ขั้นตอนวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ด้วย AMOS

Structural Equation Modeling with AMOS

ยุทธ ไกยวรรณ์

Yuth Kaiyawan

คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพระนคร กทม

Faculty of Industrial Technology, Phranakhon Rajabhat University, Bangkok

*** Corresponding Author Tel.:089-526-7471 email: dr.yuth_go@hotmail.com**

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เป็นการวิเคราะห์พร้อมกันครั้งเดียวของโมเดลจะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการวิเคราะห์ลดลง ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์โดยใช้โปรแกรมเอมอสในการปรับโมเดลสมการโครงสร้างจะปรับโดยการเชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อน ของตัวแปรสังเกตต่างเมทริกซ์ได้ โดยพิจารณาจากค่า M.I. ที่สูงที่สุด แต่ละคู่ของ e

คำสำคัญ : โมเดลสมการโคร้งสร้าง, การวิเคราะห์, เอมอสโปรแกรม

ABSTRACT

Structural equation modeling (SEM) analysis with AMOS is a single simultaneous analysis of the model, the analysis error is reduced by Amos analysis technique. The correlation between values and stresses of the conflict matrix appears, possibly from the practice MI value of e.

Keyword: Structural equation modeling, analysis, AMOS Program

---

1 ยุทธ ไกยวรรณ์, รองศาสตราจารย์, (ค.อ.ด) อาจารย์ประจำคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพระนคร กทม.

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพย์ 089-526-7471 email: dr.yuth_go@hotmail.com

1. Yuth Kaiyawan, Associate Professor (D. Ind Ed.) Faculty of Industrial Technology,Phranakhon Rajabhat University, Bangkok.

* Corresponding Author Tel.:089-526-7471 email: dr.yuth_go@hotmail.com

บทนำ

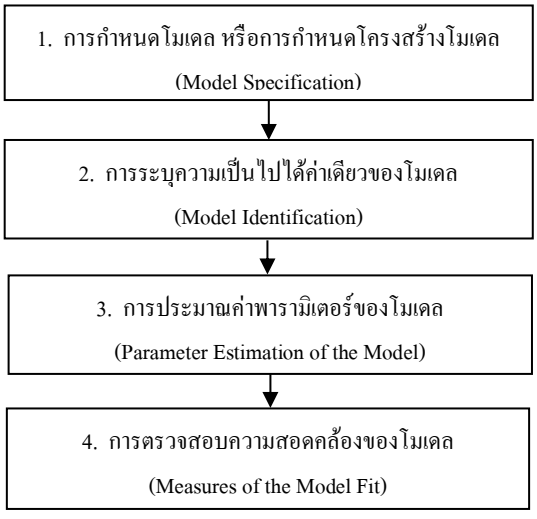
ความเข้าใจเบื้องต้นในโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) หรือการวิเคราะห์เส้นทาง (Path Analysis) เป็นสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ในสมการเดียว แต่จะมี ตัวแปรอิสระหลายตัวและการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านี้ในโมเดลคราวเดียว เรียกการวิเคราะห์แบบนี้ว่าโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) รายละเอียดขั้นการวิเคราะห์จะได้กล่าวต่อไป

ส่วนเนื้อหา

ขั้นตอนการวิเคราะห์ SEM ด้วย Amos

การวิเคราะห์ SEM ด้วยโปรแกรม AMOS จะดำเนินการวิเคราะห์ดังนี้

ขั้นตอนของการวิเคราะห์ SEM ด้วย AMOS มี 4 ขั้นตอน (นงลักษณ์ วิรัชชัย,2542: 9)



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการวิเคราะห์ SEM ด้วย AMOS

จากภาพที่ 1 รายละเอียดของแต่ละขั้นตอนมีดังนี้

1) ขั้นตอนการกำหนดโมเดล หรือการกำหนดโครงสร้างโมเดล

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการสร้างโมเดลด้วยผู้วิจัยเอง จากการศึกษาทฤษฎี แนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง แล้วนำแนวคิดทฤษฎีที่ค้นพบนี้มาวาดเป็นโมเดลการวิจัยของผู้วิจัย

2) ขั้นตอนการระบุความเป็นไปได้ค่าเดียวของโมเดล (Model Identification)

ยุทธ ไกยวรรณ์[1] การระบุความเป็นไปได้ค่าเดียวของโมเดลการวิเคราะห์หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งว่าการคำนวณจะเริ่มต้นคำนวณจากเมทริกซ์ความแปรปรวน (Variance) และความแปรปรวนร่วม(Covariance) ในการคำนวณสิ่งที่ผู้วิเคราะห์ต้องการก็คือ ค่าพารามิเตอร์ที่มีค่าเดียวของโมเดล (Model Identification) เพื่อให้เกิดความเข้าในเรื่องการระบุความเป็นไปได้ค่าเดียว ผู้เขียนเสนอแนวทางอธิบายเทียบเคียงกัน ดังนี้ ถ้าสมการหนึ่งเป็นดังนี้ 20 = a + b(y) [2]

ถ้ากำหนดให้ y มีค่าเท่ากับ 4 คำตอบที่ได้ที่เป็นค่าของ a และ b มีหลายคำตอบ เช่น

1) คำตอบแรกเป็นไปได้ a = 8 และ b = 3

2) คำตอบที่สองเป็นไปได้ a = 4 และ b = 4

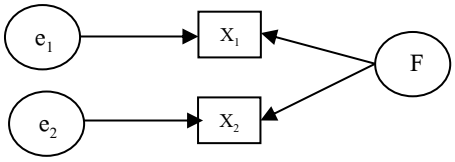
3) คำตอบที่สามเป็นไปได้ a = 28 และ b = -2

จากกรณีสมการตัวอย่าง ถ้ากำหนดค่าใดค่าหนึ่งให้กับ y การหาคำตอบ a และ b จะมีหลายค่า แต่ถ้ามีการกำหนดค่า a เฉพาะเจาะจงลงไปเป็น 2 เท่าของ b จะทำให้การแก้สมการเพื่อหาค่า b ได้เพียงค่าเดียวหรือคำตอบเดียวเท่านั้นดังนี้ 20 = a + b (y) เมื่อกำหนดให้ a เป็น 2 เท่าของ b เช่น a กำหนดให้เป็น 4 ซึ่ง 2 เท่าของ b ดังนั้น b จะมีค่าเป็น 2 จะได้ 20 = 4+2(8)

ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) สิ่งที่นักวิจัยต้องการก็คือ ค่าพารามิเตอร์ที่มีค่าเดียวในโครงสร้างโมเดลที่สร้างขึ้น เพื่อแก้สมการทั้งหมดในคราวเดียวกัน ซึ่งการวิเคราะห์จะต้องใช้ข้อมูลมากพอ Lindeman, Merenda and Gold [3] แนะนำง่าย ๆ ว่าข้อมูลที่รวบรวมมาเพื่อวิเคราะห์ควรมีไม่เกินกว่า ($\leq$ 20) 20 เท่าของตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variable) ทั้งนี้ถ้าใช้น้อยจะทำให้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณไม่ถูกต้อง ดังนั้นจึงกล่าวได้ว่า การระบุความเป็นไปได้ค่าเดียวของโมเดล (Model Identification) จึงเป็นการตรวจสอบว่ามีข้อมูลมากพอ ที่จะวิเคราะห์เพื่อการประมาณพารามิเตอร์ของโมเดลให้ถูกต้อง และมีค่าเดียวหรือมีคำตอบเดียวได้หรือไม่ ข้อมูลที่ตรวจสอบนี้คือ ค่าความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของตัวแปรที่สังเกตได้ (Manifest Variable) ที่อยู่ในรูปเมทริกซ์หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนและความ

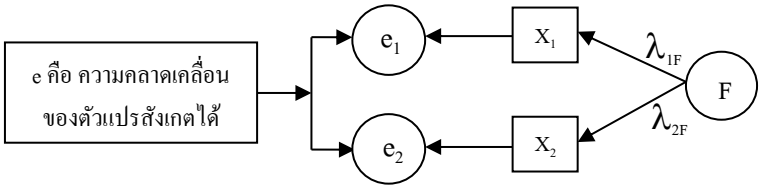
แปรปรวนร่วม หากสมาชิกในเมทริกซ์ที่ทราบค่าพารามิเตอร์มีน้อยกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการทราบค่า หรือ n(n+1)/2 น้อยกว่า (<) จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าในโมเดล (t) โปรแกรมจะไม่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimate Parameter) ของโมเดล โดยที่โมเดลการวัด (Measurement Model Identification) มี 3 ลักษณะ ได้แก่

(1) โมเดลที่มีลักษณะเป็น Under Identification



ภาพที่ 2 โมเดลการวิจัย

ภาพที่ 2 ลักษณะโมเดลการวิจัยจะพบว่า มีพารามิเตอร์ 2 อย่าง ได้แก่ (1) พารามิเตอร์ที่ทราบค่าแล้ว และ (2) พารามิเตอร์ที่ยังไม่ทราบค่าและต้องการประมาณค่า ดังภาพต่อไปนี้



ภาพที่ 3 แสดงเมทริกซ์พารามิเตอร์ของโมเดล

ภาพที่ 3 พารามิเตอร์ที่ทราบค่าในโมเดลพิจารณาจากความแปรปรวน (Variance) และความแปรปรวนร่วม (Covariance) ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 1 เมทริกซ์ความแปรปรวน (Variance) และความแปรปรวนร่วม (Covariance)

ตัวแปรสังเกตได้	X_1	X_2
X_1	$S^2_{X_1}$	$S_{X_1X_2}$
X_2		$S^2_{X_2}$

ความแปรปรวนร่วมของ x_1 และ x_2

ความแปรปรวนของ X_2

Variance อยู่เส้นแนวทแยง

ตารางที่ 1 จะเห็นว่าพารามิเตอร์ที่ทราบค่ามี 3 ค่า ได้แก่ $S^2_{X_1}$, $S_{X_1X_2}$ และ $S^2_{X_2}$ จะสังเกตเห็นว่า เมทริกซ์ความแปรปรวน (Variance) จะอยู่ในเส้นแนวทแยง (Diagonal) ส่วนเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance) จะอยู่นอกเส้นแนวทแยง (Diagonal) ส่วนพารามิเตอร์ไม่ทราบค่ามีค่า 4 ค่า ได้แก่ e_1, e_2, λ_{1F} และ λ_{2F}

(1) พารามิเตอร์ที่ทราบค่าคำนวณจากสูตร ดังนี้ n(n+1)/2 = 2(2+1)/2 = 2(3)/2 = 3 เมื่อ n คือ ตัวแปรสังเกตได้

(2) พารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าคือ e_1, e_2, λ_{1F} และ λ_{2F} จากโมเดลการวิจัยของภาพที่ 3 จะพบว่า พารามิเตอร์ที่ทราบค่าน้อยกว่าพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณ หรือ n(n+1)/2 < พารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า (t) หรือ n(n+1)/2 < t ลักษณะโมเดลจะเป็น Under Identification (พารามิเตอร์ที่ทราบค่าน้อยกว่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า) โปรแกรมจะรายงาน df เป็นลบ (-) และไม่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์

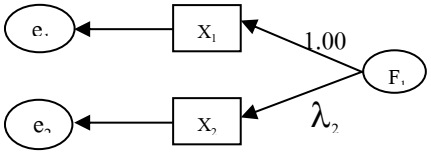
df = n(n+1)/2-t เมื่อ t คือ จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการทราบค่า

df = 2(2+1)/2–4 = -1

นั่นคือ df< 0 ค่า df จึงมีค่าเป็นลบ (-) โปรแกรมไม่มีการประมาณค่า

เมื่อโมเดลมีลักษณะเป็น Under Identification (พารามิเตอร์ที่ทราบค่าน้อยกว่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า) โปรแกรมจะไม่ประมาณค่าพารามิเตอร์เพดฮาส์ซอร์(Pedhazur)[4] เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว ศิริชัย กาญจนวาสี ทวีวัฒน์ ปิตยานนท์ และดิเรก ศรีสุโข [5] แนะนำว่าจะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์บางตัวบนชุดของตัวแปร Latent ให้มีค่าคงที่

จากภาพที่ 1 ถ้าผู้วิจัยบังคับ (Constrain) ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor Loading) หรือ λ_1 ให้มีค่าเป็น 1.00 โดยปกติทั่วไปนิยมกำหนดเท่ากับ 1.00 ดังภาพต่อไปนี้



ภาพที่ 4 โมเดลบังคับให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบค่าหนึ่งเป็น 1.00

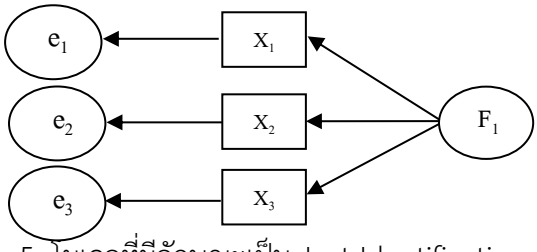
ภาพที่ 4 ลักษณะของโมเดลเป็นดังนี้

n(n+1)/2 = 2(2+1)/2–t เมื่อ t คือ จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการทราบค่า

df = 6/2–3 = 3–3 = 0

ภาพที่ 4 การบังคับให้ค่าหนึ่งเป็น 1.00 ทำให้โมเดลมีลักษณะเป็น Just Identification ซึ่ง df มีค่าเป็น 0 (Perfect Fit) นั่นคือ จำนวนเมทริกซ์ทราบค่าและจำนวนเมทริกซ์ไม่ทราบค่ามีเท่ากัน กรณีเช่นนี้ โปรแกรมจะไม่รายงานค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าไคสแควร์หารด้วยองศาอิสระ (χ^2/df) และไม่มีการรายงานค่านัยสำคัญทางสถิติ (P) ที่ใช้ทดสอบโมเดล

(2)โมเดลที่มีลักษณะ Just Identification



ภาพที่ 5 โมเดลที่มีลักษณะเป็น Just Identification

ภาพที่ 5 เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วม ดังนี้

ตารางที่ 2 เมทริกซ์ความแปรปรวน (Variance) และความแปรปรวนร่วม (Covariance) ภาพที่ 5

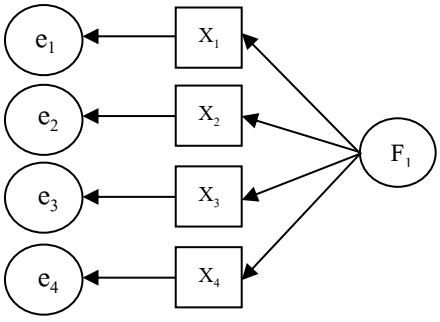
ตัวแปรสังเกตได้	x_1	x_2	x_3
x_1	$S^2_{x_1}$	$S_{x_1x_2}$	$S_{x_1x_3}$
x_2	-	$S^2_{x_2}$	$S_{x_2x_3}$
x_3	-	-	$S^2_{x_3}$

Variance อยู่เส้นแนวทแยง

ภาพที่ 5 และตารางที่ 2 พารามิเตอร์ที่ทราบค่า (n(n + 1)/2) เท่ากับ 6 ค่า และพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า (t) เท่ากับ 6 ค่า หรือพารามิเตอร์ที่ทราบค่าเท่ากับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า จะทำให้โมเดลมีลักษณะเป็น Just Identification และค่า df จะมีค่าเป็น 0 โดยที่ค่า df คำนวณจาก

$$df = n(n+1)/2 - t = 3(3+1)/2 - 6 = 0$$

(3)โมเดลที่มีลักษณะเป็น Over Identification



ภาพที่ 6 โมเดลที่เป็น Over Identification

ภาพที่ 6 เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วม ดังนี้

ตารางที่ 3 เมทริกซ์ความแปรปรวน (Variance) และความแปรปรวนร่วม (Covariance) ภาพที่ 6

	X_1	X_2	X_3	X_4
X_1	$S^2_{x_1}$	$S_{x_1x_2}$	$S_{x_1x_3}$	$S_{x_1x_4}$
X_2	-	$S^2_{x_2}$	$S_{x_2x_3}$	$S_{x_2x_4}$
X_3	-	-	$S^2_{x_3}$	$S_{x_3x_4}$
X_4	-	-	-	$S^2_{x_4}$

Variance อยู่เส้นแนวทแยง

ภาพที่ 6 และตารางที่ 3 ค่า df มีค่าดังนี้ $df = n(n+1)/2 - t = 4(4+1)/2 - 8 = 10-8 = 2$

ในโมเดลการวิจัย ถ้า n(n + 1)/2 = จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า (t) โมเดลจะเป็น Just Identification โปรแกรมจะรายงานค่า df เป็นศูนย์ (0) ถือว่าเป็น Perfect Fit ไม่มีการ

รายงานค่าไคสแควร์ (χ^2) ไม่มีค่าไคสแควร์หารด้วยองศาอิสระ (χ^2/df) และไม่รายงานค่านัยสำคัญทางสถิติที่ใช้ทดสอบ (P-Value)

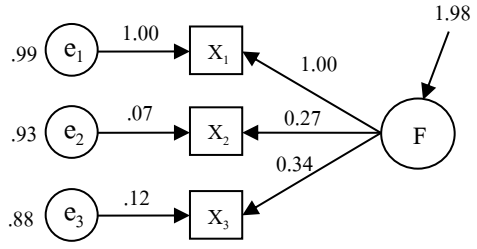
แต่ถ้าโมเดลการวิจัยเป็น n(n+1)/2 > จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า (t) โมเดลจะเป็น Over Identification โปรแกรมจะรายงานว่า df เป็นบวก (+) และรายงานค่า SE และ Critical Ratio (T-Value) ดังนั้น ในการวิเคราะห์ SEM จะต้องบังคับให้โมเดลมีลักษณะเป็น Over Identification จึงจะวิเคราะห์ SEM ได้

3) ขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล

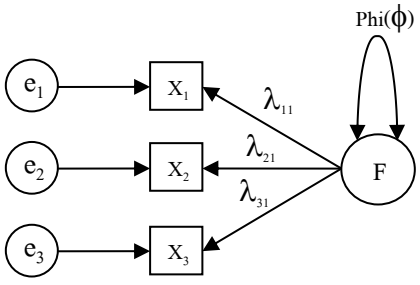
ในขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล เมื่อโมเดลมีลักษณะเป็น Over Identification โปรแกรมจะประมาณค่าพารามิเตอร์ทุกค่าในโมเดล แล้วนำค่าพารามิเตอร์เหล่านั้นคำนวณเป็นค่าความแปรปรวน (Variance) และค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล แล้วแสดงในรูปเมทริกซ์ที่ได้จากผลลัพธ์การคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์
เรียกเมทริกซ์นี้ว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วม จากการประมาณตามโมเดล (Computed Covariance Matrix: $\Sigma(\theta)$ อ่านว่า Sigma Theta) เมทริกซ์นี้บางทีเรียกว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของโมเดลที่ผู้วิจัยสร้างขึ้น ซึ่งเมทริกซ์นี้นำไปลบ (-) ออกจากเมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่ได้จากตัวแปรสังเกตได้ (Manifest Variables) ของกลุ่มตัวอย่างงานวิจัยเรียกเมทริกซ์นี้ว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของตัวแปรสังเกตได้จากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นข้อมูลเชิงประจักษ์ (Samples Covariance Matrix: Σ) ค่าที่ได้เรียกว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของส่วนที่เหลือ (Residual Covariance Matrix) ทดสอบความสอดคล้องหรือความกลมกลืนกันของโมเดลด้วยค่า χ^2 ตามวิธี Likelihood Ratio หรือ Likelihood Ratio Chi-Square (CMIN) ถ้า $\Sigma - \Sigma(\theta) = 0$ แสดงว่า โมเดลวิจัยที่ผู้วิจัยวาดมาสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์จากกลุ่มตัวอย่างโดยสมมติฐานที่ทดสอบ χ^2- Test คือ $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$, $H_1 : \Sigma \neq \Sigma(\theta)$ [6]

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลจากโปรแกรม Amos เมื่อโมเดลมีลักษณะเป็น Over Identification โปรแกรมจะนำค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดมาคำนวณเมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของตัวแปรสังเกตได้

ตัวอย่างวิธีการคำนวณเมทริกซ์ความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมของโปรแกรมดังนี้



หมายเหตุ ค่า F หรือค่า Psi (ϕ) เป็นค่าสัมประสิทธิ์ระหว่างตัวแปรของโมเดลใน AMOS จึงไม่ใช่ค่าของตัวแปรตัวเดียว



การคำนวณความแปรปรวน (Variance)	การคำนวณความแปรปรวนร่วม (Covariance)
$Var(x_1) = (\lambda_{11})^2 * (F) + e_1$	$Cov(x_1, x_2) = \lambda_{11} * \lambda_{21} * Phi$
$Var(x_2) = (\lambda_{21})^2 * (F) + e_2$	$Cov(x_2, x_3) = \lambda_{21} * \lambda_{31} * Phi$
$Var(x_3) = (\lambda_{31})^2 * (F) + e_3$	$Cov(x_1, x_3) = \lambda_{11} * \lambda_{31} * Phi$

โปรแกรมคำนวณค่าพารามิเตอร์ในโมเดล ดังนี้

คำนวณความแปรปรวน (Variance) ดังนี้

$Var(x_1) = (1)^2 * 1.98 + .99 =$ **2.97**

$Var(x_2) = (0.27)^2 * 1.98 + .93 =$ **1.07**

$Var(x_3) = (0.34)^2 * 1.98 + .88 =$ **1.11**

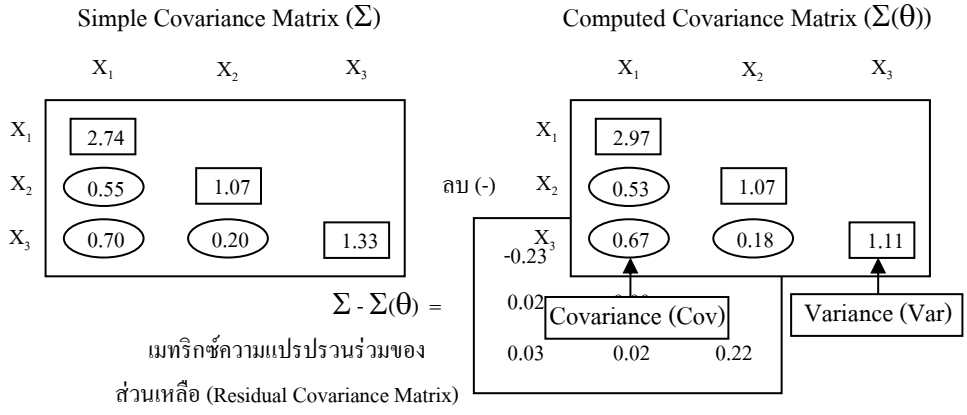
คำนวณความแปรปรวนร่วม (Covariance) ดังนี้

$Cov(x_1, x_2) = 1 * 0.27 * 1.98 =$ **0.53**

$Cov(x_2, x_3) = 0.27 * 0.34 * 1.98 =$ **0.18**

$Cov(x_1, x_3) = 1 * 0.34 * 1.98 =$ **0.67**

เมื่อ Sample Covariance Matrix (Σ) ลบ (-) Computed Covariance Matrix ($\Sigma(\theta)$) หรือ นำ $\Sigma(\theta)$ ไปลบออจาก (Σ) จะได้ $\Sigma - \Sigma(\theta)$ ดังนี้



4) ขั้นตอนการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดล

โมเดลที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้นมาตามทฤษฎีหรืองานวิจัยนั้นจะสอดคล้องกับข้อมูลที่รวบรวมมาจากกลุ่มตัวอย่าง (Samples) หรือไม่นั้น การตรวจสอบก็คือการตรวจสอบ Σ กับ $\Sigma(\theta)$ โดยพิจารณาจากดัชนีตรวจสอบซึ่งมีหลายดัชนี ได้แก่ χ^2, χ^2/df, P, RMR, RMSEA, GFI, CFI

4.1) การปรับโมเดล

ถ้าหากโมเดลยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ก็ให้ปรับโมเดล ซึ่งการปรับโมเดลการวิเคราะห์ปรับที่โมเดล $\Sigma(\theta)$ การปรับทำได้โดยลากเส้นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ตามคำแนะนำของโปรแกรม โดยดูที่ M.I. (Modification Indices)

4.2) การพิจารณาค่าส่วนเหลือ

ในการพิจารณาค่าส่วนเหลือ (Residual) หรือบางทีเรียกว่า เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของส่วนเหลือ (Residual Covariance Matrix) ที่ได้จาก $\Sigma - \Sigma(\theta)$ เมื่อพบว่า ค่าส่วนเหลือ (Residual) ไม่เท่ากับ 0 แสดงว่า โมเดลเกิดความคลาดเคลื่อน หรือโมเดลการวิจัยที่ผู้วิจัยวาดขึ้นมาจากการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ไม่ตรงกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่ผู้วิจัยเก็บรวบรวมมาจากกลุ่มตัวอย่าง ซึ่งการพิจารณาตรวจสอบโมเดลด้วยวิธีนี้ถือว่าเป็นวิธีที่ง่ายที่สุด

ผลการตรวจสอบโมเดล

หาก $\Sigma - \Sigma(\theta)$ มีค่าเป็น + แสดงว่า โมเดลที่สร้างขึ้นมาทำนายความแปรปรวนร่วมได้ต่ำกว่าความแปรปรวนร่วมของข้อมูลเชิงประจักษ์ และหาก $\Sigma - \Sigma(\theta)$ มีค่าเป็น - แสดงว่า โมเดลที่สร้างขึ้นมาทำนายความแปรปรวนร่วมได้สูงกว่าค่าความแปรปรวนร่วมของข้อมูลเชิงประจักษ์

สรุปและข้อคิดเห็น

การวิเคราะห์ SEM ปกติจะเป็นการวิเคราะห์เพื่อทดสอบทฤษฎีว่าปรากฏการณ์ยังเป็นแบบในโมเดลนี้อยู่หรือเปล่า การวิเคราะห์เริ่มจากการวาดโมเดลจากทฤษฎีที่ศึกษา กำหนดตัวแปรแฝง และกำหนดตัวชี้วัดที่เป็นตัวแปรสังเกตได้จากการศึกษาทฤษฎีเช่นเดียวกันการวิเคราะห์จะวิเคราะห์พร้อมกันทั้งโมเดลคำตอบที่ได้จากโมเดลคือค่าสัมประสิทธิ์ถดถอยที่เป็นค่ามาตรฐาน

เอกสารอ้างอิง

[1] ยุทธ ไกยวรรณ์. (2563). **การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วย AMOS**. พิมพ์ครั้งที่2, กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

[2] (สุวิมล ติรกานันท์. 2553). **การวิเคราะห์ตัวแปรพหุในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์**. กรุงเทพฯ: ภาควิชาการประเมินและการวิจัย คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง.

[3] Lindeman, R.H., Merenda, P.F., and Gold, R.Z. (1980). **Introduction to Bivariate and Multivariate Analysis**. Glenview, Illinois: Scott, Foreman and Company.

[4] Pedhazur, E.J. (1997). **Multiple Regression in Behavioral Research**. New York: Holt, Rinehart and Winston.

[5] ศิริชัย กาญจนวาสี ทวีวัฒน์ ปิตยานนท์และดิเรก ศรีสุโข. (2551). **การเลือกใช้สถิติที่เหมาะสมสำหรับการวิจัย**. กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

[6] ยุทธ ไกยวรรณ์. (2563). **การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วย AMOS**. พิมพ์ครั้งที่2, กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย