การวิเคราะห์แผนภาพเส้นทาง (Path Analysis: PA)

Suwanna Sayruamyat
Email: suwanna.s@ku.th
Facebook: Suwanna Sayruamyat
Page: EatEcon
Website: www.eatecon.com

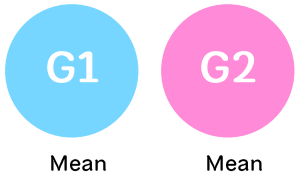
Types of Data Analysis

Descriptive

ความถี่ ร้อยละ
ค่าเฉลี่ย ส่วน
เบี่ยงเบนมาตรฐาน
ความแปรปรวน

Comparative

T-test



Independent t-test
Ho: mean G1 = mean G2
Ha: mean G1 != mean G2

One-way ANOVA

Post Hoc Comparisons
Ho: two groups mean equal
Ha: two groups mean not equal

One-way ANOVA
Ho: all group means equal
Ha: at least one group different

Associative

Correlation

Ho: no linear relationship bet Two variables
Ha: there is linear relationship bet two variables
* Correlation does not imply causation

Crosstabulation

Ho: no relationship bet Two variables
Ha: there is relationship bet two variables

Chi-square test

Predictive

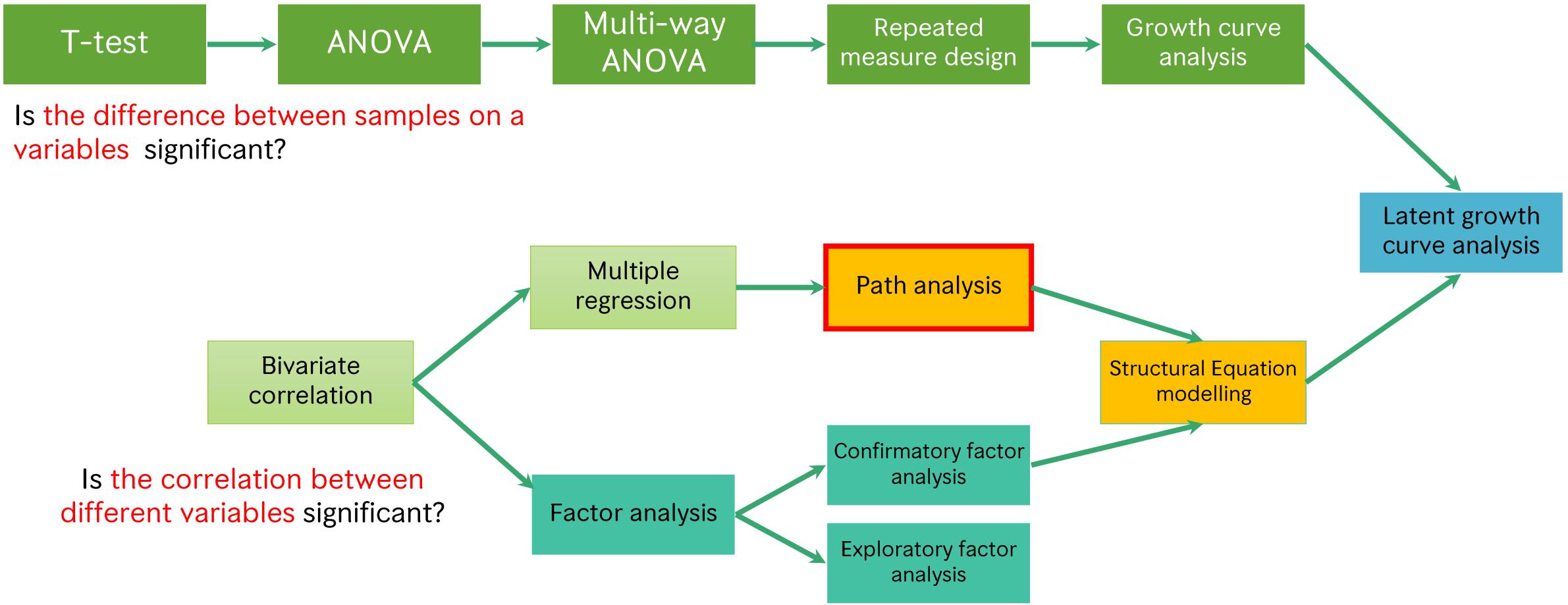
Regression

Ho: all coeff. = 0
Ha: at least one coif. != 0

Path Analysis

Structural Equation modelling (SEM)

Family tree of SEM



สหสัมพันธ์ VS สมการถดถอย

สหสัมพันธ์ (Correlation)

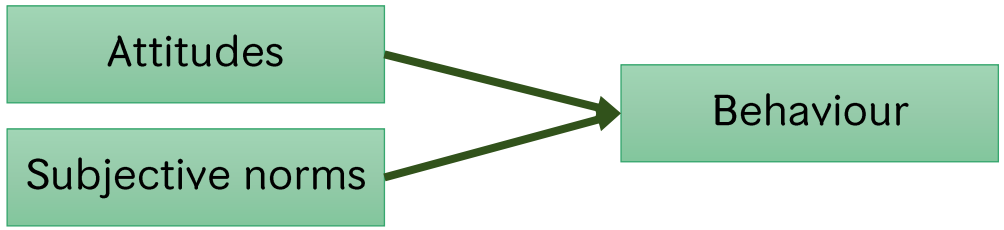
- เป็นการวัดความสัมพันธ์ร่วม (Co-variation) ระหว่างตัวแปรสองตัว โดยไม่ได้บ่งชี้ถึงทิศทางหรือความเป็นเหตุเป็นผล (Symmetry) ค่าสหสัมพันธ์บ่งชี้เพียงว่าตัวแปรทั้งสองเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกัน (บวก) หรือตรงข้ามกัน (ลบ) และความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์เท่านั้น

Correlation

การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression)

- เป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเหตุผล อย่างง่าย ที่ตัวแปรทำนาย (Predictor/Independent Variables) หลายตัว สามารถทำนายตัวแปรตาม (Outcome/Dependent Variable) เพียงตัวเดียว (Model Simplicity) อย่างไรก็ตาม การถดถอยไม่สามารถวิเคราะห์โครงสร้างความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน หรือ อิทธิพลทางอ้อม (Indirect Effect) ที่มีตัวแปรส่งผ่าน (Mediator) ได้อย่างมีประสิทธิภาพเท่า Path Analysis

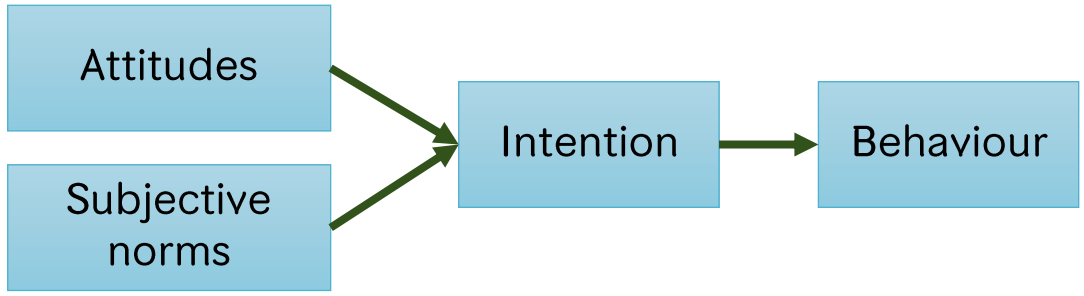
Multiple regression



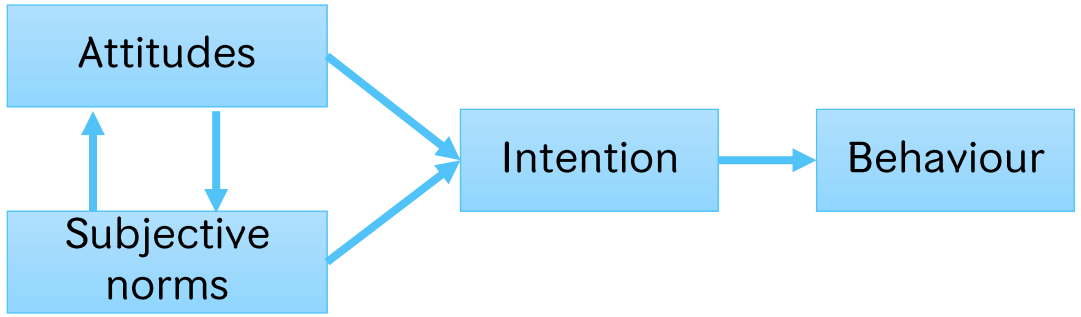
จากสมการถดถอยสู่ Path Analysis

- Path Analysis ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อจัดการกับ ความสัมพันธ์เชิงเหตุผลที่ซับซ้อน (Complex Causal Relationships) ที่สมการถดถอยพหุคูณไม่สามารถทำได้
- Path Analysis อนุญาตให้:
  1. ตัวแปรตาม (Dependent Variable) ในสมการหนึ่ง สามารถกลายเป็น ตัวแปรทำนาย (Predictor/Independent Variable) ในสมการถัดไปได้
  2. สามารถทดสอบการส่งผ่านอิทธิพล (Mediation) ภายในโมเดลเดียวได้อย่างเป็นระบบ

Path analysis
แบบทิศทางเดียว
(Recursive model)

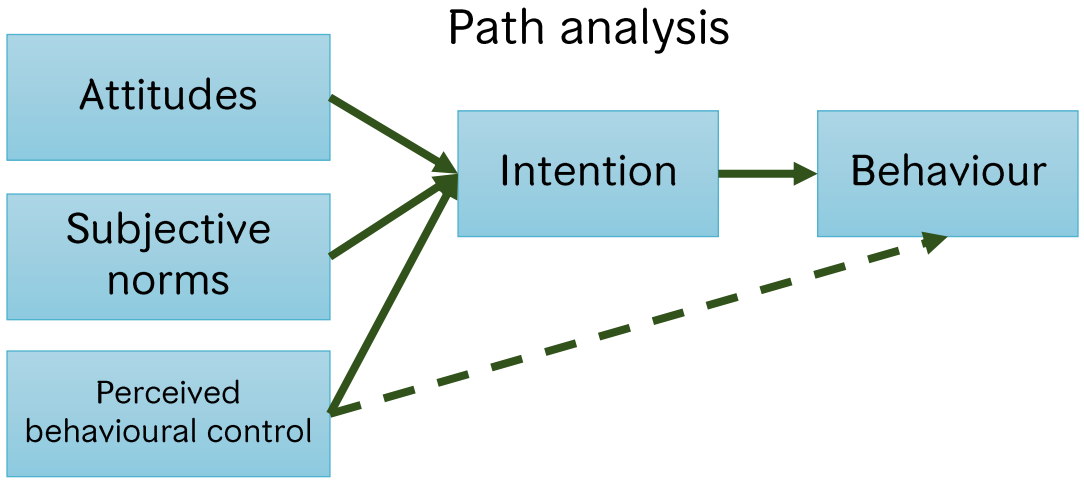


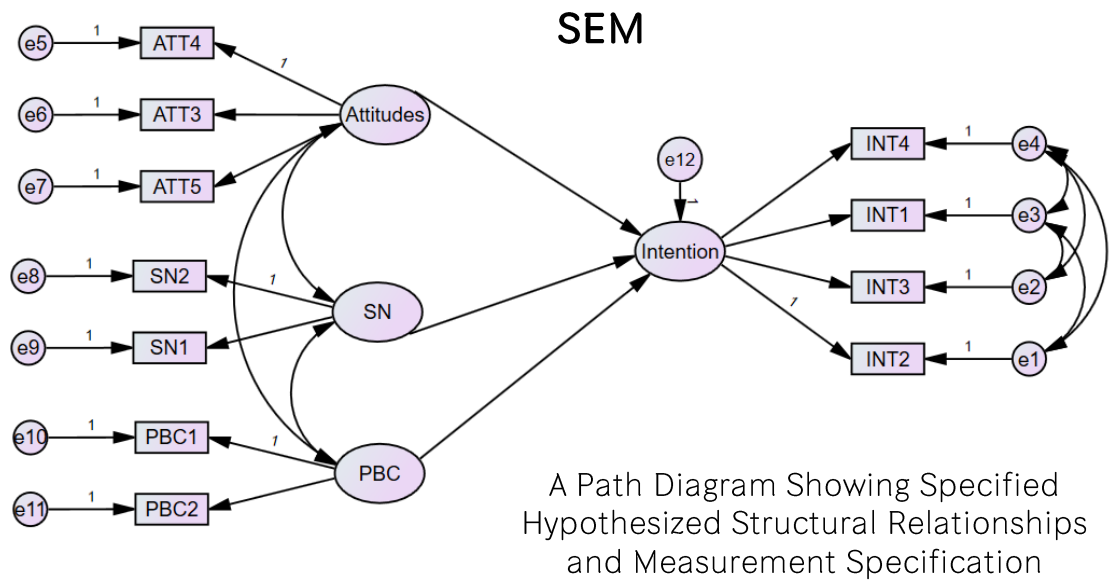
Path analysis
แบบสองทิศทาง
(Non-Recursive model)



Path Analysis

- หัวใจสำคัญของ Path Analysis คือการสร้างและการทดสอบโมเดลทฤษฎี (Theoretical Model) โดยอาศัยหลักการของแบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modelling - SEM) แต่ Path Analysis จะใช้เฉพาะ ตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) เท่านั้น (ในขณะที่ SEM ใช้ตัวแปรแฝง (Latent Variables) ร่วมกับตัวแปรสังเกตได้)





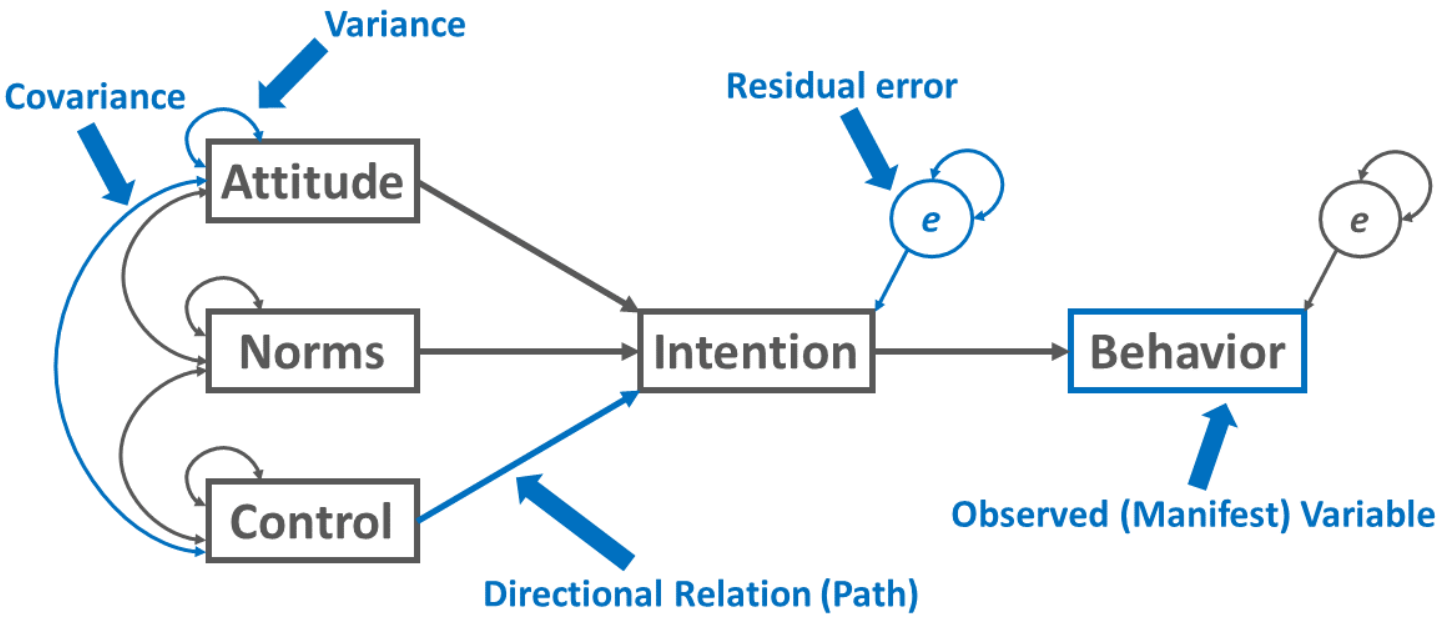
A Path Diagram Showing Specified Hypothesized Structural Relationships and Measurement Specification

นิยามและวัตถุประสงค์

- **นิยาม:** Path Analysis เป็นเทคนิคการวิเคราะห์เชิงปริมาณที่ใช้ในการทดสอบ **ความสอดคล้อง (Fit)** ระหว่างโมเดลเชิงทฤษฎีที่ผู้วิจัยกำหนดขึ้น กับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่รวบรวมได้ โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อ:
  1. **ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficients):** เพื่อบอกขนาดและความสำคัญของความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล
  2. **แยกอิทธิพล:** เพื่อแยกแยะและคำนวณ **อิทธิพลทางตรง (Direct Effect)**, **อิทธิพลทางอ้อม (Indirect Effect)**, และ **อิทธิพลรวม (Total Effect)**
  3. **ประเมินความกลมกลืนของโมเดล (Model Fit):** เพื่อดูว่าโมเดลทฤษฎีที่สร้างขึ้นสามารถอธิบายความสัมพันธ์ในข้อมูลได้อย่างดีเพียงใด
- จุดเด่นของ Path analysis
  - ช่วยให้เข้าใจความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรหลายตัวพร้อมกัน ผ่าน Path Diagram
  - ช่วยทำความเข้าใจกลไกการส่งผ่านอิทธิพลผ่าน Mediator (ตัวแปรคั่นกลาง)
  - สามารถวิเคราะห์ Direct Effect (อิทธิพลทางตรง) และ Indirect Effect (อิทธิพลทางอ้อม) ได้พร้อมกัน

องค์ประกอบของแผนภาพเส้นทาง (Path Diagram)

- สัญลักษณ์ที่ใช้:
  - **สี่เหลี่ยมผืนผ้า** (Rectangle/Square): แทน ตัวแปรสังเกตได้ (Observed/Measured Variables)
  - **วงกลม/วงรี** (Circle/Oval): แทน ความคลาดเคลื่อน (Error Term) หรือ ตัวแปรแฝง (Latent Variables) (ในกรณีของ Path Analysis จะใช้แทน ความคลาดเคลื่อน ของตัวแปรตามเท่านั้น) แสดงถึง ค่าความแปรปรวนที่ไม่ถูกอธิบายโดยตัวแปรต้นอื่นๆ ในโมเดล.
  - **ลูกศรเดี่ยว** (Single-headed Arrow →): แทน ความสัมพันธ์เชิงเหตุผล (Causal Relationship) หรือ อิทธิพล (Influence) (จากตัวแปรต้นไปยังตัวแปรตาม)
  - **ลูกศรคู่** (Double-headed Arrow ↔): แทน สหสัมพันธ์ (Correlation) หรือ ความสัมพันธ์ร่วม (Co-variation) (ระหว่างตัวแปรต้น หรือระหว่างความคลาดเคลื่อน)



ตัวอย่างแผนภาพเส้นทาง

ข้อกำหนดเบื้องต้นของการใช้ Path Analysis

- **Assumption of Causality:** ต้องมีพื้นฐานทางทฤษฎีรองรับความสัมพันธ์เชิงเหตุผลที่กำหนดไว้
- **Model Identification:** จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าจะต้องไม่มากกว่าจำนวนข้อมูลที่สามารถคำนวณได้จากเมทริกซ์สหสัมพันธ์/ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) (ใน Path Analysis ส่วนใหญ่จะถูกกำหนดให้เป็น Just-Identified หรือ Over-Identified โดยอัตโนมัติหากกำหนดอย่างถูกต้อง)
- **Normality and Linearity:** ข้อมูลควรมีการแจกแจงใกล้เคียงปกติ และความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรควรเป็นแบบเส้นตรง (ข้อกำหนดเหล่านี้มีความสำคัญต่อการใช้ Maximum Likelihood Estimation ใน AMOS)
- **No Multicollinearity**: Independent variables are not highly correlated.
- **Causal Order:** Correct specification of causal relationships.

การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification)

1. โมเดลระบุพอดี (just-identified model)

- เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล และจะสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว(df = 0)

2. โมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model)

- เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณมากกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล (parameter ที่เป็นไปได้ มากกว่า parameter ที่เกิดขึ้นจริง) และจะสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว (df > 0)

3. โมเดลระบุไม่พอดี(under-identified model)

- เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณน้อยกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล และจะไม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว (df < 0)

การตรวจสอบลักษณะเฉพาะของโมเดลที่เป็นไปได้ค่าเดียว ควรดำเนินการก่อนทำการประมาณค่าพารามิเตอร์โดย ลักษณะเฉพาะของโมเดลที่ต้องการคือ โมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากค่าองศาอิสระ (degree of freedom) โดยใช้สูตรคำนวณค่าองศาอิสระ (Schumacker & Lomax, 2010)

$$df = \left[N * \frac{N+1}{2}\right] - Number\ of\ parameter\ estimation$$

เมื่อ Df คือ ค่าองศาอิสระ (degree of freedom)
N คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมดที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์

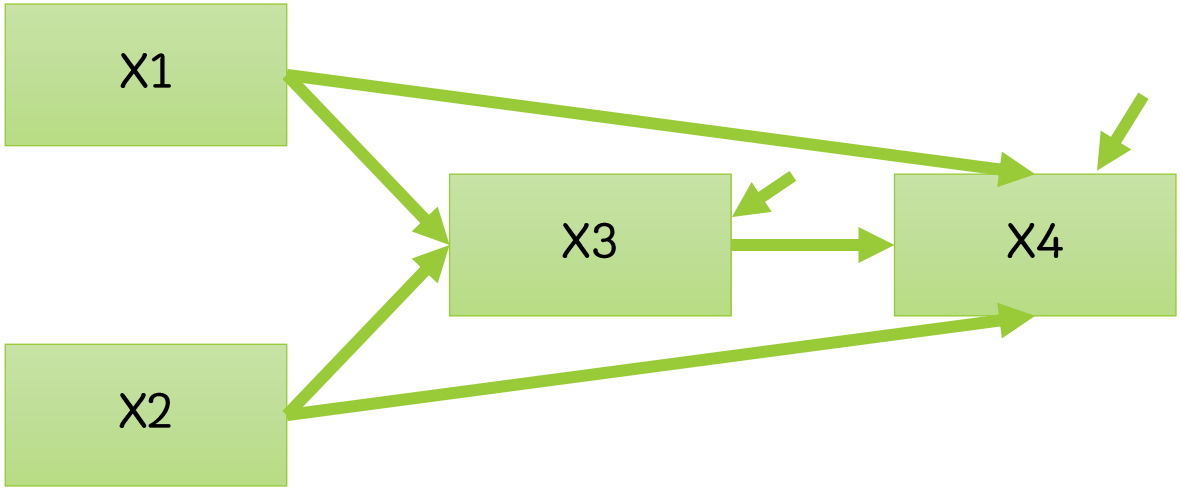
ถ้า

1) df > 0 แสดงว่า โมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model)
2) df = 0 แสดงว่า โมเดลระบุพอดี (just-identified model)
3) df < 0 แสดงว่า โมเดลระบุไม่พอดี (under-identified model)

Kilne. 2005. Structural Equation Modeling. The Guilford Press. Second edition. p.170.

ตัวอย่าง Overidentified model

X1	1.00			
X2	.44	1.00		
X3	.34	.35	1.00	
X4	.20	.15	.66	1.00



จำนวนตัวแปรสังเกตได้ = 4 (X1, X2, X3 and X4)

จำนวน parameter ที่เป็นไปได้ = ½(4*5)=10

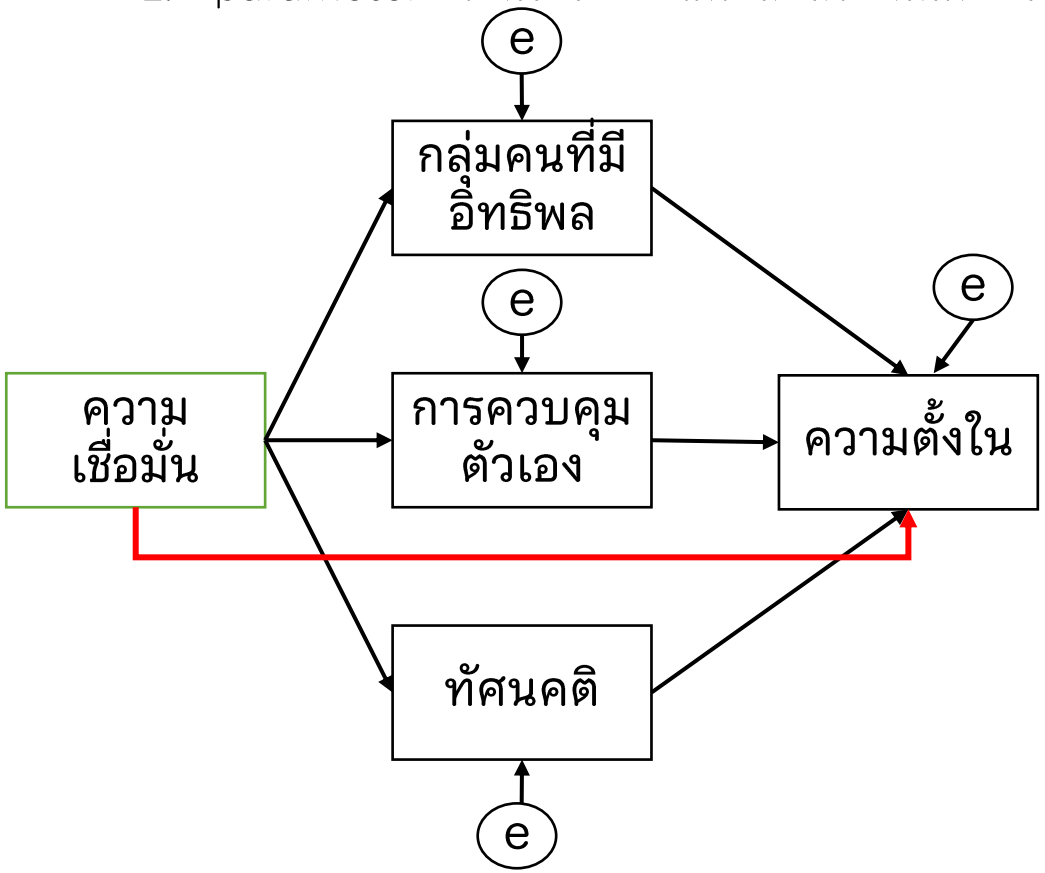
จำนวน parameter ที่ต้องประมาณค่า = 7

df = 10 – 7 = 3 > 0

การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification) (ต่อ)

การพิจารณา model identification คือ

1. parameter ของโมเดลที่สร้างขึ้นมานั้นมีกี่ตัว
2. parameter ที่เป็นไปได้จากโมเดลที่สร้างนั้นมีกี่ตัว



1. การพิจารณา parameter ของโมเดลที่สร้าง

ตัวอย่างการวิเคราะห์แผนภาพเส้นทางที่มี 5 ตัวแปรสังเกตุได้

1) เส้นทางความสัมพันธ์ 7 เส้นความสัมพันธ์ => parameter 7 ตัว
2) ความแปรปรวนของตัวแปรตาม 4 ตัว => parameter 4 ตัว
3) ความแปรปรวนของตัวแปรต้น 1 ตัว => parameter 1 ตัว

รวมเป็น parameter ที่สร้าง 7 + 4 + 1 = 12 ตัว

2. พิจารณา parameter ที่เป็นไปได้จากโมเดลที่สร้างนั้นมีกี่ parameter

$N * (N+1)/2$ เมื่อ N คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมดที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์

จากสูตร N= 5 คำนวณได้ 5*(5+1)/2 = 15 parameters

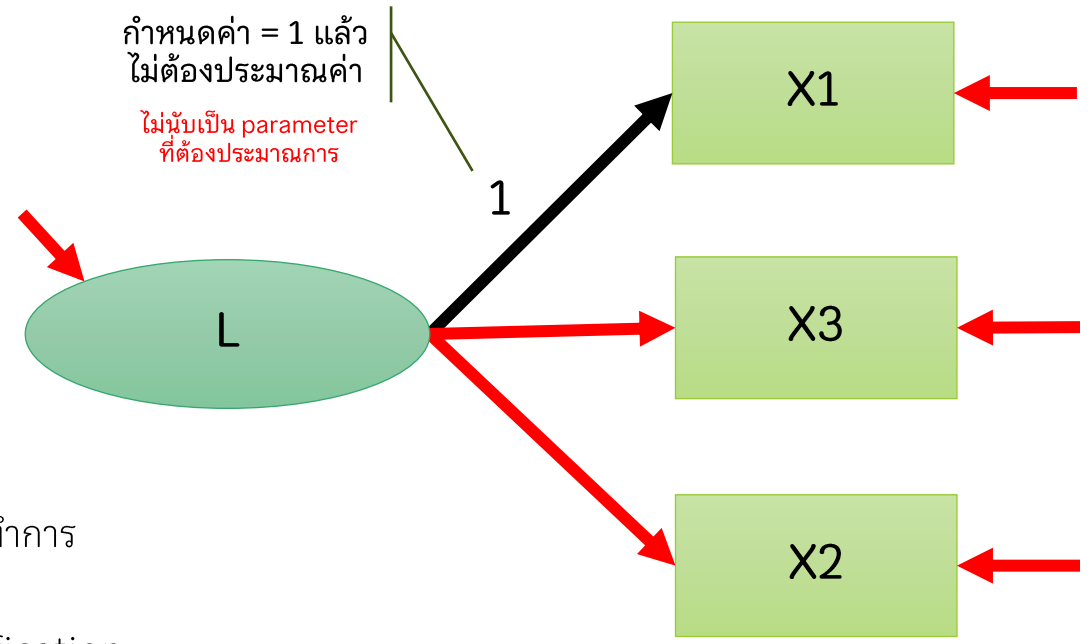
ดังนั้น df = 15 – 12 = 5 > 0 เป็นโมเดลที่ระบุเกินพอดี

ตัวอย่าง Just-Identified model

X1	1.00		
X2	.44	1.00	
X3	.34	.35	1.00

จำนวนตัวแปรสังเกตได้ = 3 (X1, X2, X3)

จำนวน parameter ที่เป็นไปได้ = ½(3*4)=6



จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า = 6

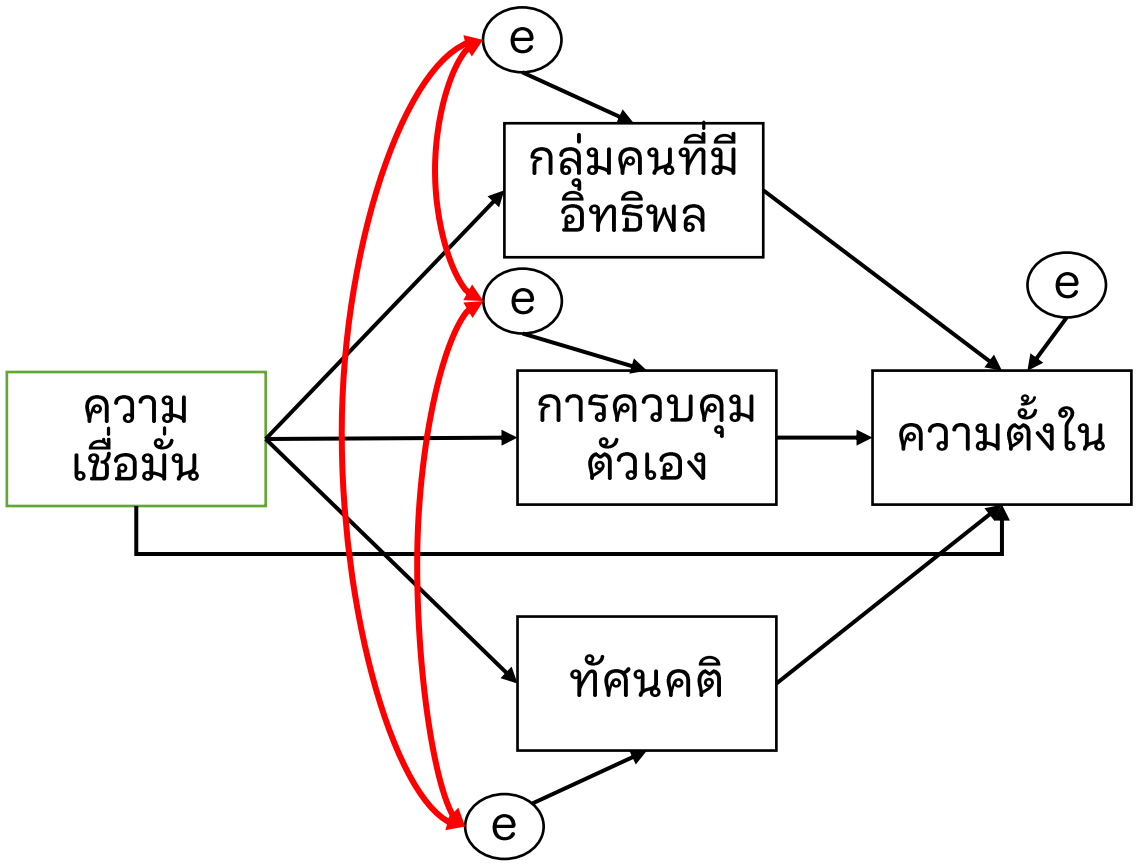
df = 6 – 6 = 0

Note:

- เนื่องจากเวลาทำงานจริงมักจะลืมขั้นตอนในการคำนวณ parameter ที่เป็นไปได้ เมื่อทำการวิเคราะห์แล้ว ค่า model fit ไม่ปรากฏ เนื่องจากเกิดjust-identification
- ถ้าทำ CFA ใน 1 Latent ควรมีอย่างน้อย 4 Observed เพื่อให้เป็นกรณี over-identification ไปเลย แต่ถ้าในโมเดลที่ทดสอบนั้นมีหลาย Latent อยู่แล้ว ก็มักจะไม่พบปัญหานี้ จนกว่าจะทำการปรับโมเดลไปเรื่อย ๆ จน df = 0
- ปัญหานี้จะเกิดขึ้นกับการวิเคราะห์แบบ Path Analysis (ไม่ใช่ Full SEM) เนื่องจากหลายครั้งการวิเคราะห์แบบ Path Analysis จะทำการชี้พยากรณ์ทุกเส้นทางที่มีในโมเดล และเมื่อทำเช่นนั้น ค่า df = 0 ทันที เพราะโอกาสที่ parameter จะเกิดขึ้นได้นั้น ถูกนำมาชี้พยากรณ์หมดแล้ว ผลลัพธ์คือค่าโมเดลจะไม่ออก หรือออกเป็น 0 เป็น 1 ซึ่งแปลความไม่ได้

ตัวอย่าง Just-Identified model

$$df = \left[N * \frac{N+1}{2}\right] - Number\ of\ parameter\ estimation$$



1. การพิจารณา parameter ของโมเดลที่สร้าง

ตัวอย่างการวิเคราะห์แผนภาพเส้นทางที่มี 5 ตัวแปรสังเกตุได้

1) เส้นทางความสัมพันธ์ 7 เส้นความสัมพันธ์ => parameter 7 ตัว
2) เส้นทางความสัมพันธ์ระหว่างความแปรปรวน 3 เส้นความสัมพันธ์ => parameter 3 ตัว
3) ความแปรปรวนของตัวแปรตาม 4 ตัว => parameter 4 ตัว
4) ความแปรปรวนของตัวแปรต้น 1 ตัว => parameter 1 ตัว

รวมเป็น parameter ที่สร้าง 7 + 3 + 4 + 1 = 15 ตัว

2. พิจารณา parameter ที่เป็นไปได้จากโมเดลที่สร้างนั้นมีกี่ parameter

จากสูตร N= 5 คำนวณได้ 5*(5+1)/2 = 15 parameters

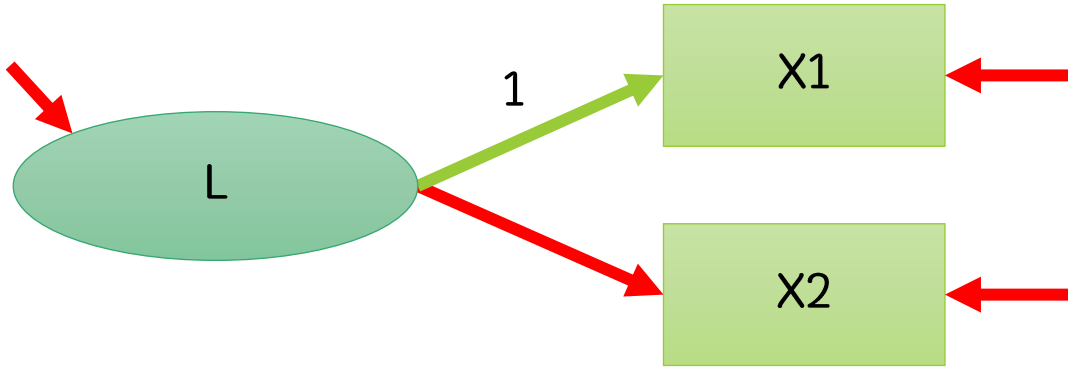
ดังนั้น df = 15 – 15 = 0 เป็น Just-Identified model

Result (Default model)

The model is probably unidentified. In order to achieve identifiability, it will probably be necessary to impose 1 additional constraint.

ตัวอย่าง under-identified model

X1	1.00	
X2	.44	1.00



จำนวนตัวแปรสังเกตได้ = 2 (X1, X2)

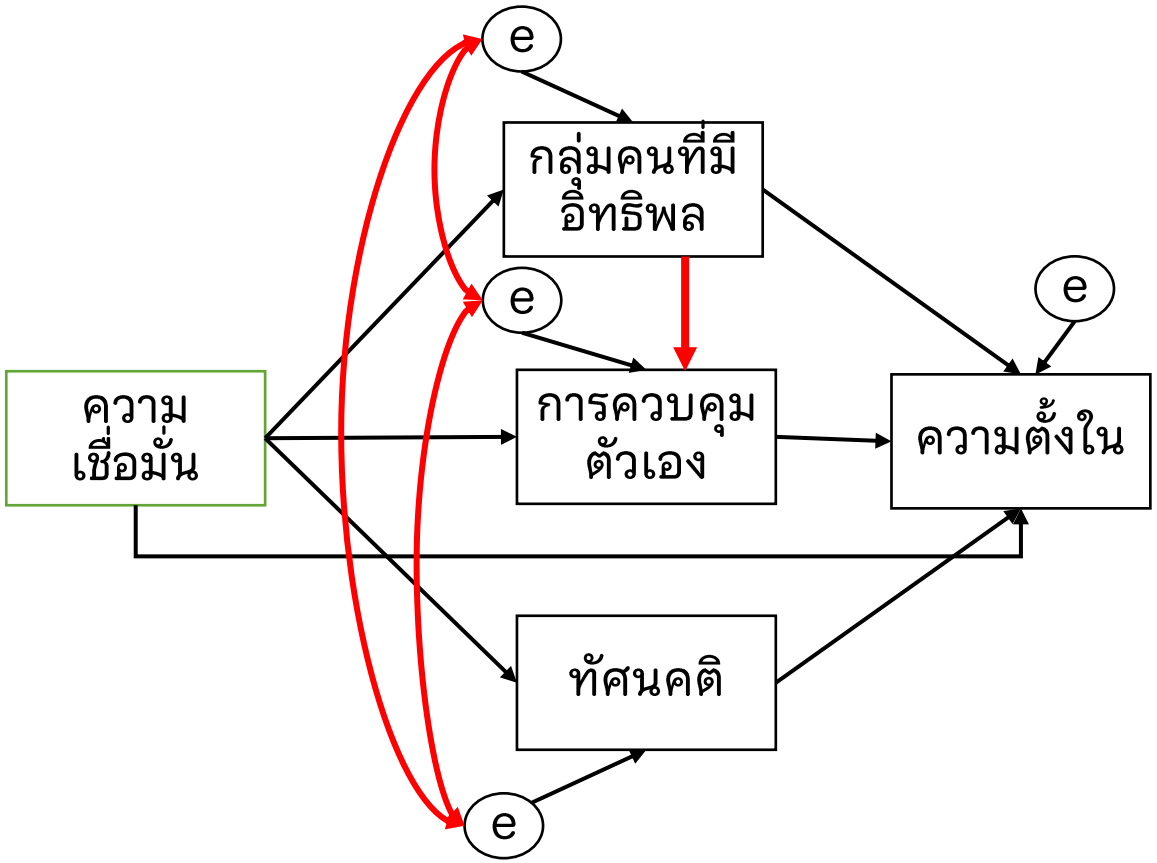
จำนวนข้อมูล = ½(2*3)=3

จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า = 4

df = 3 – 4 = -1 < 0

ตัวอย่าง under-Identified model

$$df = \left[N * \frac{N+1}{2}\right] - Number\ of\ parameter\ estimation$$



1. การพิจารณา parameter ของโมเดลที่สร้าง

ตัวอย่างการวิเคราะห์แผนภาพเส้นทางที่มี 5 ตัวแปรสังเกตุได้

1) เส้นทางความสัมพันธ์ 8 เส้นความสัมพันธ์ => parameter 8 ตัว
2) เส้นทางความสัมพันธ์ระหว่างความแปรปรวน 3 เส้นความสัมพันธ์ => parameter 3 ตัว
3) ความแปรปรวนของตัวแปรตาม 4 ตัว => parameter 4 ตัว
4) ความแปรปรวนของตัวแปรต้น 1 ตัว => parameter 1 ตัว

รวมเป็น parameter ที่สร้าง 8 + 3 + 4 + 1 = 16 ตัว

2. พิจารณา parameter ที่เป็นไปได้จากโมเดลที่สร้างนั้นมีกี่ parameter

จากสูตร N= 5 คำนวณได้ 5*(5+1)/2 = 15 parameters

ดังนั้น df = 15 – 16 = -1 เป็น under-identified model ประมาณค่าไม่ได้

Result (Default model)

The model is probably unidentified. In order to achieve identifiability, it will probably be necessary to impose 1 additional constraint.

การเตรียมข้อมูลเบื้องต้นใน SPSS

- **การตรวจสอบคุณภาพข้อมูลใน SPSS**
  - **ค่าผิดปกติ (Outliers):** การระบุและจัดการกับข้อมูลที่ผิดปกติ (Univariate and Multivariate Outliers) เช่น การใช้ Box Plot ในการตรวจสอบค่าเดี่ยว หรือการใช้ค่า Mahalanobis Distance ในการตรวจสอบค่าพหุ
  - **การแจกแจงแบบปกติ (Normality):**
    - **Univariate Normality:** ตรวจสอบค่า Skewness และ Kurtosis (เกณฑ์ทั่วไปไม่ควรเกิน ± 3 หรือ ± 10 ขึ้นอยู่กับขนาดตัวอย่าง)
    - **Multivariate Normality:** เป็นข้อสมมติฐานที่สำคัญสำหรับ SEM/Path Analysis การทดสอบด้วย Mardia's test ใน AMOS (หลังนำเข้าข้อมูล) จะมีความแม่นยำกว่า
  - **ความเป็นเส้นตรง (Linearity):** ตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างคู่ตัวแปรด้วยการพลอตกราฟ Scatter Plot
  - **ภาวะร่วมเส้นตรงพหุ (Multicollinearity):** ตรวจสอบว่าตัวแปรทำนาย (Predictors) ในสมการถดถอยมีความสัมพันธ์กันสูงเกินไปหรือไม่ โดยดูที่ค่า Tolerance (≥0.1) และ VIF (Variance Inflation Factor) (≤ 10) ในการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณใน SPSS หากมีปัญหา จะส่งผลต่อความเสถียรของการประมาณค่าใน Path Analysis

Model fit

- การแปลผลค่า ความกลมกลืนของโมเดล (Model Fit) เป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุดในการวิเคราะห์ Path Analysis (หรือ SEM) เนื่องจากเป็นการประเมินว่า "โมเดลเชิงทฤษฎี (Theoretical Model)" ที่ผู้วิจัยสร้างขึ้นนั้น สามารถอธิบายโครงสร้างความสัมพันธ์ที่พบใน "ข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Data)" ได้ดีเพียงใด
- Path Analysis จะประเมินความกลมกลืนโดยการเปรียบเทียบเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่สังเกตได้ จากข้อมูลจริง กับ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่โมเดลคาดการณ์ นี่คือการขยายความและแนวทางปฏิบัติในการแปลผลค่า Model Fit โดยแบ่งตามกลุ่มดัชนีหลัก:
    1. ดัชนีวัดความกลมกลืนสัมบูรณ์ (Absolute Fit Indices)
    2. ดัชนีวัดความกลมกลืนเชิงประหยัด (Parsimony Fit Indices)
    3. ดัชนีวัดความกลมกลืนเชิงเปรียบเทียบ (Incremental Fit Indices)

1) ดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนเชิงสัมบูรณ์ (Absolute fit index)

ดัชนี	ดัชนี		Ideal Threshold value	
ค่าสถิติไคสแควร์	Chi-square		P-value > .05	Overall model fit
ค่าไคสแควร์สัมพัทธ์	CMIN/df	c^2/df	3.00 (even <5)	แบบจำลองมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์
ดัชนีวัดความกลมกลืน	Goodness of Fit Index	GFI	> 0.90	ปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยแบบจำลอง
ดัชนีวัดความกลมกลืนที่ปรับแก้ไขแล้ว	Adjusted Goodness of Fit Index	AGFI	> 0.90	ปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยแบบจำลองปรับแก้ด้วยองศาความเป็นอิสระ
รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของส่วนเหลือมาตรฐาน	Standardized Root mean square residual	SRMR	< 0.05	แบบจำลองสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์
ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของการประมาณค่า	Root Mean Square Error of Approximation	RMSEA	< 0.08	< 0.05 แสดงว่า แบบจำลองงสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ดี 0.05 < X < 0.08 แสดงว่า แบบจำลองค่อนข้างสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ 0.08 ถึง 0.10 แสดงว่า แบบจำลองสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์เล็กน้อย > 0.10 แสดงว่า แบบจำลองยังไม่สอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

2) ดัชนีความกลมกลืนแบบเพิ่มเติม (Incremental fit index) หรือ ดัชนีความกลมกลืนเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Fit Index)

Meaning: Relative model location of the model between the independence and saturated model

ดัชนี			Ideal Threshold value	ความหมาย
ดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนเชิงสัมพัทธ์	Comparative Fit Index	CFI	> 0.95	แบบจำลองมีความสอดคล้องกลมกลืนเชิงสัมพัทธ์ นั่นคือ แสดงว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ
	Tucker Lewis index	TLI	> 0.90	Modified NFI model enabling model examination with smaller sample size
	Normal fit index	NFI	> 0.90	Relative model location of the model between the independence and saturated model
	Incremental fit index	IFI	> 0.90	Adjusted NFI model for sample size and degree of freedom

3) ดัชนีวัดความกลมกลืนเชิงประหยัด (Parsimonious fit index)

These measures should be used in sync with absolute and relative fit measures. Although no specific cut-off values are suggested, 0.5 is usually considered to be good enough (Hooper et al., 2008)

ดัชนี			Ideal Threshold value	
	Parsimony goodness of fit index	PGFI	> 0.50	Modified GFI model wherein loss of a degree of freedom is considered
	Parsimony comparative fit index	PCFI	> 0.50	Modified CFI model wherein loss of a degree of freedom is considered
	Parsimony normed fit index	PNFI	> 0.50	แสดงปริมาณความแปรปรวน และความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยโมเดลที่ปรับแก้ด้วยความซับซ้อนของโมเดล

Model fit index

ควรรายงานดัชนีเหล่านี้อย่างน้อย 3-5 ค่า โดยเลือกจากทั้งสามกลุ่ม เพื่อแสดงความกลมกลืนของโมเดลอย่างครอบคลุม เช่น

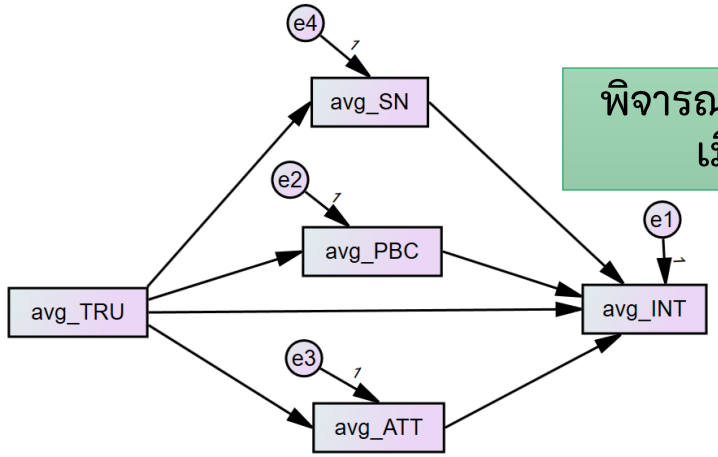
Index	กลุ่มดัชนี	เกณฑ์ที่ถือว่ากลมกลืนดี (Acceptable Fit)	เกณฑ์ที่ถือว่ากลมกลืนดีมาก (Good Fit)	Note
χ2 (p value)	Absolute Fit	p>0.05	p>0.05 (แต่มีข้อจำกัดเรื่อง N)	ค่า χ^2มีความไวสูงต่อขนาดตัวอย่าง หากขนาดตัวอย่างใหญ่มาก > 200 ค่า χ^2มักจะ มีนัยสำคัญทางสถิติ (p < 0.05) โดยอัตโนมัติ แม้ว่าโมเดลจะมีความกลมกลืนที่ดีในทางปฏิบัติ (Practical Fit) ดังนั้น χ^2จึงไม่ควรใช้เป็นดัชนีตัดสินเพียงอย่างเดียว
χ2/df	Absolute Fit	≤3.0	≤2.0	บางแหล่งอ้างอิงยอมรับสูงสุดที่ 5.0
RMSEA	Parsimony Fit	0.05<RMSEA≤0.08	≤0.05	ควรรายงานช่วงความเชื่อมั่น 90% (Confidence Interval) ของ RMSEA ด้วย เพื่อดูความมั่นคงของการประมาณค่า
SRMR	Parsimony Fit	≤0.08	≤0.05	ค่าที่ต่ำกว่าบ่งชี้ว่าส่วนเหลือมีน้อย และโมเดลมีความกลมกลืนที่ดีกว่า
CFI	Incremental Fit	≥0.90	≥0.95	ค่าที่เข้าใกล้ 1.0 แสดงถึงความกลมกลืนที่ดี
TLI (NNFI)	Incremental Fit	≥0.90	≥0.95	TLI อาจมีค่าสูงกว่า 1.0 หรือต่ำกว่า 0 ได้เล็กน้อย เนื่องจากเป็นดัชนีที่ไม่เป็นมาตรฐาน (Non-Normed)

การปรับปรุงโมเดล (Model Modification)

- การปรับปรุงโมเดลสามารถทำได้ 2 ทาง
  1. **เพิ่มเส้นทางใหม่** เพื่อเพิ่มการอธิบายของแบบจำลอง ทั้งนี้ วิธีนี้จำเป็นต้องมีการอธิบายเหตุผลเชิงทฤษฎีเพื่อยืนยันการรวมเส้นทางใหม่⇨ใช้การทบทวนวรรณกรรมสนับสนุน
  2. **ลดจำนวน parameters ของแบบจำลอง**
     a) ลบเส้นทางที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติออกจากแบบจำลอง
     b) กำหนดค่าสัมประสิทธิ์ของเส้นทางให้เท่ากัน
     c) กำหนดค่าสัมประสิทธิ์ของเส้นทางให้มีค่าที่แน่นอน

การปรับปรุงโมเดล (Model Modification)

- การใช้ Modification Indices (M.I.) เพื่อปรับปรุงโมเดล



พิจารณาลากความสัมพันธ์
เมื่อค่า M.I. >4

Modification Indices (Group number 1 - Default model)

Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
e2	<-->	e4	91.437	.185
e3	<-->	e4	66.315	.107
e3	<-->	e2	71.947	.109

Variances: (Group number 1 - Default model)

	M.I.	Par Change

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
avg_SN	<---	avg_PBC	57.485	.267
avg_SN	<---	avg_ATT	21.707	.175
avg_PBC	<---	avg_SN	51.550	.231
avg_PBC	<---	avg_ATT	23.551	.179
avg_ATT	<---	avg_SN	37.387	.133
avg_ATT	<---	avg_PBC	45.232	.158

- ความสัมพันธ์ที่สามารถปรับปรุงแบบจำลองได้
  1. ลาก covariance ระหว่าง error terms
  2. ลากเส้น direct effect ระหว่างตัวแปรคู่นั้น วิธีนี้ต้องมั่นใจว่าใครเป็นตัวแปรสาเหตุ ใครเป็นตัวแปรตาม และความสัมพันธ์เป็นแบบ recursive model หรือ non–recursive model ซึ่งต้องอาศัยการการทบทวนวรรณกรรมเพิ่มเติมเพื่อสนับสนุนการลากเส้นความสัมพันธ์

ตัวอย่างการแสดงผลการวิเคราะห์

ผลการทดสอบสมมติฐานการวิจัย

สมมติฐาน	β	C.R.	Sig.	ผลทดสอบ
H1 ความตั้งใจซื้อ (INT) <- เจตคติ (ATT)	.136*	3.90	.000	สนับสนุน
H2ก ความตั้งใจซื้อ (INT) <- บรรทัดฐานคนรอบข้าง (SN)	.209*	6.05	.000	สนับสนุน
H2ข เจตคติ (ATT) <- บรรทัดฐานคนรอบข้าง (SN)	.178*	5.41	.000	สนับสนุน
H2ค การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC) <- บรรทัดฐานคนรอบข้าง (SN)	.389*	9.49	.000	สนับสนุน
H3ก ความตั้งใจซื้อ (INT) <- การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC)	.553*	16.31	.000	สนับสนุน
H3ข เจตคติ (ATT) <- การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC)	.173*	5.45	.000	สนับสนุน
H4ก เจตคติ (ATT) <- ความเชื่อมั่น (TRU)	.525*	15.01	.000	สนับสนุน
H4ข บรรทัดฐานคนรอบข้าง (SN) <- ความเชื่อมั่น (TRU)	.757*	14.55	.000	สนับสนุน
H4ค การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC) <- ความเชื่อมั่น (TRU)	.207*	4.46	.000	สนับสนุน
H5ก ความเชื่อมั่น (TRU) <- การคำนึงถึงสุขภาพ (HC)	.090*	2.71	.007	สนับสนุน
H5ข การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC) <- การคำนึงถึงสุขภาพ (HC)	.163*	5.07	.000	สนับสนุน
H5ค บรรทัดฐานคนรอบข้าง (SN) <- การคำนึงถึงสุขภาพ (HC)	.106*	2.91	.004	สนับสนุน
H5ง ความตั้งใจซื้อ (INT) <- การคำนึงถึงสุขภาพ (HC)	.084*	3.31	.000	สนับสนุน
H6ก ความเชื่อมั่น (TRU) <- การรับรู้คุณค่า (PV)	.598*	16.94	.000	สนับสนุน
H6ข เจตคติ (ATT) <- การรับรู้คุณค่า (PV)	.107*	3.40	.000	สนับสนุน
H6ค การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC) <- การรับรู้คุณค่า (PV)	.211*	4.98	.000	สนับสนุน
H7ก ความเชื่อมั่น (TRU) <- ความพร้อมของผลิตภัณฑ์ (AVAI)	.127*	3.69	.000	สนับสนุน
H7ข การรับรู้การควบคุมตนเอง (PBC) <- ความพร้อมของผลิตภัณฑ์ (AVAI)	-.119*	-3.50	.000	สนับสนุน

* มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01

Table 2

Maximum Likelihood Estimates of Respecified Model

Path	Unstandardized estimate	Standardized estimate	*SE*	Critical ratio
Pain → interferences	1.299	0.765	0.223	5.826
Coping with pain → interferences	−0.041	−0.294	0.010	−4.155
Preinjury psychopathology → stress	20.268	0.386	4.164	4.867
Interferences → stress	22.520	0.466	4.323	5.210
Coping with pain → support	0.021	0.171	0.010	2.201
Stress → support	−0.011	−0.605	0.002	−5.405
Interferences → catastrophizing	4.766	0.572	0.623	7.652
Interferences → depression	4.726	0.431	0.764	6.187
Support → depression	−5.379	−0.426	1.002	−5.368
Stress → depression	0.042	0.184	0.018	2.345
Catastrophizing → depression	0.293	0.221	0.072	4.052

Note. All critical ratios had significant results/paths.

Table 3

Squared Multiple Correlations (SMCs) for the Endogenous Variables in the Respecified Model

Predictor to endogenous variable	SMC
Interferences	0.672
Stress	0.366
Catastrophizing	0.327
Social and family support	0.423
Depression	0.907

Note. Catastrophizing is a measured variable. Interferences, stress, social and family support, and depression are latent variables.

Depression was predicted by interferences, catastrophizing, stress, and social and family support, and 91% of the variance in depression was accounted for by those four predictors.

ค่าสหสัมพันธ์พหุคูณยกกำลังสอง (Squared Multiple Correlation)

ค่าสัมประสิทธิ์ของอิทธิพลทางตรง ทางอ้อม และโดยรวม ของตัวแปรที่ส่งผลต่อความตั้งใจซื้อผักสด PGS

ตัวแปรตาม	R^2	อิทธิพล	AVAI	PV	HC	TRU	SN	PBC	ATT
INT	.72	ทางตรง	-	-	.084	-	.209	.553	.136
		ทางอ้อม	-.001	.457	.191	.537	.248	.024	-
		รวม	-.001	.457	.273	.537	.457	.576	.136
ATT	.73	ทางตรง	-	.107	-	.525	.178	.173	-
		ทางอ้อม	.074	.482	.121	.221	.067	-	-
		รวม	.074	.589	.121	.746	.245	.173	-
PBC	.53	ทางตรง	-.119	.211	.163	.207	.389	-	-
		ทางอ้อม	.063	.300	.086	.294	-	-	-
		รวม	-.055	.511	.249	.502	.389	-	-
SN	.43	ทางตรง	-	-	.106	.757	-	-	-
		ทางอ้อม	.096	.452	.068	-	-	-	-
		รวม	.096	.452	.174	.757	-	-	-
TRU	.48	ทางตรง	.127	.598	.090	-	-	-	-
		ทางอ้อม	-	-	-	-	-	-	-
		รวม	.127	.598	.090	-	-	-	-

หมายเหตุ ค่า R^2= .19 คือ ระดับต่ำ, R^2 = .33 คือ ระดับปานกลาง, R^2 = .67 คือ ระดับสูง (Chin, 1998)

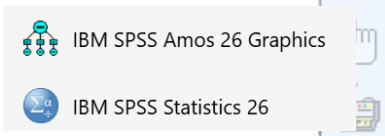
- ค่าสหสัมพันธ์พหุคูณยกกำลังสอง (Squared Multiple Correlation หรือ SMC) บอกให้ทราบถึงสัดส่วนความแปรปรวนของตัวแปรที่ถูกทำนายได้ภายในแบบจำลอง ซึ่งทำหน้าที่เป็นค่า R2 สำหรับตัวแปรตาม (endogenous variables) และเป็นตัวชี้วัดความน่าเชื่อถือ (reliability) ของตัวแปรสังเกตได้ (observed variables) ในบริบทของโมเดลการวัด (measurement model)
  - เช่น ตัวแปรอิสระ AVAI PV HC TRU SN and PBC สามารถประมาณการ INT ได้ 72% (สัดส่วนความแปรปรวนของ INT สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรสังเกตได้ถึง 72% ของความแปรปรวนทั้งหมดของ INT

Example of Path Analysis Results in APA Style

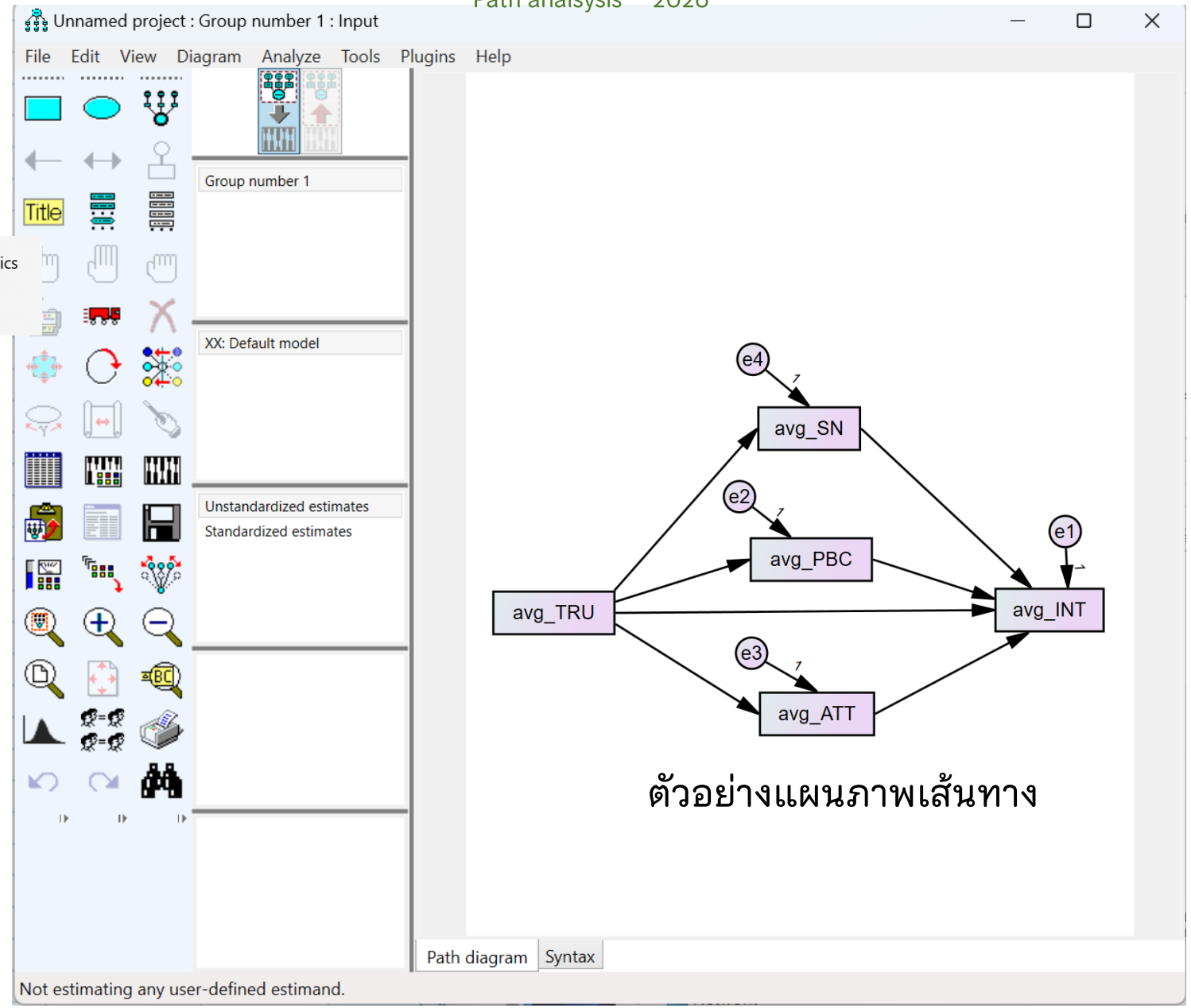
A path analysis was conducted to examine the relationships between motivation, leadership quality, work environment, and job satisfaction using SPSS AMOS. The model fit indices indicated a good fit: χ^2 (8) = .901, p > .05; *RMR* = .240; *GFI* = .998; *AGFI* = .992; CFI = .998. The standardized regression weights revealed significant positive effects of motivation on leadership quality (β = .912, p < .001) and work environment (β = .888, p < .001), and significant positive effects of both leadership quality (β = .336, p < .001) and work environment (β = .538, p < .001) on job satisfaction. The squared multiple correlations indicated that the model explained 83.2% of the variance in leadership quality, 78.9% in work environment, and 69.6% in job satisfaction. These results suggest that motivation plays a crucial role in enhancing leadership quality and work environment, which in turn significantly contribute to job satisfaction.

Workshop: Path analysis

ขั้นตอนการวิเคราะห์

1. เปิดโปรแกรม Amos graphics 

2. นำเข้าข้อมูลจาก spss
3. วาดแผนภาพเส้นทาง ดังภาพตัวอย่าง
4. ใส่ error terms และระบุชื่อ
5. เลือก (Analysis properties)
6. Save
7. Run
8. พิจารณาผลการวิเคราะห์



ตัวอย่างแผนภาพเส้นทาง

Import data

1. Click icon
2. File Name เลือกไฟล์ข้อมูล .sav
3. OK
4. ตรวจสอบข้อมูลใน

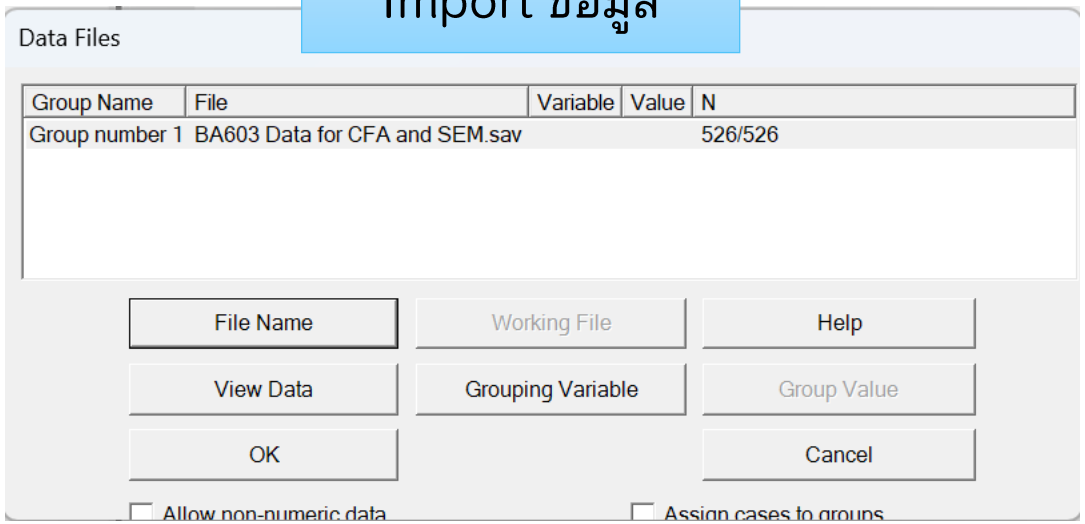
แสดงตัวแปร observed variables

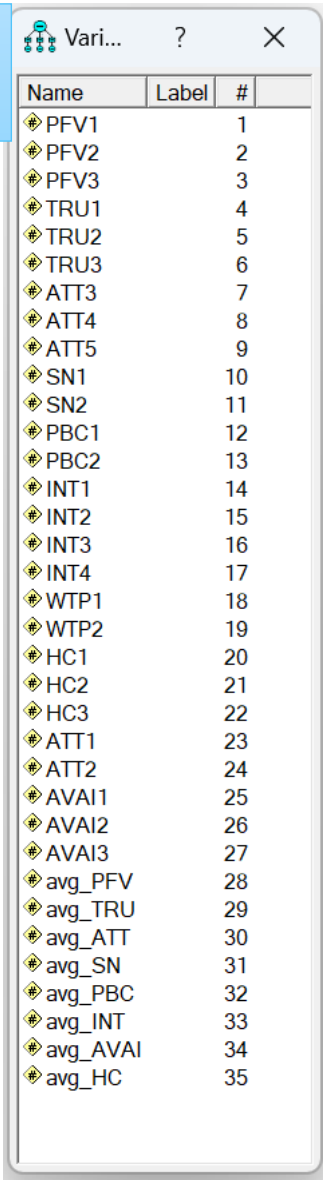
Analysis properties

Run

Import ข้อมูล

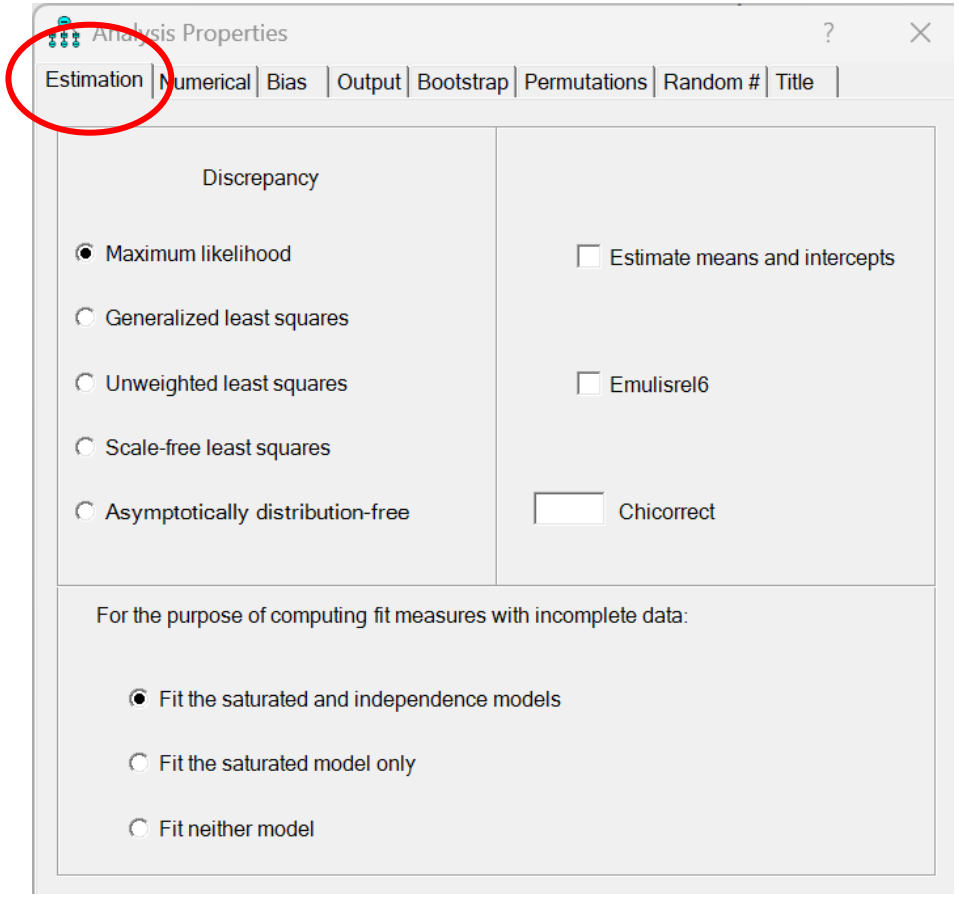
ผลการวิเคราะห์



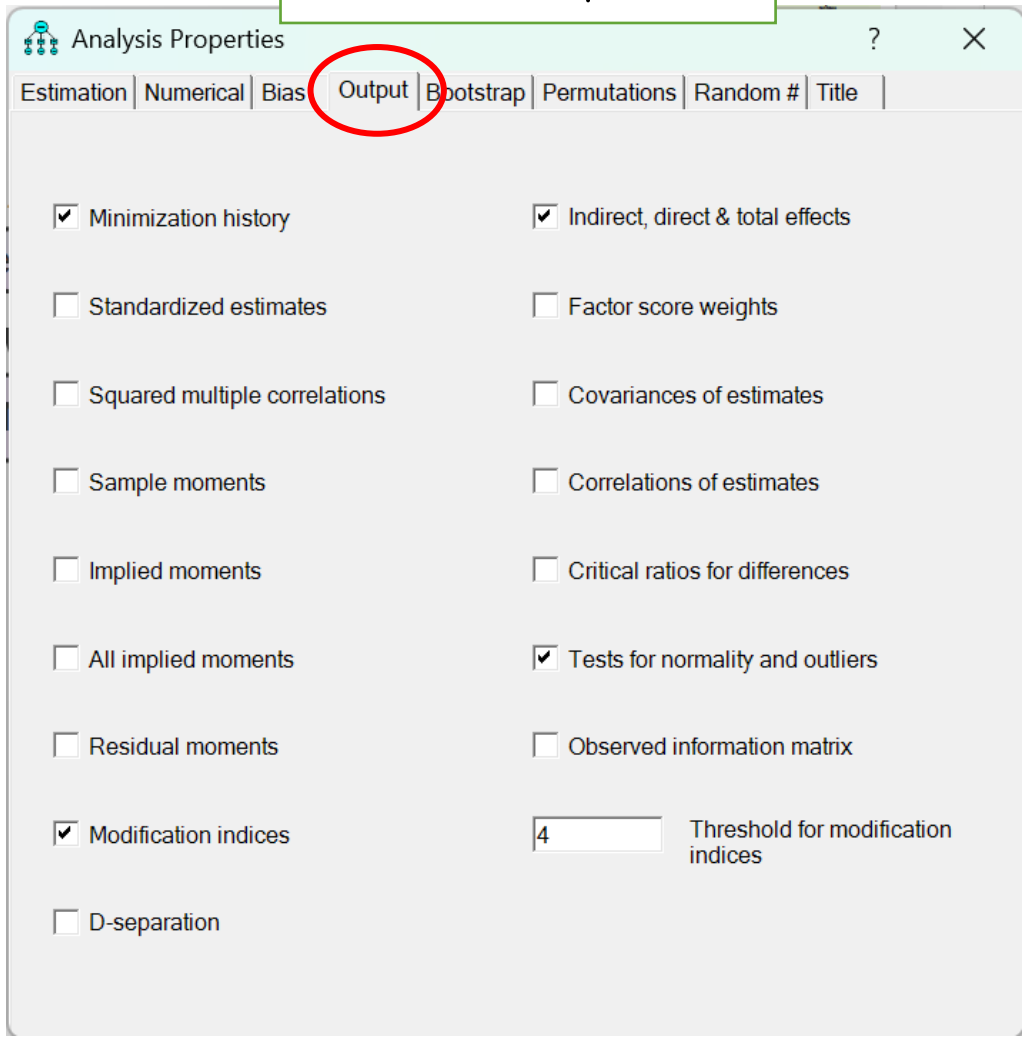


Icon: Analysis properties

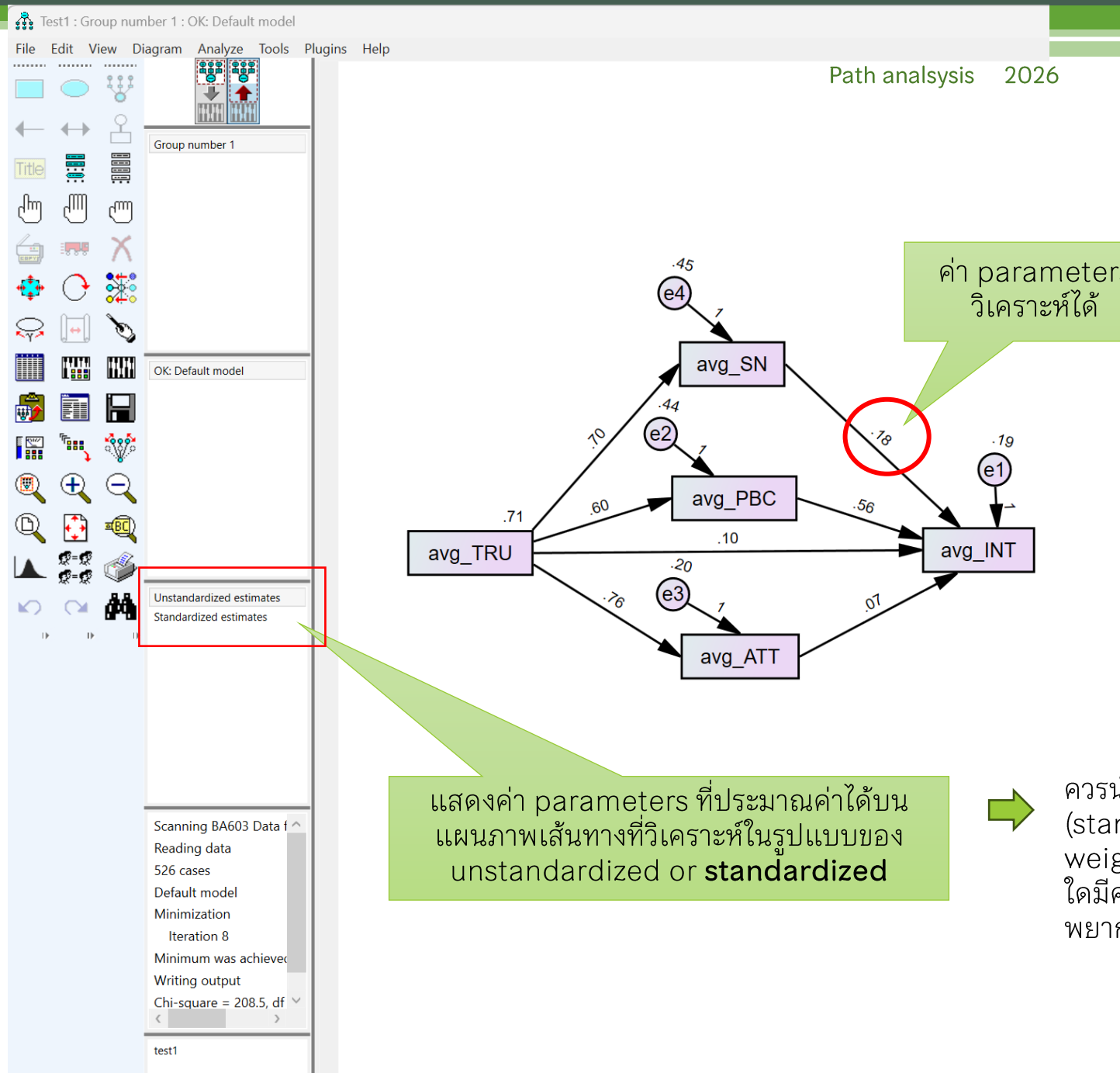
Tab: Estimation



Tab: output



ผลการวิเคราะห์



Path analsysis 2026

ค่า parameters วิเคราะห์ได้

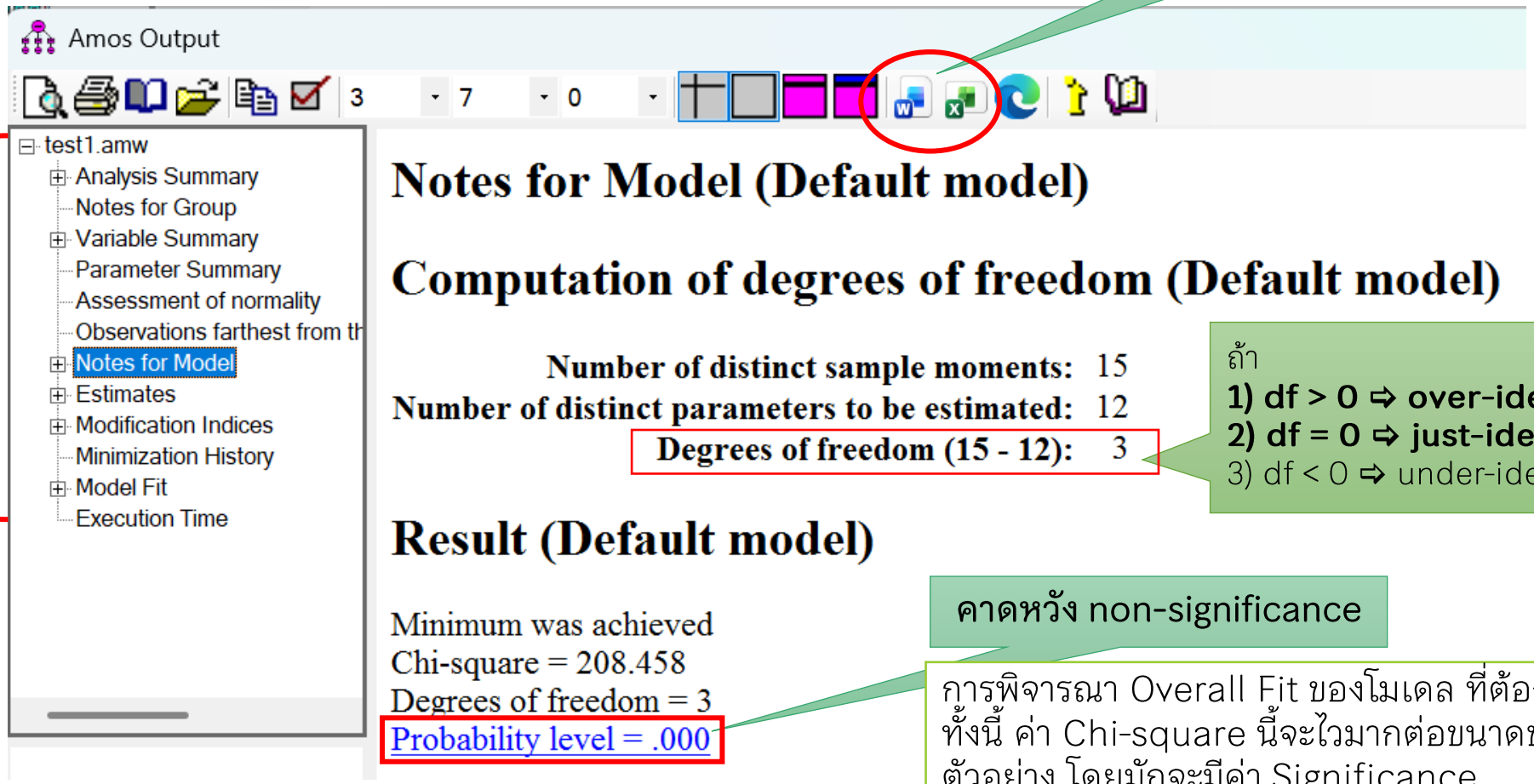
แสดงค่า parameters ที่ประมาณค่าได้บนแผนภาพเส้นทางที่วิเคราะห์ในรูปแบบของ unstandardized or **standardized**

ควรนำเสนอค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน (standardized regression weight) เพื่อชี้ให้เห็นว่า ตัวแปรอิสระใดมีความสำคัญมากกว่าในการพยากรณ์ตัวแปรตาม

Amos output: Notes for model

Export ผลวิเคราะห์

รายการผลการวิเคราะห์



ถ้า
1) df > 0 ⇨ over-identified model
2) df = 0 ⇨ just-identified model
3) df < 0 ⇨ under-identified model

คาดหวัง non-significance

การพิจารณา Overall Fit ของโมเดล ที่ต้องระวัง คือ ทั้งนี้ ค่า Chi-square นี้จะไวมากต่อขนาดของกลุ่มตัวอย่าง โดยมักจะมีค่า Significance

ผลการประมาณค่า parameters

Amos output: Estimations

- H1 ATT และ INT มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน
  - Non-sig.(p-value > 0.05)
- H2 SN และ INT มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน
  - Sig. (p-value < 0.01)

Hypothesis test

Maximum Likelihood Estimates

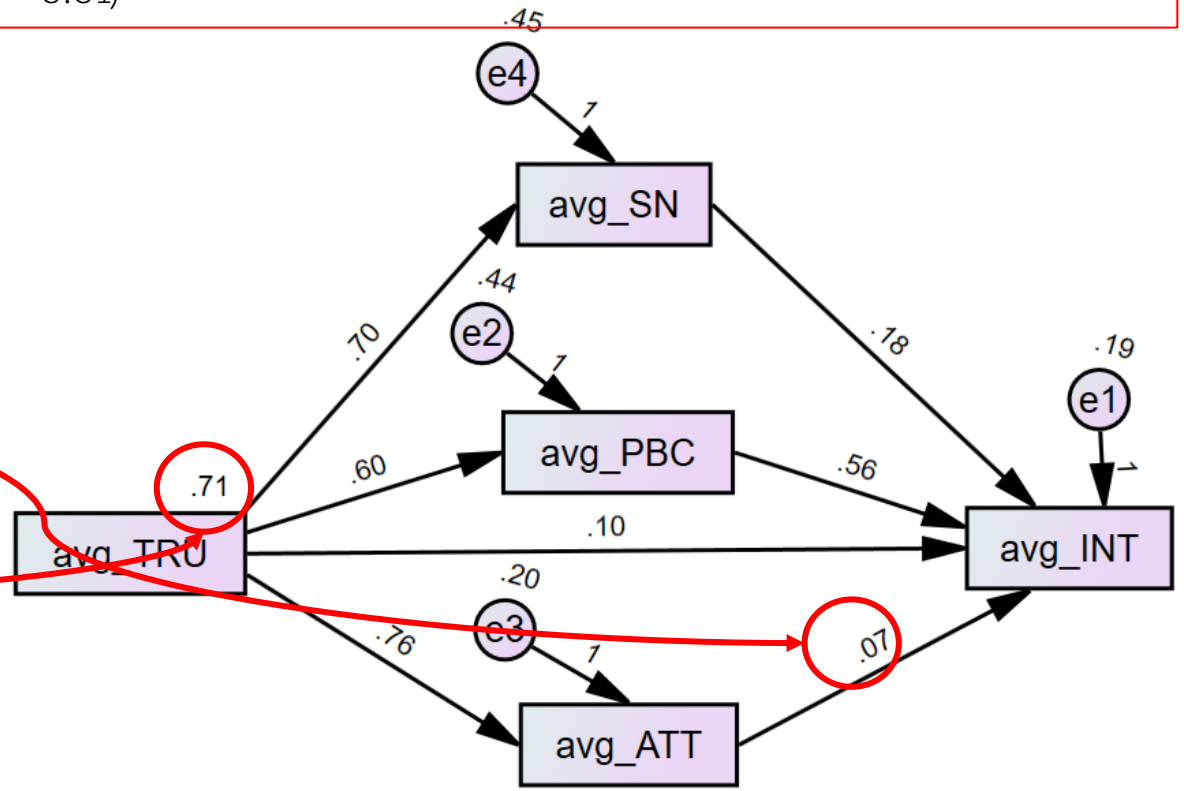
Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	PLabel
avg_ATT	<---	avg_TRU	.762	.023	32.846	***
avg_PBC	<---	avg_TRU	.602	.034	17.609	***
avg_SN	<---	avg_TRU	.701	.035	20.155	***
avg_INT	<---	avg_PBC	.558	.029	19.462	***
avg_INT	<---	avg_SN	.184	.028	6.546	***
avg_INT	<---	avg_TRU	.105	.047	2.218	.027
avg_INT	<---	avg_ATT	.071	.042	1.670	.095

P-value

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	PLabel
avg_TRU	.709	.044	16.202	***
e2	.435	.027	16.202	***
e3	.200	.012	16.202	***
e4	.451	.028	16.202	***
e1	.188	.012	16.202	***



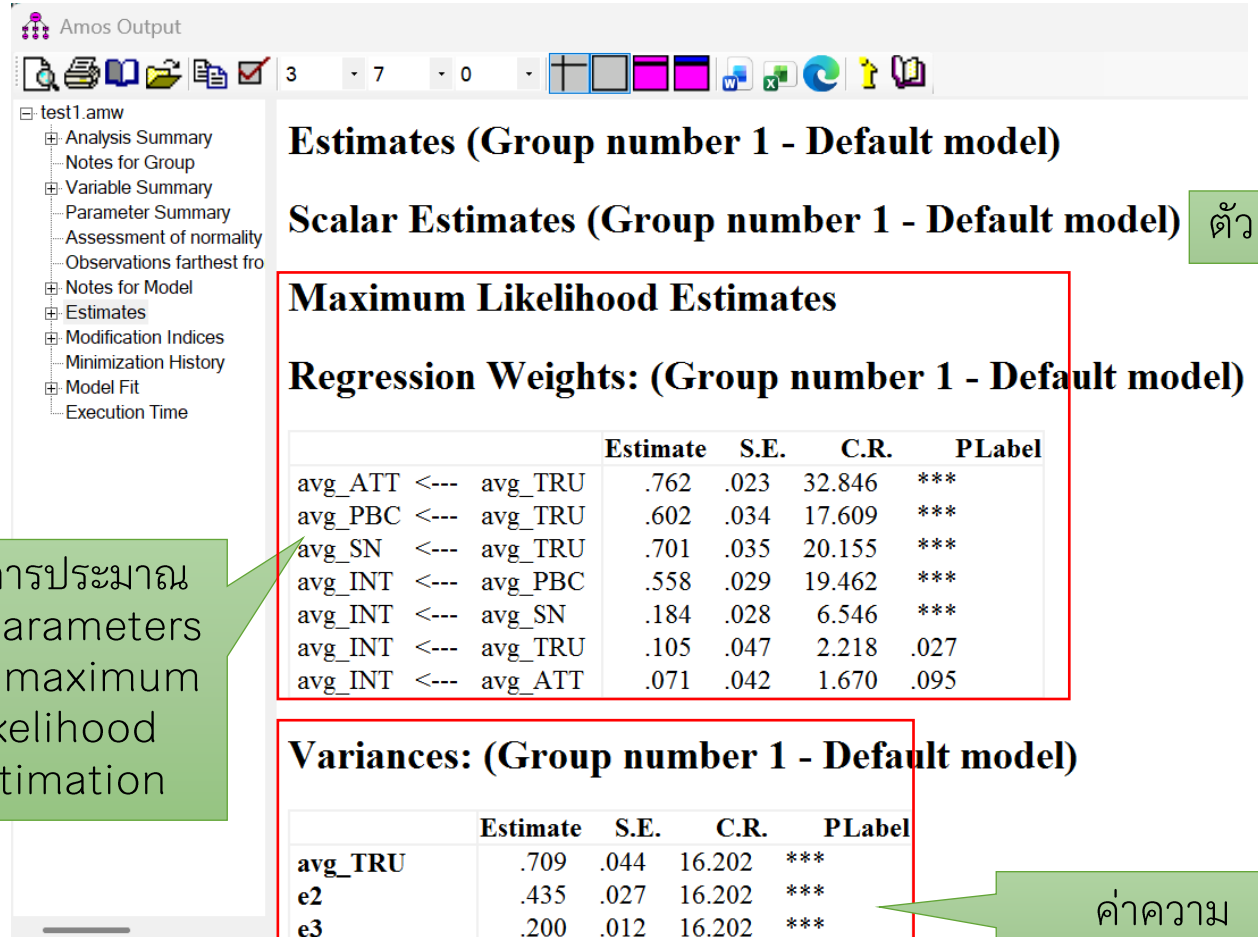
ค่าสัมประสิทธิ์แบบมาตรฐาน (Standardized Coefficient)

- ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแบบมาตรฐาน (β) จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1.0 ถึง +1.0 โดยค่าที่ใกล้ 0 หมายถึงมีอิทธิพลน้อย และค่าที่ใกล้ ±1.0 ชี้ว่ามีอิทธิพลมาก การตีความขนาดของอิทธิพลนิยมใช้เกณฑ์ดังตารางต่อไปนี้

- **เครื่องหมาย:**
  - **ค่าบวก (+):** ค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน (β) บวกบ่งชี้ว่า การเพิ่มขึ้นของ IV นำไปสู่การเพิ่มขึ้นของ DV
  - **ค่าลบ (-):** ค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน (β) ติดลบบ่งชี้ถึงสิ่งที่ตรงกันข้าม ซึ่งการเพิ่มขึ้นของ IV นำไปสู่การลดลงของ DV
  - **นัยสำคัญทางสถิติ**: การตีความขนาดอิทธิพลจะต้องพิจารณาควบคู่กับค่า p-value หรือ ค่า p -value เพื่อดูว่าสัมประสิทธิ์เส้นทางนั้นมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ (เช่น $p < 0.05$ หรือ $t > 1.96$ สำหรับการทดสอบสองทาง) หากไม่มีนัยสำคัญ ก็ไม่สามารถสรุปอิทธิพลได้ แม้ค่า β จะสูงก็ตาม
  - **การเปรียบเทียบ**: เนื่องจากเป็นค่าที่ได้จากการปรับมาตรฐานแล้ว Mean=0, SD=1) ทำให้สามารถใช้ในการ เปรียบเทียบขนาดอิทธิพลของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ภายในโมเดลเดียวกันได้

ค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน (β)	ขนาดอิทธิพล (Effect Size)
|0.00| - |0.10|	น้อยมาก
|0.10| - |0.30|	น้อย
|0.30| - |0.50|	ปานกลาง
|0.50| ขึ้นไป	มาก

Amos Output: Estimations



Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	PLabel
avg_ATT	<---	avg_TRU	.762	.023	32.846	***
avg_PBC	<---	avg_TRU	.602	.034	17.609	***
avg_SN	<---	avg_TRU	.701	.035	20.155	***
avg_INT	<---	avg_PBC	.558	.029	19.462	***
avg_INT	<---	avg_SN	.184	.028	6.546	***
avg_INT	<---	avg_TRU	.105	.047	2.218	.027
avg_INT	<---	avg_ATT	.071	.042	1.670	.095

ผลการประมาณค่า parameters ด้วย maximum likelihood estimation

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	PLabel
avg_TRU	.709	.044	16.202	***
e2	.435	.027	16.202	***
e3	.200	.012	16.202	***
e4	.451	.028	16.202	***
e1	.188	.012	16.202	***

ค่าความแปรปรวนของ

อิทธิพลทั้งหมด,
อิทธิพลทางตรง และอิทธิพลทางอ้อม

Matrices (Group number 1 - Default model)

Total Effects (Group number 1 - Default model)

ตัวแปรตาม

	avg_TRU	avg_SN	avg_PBC	avg_ATT
avg_SN	.701	.000	.000	.000
avg_PBC	.602	.000	.000	.000
avg_ATT	.762	.000	.000	.000
avg_INT	.624	.184	.558	.071

ตัวแปรต้น

Direct Effects (Group number 1 - Default model)

	avg_TRU	avg_SN	avg_PBC	avg_ATT
avg_SN	.701	.000	.000	.000
avg_PBC	.602	.000	.000	.000
avg_ATT	.762	.000	.000	.000
avg_INT	.105	.184	.558	.071

Indirect Effects (Group number 1 - Default model)

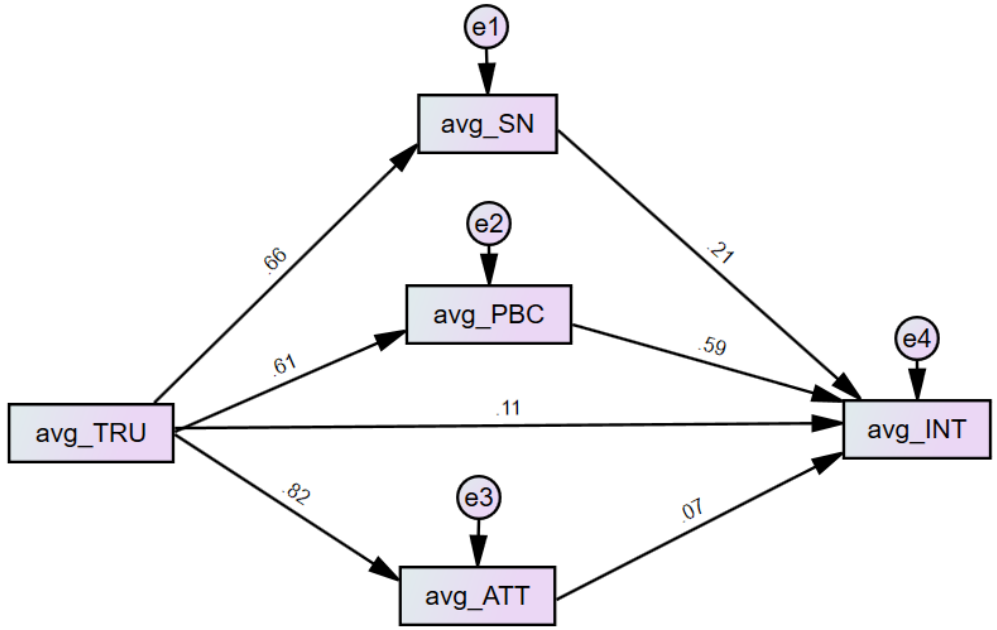
	avg_TRU	avg_SN	avg_PBC	avg_ATT
avg_SN	.000	.000	.000	.000
avg_PBC	.000	.000	.000	.000
avg_ATT	.000	.000	.000	.000
avg_INT	.519	.000	.000	.000

Estimates of standardized regression weights

			Estimate
avg_SN	<---	avg_TRU	.660
avg_PBC	<---	avg_TRU	.609
avg_ATT	<---	avg_TRU	.820
avg_INT	<---	avg_TRU	.112
avg_INT	<---	avg_SN	.210
avg_INT	<---	avg_PBC	.592
avg_INT	<---	avg_ATT	.070

PBC มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของ INT มากที่สุด

ค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน (β)	ขนาดอิทธิพล (Effect Size)
|0.00| - |0.10|	น้อยมาก
|0.10| - |0.30|	น้อย
|0.30| - |0.50|	ปานกลาง
|0.50| ขึ้นไป	มาก



แผนภาพเส้นทาง และค่าสัมประสิทธิ์มาตรฐาน

Total effects, Direct effects and Indirect effects

Standardized Total Effects

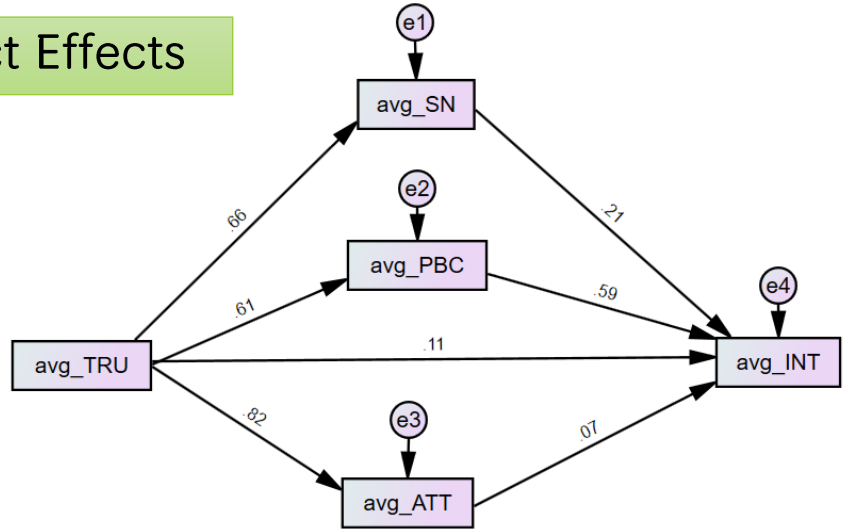
	avg_TRU	avg_ATT	avg_PBC	avg_SN
avg_ATT	.820	.000	.000	.000
avg_PBC	.609	.000	.000	.000
avg_SN	.660	.000	.000	.000
avg_INT	.670	.070	.592	.210

Total Effects = Direct Effects + Indirect Effects

$TE^{TRU} = DE^{TRU} + IE^{TRU}$

$= .112 + .557$

$= .670$



Standardized Direct effects

	avg_TRU	avg_ATT	avg_PBC	avg_SN
avg_ATT	.820	.000	.000	.000
avg_PBC	.609	.000	.000	.000
avg_SN	.660	.000	.000	.000
avg_INT	.112	.070	.592	.210

ใช้ข้อมูลของตาราง Directs effects คำนวณหา Indirect effects ได้

Standardized Indirect effects

	avg_TRU	avg_ATT	avg_PBC	avg_SN
avg_ATT	.000	.000	.000	.000
avg_PBC	.000	.000	.000	.000
avg_SN	.000	.000	.000	.000
avg_INT	.557	.000	.000	.000

Indirect Effect = (TRU → SN) × (SN →INT) + (TRU → PBC) × (PBC →INT) + (TRU → ATT) × (ATT → INT)

= (.660) × (.210) + (.609) × (.592) + (.820) × (.070)

= .557

Model fit

Model Fit Summary

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Default model	12	208.458	3	.000	69.486
Saturated model	15	.000	0		
Independence model	5	2003.082	10	.000	200.308

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	.073	.851	.255	.170
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	.393	.340	.011	.227

ดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนเชิงสัมบูรณ์ (Absolute fit index)

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	.896	.653	.897	.656	.897
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

ดัชนีความกลมกลืนแบบเพิ่มเติม (Incremental fit index)
หรือ ดัชนีความกลมกลืนเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Fit Index)

Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Default model	.300	.269	.269
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1.000	.000	.000

NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Default model	205.458	161.779	256.548
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1993.082	1849.652	2143.852

FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Default model	.397	.391	.308	.489
Saturated model	.000	.000	.000	.000
Independence model	3.815	3.796	3.523	4.084

ดัชนีวัดความกลมกลืนเชิงประหยัด

RMSEA

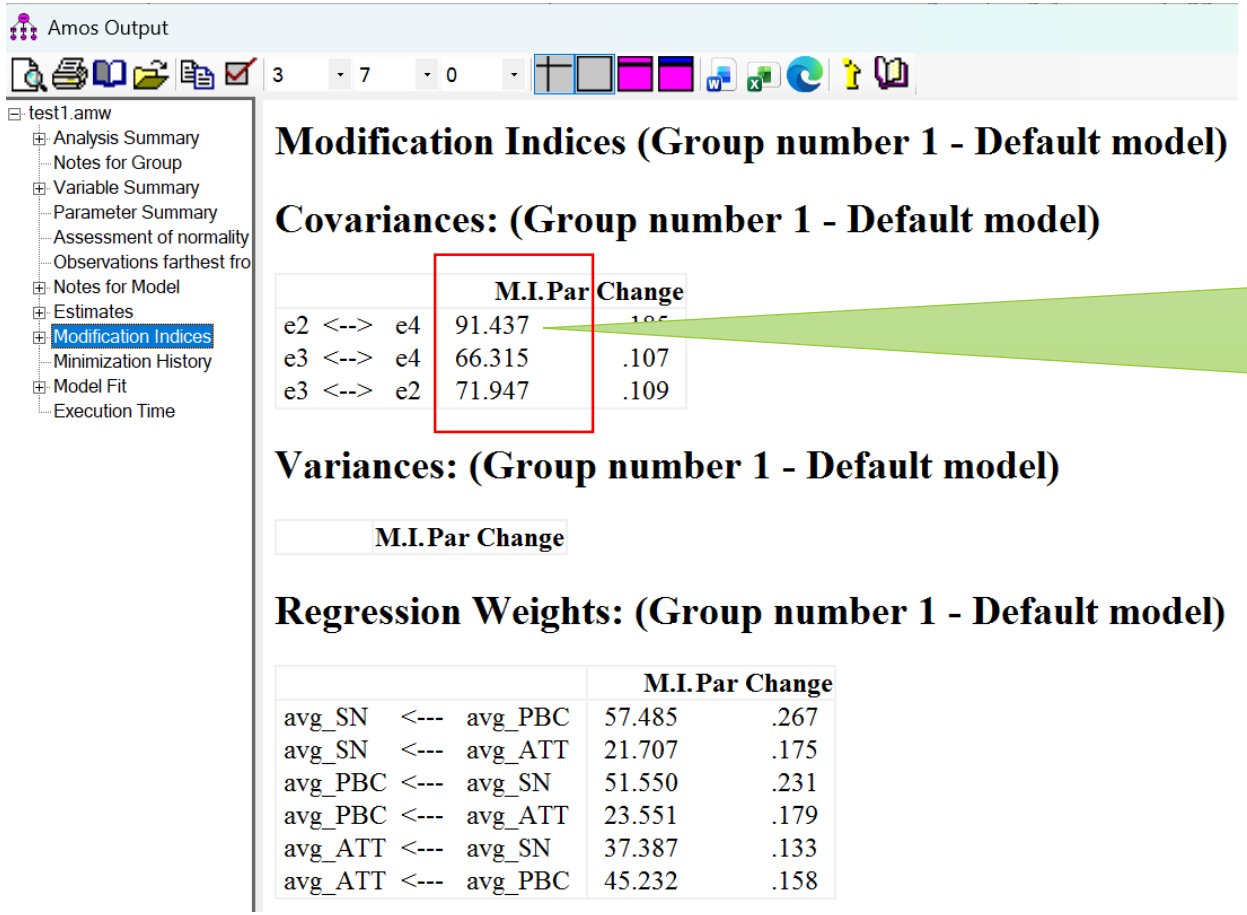
Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Default model	.361	.320	.404	.000
Independence model	.616	.594	.639	.000

AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	232.458	232.735	283.641	295.641
Saturated model	30.000	30.347	93.980	108.980
Independence model	2013.082	2013.198	2034.409	2039.409

เปรียบเทียบแบบจำลอง ยิ่งน้อยยิ่งดี

Output: Modification Indices



Modification Indices (Group number 1 - Default model)

Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
e2	<-->	e4	91.437	
e3	<-->	e4	66.315	.107
e3	<-->	e2	71.947	.109

Variances: (Group number 1 - Default model)

	M.I.	Par Change

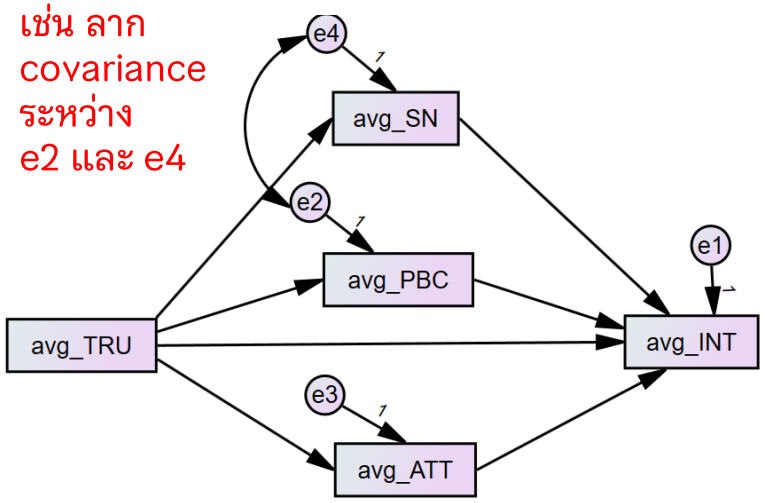
Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
avg_SN	<---	avg_PBC	57.485	.267
avg_SN	<---	avg_ATT	21.707	.175
avg_PBC	<---	avg_SN	51.550	.231
avg_PBC	<---	avg_ATT	23.551	.179
avg_ATT	<---	avg_SN	37.387	.133
avg_ATT	<---	avg_PBC	45.232	.158

พิจารณาลากความสัมพันธ์ covariance ระหว่าง error terms คู่ที่มีค่า M.I. >4 โดยเลือกคู่ที่มีค่า M.I. มากที่สุดก่อน โดยลากความสัมพันธ์ทีละคู่ แล้วพิจารณาค่า model fit ว่าดีขึ้นจนถึงระดับที่เหมาะสมหรือไม่

การปรับปรุงแบบจำลอง

เช่น ลาก covariance ระหว่าง e2 และ e4



AIC ก่อนปรับปรุง

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	232.458	232.735	283.641	295.641
Saturated model	30.000	30.347	93.980	108.980
Independence model	2013.082	2013.198	2034.409	2039.409

AIC & BIC ลดลง

AIC หลังปรับปรุง

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	133.993	134.293	189.442	202.442
Saturated model	30.000	30.347	93.980	108.980
Independence model	2013.082	2013.198	2034.409	2039.409

ก่อนปรับปรุง

Computation of degrees of freedom

Number of distinct sample moments: 15
Number of distinct parameters to be estimated: 12
Degrees of freedom (15 - 12): 3

Result (Default model)

Minimum was achieved
Chi-square = 208.458
Degrees of freedom = 3
Probability level = .000

Model Fit Summary

Model fit โดยรวม ดีขึ้น

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	PCMIN/DF
Default model	12	208.458	3	.000	69.486
Saturated model	15	.000	0		
Independence model	5	2003.082	10	.000	200.308

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	.073	.851	.255	.170
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	.393	.340	.011	.227

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	.896	.653	.897	.656	.897
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

หลังปรับปรุง

Computation of degrees of freedom

Number of distinct sample moments: 15
Number of distinct parameters to be estimated: 13
Degrees of freedom (15 - 13): 2

Result (Default model)

Minimum was achieved
Chi-square = 107.993
Degrees of freedom = 2
Probability level = .000

Model Fit Summary

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	PCMIN/DF
Default model	13	107.993	2	.000	53.996
Saturated model	15	.000	0		
Independence model	5	2003.082	10	.000	200.308

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Default model	.045	.931	.481	.124
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	.393	.340	.011	.227

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Default model	.946	.730	.947	.734	.947
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

การวิเคราะห์ตัวแปรส่งผ่าน

Mediation analysis

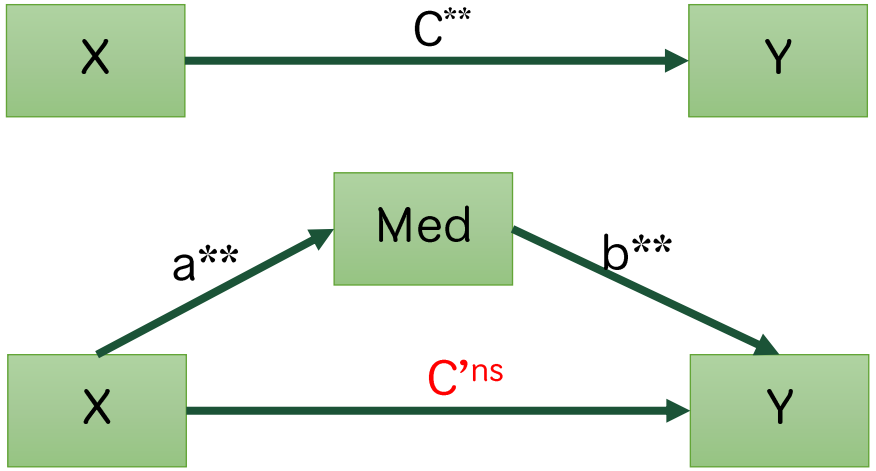
การวิเคราะห์ตัวแปรส่งผ่าน (Mediation Analysis)

โมเดลการส่งผ่านอิทธิพลแบบสมบูรณ์
(complete mediation or perfect mediation)

- X ส่งผลทางอ้อม (indirect effect) ต่อ Y ได้เท่านั้น โดย X จะส่งผลทางตรง (direct effect) ไปยัง Med ก่อนแล้ว Med จึงจะส่งอิทธิพลทางตรงต่อไปยัง Y

- a คือ อิทธิพลทางตรงของ X ที่ส่งต่อ Med
- b คือ อิทธิพลทางตรงของ Med ที่ส่งต่อ Y
- c คือ อิทธิพลทั้งหมด (total effect) ของ X ที่ส่งต่อ Y เมื่อไม่นำตัวแปรส่งผ่าน (Med) มาศึกษา
- c' คือ อิทธิพลทางตรงของ X ที่ส่งต่อ Y เมื่อควบคุมอิทธิพลของ Med จะไม่พบนัยสำคัญทางสถิติ

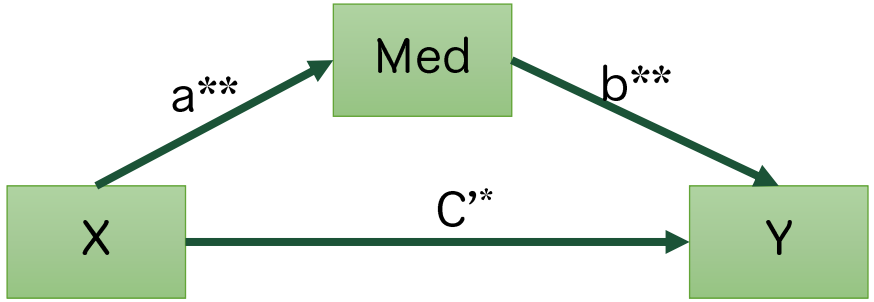
หากควบคุมอิทธิพลของMed ไว้จะทำให้ X ไม่สามารถส่งอิทธิพลต่อ Y ได้ กล่าวคือ X ไม่ได้มีความสัมพันธ์โดยตรงกับ Y



ดังนั้น อิทธิพลทางอ้อมของ X ที่ส่งต่อY = a x b = ผลต่างของอิทธิพลทั้งหมดกับอิทธิพลทางตรง (c – c') ของ X ที่ส่งต่อ Y

โมเดลการส่งผ่านบางส่วน
(Partial mediation)

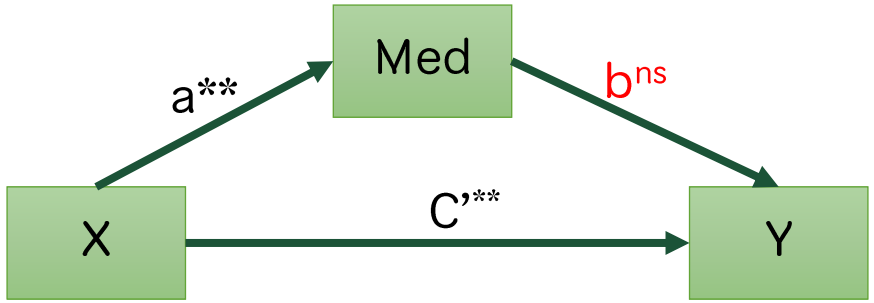
- X ส่งอิทธิพลต่อ Med อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (a) และ Med ส่งอิทธิพลต่อ Y ลดลงแต่ยังคงมีนัยสำคัญทางสถิติ (b) ในขณะเดียวกัน X มีอิทธิพลทางตรงบางส่วนที่ส่งต่อ Y อย่างมีนัยสำคัญสถิติ (c')



ดังนั้น อิทธิพลทั้งหมดของ X ที่ส่งต่อ Y = อิทธิพลทางอ้อม (a x b) + อิทธิพลทางตรง (c')

กรณีที่การตรวจสอบอิทธิพลทางตรงจาก X ที่มีต่อ Med และการส่งอิทธิพลทางตรงจาก X ที่มีต่อY พบนัยสำคัญทางสถิติ (a และ c') แต่ผลการตรวจสอบอิทธิพลทางตรงของ Med ที่ส่งต่อ Y ไม่พบว่ามีนัยสำคัญทางสถิติ (b) ลักษณะเช่นนี้เรียกว่า ไม่มีการส่งผ่านอิทธิพลของตัวแปรส่งผ่านในโมเดลเชิงสาเหตุ หรือเป็น**การไม่ส่งผ่านอิทธิพล (no mediation)** กรณี

⇨ ตัวส่งผ่านทำหน้าที่เป็นเพียงตัวแปรตามอีกตัวหนึ่งในงานวิจัยเท่านั้น



การตรวจสอบอิทธิพลส่งผ่านด้วยสมการถดถอย

ขั้นที่	สมการถดถอย	ทดสอบ	
1	$Y = \mu_1 + cX + \epsilon_1$	ผลอิทธิพลทางตรงทั้งหมดของ X ที่มีต่อ Y คือ ค่า c	c ➡ sig
2	$Med = \mu_2 + aX + \epsilon_2$	ผลอิทธิพลทางตรงของ X ที่มีต่อ Med คือ ค่า a	a ➡ sig
3	$Y = \mu_3 + c'X + bMed + \epsilon_3$	• ผลอิทธิพลทางตรงที่เหลืออยู่ของ X ที่มีต่อ Y เมื่อควบคุมอิทธิพลของตัวแปร Med ให้มีค่าคงที่ คือ ค่า c' • ผลอิทธิพลทางตรงของ Med ที่มีต่อ Y เมื่อควบคุมอิทธิพลของ X ให้มีค่าคงที่ คือ ค่า b	• C' ➡ non sig ➡ complete mediation • C' < C and sig ➡ partial mediation • a ➡ non sig ➡no mediation • b ➡ non sig ➡no mediation

หมายเหตุ: การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสามารถใช้โปรแกรม เช่น LISREL AMOS MPLUS ได้ ซึ่งได้รับความนิยม เนื่องจากสามารถวิเคราะห์ total effect, direct effect, and indirect effect ของตัวแปรอิสระ ตัวแปรส่งผ่าน และตัวแปรตามที่มีมากกว่า 1 ตัว รวมถึงประมาณค่าสัมประสิทธิ์ขนาดอิทธิพลและทดสอบนัยสำคัญของทุกตัวแปรในโมเดลได้พร้อมกันในคราวเดียว และยังให้ผลการวิเคราะห์ที่มีความเชื่อถือได้มากกว่าเทคนิควิเคราะห์อื่นๆ อีกด้วย