \lambda_{31}^{(y)}$ มีค่าเท่ากัน และพารามิเตอร์ $\lambda_{42}^{(y)}$ เป็นพารามิเตอร์อิสระ เขียนได้ว่า

EQUAL LY(1,1) LY(2,1) LY(3,1)

2.3 การเขียนเมตริกซี

เมื่อเราสร้างโมเดลโครงสร้างเชิงเส้นโดยปกติจะเป็นโมเดลตามสมมติฐานแล้ว จะต้องเขียนเมตริกซีที่เกี่ยวข้องอีก 8 เมตริก คือ LX, LY, GA, BE, PH, PS, TD และ TE



รูปภาพ 2.1 โมเดลตามสมมติฐานแสดงโครงสร้างความสัมพันธ์เชิงเหตุผล

จากรูปภาพ 2.1 กำหนดให้

ตัวแปร d และ e เป็นตัวแปรภายนอกที่มีผลต่อตัวแปรที่สังเกตได้

ตัวแปร X และ Y เป็นตัวแปรที่สังเกต

ตัวแปร K และ E เป็นตัวแปรแฝง

สามารถเขียนเมตริกซ์ได้ดังนี้

1. เมตริกซ์ LX (Lambda-X)

เมตริกซ์ LX เป็นเมตริกซ์ของตัวแปรแฝง K1 ซึ่งเป็นตัวแปรเหตุส่งผลต่อตัวแปรที่วัดได้ X1, X2 และ X3 สามารถเขียนเมตริกซ์โดยตัวแปรเหตุ K1 อยู่ในแนวสทมภ์ และตัวแปรผล X1, X2 และ X3 อยู่ในแนวแถว และตัวแปร K1 ส่งผลต่อตัวแปร X1, X2 และ X3 ทุกตัวแปร จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$LX = \begin{matrix} & & K1 \\ X1 & \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \end{bmatrix} \\ X2 & \\ X3 & \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า

$$MO LX=FU,FR$$

2. เมตริกซ์ LY (Lambda-Y)

เมตริกซ์ LY เป็นเมตริกซ์ของตัวแปรแฝง E1 และ E2 ซึ่งเป็นตัวแปรเหตุส่งผลต่อตัวแปรที่วัดได้ Y1, Y2, Y3 และ Y4 สามารถเขียนเป็นเมตริกซ์โดยตัวแปรเหตุ E1 และ E2 อยู่ในสทมภ์และตัวแปรผล Y1, Y2, Y3 และ Y4 อยู่ในแนวแถว และตัวแปร E1 ส่งผลต่อตัวแปร Y1, Y2 และ Y3 และตัวแปร E2 ส่งผลต่อตัวแปร Y4 จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$LY = \begin{matrix} & E1 & E2 \\ Y1 & \begin{bmatrix} * & 0 \\ * & 0 \\ * & 0 \\ 0 & * \end{bmatrix} \\ Y2 & \\ Y3 & \\ Y4 & \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า

$$MO LY=FU,FR$$

$$FILY(1,2) LY(2,2) LY(3,1) LY(4,1)$$

3. เมตริกซ์ GA (Gamma)

เมตริกซ์ GA เป็นเมตริกซ์ของตัวแปรแฝง K1 ซึ่งเป็นตัวแปรเหตุที่ส่งผลต่อตัวแปรแฝง E1 และ E2 สามารถเขียนเป็นเมตริกซ์โดยตัวแปรเหตุ K1 อยู่ในแนวสทมภ์และตัวแปรแฝง E1 และ E2 อยู่ในแนวแถว และตัวแปร K1 ส่งผลต่อตัวแปร E1 และ E2 จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$GA = \begin{matrix} & & K1 \\ E1 & \begin{bmatrix} * \\ * \end{bmatrix} \\ E2 & \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า
MO GA=FU,FR

4. เมตริกซ์ BE (Beta)

เมตริกซ์ BE เป็นเมตริกซ์ของตัวแปรแฝง E1 และ E2 โดยมีตัวแปร E1 เป็นเหตุส่งผลต่อตัวแปร E2 สามารถเขียนเป็นเมตริกซ์โดยตัวแปร E1 ส่งผลต่อตัวแปร E2 ได้ดังนี้

$$BE = \begin{matrix} & E1 & E2 \\ E1 & \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ * & 1 \end{bmatrix} \\ E2 & \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า
MO BE=ST,FR
FI BE(1,2)

5. เมตริกซ์ PH (Phi)

เมตริกซ์ PH เป็นเมตริกซ์ของตัวแปรแฝง K1 สามารถเขียนได้ดังนี้

$$PH = \begin{matrix} & & K1 \\ K1 & \begin{bmatrix} 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า
MO PH=ST

6. เมตริกซ์ PS (Psi)

เมตริกซ์ PS เป็นเมตริกซ์ความคลาดเคลื่อน Z1 และ Z2 ที่ส่งผลต่อ E1 และ E2 โดย Z1 ส่งผลต่อ E1 และ Z2 ส่งผลต่อ E2 จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$PS = \begin{matrix} & & Z1 & Z2 \\ E1 & \begin{bmatrix} * & 0 \\ 0 & * \end{bmatrix} \\ E2 & \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า
MO PS=DI,FR

7. เมตริกซ์ TD (Theta-delta)

เมตริกซ์ TD เป็นเมตริกซ์ของความคลาดเคลื่อน d ที่ส่งผลต่อตัวแปร X โดยมี d1 ส่งผลต่อ X1, d2 ส่งผลต่อ X2, d3 ส่งผลต่อ X3 และ d4 ส่งผลต่อ X4 จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$TD = \begin{matrix} & d1 & d2 & d3 \\ x1 & * & 0 & 0 \\ x2 & 0 & * & 0 \\ x3 & 0 & 0 & * \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า

MO TD=DI,FR

8. เมตริกซ์ TE (Theta-epsilon)

เมตริกซ์ TE เป็นเมตริกซ์ของความเคลื่อนไหว e ที่ส่งผลต่อตัวแปร Y โดย e_1 ส่งผลต่อ Y_1 , e_2 ส่งผลต่อ Y_2 , e_3 ส่งผลต่อ Y_3 และ e_4 ส่งผลต่อ Y_4 จึงเขียนเป็นเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$TE = \begin{matrix} & e1 & e2 & e3 & e4 \\ y1 & * & 0 & 0 & 0 \\ y2 & 0 & * & 0 & 0 \\ y3 & 0 & 0 & * & 0 \\ y4 & 0 & 0 & 0 & * \end{matrix}$$

กำหนดสถานะและรูปแบบของเมตริกซ์ได้ว่า

MO TD=DI,FR

2.4 คำสั่งที่ใช้ในโปรแกรม LISREL

คำสั่งที่ใช้ในโปรแกรมลิสเรลที่สำคัญมีอยู่ 3 กลุ่มดังนี้

1. กลุ่มที่บอกลักษณะของข้อมูล
2. กลุ่มที่บอกลักษณะของโมเดล
3. กลุ่มที่บอกลักษณะของผลลัพธ์

ลักษณะของข้อมูลจะอยู่ในบรรทัดของ DA, ลักษณะของโมเดลจะอยู่ในบรรทัดของ MO และลักษณะของผลลัพธ์จะอยู่ในบรรทัดของ OU คำสั่งทั้ง 3 กลุ่มนี้มีจำเป็นมากในการวิเคราะห์เพื่อแก้ปัญหาทุก ๆ ปัญหา ต่อไปนี้จะกล่าวถึงคำสั่งที่ใช้ในการเขียนโปรแกรมเพื่อสั่งให้โปรแกรมทำงานรายละเอียดของคำสั่งมีดังนี้

1. Title

ในบรรทัดแรกจะเป็นบรรทัดสำหรับใส่หัวเรื่องหรือปัญหาที่จะวิเคราะห์ ผู้ใช้ส่วนมากจะใช้เพียงแค่บรรทัดเดียวเพื่อเตือนให้รู้ว่ากำลังวิเคราะห์อะไร โดยโปรแกรมจะนับจำนวนบรรทัดซึ่งผู้ใช้ อาจจะใช้อธิบายรายละเอียดของโมเดลและข้อมูล โปรแกรมจะอ่านบรรทัดหัวเรื่องจนกระทั่งพบบรรทัด DA ดังนั้นในหัวเรื่องนี้จะต้องหลีกเลี่ยงคำที่ขึ้นต้นด้วยพยัญชนะ DA

2. DA

ในบรรทัดนี้จะต้องใส่พารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลดังนี้

NG = จำนวนกลุ่ม (โดยปกติจะเป็น 1)

NI = จำนวนตัวแปรทั้งหมด

NO = จำนวน N หรือจำนวนข้อมูล

ในกรณีที่ข้อมูลมีลักษณะเป็นเมตริกซ์ความแปรปรวน, เมตริกซ์สหสัมพันธ์ จะใช้ MA แล้วตามด้วยชนิดของเมตริกซ์

MA = แล้วตามด้วย

MM เมตริกซ์ที่มีโมเมนต์รอบจุดศูนย์ (matrix of moments about zero)

AM เมตริกซ์ที่มีโมเมนต์แต่งเติม (augmented moment matrix)

CM เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix)

KM เมตริกซ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณจากคะแนนดิบหรือคะแนนปกติ (matrix of product moment correlation based on raw scores or normal scores)

OM เมตริกซ์สหสัมพันธ์ของคะแนนที่เหมาะสมที่สุด (correlation matrix of optimal scores)

PM เมตริกซ์สหสัมพันธ์ชนิด Polychoric หรือ Polyserial (matrix which includes polychoric or polyserial correlation)

ถ้าไม่ระบุ MA โปรแกรมจะกำหนดลักษณะเฉพาะของข้อมูลเป็น MA = CM

3. ชนิดของข้อมูลนำเข้า (Input data)

หลังจากบรรทัด DA แล้วจะต้องเป็นบรรทัดชนิดของข้อมูลที่จะใช้ในการวิเคราะห์ บรรทัดนี้จะต้องบอกรูปแบบของข้อมูล สามารถเลือกใส่ได้ดังนี้

ใส่ LA สำหรับชื่อของตัวแปรที่สังเกตได้แต่ละตัว (ใส่ตัวแปร y ก่อนแล้วตามด้วย x) แล้วตามด้วยข้อมูล

RA สำหรับข้อมูลดิบ

MM สำหรับเมตริกซ์โมเมนต์รอบจุดศูนย์

CM สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม

KM สำหรับเมตริกซ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณจากคะแนนดิบหรือคะแนนปกติ

OM สำหรับเมตริกซ์สหสัมพันธ์ของคะแนนที่เหมาะสมที่สุด

PM สำหรับเมตริกซ์สหสัมพันธ์ Polychoric, Polyserial

ME สำหรับคะแนนเฉลี่ย

SD สำหรับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

AC สำหรับเมตริกซ์ความแปรปรวนสมมาตรของเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมหรือเมตริกซ์สหสัมพันธ์ (asymptotic covariance matrix of covariance or correlation matrix)

AV สำหรับความแปรปรวนสมมาตรของสมาชิกในเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมหรือเมตริกซ์สหสัมพันธ์ (asymptotic variance of the elements of the covariance or correlation matrix)

DM สำหรับเมตริกซ์ที่ถูกกำหนดน้ำหนักโดยผู้ใช้มีลักษณะเป็น diagonal Martix
(use-defined diagonal weight matrix)
ในกรณีที่ใช้ข้อมูลที่จะใช้ในการวิเคราะห์จะถูกเก็บอยู่ในแฟ้มข้อมูลอาจใช้คำสั่งเหล่านี้
FI สำหรับแฟ้มที่เก็บข้อมูล
FO สำหรับรูปแบบของข้อมูลที่อยู่ในแฟ้ม

3.1 ชื่อตัวแปร (LA)

จะใช้คำสั่ง LA ในการกำหนดชื่อของตัวแปรที่สังเกตได้ ซึ่งชื่อของตัวแปรนี้จะไปปรากฏอยู่ในผลลัพธ์เพื่อให้ง่ายแก่การอ่านผลลัพธ์ จำนวนชื่อที่จะกำหนดจะต้องเท่ากับจำนวนตัวแปรที่กำหนดใน NI ซึ่งอยู่ในบรรทัด DA

ตัวอย่าง

LA

'VIS PERS' CUBES LOZENGES 'PAR COMP' 'SEN COMP' WORDMEA

ในที่นี้มีตัวแปร 6 ตัว ชื่อของตัวแปรที่มีการเว้นวรรค ต้องใส่ในเครื่องหมายคำพูด

ตัวอย่าง ในกรณีที่ NI = 4 และเราเขียนโปรแกรมว่า

LA

FAEDUC MOEDUC/

เครื่องหมาย slash (/) บ่งบอกว่าจบการบันทึกชื่อตัวแปรแล้ว ดังนั้นตัวแปรตัวที่ 1 จะชื่อ FAEDUC และตัวแปรที่ 2 จะชื่อ MOEDUC สำหรับตัวแปรที่ 3 และ 4 โปรแกรมจะกำหนดชื่อให้เป็น VAR3 และ VAR4 ตามลำดับ

ถ้าเราต้องการกำหนดชื่อ FAEDUC และ MOEDUC เป็นชื่อของตัวแปรที่ 1 และ 3 ตามลำดับโดยไม่สนใจชื่อของตัวแปรที่ 2 และ 4 เราจะเขียนได้ว่า

LA

FAEDUC, , MOEDUC/

ช่องว่างระหว่างเครื่องหมายจุลภาค หมายถึง ตัวแปรที่ 2 จบการป้อนชื่อตัวแปรด้วย เครื่องหมาย slash (/) หมายความว่า ตัวแปรที่ 1 ชื่อ FAEDUC ตัวแปรที่ 2 ชื่อ VAR2 ตัวแปรที่ 3 ชื่อ MOEDUC และตัวแปรที่ 4 ชื่อว่า VAR4

3.2 ข้อมูลดิบ (RA)

เมื่อต้องการใช้ข้อมูลดิบในการวิเคราะห์ข้อมูล ใช้คำสั่ง RA แล้วขึ้นบรรทัดใหม่ตามด้วย ข้อมูลในตัวแปรสังเกตทุกตัวแปร โดยไม่ต้องใส่จำนวนกลุ่มตัวอย่างในคำสั่ง NO ของบรรทัด DA

ข้อมูลที่ป้อนจะต้องมีการเว้นวรรคแยกแต่ละตัวแปร ถ้าข้อมูลในแต่ละตัวแปรป้อนติดกัน จะต้องใส่รูปแบบของข้อมูลไว้ในบรรทัดก่อนเริ่มข้อมูล เช่นมีตัวแปร 5 ตัว แต่ละตัวใช้เพียง 1 สดมภ์ เขียนเป็นรูปแบบข้อมูลได้ว่า

RA

(5f1.0)

12345

54321

.....

การอ่านข้อมูลจากแฟ้มข้อมูลให้เขียนคำสั่งดังนี้

RA file = “ชื่อแฟ้มข้อมูล”

เช่น

RA file = “thai.dat”

3.3 เมตริกซ์สหสัมพันธ์และความแปรปรวนร่วม (KM, CM)

สมมติว่ามีเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมดังนี้

$$s = \begin{bmatrix} 1.13 & -0.87 & 1.08 \\ -0.87 & 2.17 & 1.83 \\ 1.08 & 1.83 & 3.25 \end{bmatrix}$$

อาจเขียนโปรแกรมได้ว่า

CM FU

1.13 -.87 1.08

-.87 2.17 1.83

1.08 1.83 3.25

FU บอกให้รู้ว่าป้อนเมตริกซ์เต็มรูปแบบ มีค่าเหมือนกับ

CM

1.13 -.87 2.17 1.08 1.83 3.25

หรือเหมือนกับ

CM

1.13

-.87 2.17

1.08 1.83 3.25

4. บรรทัด SE (Selection of Variables)

จำนวนตัวแปรในคำสั่ง NI นั้น สามารถเลือกมาใช้ในการประมวลผลในโมเดลเพียงบางตัวก็ได้ การเลือกตัวแปรเขียนบรรทัด SE และขึ้นบรรทัดใหม่ จากนั้นใส่ตัวแปรที่เลือก ตัวแปรที่ถูกเลือกควรจะเป็นตัวเลขหรือชื่อตัวแปรที่เราต้องการใช้ในรูปแบบและตัวแปรตาม (y-variables) ควรจะถูกเลือกเป็นอันดับแรก โดยจะต้องใส่ชื่อตัวแปรแต่ละตัวโดยมีเครื่องหมายวรรคหรือจุลภาคคั่น เมื่อเลือกเสร็จแล้วให้จบการเลือกด้วยเครื่องหมาย / (Slash) ถ้าเลือกตัวแปรทั้งหมดไม่ต้องใส่เครื่องหมาย / (Slash)

เช่น

SE ‘VIS PERS’ CUBES LOZENGES/

5. บรรทัด MO (Model Parameter)

บรรทัด MO ใช้ในการกำหนดรูปแบบในโมเดล

NY = จำนวนตัวแปรตาม y ในโมเดล (p)

NX = จำนวนตัวแปรต้น x ในโมเดล (q)

NE = จำนวนตัวแปรแฝง η (Eta) ในโมเดล (m)

NK = จำนวนตัวแปรแฝง ξ (Zeta) ในโมเดล (n)

ในเมตริกซ์พารามิเตอร์แต่ละเมตริกซ์ในโมเดลสามารถเขียนเป็นรูปแบบทั่วไปดังนี้

MN=MF,F

เมื่อ MN แทน ชื่อของเมตริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 8 เมตริกซ์ คือ LY, LX, BE, GA, PH, PS, TE และ ED

MF แทน รูปแบบของเมตริกซ์ เช่น ZE, ID, IZ, ZI, DI, SD, ST และ FU

FF แทน รูปแบบพารามิเตอร์กำหนด FI (fixed parameter) และรูปแบบพารามิเตอร์อิสระ FR (Free parameter)

ตัวอย่าง LX=DI,FR

เมตริกซ์ LX มีลักษณะเป็น diagonal matrix และมีลักษณะเป็นพารามิเตอร์อิสระ การสั่ง MF และ FF อาจเขียนสลับที่กันได้ เช่น LX=FR,DI

ถ้าเป็น LX=DI แสดงว่าเมตริกซ์ LX เป็น diagonal matrix ที่ถูก Fixed

ถ้า LX=FR แสดงว่าเมตริกซ์ LX เป็นเมตริกซ์ที่สมาชิกทุกตัวในเมตริกซ์เป็นอิสระ

ในกรณีที่เมตริกซ์ทั้งหมดทั้ง 8 เมตริกซ์เป็นเมตริกซ์ที่ข้อมูลในเมตริกซ์เป็นอิสระทั้งหมด เรา

ก็จะใช้ MN=MF,FF

ตัวอย่าง เมตริกซ์ PH

$$PH = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ * & 1 & & \\ 0 & 0 & * & \\ 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

เมื่อ * แทนพารามิเตอร์อิสระ และ 0, 1 เป็นพารามิเตอร์ fixed เราสามารถเขียนลักษณะของเมตริกซ์ได้ดังนี้

MO PH=FI

FR PH(2,1) PH(3,3) PH(4,4)

VA 1 PH(1,1) PH(2,2)

6. LK และ LE (ชื่อสำหรับตัวแปรแฝง)

เป็นคำสั่งที่ใช้ในการตั้งชื่อตัวแปรแฝง ชื่อของตัวแปรแฝงจะถูกพิมพ์ออกในผลลัพธ์

การอ่านชื่อตัวแปรแฝง ξ ใช้ LK และอ่านชื่อตัวแปรแฝง η ใช้ LE จำนวนชื่อตัวแปรแฝง ξ จะต้องเท่ากับจำนวน NK และจำนวนชื่อตัวแปรแฝง η จะต้องเท่ากับจำนวน NE ทั้ง NK และ NE จะถูกกำหนดอยู่บนบรรทัด MO

ชื่อตัวแปรแฝง ξ ถ้าไม่ตั้งชื่อให้เครื่องจะกำหนดให้เป็น KSI1, KSI2, KSI3,...

ชื่อตัวแปรแฝง η ถ้าไม่ตั้งชื่อให้เครื่องจะกำหนดให้เป็น ETA1, ETA2, ETA3,...

ทั้งหมดนี้เครื่องจะกำหนดให้เองหากผู้ใช้ไม่กำหนดชื่อของตัวแปรแฝง

7. FI และ FR (Fixed and Free Matrix Elements)

ในบรรทัด MO เราสามารถกำหนดพารามิเตอร์ของเมตริกซ์ให้เป็น Fixed หรือ Free ส่วนบรรทัด FR และ FI สามารถกำหนดสถานะ fixed และ free ให้กับสมาชิกในเมตริกซ์ ตัวอย่างเช่น

$$\text{เมตริกซ์ } LX = \begin{bmatrix} * & 0 & * & * \\ * & 0 & * & * \\ 0 & * & * & * \\ 0 & * & * & * \end{bmatrix}$$

ในเมตริกซ์ LX มีสมาชิกที่เป็นพารามิเตอร์อิสระอยู่หลายตัว เราสามารถกำหนดสถานะของเมตริกซ์ได้ว่า

LX=FR แล้วจึงกำหนดสถานะของเมตริกซ์ที่เป็นพารามิเตอร์กำหนดได้ว่า

FI LX(1,2) LX(2,2) LX(3,1) LX(4,1)

ในกรณีที่เราต้องการกำหนดสมาชิกในเมตริกซ์ให้เป็น Fixed หรือ Free หลายตัวซึ่งอยู่ในลำดับไล่กัน เช่น GA(2,2) GA(2,3) GA(2,4) GA(2,5) เราอาจจะเขียนรวมได้เป็น

FR GA(2,2)-GA(2,5)

8. บรรทัด PA (Patter Matrix)

เมื่อสมาชิกในเมตริกซ์นั้น ๆ เป็น fixed หรือ free วิธีการกำหนดสถานะว่าเป็น fixed หรือ free นั้นอาจจะใช้ FR หรือ FI สำหรับในแง่ของการใช้ PA นั้น PA จะเป็นตัวบอกให้โปรแกรมอ่านรูปแบบของเมตริกซ์โดยอ่านเป็นรหัส 0 กับ 1 เมื่อ 0 หมายถึง fixed และ 1 หมายถึง free

รูปแบบทั่วไป เป็น PA MN

เมื่อ MN แทน ชื่อเมตริกซ์ทั้ง 8 ชนิด

ถ้าสมาชิกในเมตริกซ์มีรูปแบบอิสระจะใช้ 1 ถ้ามีรูปแบบกำหนดจะใช้ 0 ดังตัวอย่าง

$$GA = \begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ 0 & * & * \end{bmatrix}$$

เขียนได้เป็น

PA GA หมายถึงให้อ่านสมาชิกในเมตริกซ์ทีละ 6 ตัว โดยสมาชิก
(6I1) แต่ละตัวจะบรรจุอยู่ในสตมภ์เดียว

100011

หรือ PA GA หมายถึงให้อ่านสมาชิกในเมตริกซ์ทีละ 3 ตัว โดยสมาชิก
(3I1) แต่ละตัวจะบรรจุอยู่ในสตมภ์เดียว

100

011

หรือ PA GA หมายถึงให้อ่านสมาชิกในเมตริกซ์ซึ่งมีรูปแบบการบันทึก
* เมตริกซ์แบบอิสระ คือมีช่องว่างหรือจุลภาค

1 0 0 0 1 1 คั่นระหว่างสมาชิกของเมตริกซ์แต่ละตัว

อีกตัวอย่างหนึ่ง

รูปแบบของเมตริกซ์ LX เป็นดังนี้

$$LX = \begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ * & 0 & 0 \\ * & 0 & 0 \\ 0 & * & 0 \\ 0 & * & 0 \\ 0 & * & 0 \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

สามารถเขียนรูปแบบของเมตริกซ์ได้ดังนี้

PA LX

3(1 0 0) 3(0 1 0) 3(0 0 1)

รูปแบบเมตริกซ์สามารถเรียกอ่านจากภายนอกได้โดยใช้คำสั่ง FI = แล้วตามด้วยชื่อแฟ้มที่จัดเก็บข้อมูล

9. EQ (Equality Constraints)

บรรทัด EQ จะถูกใช้เมื่อต้องการให้มีความเท่าเทียมกันของค่าพารามิเตอร์ เช่นถ้าต้องการให้

พารามิเตอร์ $\lambda_{34}^{(y)} = \lambda_{44}^{(y)} = \beta_{22} = \beta_{23} = \beta_{24} = \gamma_{46} = \theta_{52}^{(E)}$

อาจเขียนคำสั่งได้ว่า

EQ LY(3,4) LY(4,4) BE(2,2) - BE(2,4) GA(4,6) TE(5,2)

ในบรรทัดนี้สมมติถ้า $\lambda_{34}^{(y)}$ มีค่าเป็น 1 ดังนั้นพารามิเตอร์ทุกตัวที่กำหนดจะมีค่าเท่าเทียมกับค่าใน $\lambda_{34}^{(y)}$ นั่นคือมีค่าเท่ากับ 1

10. VA หรือ ST (Fixed Values and Starting Values)

ใช้กับสมาชิกในเมตริกซ์ที่เป็น fixed โดยกำหนดค่าไว้ในเมตริกซ์

เช่น

$$PH = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ * & 1 & & \\ 0 & 0 & * & \\ 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

ในเมตริกซ์ BE สัญลักษณ์ 0 และ 1 แทนพารามิเตอร์กำหนด และ x แทนพารามิเตอร์อิสระ ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าให้กับสมาชิกในเมตริกซ์และกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับสมาชิกในเมตริกซ์ได้

MO PH=FI

FR PH(2,1) PH(3,3) PH(4,4)

VA 1 PH(1,1) PH(2,1)

$$BE = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \end{bmatrix} \quad PS = \begin{bmatrix} 1.5 \\ 0.5 & 1.9 \\ 0.7 & 0.5 & 1.5 \end{bmatrix}$$

MO BE=FI

ST 0.5 BE(2,1) BE(3,1) BE(3,2) PS(2,1) PS(3,2)

ST 1.5 PS(1,1) PS(3,3)

ST 1.9 PS(2,2)

ST 0.7 PS(3,1)

11. บรรทัด MA (Matrix)

บรรทัด MA บอกให้โปรแกรมอ่านเมตริกซ์ที่สมาชิกทุกตัวในเมตริกซ์เป็นเลขจำนวนเต็ม
รูปแบบทั่วไปเขียนได้ดังนี้ MA MN

เมื่อ MN แทน เมตริกซ์ทั้ง 8 ชนิด และใส่ * ในบรรทัดถัดมาเมื่อต้องการป้อนเมตริกซ์เพียง
แถวเดียว โดยสมาชิกแต่ละตัวในเมตริกซ์จะต้องถูกคั่นด้วยช่องว่าง

ตัวอย่าง

$$BE = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}$$

เขียนได้เป็น

MA BE

(3F1.1)

000

500

550

หมายถึง ให้โปรแกรมอ่านสมาชิกในเมตริกซ์ทีละ 3 ตัว
โดยสมาชิกแต่ละตัวจะถูกบรรจุอยู่ในสดมภ์เพียงสดมภ์เดียว
และสมาชิกในแต่ละสดมภ์จะประกอบด้วยทศนิยม 1 ตำแหน่ง

$$PS = \begin{bmatrix} 1.5 \\ 0.5 \\ 1.9 \\ 0.7 \\ 0.5 \\ 1.5 \end{bmatrix}$$

MA PS

*

1.5 0.5 1.9 0.7 0.5 1.5

เครื่องหมาย * หมายถึง การให้โปรแกรมอ่าน
สมาชิกในเมตริกซ์โดยมีรูปแบบการป้อนเมตริกซ์
แบบอิสระ

12. บรรทัด PL (Parameter Plots)

ใช้ในการวาดกราฟพารามิเตอร์ โดยมีรูปแบบดังนี้

PL parameterlist FROM a TO b

เมื่อ a และ b ถูกกำหนด

ตัวอย่าง

PL LX(2,1) LY(4,3) TD(1,1)

หรือทำการ plot TD(1,1) และ TD(2,2) จาก 0.4 ถึง 0.5 หน่วย

PL TD(1,1) TD(2,2) FROM 0.4 TO 0.5

13. บรรทัด OU (Output Requested)

บรรทัด OU ใช้ในการกำหนดผลลัพธ์ที่ต้องการ ในขั้นแรกเราอาจจะใส่ ME สำหรับวิธีวิเคราะห์ (อาจจะไม่ใส่ก็ได้) ซึ่งมีวิธีการวิเคราะห์ดังนี้

ME= แล้วตามด้วยวิธีวิเคราะห์โดยเลือกจากต่อไปนี้

IV สำหรับ Instrumental variables method

TS สำหรับ Two-stage least-squared method (TSLS)

UL สำหรับ Unweighted least-squares method (ULS)

GL สำหรับ Generalized least-squares method (GLS)

ML สำหรับ Maximum likelihood method

WL สำหรับ Generally weighte least-squares (WLS)

DW สำหรับ Diagonally weighted least-squares (DWLS)

อาจกำหนดผลลัพธ์อื่น ๆ ที่ต้องการได้ ดังนี้

SE พิมพ์ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน

TV พิมพ์ t-values

PC พิมพ์เมตริกซ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์

RS พิมพ์เมตริกความแปรปรวน ส่วนเหลือ ส่วนเหลือมาตรฐาน และ Q-plot

EF พิมพ์ผลกระทบรวมและผลทางตรง

MR พิมพ์ความแปรปรวนร่วม

MI พิมพ์ดัชนีบ่งชี้โมเดล

FS พิมพ์คะแนนองค์ประกอบ

SS Standardized Solution

ALL พิมพ์ทั้งหมดที่กล่าวมา

ND พิมพ์จำนวนทศนิยมของผลลัพธ์ เช่น ND=2 นั่นคือโปรแกรมจะให้ค่าทศนิยม 2 ตำแหน่งในผลลัพธ์

ลำดับการควบคุมคำสั่งของ LISREL

ลำดับของคำสั่งใน LISREL จะเป็นดังนี้

- บรรทัดแรกคือ title แล้วตามด้วย DA เสมอ
- บรรทัด OU จะต้องอยู่เป็นบรรทัดสุดท้าย
- LK, LE, FR, FI, EQ, PA, VA, ST และ MA จะต้องอยู่ถัดจากบรรทัด MO

2.5 การกำหนดโมเดล (model specification)

โมเดล LISREL มีหลายรูปแบบ เราจำเป็นต้องกำหนดโมเดลเสียก่อนว่าจะใช้รูปแบบใด เมื่อได้รูปแบบแล้ว เราจำเป็นต้องกำหนดตัวแปรและความสัมพันธ์ของตัวแปรให้ชัดเจนว่าเราต้องการอธิบายหรือทำนาย ตัวแปร 2 แบบที่ต้องรู้จักก็คือ ตัวแปรภายใน (Endogenous Variables) และอีกตัวหนึ่งคือ ตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ตัวแปรภายนอกจะพิจารณาให้เป็นจุดเริ่มต้นของโมเดล เราจะไม่สนใจว่าตัวแปรภายนอกมีสาเหตุมาจากอะไร ส่วนตัวแปรภายในจะเป็นได้ทั้ง

ตัวแปรทำนายและตัวแปรเกณฑ์ที่ถูกทำนายด้วยตัวแปรภายนอก และสามารถใช้ในการทำนายตัวแปรอื่น ๆ ได้อีกด้วย โมเดลที่กำหนดจะต้องมีทฤษฎีในการเชื่อมโยงตัวแปรภายนอกไปยังตัวแปรภายใน และเชื่อมโยงตัวแปรภายในไปยังตัวแปรภายในอื่น ๆ

2.6 การกำหนดคุณลักษณะโมเดล (Identification)

การใช้โมเดล LISREL นี้จะเป็นเทคนิคในการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่รู้ค่า (เช่น น้ำหนักองค์ประกอบหรือสัมประสิทธิ์เส้นทาง) อยู่บนพื้นฐานของสหสัมพันธ์หรือความแปรปรวนร่วมของตัวแปรที่สังเกตได้ โมเดลหรือพารามิเตอร์อาจจะมีรูปแบบเป็น Underidentified, Just-Identified หรือ Overidentified

Just-Identified คือโมเดลที่มีสมการโครงสร้างเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่รู้ค่า โมเดลแบบนี้จะมีการปรับแก้ค่าอยู่เสมอ ถ้าพบพารามิเตอร์ใดที่ไม่มีนัยสำคัญ จะมีการคำนวณซ้ำใหม่จนกว่าจะได้ค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่สมบูรณ์ และจะได้เป็นโมเดลใหม่คือโมเดลที่จำนวนของสมการโครงสร้างมีมากกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่รู้ค่า จะเรียกว่า Overidentified เมื่อโมเดลเป็น Overidentified แล้ว โมเดลจะมีความเหมาะสมอย่างดีกับข้อมูล

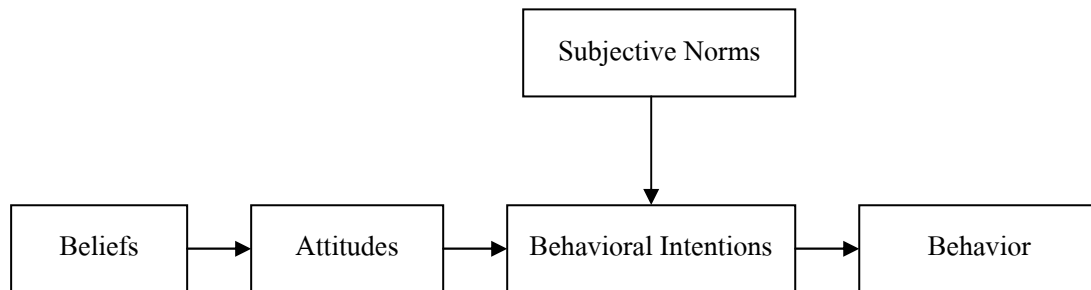
แต่ถ้าสมการโครงสร้างมีจำนวนน้อยกว่าค่าพารามิเตอร์ที่ไม่รู้ค่าจะเรียกโมเดลนั้นว่า Underidentified และจะมีปัญหาของการปรับแก้ค่า (unique solution) เช่นการแก้สมการ $X + Y = 10$ จะเห็นว่าค่าที่ไม่รู้มีอยู่ 2 ค่าที่จะต้องแก้ ซึ่งค่าของ X และ Y เป็นไปได้หลายค่า โมเดลแบบนี้จะพบได้ในโมเดลของการวิเคราะห์องค์ประกอบ (Pedhazur, 1982)

Overidentified จะสอดคล้องเหมาะสมอย่างดีกับข้อมูลเพราะข้อจำกัด 2 ชนิดของการประมาณค่าพารามิเตอร์คือ

ประการแรก ผู้วิจัยจะต้องให้ทิศทางของพารามิเตอร์ โมเดลที่ให้ทิศทางของพารามิเตอร์เพียงทิศทางเดียวจะเรียกว่า recursive models. Bollen (1989) ได้อธิบายถึง recursiveness ว่าเป็นเงื่อนไขที่มีประสิทธิภาพ (sufficient condition) สำหรับการกำหนดคุณลักษณะโมเดล นั่นคือลูกศรทั้งหมดมี

ทิศทางเดียวเหมือนกันทั้งโมเดล ยิ่งกว่านั้นยังเป็นข้อตกลงดั้งเดิมของการวิเคราะห์เส้นทาง (path analysis) อย่างไรก็ตามมันก็ไม่ใช่ว่าเงื่อนไขที่จำเป็น (necessary condition) สำหรับการกำหนดคุณลักษณะโมเดล เพราะมันเป็นไปได้ที่จะมีโมเดลเป็น nonrecursive models (คือโมเดลที่มีสาเหตุต่อกัน)

ประการที่สอง ผู้วิจัยสามารถมี Overidentifies ที่เหมาะสมกับข้อมูลได้โดยการกำหนดพารามิเตอร์บางค่าให้คงที่ก่อน ซึ่งค่าของพารามิเตอร์เหล่านี้จะให้ป็นศูนย์ จากนั้นพิจารณาโมเดลในจุดที่สำคัญสำหรับนักวิจัยก็คือ 1) เส้นทางในโมเดลคืออะไร และ 2) เส้นทางใดที่ไม่ได้อยู่ในโมเดล คำว่า “ไม่ได้อยู่ในโมเดล” จะหมายถึงไปถึงเส้นทางที่มีค่าเป็นศูนย์ ตัวอย่างเช่น ในทฤษฎีรูปภาพ 1.2



รูปภาพ 2.2

ในรูปภาพ 2.2 จะมีอยู่หลายเส้นทาง (คือจาก attitudes ถึง behavior, จาก norms ถึง behavior, จาก beliefs ถึง intentions, จาก belief ถึง norms และจาก beliefs ถึง behavior) ที่ถูกกำหนดให้มีค่าเป็นศูนย์ ซึ่งโมเดลนี้คือ Overidentification ถ้าหากมีเส้นทางเหล่านี้ปรากฏอยู่ในโมเดลโมเดลแล้ว โมเดลจะกลายเป็น Just-identifies

2.7 การประมาณค่าพารามิเตอร์

LISREL จะใช้การวิเคราะห์ประมาณค่าพารามิเตอร์ 7 ชนิดคือ

1. Instrumental Variables (IV)
2. Two-Stage Least Squares (TSLS)
3. Unweighted Least Squares (ULS)
4. Generalized Least Squares (GLS)
5. Maximum Likelihood (ML)
6. Generally Weighted Least Squares (WLS)
7. Diagonally Weighted Least Square (DWLS)

วิธีการทั้ง 7 ชนิดนี้จะให้ความสอดคล้องในการประมาณค่าพารามิเตอร์ หมายความว่าเมื่อวิเคราะห์ข้อมูลชุดเดียวกันด้วยวิธีการทั้ง 7 วิธีนี้ จะประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ใกล้เคียงกัน ข้อแตกต่างในแต่ละวิธีมีดังนี้

- TSLS และ IV จะเป็นวิธีการที่ไม่มีการทำซ้ำ (iterative) และวิเคราะห์ได้เร็วมาก เป็นวิธีการประมาณค่าพื้นฐาน (Initial values) ของตัวแปรอ้างอิง ซึ่งตัวแปรอ้างอิงของตัวแปรแฝงก็คือตัวแปรสังเกต
- ULS จะใช้ได้ดีเมื่อตัวแปรทั้งหมดที่ถูกวัดอยู่ในหน่วยเดียวกัน
- ML เป็นวิธีที่มาจากหลักการ maximum likelihood บนพื้นฐานข้อตกลงเบื้องต้นว่าตัวแปรสังเกตมีการแจกแจงเป็นปกติ
- GLS อาจจะใช้คำนวณการประมาณค่าพารามิเตอร์เสมอถ้าการแจกแจงของตัวแปรสังเกตเบี่ยงเบนไปจากความเป็นปกติ
- WLS เป็นวิธีการที่ควรจะใช้เมื่อสหสัมพันธ์ polychoric (tetrachoric) ถูกใช้เป็นข้อมูลนำเข้าวิเคราะห์
- GLS จะเป็นตัวประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดในการปรับแก้ค่าโคสแควร์และความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน
- ULS, GLS และ ML จะแสดงความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในพารามิเตอร์แต่ละตัวที่ถูกประมาณค่า
- IV และ TSLS จะไม่แสดงความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน

Kelloway (1998) ได้อธิบายการเลือกวิธีการประมาณค่าไว้ว่า วิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างคือ Maximum likelihood ตามมาด้วยวิธีของ Generalized least squares สาเหตุที่วิธี ML เป็นที่นิยมก็คือเป็นวิธีที่โปรแกรม LISREL เลือกใช้เป็นฐานในการประมาณค่า

การประมาณค่า Maximum likelihood เป็นวิธีที่มีความคงที่และ asymptotically efficient ในกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่และการแจกแจงของตัวแปรเป็นโค้งปกติ ถ้ากลุ่มตัวอย่างใหญ่แต่การแจกแจงของตัวแปรไม่เป็นโค้งปกติ วิธี GLS ก็เหมาะสมมากกว่า

2.8 การเลือกข้อมูลนำเข้า

มีข้อมูลนำเข้าอยู่ 2 ชนิดที่นิยมใช้กันคือ เมตริกซ์สหสัมพันธ์ (Correlation Matrix) และเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) ซึ่งเมตริกซ์ทั้ง 2 ชนิดนี้มีความคล้ายคลึงกันมาก เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม เป็นเมตริกซ์ที่มีความแปรปรวนร่วมอยู่ในแนวเหนือและใต้ Diagonal และมีความแปรปรวนอยู่ในแนว Diagonal เมตริกซ์สหสัมพันธ์เป็นเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ถูกทำให้เป็นมาตรฐาน (เพราะตัวแปรทั้งหมดถูกทำให้เป็นมาตรฐาน เมตริกซ์สหสัมพันธ์จะมีค่าเป็น 1 ในแนว Diagonal)

แม้ว่าเมตริกซ์ทั้ง 2 ชนิดจะคล้ายกันมาก ในทางทฤษฎีแล้ว ถ้าโมเดลเป็นลักษณะของการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแล้ว การใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์จะเหมาะสมที่สุดเพราะง่ายในการแปลความหมายผลการวิเคราะห์ ยิ่งกว่านั้นการใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์อาจจะให้ผลการประมาณค่ายาก (Conservative) ต่อการมีนัยสำคัญ ดังนั้นในโมเดลที่ใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์อาจจะต้องคล้อยอย่างดีกับข้อมูล แต่ถ้าหากไปใช้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมก็อาจจะไม่สอดคล้องกับข้อมูลก็เป็นได้

แต่ในการทดสอบสมมติฐานจะอยู่บนพื้นฐานของข้อตกลงเบื้องต้นที่ต้องวิเคราะห์ด้วยเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม ดังนั้นในการใช้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมจึงเป็นการนำเข้าข้อมูลโดยทั่วไปของการวิเคราะห์ในทุกโมเดล

2.9 ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง

ในโมเดล LISREL นั้นเป็นเทคนิคที่ต้องการกลุ่มตัวอย่างใหญ่ ทั้งวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ (เช่น Maximum Likelihood) และการทดสอบความเหมาะสมของโมเดลกับข้อมูล (เช่น ไคสแควร์) จะอยู่บนข้อตกลงเบื้องต้นที่ต้องมีกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ แต่ขนาดแค่ไหนถึงจะถือว่าใหญ่ ซึ่งก็ได้มีตำราหลายเล่มพยายามที่จะนิยามความหมายของ “กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่”

โดยทั่วไปแล้วขนาดของกลุ่มตัวอย่างจะต้องมีอย่างน้อย 200 ซึ่งถือเป็นขนาดที่น้อยที่สุด แต่ Chou (1987) ได้เสนอแนะขนาดของกลุ่มตัวอย่างโดยกำหนดเป็นอัตราส่วนระหว่างจำนวนกลุ่มตัวอย่างต่อจำนวนพารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่าเป็นอัตราส่วนระหว่าง 5 : 1 ถึง 10 : 1

2.10 การประเมินความเหมาะสมของโมเดล

ส่วนที่สำคัญที่สุดในการใช้ LISREL คือการประเมินความเหมาะสมและการปรับแก้โมเดลให้เหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้ในการใช้ LISREL จะมีมากมาย สถิติทั้งหมดจะถูกวิเคราะห์ ในการประเมินความเหมาะสมของโมเดลจะต้องกระทำอย่างระมัดระวัง เครื่องมือสำหรับการประเมินความเหมาะสมของโมเดลแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มคือ

- การตรวจสอบการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Examination of the solution)
- การประมาณค่าความสอดคล้องของโมเดล (Measures of overall fit)
- รายละเอียดอื่น ๆ ในการประเมินความเหมาะสม (Detailed assessment of fit)

2.10.1 การตรวจสอบการประมาณค่าพารามิเตอร์

ในกลุ่มแรกนี้จะเป็นผลการวิเคราะห์ที่เกี่ยวข้องกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

1) ค่าพารามิเตอร์

แสดงค่าพารามิเตอร์ในเมตริกซ์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกันกับโมเดล

2) ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานและ t-values

เป็นความคลาดเคลื่อนมาตรฐานใช้ในการตัดสินใจค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์แต่ละตัว ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่มีค่าน้อยบ่งบอกถึงการตัดสินใจที่ดี และความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่มีค่ามากบ่งบอกถึงการตัดสินใจที่ไม่ดี ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานจะมีค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับหน่วยของการวัดในตัวแปรสังเกตหรือตัวแปรแฝง ส่วนค่า t-values จะเป็นอิสระจากหน่วยของการวัด และ t-values จะถูกนิยามว่าเป็นอัตราส่วนระหว่างค่าพารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่ากับความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน โดยปกติ t-values ที่มีค่ามากกว่า 2.00 จะถูกตัดสินว่าพารามิเตอร์นั้นมีค่าแตกต่างจากศูนย์

ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานและ t-values แสดงในวิธีการประมาณค่าแบบ ML, GLS, WLS, ULS และ DWLS แต่จะไม่ให้ในวิธี IV และ TSLS

ความคลาดเคลื่อนที่มีค่ามากผิดปกติจะบ่งชี้ว่าพารามิเตอร์นั้นไม่สอดคล้องกับข้อมูล

ค่าความคลาดเคลื่อนของพารามิเตอร์จะแสดงในวงเล็บและค่า t-values จะแสดงในวงเล็บ

3) เมตริกซ์สหสัมพันธ์ของการประมาณค่าพารามิเตอร์

ถ้ามีพารามิเตอร์ 2 ตัวหรือมากกว่า 2 ตัวมีความสัมพันธ์กันสูง โมเดลก็จะเป็น non-identified และพารามิเตอร์ก็จะไม่สอดคล้องกับข้อมูล

4) สหสัมพันธ์พหุคูณกำลังสองและสัมประสิทธิ์การอธิบาย

โปรแกรมจะให้สหสัมพันธ์พหุคูณกำลังสองสำหรับตัวแปรสังเกตแต่ละตัวและแสดงสัมประสิทธิ์การอธิบายของกลุ่มตัวแปรสังเกตในแต่ละองค์ประกอบ

2.10.2 การประมาณค่าความสอดคล้องของโมเดล

ในส่วนนี้จะเป็นการประเมินโมเดลโดยการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โปรแกรม LISREL จะแสดงดัชนีวัดความสอดคล้องมากมาย ผู้วิจัยจะต้องประเมินค่าเหล่านี้ว่าโมเดลกลมกลืนกับข้อมูลหรือไม่

ดัชนีตัวแรกที่จะนำเสนอคือ Chi-Square (χ^2)

Chi-square

ถ้าโมเดลนั้นถูกต้องและตัวอย่างมีขนาดใหญ่พอ การวัด χ^2 จะถูกใช้ในการทดสอบทางสถิติเป็นการทดสอบโมเดลโดยมี degree of freedom ของ χ^2 ดังนี้

$$df = \frac{1}{2} (p + q)(p + q + 1) - t \quad (2.1)$$

เมื่อ $p + q$ คือจำนวนของตัวแปรสังเกตที่ถูกวิเคราะห์ และ t คือจำนวนของพารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่าอย่างอิสระ ค่า p-value จะถูกรายงานโดยโปรแกรมเป็นระดับความน่าจะเป็น นั่นคือ ความน่าจะเป็นของค่า χ^2 มีมากจนไม่มีนัยสำคัญทางสถิติแสดงว่าโมเดลนั้นสอดคล้องกับข้อมูล

ในการใช้ χ^2 เป็นสถิติทดสอบความสอดคล้องหรือความไม่สอดคล้องนั้นจะดูที่ค่า χ^2 ถ้าหากมีค่ามากจนมีนัยสำคัญทางสถิตินั้นคือรูปแบบไม่สอดคล้อง (bad fit) และถ้าหากมีค่าน้อยมากจนไม่มีนัยสำคัญทางสถิติแสดงว่ารูปแบบสอดคล้อง (good fit) ค่า df เป็นมาตรฐานที่ใช้ในการตัดสินค่า χ^2 ว่ามีค่ามากหรือน้อย ค่า χ^2 จึงอ่อนไหวต่อขนาดของกลุ่มตัวอย่างและอ่อนไหวมากเมื่อมีตัวแปรที่สังเกตได้หลายตัว ขนาดของตัวอย่างที่ใหญ่และตัวแปรสังเกตได้หลายตัว จะเพิ่มค่า χ^2 ให้มีค่ามากขึ้น เหตุอันหนึ่งที่ใช้การวัด χ^2 ในการเปรียบเทียบโมเดลนั้นคือถ้า χ^2 มีค่าสูงจนมีนัยสำคัญทางสถิติก็อาจจะตรวจสอบความสอดคล้องและประเมินโมเดลโดยใช้ส่วนเหลือมาตรฐานและดัชนีการปรับโมเดล ซึ่งจะแนะนำวิธีการในการปรับแก้โมเดลที่จะช่วยให้ค่าพารามิเตอร์ของโมเดลสูงขึ้น โดยปกติโมเดลที่ปรับใหม่จะให้ค่า χ^2 ที่ลดต่ำลง

Goodness-of-fit indices

มีสมการว่า

$$GFI = 1 - \frac{(s - \hat{\sigma})'W^{-1}(s - \hat{\sigma})}{s'W^{-1}s} \tag{2.2}$$

AGFI เป็นดัชนีปรับแก้ GFI มีสมการดังนี้

$$AGFI = 1 - \frac{(p - q)(p + q + 1)}{2d}(1 - GFI) \tag{2.3}$$

เมื่อ d คือ degree of freedom ของโมเดล สมการทั้งสองนี้มีค่าระหว่างศูนย์และหนึ่ง แม้ว่าในทางทฤษฎีเป็นไปได้ว่าจะมีค่าติดลบ ถ้าหากดัชนี GFI และ AGFI มีค่ามากกว่า 0.9 แปลได้ว่าโมเดลสอดคล้องกับข้อมูล ซึ่งดัชนี GFI จะไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของตัวอย่าง

Root Mean Squared Residual

RMR มีสมการว่า

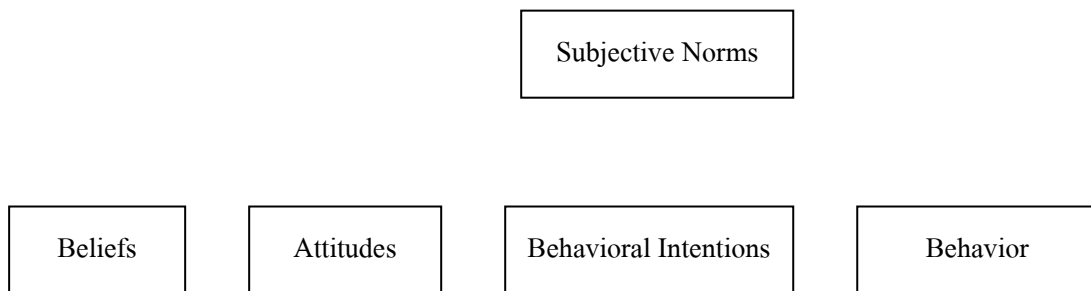
$$RMR = \left[\frac{2 \sum_{i=1}^{p+q} \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2 / (p + q)(p + q + 1)}{2} \right]^{\frac{1}{2}} \tag{2.4}$$

RMR มีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ถ้าหากมีค่าต่ำกว่า 0.05 แปลได้ว่าโมเดลสอดคล้องกับข้อมูล

นอกจากนี้ยังมีดัชนีอื่น ๆ อีกที่จะนำเสนอโดยแบ่งออกเป็นกลุ่มดังนี้

ดัชนีเปรียบเทียบโมเดล (Comparative Fit)

เป็นดัชนีที่ใช้เปรียบเทียบโมเดลพื้นฐาน (baseline) กับโมเดลตามทฤษฎีหรือโมเดลตามสมมติฐาน ซึ่งโมเดลพื้นฐานจะถูกเรียกว่า “null” หรือ “independence” เป็นโมเดลที่ไม่มีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งหมดคือไม่มีเส้นทางเชื่อมโยงระหว่างตัวแปร หรือโมเดลที่เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมมีค่าเป็น 0 (ดูรูปภาพ 2.3)



รูปภาพ 2.3

Bentler และ Bonett (1980) ได้เสนอ normmed fit index (NFI) นิยามว่า

$$NFI = \frac{\chi_{null}^2 - \chi_{model}^2}{\chi_{null}^2}$$

NFI มีพิสัยอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้าหากมีค่าเกิน 0.9 บ่งชี้ว่าโมเดลตามสมมติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูล ซึ่งดัชนี NFI จะบ่งชี้เป็นจำนวนเปอร์เซ็นต์ที่สอดคล้อง ถ้าค่า NFI มีค่า 0.9 หมายความว่าโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูลมากกว่าโมเดลพื้นฐานถึง 90% แต่ NFI มีข้อเสียคือถ้ากลุ่มตัวอย่างมีน้อยค่าที่ได้จะต่ำกว่าความเป็นจริง

ดัชนีอีกตัวคือ The nonnormed fit index (NNFI) ใช้เหมือนกับ NFI แต่มีการปรับแก้จำนวนของ degree of freedom ในโมเดล นิยามได้ว่า

$$NNFI = \frac{(\chi_{null}^2 - df_{null}) / (\chi_{model}^2 df_{model})}{(\chi_{null}^2 - df_{model})}$$

แม้ว่าการปรับแก้จำนวน degree of freedom จะแก้ปัญหาการประมาณค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริง แต่ค่าของ NNFI ที่โดยปกติจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 นั้นอาจจะเป็นไปได้ว่าจะมีค่าต่ำกว่า 0 และมีค่าเกิน 1 ค่าของ NNFI ถ้าหากมีค่าเกินกว่า 0.9 แปลได้ว่าโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูล

Bollen (1989) เสนอ incremental fit index (IFI) มีพิสัยระหว่าง 0 ถึง 1 ค่ายิ่งสูงยิ่งบ่งบอกถึงความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูล นิยามได้ว่า

$$IFI = \frac{\chi_{null}^2 - \chi_{model}^2}{\chi_{null}^2 - df_{model}}$$

Bentler (1990) ได้เสนอ comparative fit index (CFI) ซึ่งอยู่บนพื้นฐานของ noncentral χ^2 distribution) ดัชนี CFI มีพิสัยอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 หากมีค่าสูงถึง 0.9 แปลได้ว่าโมเดลตามสมมติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูล นิยามได้ว่า

$$CFI = 1 - \left[\frac{\chi_{model}^2 - df_{model}}{\chi_{null}^2 - df_{null}} \right]$$

Marsh และเพื่อน (1988) ได้เสนอ relative fit index (RFI) นิยามได้ว่า

$$RFI = \frac{(\chi_{null}^2 - \chi_{model}^2) - [df_{null} - (df_{model} / n)]}{\chi_{null}^2 - (df_{null} / n)}$$

RFI มีพิสัยอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ามีค่าสูงถึง 0.9 แปลได้ว่าโมเดลตามทฤษฎีมีความสอดคล้องกับข้อมูล

ท้ายที่สุด Cudeck และ Browne (1983) ได้เสนอแนะว่าให้ใช้วิธี Cross-Validation เป็นดัชนีสำหรับเปรียบเทียบโมเดล โดยปกติ Cross-Validation จะต้องใช้กลุ่มตัวอย่าง 2 กลุ่ม คือกลุ่ม Calibration sample และกลุ่ม Validation sample จากนั้นนำทั้งสองกลุ่มมาประเมินโดยดูความไม่สอดคล้องระหว่างเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของทั้งสองกลุ่ม โดยใช้ The expected value of the cross-validation index (ECVI) ถ้าหากมีความสอดคล้องกันมากหรือค่าดัชนี ECVI มีค่าน้อยแสดงว่าโมเดลมีความเหมาะสมกับข้อมูลคือมี Cross-Validate ต่อกลุ่มอื่น ๆ

ดัชนีแสดงความประหยัด (Parsimonious Fit)

ดัชนีแสดงความประหยัดเป็นการแสดงความเหมาะสมของต้นทุน (cost-benefit) ดังเช่น James และเพื่อน (1982) ได้เสนอ The parsimonious normed fit index (PNFI) ซึ่งเป็นดัชนีที่ปรับแก้จาก NFI ดัชนี PNFI คำนวณได้จาก

$$PNFI = \frac{df_{\text{model}}}{df_{\text{null}}} \times NFI$$

ทำนองเดียวกับ The parsimonious goodness-of-fit index (PGFI) ที่ปรับแก้จาก GFI คำนวณได้จาก

$$PGFI = 1 - \left(\frac{P}{N} \right) \times GFI$$

เมื่อ P คือ จำนวนของพารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่าในโมเดล และ

N คือ จำนวนชุดข้อมูล

ทั้ง PNFI และ PGFI จะมีพิสัยอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งถ้าค่ายิ่งสูงบ่งบอกถึงความประหยัดมาก ค่าสูงในที่นี้ไม่มีเกณฑ์กำหนดว่าเท่าไร แต่โดยทั่วไปจะยึดที่ 0.9 เป็นจุดที่บ่งบอกถึงความประหยัดของโมเดล

นอกจากนี้ยังมีดัชนีอื่น ๆ ที่โปรแกรม LISREL แสดงผลออกมาคือ

- non-centrality parameter (NCP) เป็นสถิติที่ใช้ทดสอบความเที่ยงตรงของรูปแบบ ถ้า NCP มีค่าน้อยแสดงว่ารูปแบบมีความเที่ยงตรง
- population discrepancy function (FO) เป็นการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการที่โมเดลนั้นใช้ไม่ได้กับกลุ่มประชากร ถ้ามีค่ามากจนกระทั่งปฏิเสธสมมติฐานแสดงว่ารูปแบบตามทฤษฎีไม่สอดคล้องกับข้อมูล
- rootmean square error off approximation (RMSEA) เป็นสูตรที่พัฒนามาจากปัญหาที่ว่าเมื่อเพิ่มพารามิเตอร์อิสระทำให้ค่าสถิติมีค่าลดลงเพราะค่าสถิตินี้ขึ้นอยู่กับ df ถ้า RMSEA มีค่ามากจนกระทั่งปฏิเสธสมมติฐานแสดงว่ารูปแบบตามทฤษฎีไม่สอดคล้องกับข้อมูล
- CN เป็นขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่จะทำให้ค่าไคสแควร์ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

2.10.3 รายละเอียดในการประเมินความเหมาะสม

ถ้าการวัดความกลมกลืนของโมเดลปรากฏว่าโมเดลไม่มีประสิทธิภาพพอ เราอาจจะตรวจสอบหาแหล่งที่ทำให้โมเดลไม่มีประสิทธิภาพได้

1) ส่วนเหลือมาตรฐาน (Standardized Residuals)

ถ้ามีค่าเป็นบวกมากบ่งชี้ให้เห็นถึงการประมาณค่าความแปรปรวนร่วมระหว่าง 2 ตัวแปรในโมเดลต่ำกว่าความเป็นจริง หรือในอีกกรณีมีค่าเป็นลบมากบ่งชี้ถึงการประมาณค่าความแปรปรวนร่วมระหว่าง 2 ตัวแปรในโมเดลสูงกว่าความเป็นจริง ในกรณีแรกควรจะมีการปรับโมเดลโดยเพิ่มเส้นทางที่สามารถอธิบายความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร 2 ตัวที่ดีกว่า และในกรณีที่สองควรลบเส้นทางที่สัมพันธ์กับความแปรปรวนร่วมระหว่าง 2 ตัวแปร

ส่วนเหลือมาตรฐานจะแสดงในรูปของแผนภาพ 2 ชนิดคือ Stem and leaf plot และ Q-plot โมเดลที่มีลักษณะที่ดีจะมี Stem and leaf plot เป็นลักษณะสมมาตร และมีการกระจุกตัวอยู่ตรงกลางแถว ๆ ศูนย์ และจะมีอยู่น้อยบริเวณหาง ถ้าหากมีค่ากระจายไปทางบวกหรือลบมากอาจจะเป็นไปได้ว่ามีการประมาณค่าสูงหรือต่ำกว่าความเป็นจริงก็ได้ ส่วน Q-plot โมเดลที่ดีจะมีลักษณะของจุดที่อยู่แน่นในบริเวณของเส้น 45 องศา ถ้าเบี่ยงเบนไปจากนี้จะบ่งชี้ถึงความคลาดเคลื่อนเฉพาะ (specification

errors) ในโมเดล บ่งชี้ถึงความไม่เป็นโค้งปกติของตัวแปร (nonnormality) หรือความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างตัวแปร (nonlinear) ถ้ามีค่าไกลสุด (outlier) ใน Q-plot บ่งชี้ถึงการเกิด specification error ค่าส่วนเหลือมาตรฐานที่มีค่ามากกว่า 2.58 เป็นตัวบ่งชี้ว่าโมเดลนั้นไม่มีประสิทธิภาพเพียงพอ

2) ดัชนีการปรับโมเดล (Modification Index)

ดัชนีการปรับโมเดลจะเป็นการวัดที่สัมพันธ์กับพารามิเตอร์คงที่และพารามิเตอร์อิสระของโมเดล ดัชนีการปรับโมเดลจะเป็นการทำนายค่าที่ลดลงของ χ^2 ถ้าพารามิเตอร์กำหนดหรือคงที่ตัวหนึ่งถูกทำให้เป็นอิสระ เมื่อดำเนินการแก้ไขพารามิเตอร์แล้วประมาณค่าใหม่จะมีผลให้โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลมากขึ้น ดังนั้นดัชนีการปรับโมเดลจะเท่ากับผลต่างของค่าไคสแควร์ระหว่าง 2 โมเดล คือโมเดลแรกจะมีพารามิเตอร์ตัวหนึ่งเป็นพารามิเตอร์กำหนดหรือคงที่กับอีกโมเดลหนึ่งที่มีพารามิเตอร์ตัวนั้นเป็นพารามิเตอร์อิสระ

ดังนั้นดัชนีการปรับโมเดลที่มีค่ามากแสดงว่าพารามิเตอร์นั้นมีส่วนช่วยให้โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเมื่อถูกกำหนดให้เป็นอิสระ

ดัชนีการปรับโมเดลจะเกี่ยวข้องกับค่าคาดหวังของการเปลี่ยนพารามิเตอร์ (expected parameter change : EPC) ซึ่งจะบ่งบอกถึงความเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ที่คาดหวังว่าจะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางบวกหรือลบเมื่อกำหนดพารามิเตอร์ตัวหนึ่งให้เป็นอิสระ

