

# การวิเคราะห์องค์ประกอบ เชิงสำรวจ (2)

การประเมินลักษณะมนุษย์

สันทัด พรประเสริฐมานิต

# โครงร่างการนำเสนอ

- การเลือกจำนวนองค์ประกอบ
- การหมุนองค์ประกอบ
- การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ
- สรุปกระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบ
- ตัวอย่างและการเขียนรายงาน

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

สถิติชั้นกลางสำหรับจิตวิทยา

สันหัต พรประเสริฐมานิต

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- ในการคัดเลือกโมเดล
  - ควรยึดหลักความเหมาะสมแบบประมาณ (Approximate Fit) ละทิ้งรายละเอียดที่ไม่จำเป็น
  - มิใช่ความเหมาะสมแบบสมบูรณ์ (Absolute Fit) ที่เก็บรายละเอียดมากเกินไป ทำให้โมเดลซับซ้อนมากเกินไป
- อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ จะไม่ได้ใช้จำนวนองค์ประกอบตามเครื่องมือทั้งหมด แต่ใช้เครื่องมือเพื่อเป็นจุดเริ่มต้นหาจำนวนองค์ประกอบที่เหมาะสมตามวิจากรณญาณของผู้วิเคราะห์

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- เครื่องมือที่ช่วยให้คุณเลือกจำนวนองค์ประกอบ
  - คำแนะนำอย่างง่าย (Rule of thumb)
  - การตรวจสอบด้วยกราฟ (Graphical illustration)
  - การตรวจสอบค่าความเหมาะสมของโมเดล (Model fit evaluation)
  - การตรวจสอบผ่านการเปรียบเทียบโมเดล (Model comparison)

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## คำแนะนำอย่างง่าย (Rule of thumb)

หลักการ eigenvalues ( $l_k$ ) มากกว่า 1

- คำว่า eigenvalues ในที่นี้ คือ การดูผลลัพธ์การสกัดองค์ประกอบตั้งแต่ครั้งแรก แล้ว คัดเลือกองค์ประกอบที่สามารถอธิบายความแปรปรวนได้เทียบเท่าหรือมากกว่า 1 ตัวแปร
- ข้อแนะนำนี้ผิด เนื่องจากว่าเราไม่ได้ใช้ทั้งตัวแปรในการวิเคราะห์องค์ประกอบ แต่ใช้เฉพาะส่วนที่ตัวแปรนั้น ซ้อนทับกับตัวแปรอื่นในการวิเคราะห์ ทำให้องค์ประกอบที่มีความหมายอาจมี eigenvalues ต่ำกว่า 1 ได้

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

องค์ประกอบควรอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรทั้งหมดอย่างน้อย 60% (หรือ 50% หรือค่าอื่น)

$$\% \text{Variance Explained} = \frac{l_1 + l_2 + \dots + l_k}{J}$$

- ข้อแนะนำนี้ผิด เนื่องจากว่าความแปรปรวนของข้อคำถามส่วนหนึ่งเกิดจากคะแนนจำเพาะ (Unique score) ในแต่ละข้อคำถาม แต่ละมาตรมีสัดส่วนคะแนนจำเพาะไม่เท่ากัน

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

องค์ประกอบควรอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรทั้งหมดอย่างน้อย 60%  
(หรือ 50% หรือค่าอื่น)

- ในบางสถานการณ์ คะแนนจำเพาะมีความแปรปรวนสูง
  - เช่น การวัดความเก่งด้านวิชาการ ที่ประกอบไปด้วยคะแนนจากวิชาต่างๆ ซึ่งในกรณีนี้คะแนนวิชาต่างๆ จะมีความแปรปรวนจำเพาะสูง และน้ำหนักองค์ประกอบของความถนัดทางวิชาการจะต่ำ
  - แต่ความแปรปรวนจำเพาะสูง ไม่ได้หมายความว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบไม่ถูกต้อง

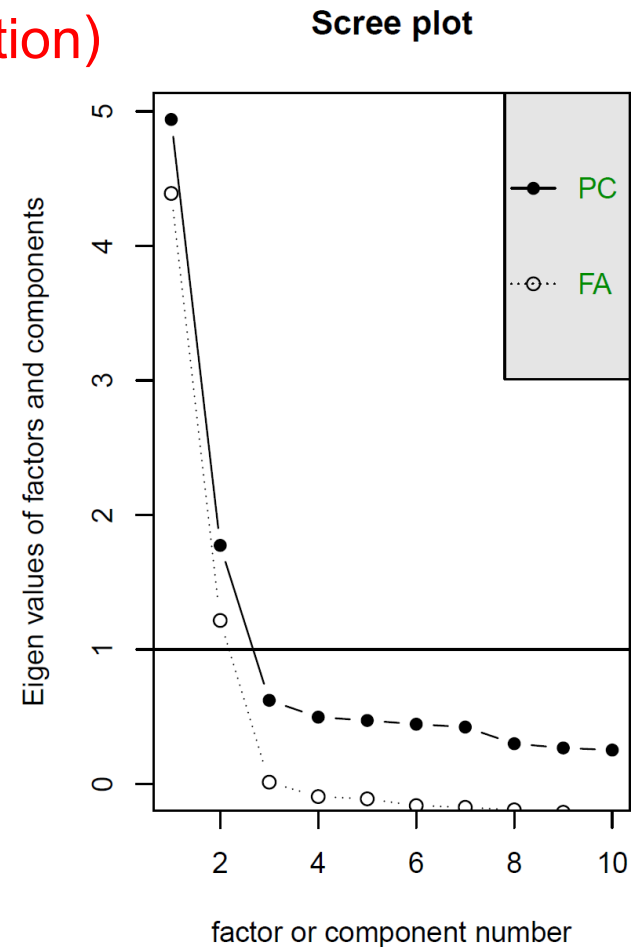


# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## การตรวจสอบด้วยกราฟ (Graphical Illustration)

### วิธีการวาด Scree plot

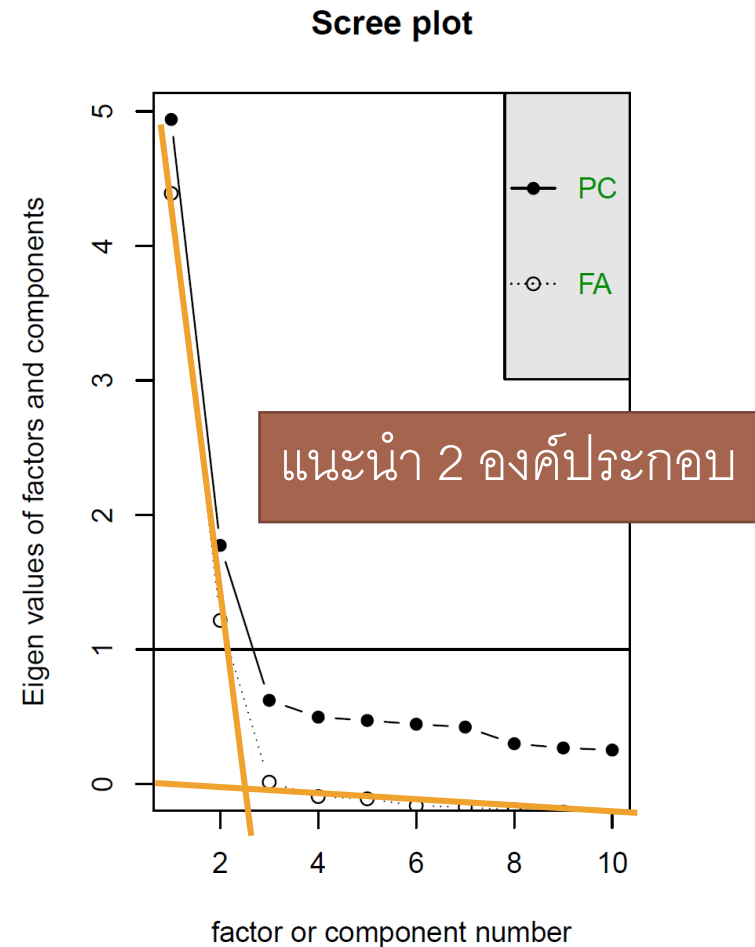
- Scree plot เป็นการนำ eigenvalues ของแต่ละองค์ประกอบมาสร้างกราฟ



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- วิธีการตรวจสอบจำนวนองค์ประกอบ คือ
  - ให้ลากเส้นจากองค์ประกอบที่ 1 ลงมา
  - ลากเส้นจากองค์ประกอบสุดท้ายขึ้นไป
  - หาจุดตัด
  - จำนวนองค์ประกอบที่อยู่ด้านซ้ายจุดตัด คือ จำนวนองค์ประกอบที่แนะนำ

วิธีการนี้ ค่อนข้างเป็นอัตนัย เพราะใช้ **จินตนาการ** สูง อาจทำให้คนตัดสินจำนวนองค์ประกอบที่แตกต่างกัน



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- คำสั่ง scree (จาก psych package) ใน R สามารถวาด Scree plot ทั้งจาก PCA และ EFA
- แต่ SPSS นำ eigenvalues จาก PCA มาสร้าง Scree plot ถึงแม้ว่าเรากำลังทำ EFA อยู่ก็ตาม
- จากตัวอย่างนี้ ได้ผล PCA และ EFA เท่ากัน คือ 2 องค์ประกอบ แต่ผมไม่แน่ใจว่าในตัวอย่างอื่น ผลจะออกมากแตกต่างกันหรือไม่

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## การวิเคราะห์คู่ขนาน (Parallel analysis)

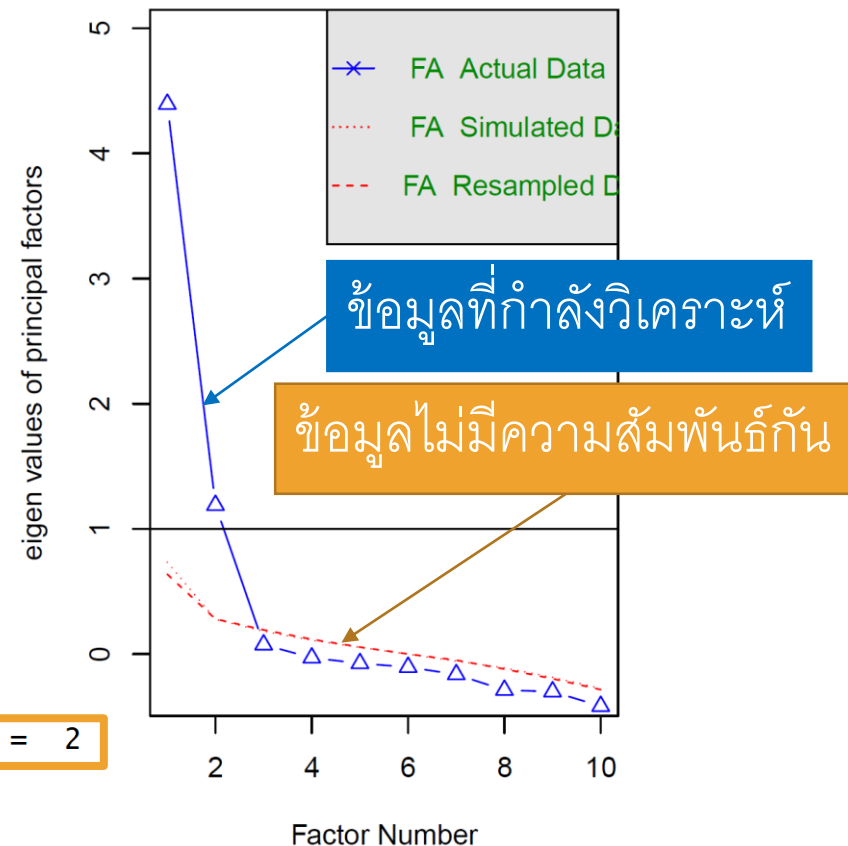
- Horn (1965) เห็นปัญหาที่คนตัดสินใจจำนวนองค์ประกอบใน scree plot แตกต่างกัน จึงนำเสนอการวิเคราะห์คู่ขนาน (Parallel analysis) ขึ้น
- วิธีคือสร้างข้อมูลขึ้นมาหลายๆ ชุด โดยข้อมูลดังกล่าวมีจำนวนข้อคำถามและกลุ่มตัวอย่างเท่ากับข้อมูลเดิม **แต่ข้อมูลไม่มีความสัมพันธ์กัน**
- หลังจากนั้น ทำ EFA เพื่อดูว่า eigenvalues จะมีลักษณะอย่างไร หากข้อคำถามไม่มีความสัมพันธ์กัน
- วิธีนี้สามารถทำได้จาก fa.parallel (จาก psych package) ใน R

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- จุดสุดท้ายที่เส้น scree plot จากข้อมูลเหนือกว่าเส้น scree plot จากการสุ่ม คือ จำนวนองค์ประกอบที่แนะนำ
- ในภาพนี้ คือ 2 องค์ประกอบ (ในองค์ประกอบที่ 2 สิ้นน้ำเงินสูงกว่าสี่สัมมนิดเดียว)
- มี Output จากฟังก์ชันด้วย

Parallel analysis suggests that the number of factors = 2

Parallel Analysis Scree Plots



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

การตรวจสอบค่าความเหมาะสมของโมเดล (Model fit evaluation)

สถิติทดสอบความแตกต่างระหว่าง  $\Sigma_M$  และ  $\Sigma$  (Goodness-of-fit test)

$$\chi^2 = (N - 1)F_M$$

- หากโมเดลสร้างขึ้นมาเป็นโมเดลในประชากรจริง ค่า  $\chi^2$  จะมีการกระจายเป็น chi-square distribution ตาม  $df$  ที่แสดงไว้ในผลการวิเคราะห์
- $df =$  จำนวนข้อมูล – จำนวนค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ประมาณค่า
- ยิ่งจำนวนองค์ประกอบเยอะ ยิ่งมีค่า  $df$  น้อยลง

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

$$H_0: \Sigma = \Sigma_M$$

ค่า  $p$  จาก  
Goodness-of-fit Test

$p < .05$

$p > .05$

โมเดลสร้าง Correlation Matrix ได้แตกต่าง  
จากข้อมูลจริงอย่างมีนัยสำคัญ

โมเดลสร้าง Correlation Matrix ไม่แตกต่าง  
จากข้อมูลจริงอย่างมีนัยสำคัญ

- ปัญหาที่ 1 ความแตกต่าง อาจมีค่าสูงมากหรือมีค่านิดเดียว และกำลังในการทดสอบทางสถิตินี้ ก็ขึ้นอยู่กับจำนวนกลุ่มตัวอย่าง
  - ขนาดความแตกต่างน้อย กลุ่มตัวอย่างสูง กำลังอาจสูง
  - ขนาดความแตกต่างมาก แต่กลุ่มตัวอย่างต่ำ กำลังอาจต่ำ
  - เนื่องจากผลการตัดสินใจขึ้นอยู่กับกลุ่มตัวอย่าง จึงไม่แนะนำวิธีการนี้

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

$$H_0: \Sigma = \Sigma_M$$

ค่า  $p$  จาก  
Goodness-of-fit Test

$p < .05$

$p > .05$

โมเดลสร้าง Correlation Matrix ได้แตกต่าง  
จากข้อมูลจริงอย่างมีนัยสำคัญ

โมเดลสร้าง Correlation Matrix ไม่แตกต่าง  
จากข้อมูลจริงอย่างมีนัยสำคัญ

- ปัญหาที่ 2 เป็นการทดสอบความถูกต้องแบบสมบูรณ์ (Absolute Fit) ไม่ได้ทดสอบความถูกต้องพอประมาณ (Approximate Fit)



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## ใช้ดัชนีความเหมาะสม (Fit indices)

- ดัชนีที่วัดความแตกต่างระหว่าง  $\Sigma_M$  และ  $\Sigma$  โดยที่ไม่ได้รับอิทธิพลจากกลุ่มตัวอย่าง ดัชนีเหล่านี้ ถือว่าเป็นดัชนีที่ได้รับการยอมรับในการทดสอบความเหมาะสมของโมเดลและรายงานในผลการวิเคราะห์
  - Tucker-Lewis Index (TLI)
  - Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)

Tucker Lewis Index of factoring reliability = 1.012

RMSEA index = 0 and the 90 % confidence intervals are 0 0.036

BIC = -118.29

Fit based upon off diagonal values = 1

Measures of factor score adequacy

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- RMSEA เป็นหนึ่งในค่าดัชนีวัดความแตกต่างที่ได้รับความนิยมสูงสุด

$$\text{RMSEA} = \sqrt{\max \left\{ \left( \frac{\chi^2 - df}{df(N - 1)} \right), 0 \right\}}$$

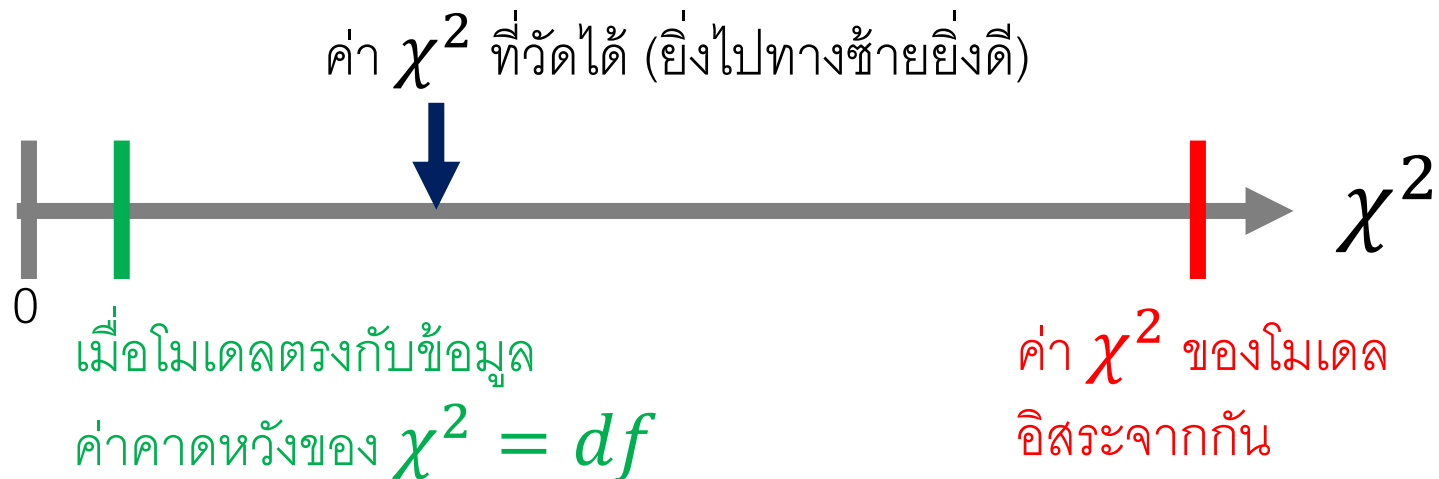
- Browne & Cudeck (1992), Preacher et al. (2011) แนะนำว่าโมเดลที่ดีควรมี RMSEA < .05

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- หากสามารถคำนวณช่วงเชื่อมั่นของ RMSEA ได้ (เช่น ใช้ฟังก์ชัน  $fa$  ใน R) ช่วงเชื่อมั่นทางซ้ายน้อยกว่า .05 ถือเป็นค่าที่ดี (Preacher et al., 2011)
- หากโมเดลที่มีจำนวนองค์ประกอบแตกต่างกัน และทั้งคู่มีค่า RMSEA ใกล้เคียงกัน แนะนำให้เลือกโมเดลที่มีจำนวนองค์ประกอบต่ำกว่า

# การเลือกจำนวนองศาอิสระ

- TLI เป็นดัชนีวัดความเหมาะสมของโมเดล เปรียบเทียบกับโมเดลที่แย่ที่สุด
- โมเดลที่แย่ที่สุด ที่ควรจะไม่เหมาะสมกับข้อมูลเลย คือ โมเดลอิสระจากกัน (Independence Model) ที่ในโมเดลจะบอกว่าทุกตัวแปรสังเกตได้ ไม่มีความสัมพันธ์กันเลย



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- TLI ใช้วิธีการคำนวณดังนี้

$$TLI = \frac{\frac{\chi_I^2}{df_I} - \frac{\chi^2}{df}}{\frac{\chi_I^2}{df_I} - 1}$$

- ค่า TLI ที่ดี ควรมีค่า .95 ขึ้นไป (Hu & Bentler, 1999)

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- ถึงแม้ RMSEA และ TLI (หรือดัชนีความเหมาะสมอื่นๆ) จะมีแนวทางในการตัดสินใจว่าโมเดลเหมาะสมหรือไม่ อย่างชัดเจน (เช่น  $RMSEA < .05$ ) แต่งานวิจัยในภายหลังพบว่าแนวทางนั้น ใช้ไม่ได้ทุกสถานการณ์
- เช่น ยิ่งจำนวนข้อคำถามมากขึ้น RMSEA มีแนวโน้มน้อยลง และ TLI มีแนวโน้มสูงขึ้น แม้ขนาดความผิดพลาดของโมเดล (Model Misspecification) จะเท่าเดิม
- อย่างไรก็ตาม วิธีนี้เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในปัจจุบัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการวิเคราะห์ Structural Equation Modeling

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- ตัวอย่างการวิเคราะห์

ค่าดัชนี	1 องค์ประกอบ	2 องค์ประกอบ	3 องค์ประกอบ
$\chi^2$	303.91	19.46	8.31
$df$	35	26	18
$p$	< .001	.82	.97
RMSEA	.199	.000	.000
95% CI of RMSEA	(.176, .217)	(.000, .000)	(.000, .000)
TLI	.649	1.012	1.025

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## การเปรียบเทียบโมเดล (Model comparison)

- เป็นการเปรียบเทียบระหว่างโมเดลที่มี  $K$  องค์ประกอบ และ  $K + 1$  องค์ประกอบ ว่าเหมาะสมกับข้อมูลแตกต่างกันหรือไม่



# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## เปรียบเทียบความเป็นไปได้ของโมเดล (Likelihood ratio test)

- ให้นำค่า  $\chi^2$  ของโมเดลที่มี  $K$  องค์ประกอบ และ  $K + 1$  องค์ประกอบมาเปรียบเทียบกัน
- หากโมเดลที่มี  $K$  องค์ประกอบเป็นจริง ค่า  $\Delta\chi^2$  จะมีการกระจายเป็น Chi-square distribution ที่มี  $df$  เท่ากับ  $df$  ที่แตกต่างกันระหว่างสองโมเดล

$$H_0: \Sigma_K = \Sigma_{K+1} \quad p < .05$$

ค่า  $p$  จาก Likelihood  
ratio test

$$p > .05$$

โมเดลทั้งสองแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ  
เลือกโมเดลที่ซับซ้อนมากกว่า

โมเดลทั้งสองไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ  
เลือกโมเดลที่ซับซ้อนน้อยกว่า

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- การทดสอบนี้ มีจุดด้อยเหมือนกับ Goodness-of-fit test ที่ผลขึ้นอยู่กับจำนวนกลุ่มตัวอย่าง
- นอกจากนี้ หากกลุ่มตัวอย่างสูงมากเพียงพอ องค์ประกอบที่เพิ่มขึ้นมาใหม่ แม้จะขนาดน้อยเพียงใด ก็จะทำให้การทดสอบนี้ถึงระดับนัยสำคัญ

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

## เกณฑ์ของข้อมูล (Information Criterion)

- อีกวิธีการหนึ่ง คือใช้ Akaike Information Criterion (AIC)

$$AIC = \chi^2 + J(J + 1) - 2df$$

- หากมีหลายโมเดล โมเดลที่มีค่านี้นี้ต่ำที่สุด จะเป็นโมเดลที่แนะนำ
- AIC จะต่ำลง ถ้า  $\chi^2$  มีค่าน้อยลง ( $\Sigma_M$  และ  $\Sigma$  ใกล้เคียงกันมากขึ้น) แต่จะสูงขึ้นเมื่อจำนวนองค์ประกอบเพิ่มขึ้น AIC จะดูว่าจำนวนองค์ประกอบที่ใส่เข้าไปคุ้มค่ากับค่า  $\chi^2$  ที่น้อยลงหรือไม่

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- อีกวิธีการหนึ่งคือ Bayesian Information Criterion (BIC)

$$BIC = \chi^2 + \log \left\{ \left( \frac{N + 2}{24} \right) \left( \frac{J(J + 1)}{2} - df \right) \right\}$$

- BIC จะเหมือน AIC แต่การสูงขึ้นของค่า BIC เมื่อเพิ่มจำนวนองค์ประกอบ ถูกถ่วงน้ำหนักด้วยจำนวนกลุ่มตัวอย่าง หากกลุ่มตัวอย่างสูงมีแนวโน้มจะชอบโมเดลที่มีจำนวนองค์ประกอบสูงกว่าได้ง่ายขึ้น
- Preacher et al. (2011) พบว่า AIC มีประสิทธิภาพดีกว่า BIC

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- ตัวอย่างการวิเคราะห์

	1 องค์ประกอบ	2 องค์ประกอบ	3 องค์ประกอบ
$\Delta\chi^2$	284.45	11.16	
$\Delta df$	9	8	
$p$	< .001	.19	
AIC	343.91	77.46	82.31
BIC	118.47	-118.29	-87.06

สรุป	มีจุดตัดชัดเจน	คำนึงถึง Approximate Fit	ไม่เปลี่ยนแปลงตาม จำนวนกลุ่มตัวอย่าง
Eigenvalue > 1	หลักการไม่ถูกต้อง ไม่ต้องสนใจ		
% Proportion Explained > 60%			
Scree plot	✗	✗	✓
Parallel analysis	✓	✗	✓
Goodness-of-fit Test	✓	✗	✗
Fit Indices	✓ และ ✗	✓	✓
Likelihood Ratio Test	✓	✗	✗
Information Criteria	✓	✓	✓ และ ✗

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- สิ่งเหล่านี้ เป็นเพียงแค่**แนะนำ**ว่า จำนวนองค์ประกอบมีเท่าไร แต่**ไม่ได้ตัดสินใจ**ให้คุณ
- สิ่งที่คุณควรทำ คือ ลองวิเคราะห์ด้วยหลายโมเดล ที่มีจำนวนองค์ประกอบแตกต่างกัน แล้วตรวจสอบว่าโมเดลไหนที่
  - มีองค์ประกอบที่สำคัญ
  - ไม่มีองค์ประกอบที่ไม่สำคัญ
  - องค์ประกอบทุกองค์ประกอบมีจำนวนข้อคำถามมากกว่า 3 ตัวแปร ซึ่งทำให้ขยายผลไปยังกลุ่มตัวอย่างอื่นได้ง่าย
- สามสิ่งนี้ จะกล่าวถึงอีกครั้ง ในเรื่องการตีความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

# การเลือกจำนวนองค์ประกอบ

- จากตัวอย่างเรื่องอารมณ์ทางบวก อารมณ์ทางลบ ทุกดัชนีชี้ไปที่ 2 องค์ประกอบ แต่ในการวิเคราะห์จริง คุณควรลองวิเคราะห์ 1 องค์ประกอบ และ 3 องค์ประกอบควบคู่ไปด้วย



# การหมั่นองค์ประกอบ

สถิติชั้นกลางสำหรับจิตวิทยา

สันทัต พรประเสริฐมานิต

# การหมุนองค์ประกอบ

- การตีความหมายขององค์ประกอบที่ได้ สามารถทำได้ผ่านการตรวจสอบน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor Loading)

- เช่น

$$\Lambda^{\dagger} = \begin{bmatrix} -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \end{bmatrix}$$

- อาจมองว่าปัจจัยแรก เป็นปัจจัยที่ให้น้ำหนักทุกข้อเหมือนกัน เหมือนเป็น general factor แต่ปัจจัยที่สองแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างคะแนนเฉลี่ยสามข้อแรก และสามข้อสุดท้าย

# การหมุนองค์ประกอบ

- ความหมายที่ได้นั้น อาจไม่ตอบวัตถุประสงค์ที่ต้องการ เช่น นักวิจัยต้องการ ปัจจัยที่มีความหมายตรงๆ เลยกว่า ปัจจัยนี้วัดอะไร (ไม่ใช่สิ่งรวมๆ)
- จากปรากฏการณ์ความกำหนัดไม่ได้ขององค์ประกอบ (Factor Indeterminacy) ที่มีค่า  $\Lambda$  และ  $\Phi$  จำนวนมากที่ให้ค่า  $C$  เหมือนกันใน สมการ  $C = \Lambda\Phi\Lambda'$  โดยที่คุณสมบัติของโมเดลไม่เปลี่ยนแปลง
- การหมุนองค์ประกอบ (Factor Rotation) เป็นการหาค่า  $\Lambda$  และ  $\Phi$  ใหม่ ส่งผลให้ความหมายขององค์ประกอบเปลี่ยน แต่ไม่เปลี่ยนคุณลักษณะของ ข้อมูล

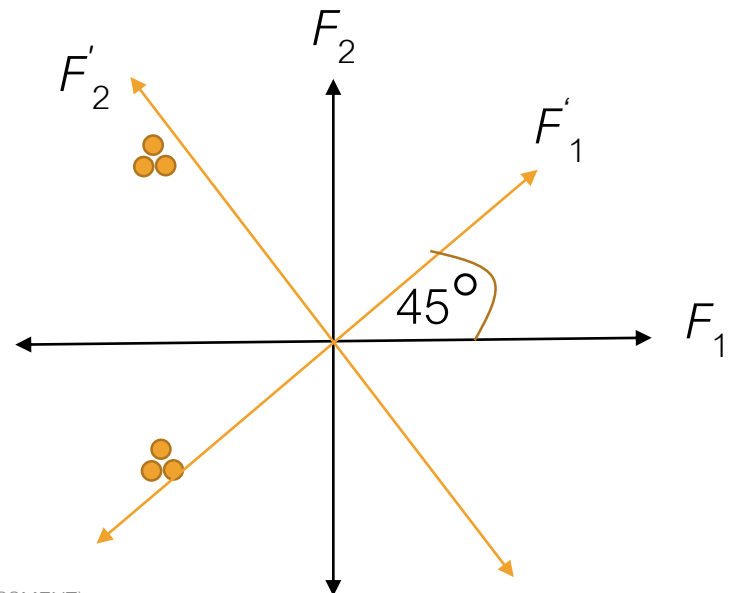
# การหมุนองค์ประกอบ

สังเกตว่า ตำแหน่งของข้อมูลเหมือน แต่แกนของกราฟเปลี่ยนแปลงไป

$\Lambda\Lambda' = \Lambda^*\Lambda^{*'} \longrightarrow$  ค่า  $\mathbf{C}$  และ ค่า  $\Sigma_M$  เหมือนเดิม

$$\Lambda = \begin{bmatrix} -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} -0.759 & 0.130 \\ -0.759 & 0.130 \\ -0.759 & 0.130 \\ -0.130 & 0.759 \\ -0.130 & 0.759 \\ -0.130 & 0.759 \end{bmatrix}$$



# การหมุนองค์ประกอบ

- องค์ประกอบเริ่มต้นจากการสกัดองค์ประกอบนั้นจะเป็นอิสระจากกัน (ความสัมพันธ์เท่ากับ 0) กล่าวคือ  $\Phi = \mathbf{I}$
- การหมุนแกนจะมี 2 รูปแบบ คือ
  - การหมุนแบบมุมฉาก (Orthogonal rotation) เป็นการหมุนที่ยังให้องค์ประกอบยังเป็นอิสระจากกันอยู่ หรือ  $\Phi = \mathbf{I}$
  - การหมุนแบบมุมแหลม (Oblique rotation) เป็นการหมุนที่ยอมให้องค์ประกอบมีความสัมพันธ์กัน ซึ่ง  $\Phi$  จะมีค่านอกแนวทแยงมุมไม่เท่ากับ 0 แทนถึงค่าสหสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบ

# การหมุนองค์ประกอบ

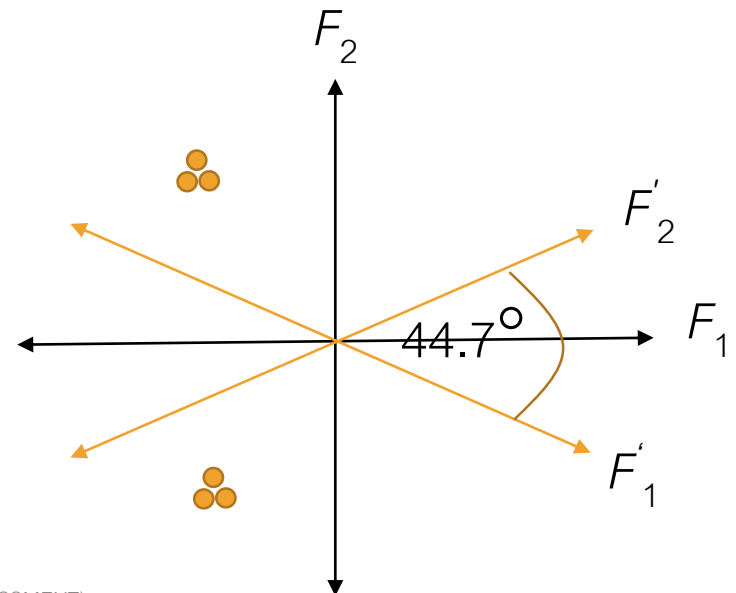
- ตัวอย่างการหมุนแกนแบบมุมแหลม

$\Lambda\Lambda' = \Lambda^*\Phi^*\Lambda^{*'} \longrightarrow$  ค่า  $\mathbf{C}$  และ ค่า  $\Sigma_M$  เหมือนเดิม

$$\Lambda = \begin{bmatrix} -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \end{bmatrix}$$

$$\Phi^* = \begin{bmatrix} 1 & .7 \\ .7 & 1 \end{bmatrix}$$



# การหมุนองค์ประกอบ

- การหมุนแกน เป็นเพียงแค่ทำให้การตีความหมายง่ายยิ่งขึ้น
  - ไม่ได้เปลี่ยนแปลงความเหมาะสมของโมเดล (Model fit)
  - ไม่ได้เปลี่ยนแปลงสัดส่วนที่องค์ประกอบทั้งหมดสามารถอธิบายความแปรปรวนข้อคำถามแต่ละข้อ หรือสัดส่วนร่วม (Communalities)
  - การเปรียบเทียบระหว่างโมเดลที่จำนวนองค์ประกอบแตกต่างกัน ก็เหมือนเดิม
- ดังนั้น คุณจะหมุนแกนอย่างไรก็ได้ โมเดลก็ยังถูกเสมอ ดังนั้นเป้าหมายสำคัญคือการหมุนแกนอย่างไรให้สามารถตีความหมายได้เหมาะสมกับทฤษฎีได้
  - ให้ได้องค์ประกอบที่สำคัญ
  - ให้ได้องค์ประกอบที่ทำให้ขยายผลไปยังกลุ่มตัวอย่างอื่นได้ง่าย

# การหมุนองค์ประกอบ

- เมทริกซ์นำหนักองค์ประกอบหลังจากหมุนแกน (Rotated loading matrix;  $\Lambda^*$ ) อาจเรียกว่าเมทริกซ์รูปแบบ (Pattern matrix) เพราะมักถูกใช้ในการแปลความหมายองค์ประกอบ
- เมทริกซ์แสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อคำถามและองค์ประกอบจะเรียกว่าเมทริกซ์โครงสร้าง (Structure matrix)

$$\mathbf{S} = \mathbf{\Lambda}^* \mathbf{\Phi}^*$$

- $\mathbf{\Lambda}^*$  และ  $\mathbf{S}$  จะมีค่าเท่ากันในการหมุนแกนแบบมุมฉาก เนื่องจาก  $\mathbf{\Phi}^* = \mathbf{I}$
- ดังนั้น คุณอาจเจอหนังสือบางเล่ม ใช้คำว่า Structure matrix แทนนำหนักองค์ประกอบในการหมุนแกนแบบมุมฉาก



# การหมุนองค์ประกอบ

- สิ่งที่น่าสนใจส่วนใหญ่ต้องการ คือ การให้นำหนักองค์ประกอบอ่านผลได้ง่าย กล่าวคือ
  - นำหนักองค์ประกอบมีค่าใกล้ 1, -1, หรือ 0 ไปเลย ไม่ให้มีค่าระหว่างกลางที่ทำให้แปลความหมายได้ยาก
  - มีน้ำหนักองค์ประกอบขนาดใกล้ -1 หรือ 1 เพียงองค์ประกอบเดียว และใกล้ 0 ในองค์ประกอบอื่นๆ
- เช่น ด้านขวา แปลความหมายง่ายกว่าด้านซ้าย

$$\Lambda^\dagger = \begin{bmatrix} -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & -0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \\ -0.629 & 0.445 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \end{bmatrix}$$

# การหมุนองค์ประกอบ

- หากแต่ละแถว (หรือข้อคำถาม) มีค่าใกล้ -1 หรือ 1 เพียงแค่หนึ่งองค์ประกอบ และใกล้ 0 ในองค์ประกอบที่เหลือ โครงสร้างดังกล่าวจะเรียกว่า โครงสร้างอย่างง่ายมาก (Very simple structure; Revelle, 2007)
- ซึ่งสิ่งนี้แตกต่างจากโครงสร้างอย่างง่าย (Simple structure) ที่ Thurstone ได้กล่าวไว้ และผมจะไม่กล่าวถึงในที่นี้

ตัวอย่างโครงสร้างแบบง่ายมาก

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \end{bmatrix}$$

# การหมุนองค์ประกอบ

- นักสถิติได้พัฒนาวิธีการทางคอมพิวเตอร์ที่ช่วยให้เกิดโครงสร้างอย่างง่ายมากคือ
  - หมุนแกนแบบตั้งฉาก: Varimax
  - หมุนแกนแบบมุมแหลม: Quartimin, GeominQ

## Varimax

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.677	-0.221
EMO02	0.652	-0.197
EMO03	0.800	-0.177
EMO04	0.832	-0.201
EMO05	0.816	-0.234
EMO06	-0.213	0.698
EMO07	-0.284	0.549
EMO08	-0.143	0.761
EMO09	-0.239	0.826
EMO10	-0.243	0.728

## Quartimin

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.686	-0.049
EMO02	0.666	-0.030
EMO03	0.837	0.036
EMO04	0.865	0.018
EMO05	0.836	-0.024
EMO06	-0.018	0.721
EMO07	-0.144	0.533
EMO08	0.080	0.811
EMO09	-0.006	0.857
EMO10	-0.042	0.746

## GeominQ

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.685	-0.052
EMO02	0.664	-0.033
EMO03	0.835	0.032
EMO04	0.862	0.013
EMO05	0.834	-0.028
EMO06	-0.020	0.720
EMO07	-0.145	0.533
EMO08	0.077	0.810
EMO09	-0.009	0.856
EMO10	-0.044	0.745

องค์ประกอบ  
ไม่สัมพันธ์กัน

	ML1	ML2
ML1	1.000	-0.506
ML2	-0.506	1.000

	ML1	ML2
ML1	1.0	-0.5
ML2	-0.5	1.0

# การหมุนองค์ประกอบ

- อีกเรื่องหนึ่ง ที่สามารถทำให้การหมุนแกนเปลี่ยนแปลงไป คือ การทำ Kaiser's Normalization ก่อนนำหมุนแกน

$$\text{ให้ } w_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_{j1}^2 + \lambda_{j2}^2 + \dots + \lambda_{jK}^2}}$$

- น้ำหนักนี้ จะนำไปคูณในแต่ละแถวของเมทริกซ์ น้ำหนักองค์ประกอบ ก่อนหมุนแกน เช่น
- พอหมุนแกนด้วยวิธีที่ต้องการเสร็จ เอาน้ำหนักไปหารแต่ละแถวของเมทริกซ์ผลลัพธ์จากการหมุนแกน

$$\begin{bmatrix} w_1 \lambda_{11} & w_1 \lambda_{12} \\ w_2 \lambda_{21} & w_2 \lambda_{22} \\ w_3 \lambda_{31} & w_3 \lambda_{32} \\ w_4 \lambda_{41} & w_4 \lambda_{42} \\ w_5 \lambda_{51} & w_5 \lambda_{52} \\ w_6 \lambda_{61} & w_6 \lambda_{62} \\ w_7 \lambda_{71} & w_7 \lambda_{72} \\ w_8 \lambda_{81} & w_8 \lambda_{82} \end{bmatrix}$$

# Varimax

Normalize = TRUE

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.674	-0.230
EMO02	0.649	-0.206
EMO03	0.798	-0.188
EMO04	0.829	-0.213
EMO05	0.812	-0.246
EMO06	-0.203	0.701
EMO07	-0.276	0.553
EMO08	-0.133	0.763
EMO09	-0.227	0.830
EMO10	-0.233	0.732

# Quartimin

Normalize = TRUE

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.688	-0.044
EMO02	0.668	-0.025
EMO03	0.841	0.043
EMO04	0.868	0.024
EMO05	0.839	-0.018
EMO06	-0.006	0.727
EMO07	-0.135	0.536
EMO08	0.094	0.819
EMO09	0.009	0.865
EMO10	-0.029	0.752

# GeominQ

Normalize = TRUE

Loadings:

	ML1	ML2
EMO01	0.687	-0.046
EMO02	0.667	-0.027
EMO03	0.839	0.040
EMO04	0.867	0.021
EMO05	0.838	-0.021
EMO06	-0.012	0.724
EMO07	-0.139	0.535
EMO08	0.087	0.816
EMO09	0.002	0.861
EMO10	-0.035	0.749

องค์ประกอบ  
ไม่สัมพันธ์กัน

	ML1	ML2
ML1	1.000	-0.524
ML2	-0.524	1.000

	ML1	ML2
ML1	1.000	-0.516
ML2	-0.516	1.000

# การหมุนองค์ประกอบ

- คำแนะนำในการเลือกวิธีหมุนองค์ประกอบ
  - Varimax และวิธีการหมุนแกนแบบมุมฉากอื่น ไม่ควรใช้ เพราะไม่สะท้อนธรรมชาติขององค์ประกอบ ยกเว้นคุณจงใจให้องค์ประกอบไม่สัมพันธ์กัน
  - Quartimin เป็นวิธีการที่ดีในการหมุนแกนแบบมุมแหลม และให้นำหน้าองค์ประกอบแบบง่ายมาก แต่มีแนวโน้มที่อาจทำให้ Factor loading  $> 1$  หรือ Factor Correlation ขนาดสูงมาก (Browne, 2001; Sass & Schmitt, 2010)
  - GeominQ เป็นวิธีการที่ดีเหมือน Quartimin และให้ผลลัพธ์ประหลาดน้อยกว่า Quartimin
  - คุณจะทำ Normalization หรือไม่ก็ได้ แต่ถ้าเป็นไปได้ก็ควรเปรียบเทียบผลที่ทั้งทำและไม่ทำ

# การหมั่นองค์ประกอบ

- คุณเลือกหมั่นแบบไหนก็ได้ ขอหมั่นแทนให้แปลความหมายให้ได้ดีที่สุด ซึ่งจะกล่าวเป็นหัวข้อถัดไป



# การแปลความหมายน้ำหนัก องค์ประกอบ

สถิติชั้นกลางสำหรับจิตวิทยา

สันทัด พรประเสริฐมานิต

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ในการแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ นักวิจัยต้องการน้ำหนักที่ใกล้เคียงกับ 1 (หรือ -1) และใกล้เคียงกับ 0 เพราะ
  - ค่าที่ใกล้เคียง 1 หรือ -1 แสดงว่าข้อคำถามดังกล่าว เป็นข้อที่บ่งบอกความหมายขององค์ประกอบ
  - ค่าที่ใกล้เคียง 0 แสดงว่าข้อคำถามดังกล่าวไม่เกี่ยวข้องกับองค์ประกอบ
- แน่นอนว่าในความเป็นจริง ค่าน้ำหนักองค์ประกอบไม่ได้ใกล้เคียง 1 กับ 0 ทั้งหมด
- โดยปกติแล้ว การกำหนดข้อเด่น (Salient item) มักจะใช้จุดตัดว่า หากข้อคำถามมีน้ำหนักองค์ประกอบสูงกว่า .3 หรือ .4 ถือว่าเป็นข้อคำถามเด่น มีส่วนต่อองค์ประกอบดังกล่าว

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ข้อคำถามที่น้ำหนักองค์ประกอบต่ำกว่า .3 หรือ .4 ถือว่าไม่มีส่วนต่อองค์ประกอบดังกล่าว
- ปกติผมใช้ .4 เพราะว่าข้อคำถามดังกล่าว มีแนวโน้มที่ข้อนี้จะเป็นข้อเด่นในกลุ่มตัวอย่างอื่นด้วยมากกว่า (น้ำหนักองค์ประกอบในตัวอย่างอื่นแนวโน้มจะตกลงเล็กน้อย)

$$\Lambda^* = \begin{bmatrix} 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ 0.243 & -0.923 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \\ -0.923 & 0.243 \end{bmatrix}$$

น้ำหนักเด่น  $\rightarrow$

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- กรณีที่การแปลความหมายค่อนข้างลำบาก คือ
  - ข้อคำถามหนึ่ง มีน้ำหนักองค์ประกอบเด่นมากกว่า 1 องค์ประกอบ เรียกกรณีนี้ว่า น้ำหนักองค์ประกอบพหุ (dual loading)
  - ข้อคำถามไม่มีน้ำหนักเด่นเลย
  - ข้อคำถามที่มีน้ำหนักติดลบ

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ในการพิจารณา น้ำหนักองค์ประกอบพหุ (dual loading) ส่วนหนึ่งขึ้นอยู่กับความแตกต่างของน้ำหนักองค์ประกอบ
  - ถ้าน้ำหนักองค์ประกอบหนึ่ง สูงกว่าอีกองค์ประกอบมาก (เช่น มากกว่า .2) คุณอาจจัดข้อความนี้ให้อยู่ในองค์ประกอบที่มีน้ำหนักสูงกว่าเลย

1	2
.803	-.004
.857	-.040
<b>.624</b>	<b>.401</b>
.299	.226
.280	.499
.021	.644
<b>.464</b>	<b>.450</b>
-.101	.751

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ในการพิจารณา น้ำหนักองค์ประกอบพหุ (dual loading) ส่วนหนึ่งขึ้นอยู่กับความแตกต่างของน้ำหนักองค์ประกอบ
  - ถ้าน้ำหนักองค์ประกอบใกล้เคียงกัน หากคุณใช้ EFA ในการพัฒนามาตร คุณต้องพิจารณาว่าคุณจะตัดข้อนี้ ออกหรือไม่
    - ตัดออก เพราะทำให้การตีความหมายยาก
    - ไม่ตัดออก เพราะถือว่ามีส่วนในการอธิบายองค์ประกอบอยู่
    - ถ้าคุณมีข้อคำถามเผื่อไว้แล้ว คุณอาจจะตัดออก
  - แต่ถ้าหากคุณทำ EFA กับมาตราที่ถูกพัฒนามาแล้ว คุณไม่สามารถตัดออกได้ แล้วรายงานตามผลการวิเคราะห์ที่ได้

1	2
.803	-.004
.857	-.040
.624	.401
.299	.226
.280	.499
.021	.644
.464	.450
-.101	.751

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ข้อคำถามไม่มีน้ำหนักเด่นเลย

- ถ้าอยู่ในขั้นพัฒนามาตร ผมคิดว่าคุณควรตัดข้อคำถามนี้ทิ้ง
- ถ้าคุณกำลังตรวจสอบมาตราที่พัฒนามาแล้ว สิ่งที่คุณทำได้ คือ รายงานตามสภาพ

1	2
.803	-.004
.857	-.040
.624	.401
.299	.226
.280	.499
.021	.644
.464	.450
-.101	.751

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ข้อคำถามที่มีน้ำหนักองค์ประกอบติดลบ
  - ถ้าเป็นดังภาพทางขวา คือ ข้อที่มีน้ำหนักเด่นในองค์ประกอบดังกล่าวมีค่าติดลบด้วย สิ่งที่คุณทำได้คือกลับด้านของมาตร (เหมือนกลับหัวไม้บรรทัด ที่ข้อมูลไม่ได้เปลี่ยนแปลงไป)
  - โดยเปลี่ยนเครื่องหมายจาก - เป็น + และจาก + เป็น - ในน้ำหนักองค์ประกอบขององค์ประกอบดังกล่าว
  - รวมถึง เปลี่ยนเครื่องหมายจาก - เป็น + และจาก + เป็น - ในค่าสหสัมพันธ์ที่เกี่ยวข้องกับองค์ประกอบดังกล่าวด้วย

1	2
.803	.004
.857	.040
.624	-.401
.299	-.226
.280	-.499
.021	-.644
.464	-.450
-.101	-.751



# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- ข้อคำถามที่มีน้ำหนักองค์ประกอบติดลบ

- หากมีน้ำหนักองค์ประกอบติดลบใดๆ ขึ้นมา ให้คุณพิจารณาว่าข้อคำถามนั้น ควรตีเครื่องหมายลบหรือไม่ (เช่น เป็นข้อคำถามทางลบ)
  - การวิเคราะห์องค์ประกอบ ไม่จำเป็นต้องกลับข้อคำถามจากทางลบเป็นทางบวก การกลับจะใช้เฉพาะการหาค่าสัมประสิทธิ์อัลฟา
- ถ้าเป็นไปได้ในทางทฤษฎี ให้คุณลองพิจารณาว่ามีการประเมินผลข้อมูลผิดหรือไม่
- ถ้าไม่ใช่ก็ คุณอาจจะตัดข้อคำถามนั้นทิ้ง ถ้าคุณกำลังพัฒนามาตรวัดอยู่

1	2
.803	-.004
.857	-.040
.624	.401
.299	.226
.280	.499
.021	.644
.464	.450
.101	-.751

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- หลังจากนี้ คุณจะต้องแปลความหมายขององค์ประกอบจากน้ำหนักองค์ประกอบ
- สังเกตข้อความเด่นในแต่ละองค์ประกอบ แล้วพิจารณาว่าข้อความเหล่านี้มีจุดร่วมกันอย่างไร
- หากน้ำหนักองค์ประกอบแตกต่างกันมาก ให้พิจารณาตั้งชื่อโดยให้น้ำหนักข้อที่มีน้ำหนักสูง (ใกล้ 1 หรือ -1) มากกว่า
- หากคุณไม่สามารถตั้งชื่อได้เลย คุณอาจลองหมุนแกนใหม่ เพื่อเจอผลลัพธ์ที่ดีกว่านี้

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

- หากไม่พบอีก คุณลองดูค่า eigenvalues (หรือเปอร์เซ็นต์อธิบายความแปรปรวน) ขององค์ประกอบดังกล่าว ถ้าต่ำกว่าองค์ประกอบอื่นๆ และน้ำหนักองค์ประกอบเด่นค่อนข้างต่ำ (ใกล้ .4) แสดงว่าองค์ประกอบนั้น อาจไม่มีจริงในประชากร มีแนวโน้มที่จะทำซ้ำในตัวอย่างอื่นได้ยาก
- หาก eigenvalue ขององค์ประกอบดังกล่าวสูง แสดงว่าอาจมีข้อผิดพลาดบางอย่างในการทำวิจัย เช่น การเก็บข้อมูล (เช่น ผู้ตอบคำถามตอบทิ้งตั้ง) หรือการประมวลผล (เช่น แทนค่าสูญหายผิด)

# การแปลความหมายน้ำหนักองค์ประกอบ

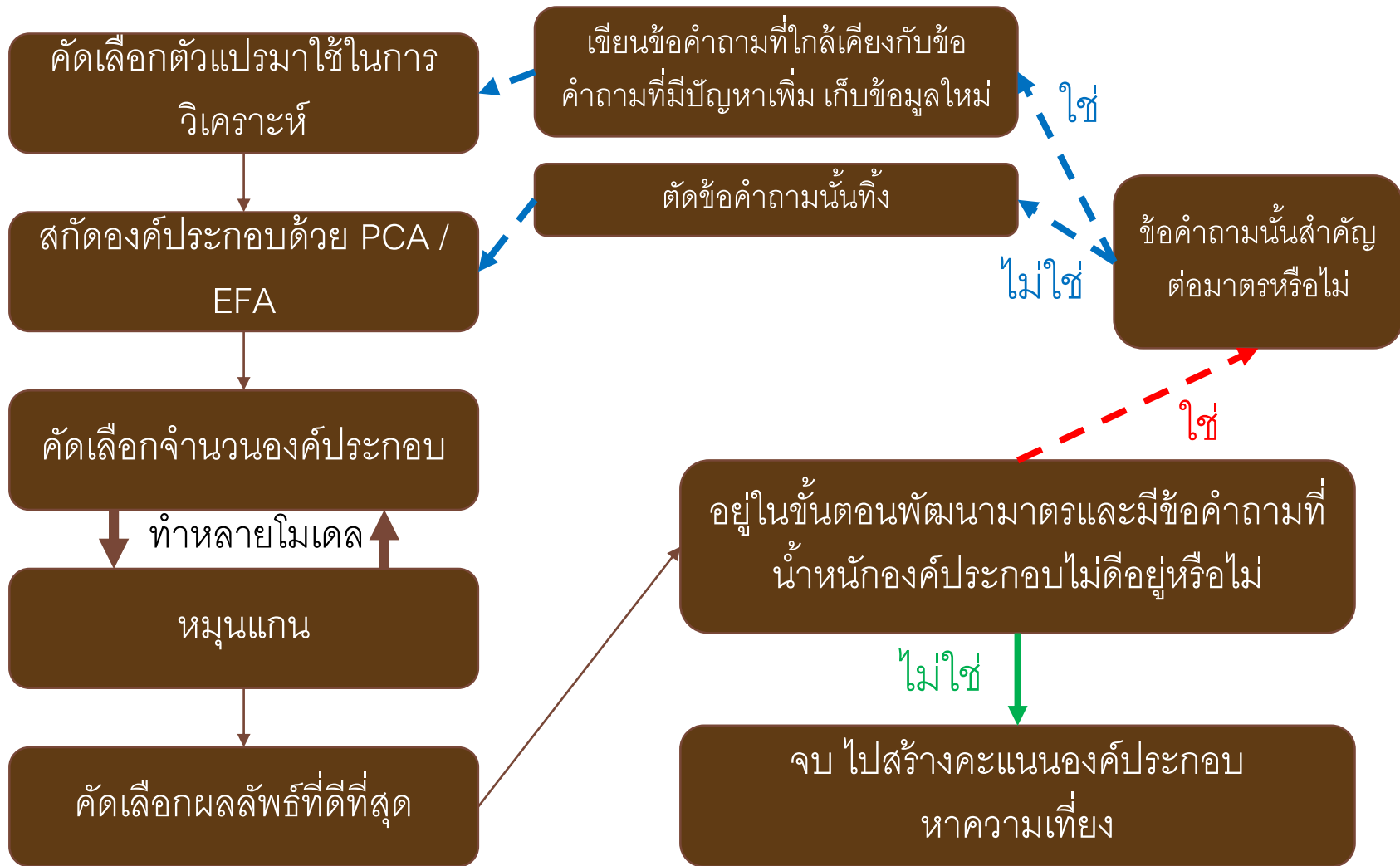
- องค์ประกอบที่ดี ควรจะมีข้อคำถามเด่นอย่างน้อย 3 ข้อ
- หากข้อคำถามเด่น มีเพียงแค่ข้อเดียว แสดงว่าคุณอาจสกัดจำนวนองค์ประกอบมากเกินไป
- หากข้อคำถามเด่น มีสองข้อ แต่มีข้อใดข้อหนึ่งหรือทั้งสองข้อ มีน้ำหนักองค์ประกอบค่อนข้างต่ำ (ใกล้ .4) แสดงว่าคุณอาจสกัดจำนวนองค์ประกอบมากเกินไป
- หากข้อคำถามเด่น มีสองข้อ แล้วทั้งสองข้อมีค่าสูง คุณอาจเก็บองค์ประกอบนี้ไว้ แปลความหมาย (ถ้าทางที่ดี ให้สร้างข้อคำถามสำหรับองค์ประกอบนี้เพิ่ม เพราะองค์ประกอบที่มีเพียงแค่ 2 ข้อ มักความเที่ยงไม่ดี)

# สรุปกระบวนการวิเคราะห์ องค์ประกอบ

สถิติชั้นกลางสำหรับจิตวิทยา

สันทัต พรประเสริฐมานิต

# สรุปกระบวนการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบ



# ตัวอย่างและการเขียนรายงาน

สถิติชั้นกลางสำหรับจิตวิทยา

สันหัด พรประเสริฐมานิต

# ตัวอย่างและการเขียนรายงาน

- ในที่นี้ ผมจะแสดง 3 ตัวอย่าง
- ตัวอย่างที่หนึ่ง เป็นตัวอย่างเรื่องแบบทดสอบย่อยของ Wechsler Intelligence Scale for Children III (WISC-III; Wechsler, 1991) ซึ่งได้ข้อมูลสหสัมพันธ์จากคู่มือแบบทดสอบ
- ตัวอย่างที่สอง เป็นตัวอย่างจากค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จากงานวิจัย วิเคราะห์องค์ประกอบบุคลิกภาพ Big Five ที่ชื่อ Big Five Inventory (BFI)
- ตัวอย่างที่สาม เรื่องความพึงพอใจของผู้ป่วยในการบำบัดยาเสพติด ซึ่งเป็นข้อมูลจริงจากงานวิจัยเก่าของผมเอง



# ตัวอย่างที่ 1

หากกลุ่มของการทดสอบย่อยทั้ง  
13 ชุดใน WISC-III



ท่านจึงเก็บข้อมูลการทดสอบ WISC-III จาก 300 คน  
แล้วได้คะแนนการทดสอบย่อยต่อไปนี้

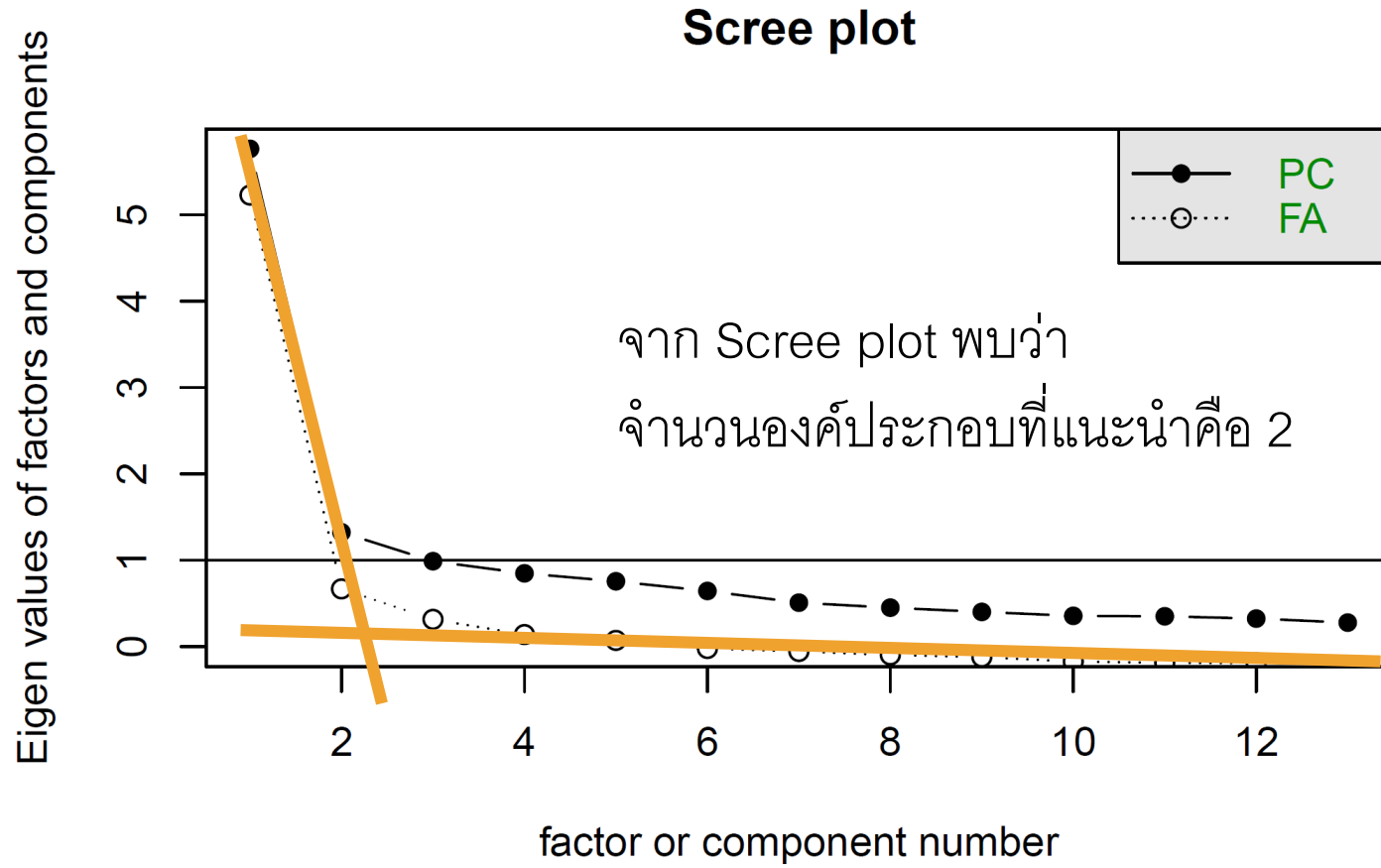
1. Information
2. Similarities
3. Arithmetic
4. Vocabulary
5. Comprehension
6. Digit Span
7. Picture Completion
8. Coding
9. Picture Arrangement
10. Block Design
11. Object Assembly
12. Symbol Search
13. Mazes

# ตัวอย่างที่ 1

- เมทริกซ์สหสัมพันธ์

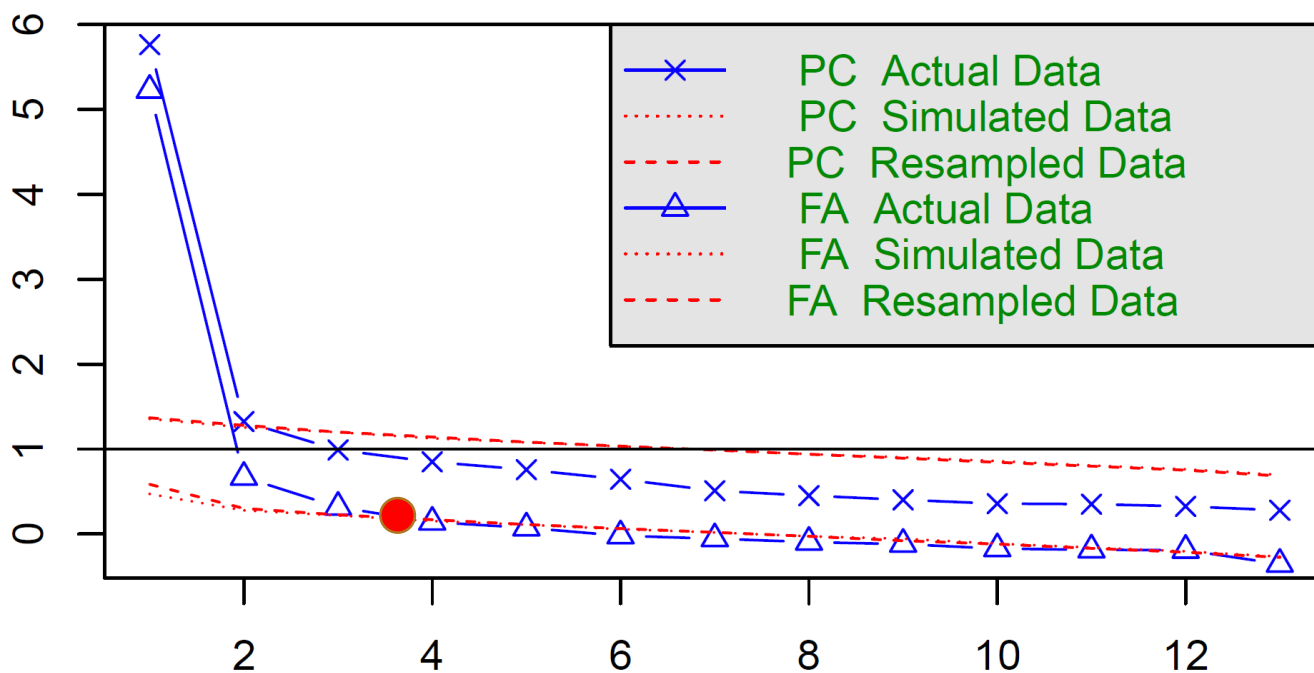
	INFO	SIMIL	ARITH	VOCAB	COMPRE	DIGIT	PICTUREC	CODING	PICTUREA	BLOCK	OBJECT	SYMBOL	MAZES
INFO	1.000	0.676	0.593	0.627	0.510	0.329	0.467	0.153	0.419	0.501	0.439	0.268	0.089
SIMIL	0.676	1.000	0.602	0.652	0.590	0.329	0.444	0.186	0.426	0.455	0.447	0.327	0.165
ARITH	0.593	0.602	1.000	0.580	0.528	0.448	0.475	0.237	0.462	0.574	0.498	0.423	0.201
VOCAB	0.627	0.652	0.580	1.000	0.589	0.339	0.459	0.216	0.381	0.488	0.484	0.304	0.164
COMPRE	0.510	0.590	0.528	0.589	1.000	0.280	0.396	0.259	0.323	0.436	0.405	0.336	0.150
DIGIT	0.329	0.329	0.448	0.339	0.280	1.000	0.214	0.236	0.340	0.375	0.298	0.220	0.177
PICTUREC	0.467	0.444	0.475	0.459	0.396	0.214	1.000	0.212	0.429	0.579	0.576	0.364	0.217
CODING	0.153	0.186	0.237	0.216	0.259	0.236	0.212	1.000	0.313	0.236	0.275	0.496	0.139
PICTUREA	0.419	0.426	0.462	0.381	0.323	0.340	0.429	0.313	1.000	0.402	0.386	0.398	0.185
BLOCK	0.501	0.455	0.574	0.488	0.436	0.375	0.579	0.236	0.402	1.000	0.667	0.446	0.272
OBJECT	0.439	0.447	0.498	0.484	0.405	0.298	0.576	0.275	0.386	0.667	1.000	0.413	0.341
SYMBOL	0.268	0.327	0.423	0.304	0.336	0.220	0.364	0.496	0.398	0.446	0.413	1.000	0.286
MAZES	0.089	0.165	0.201	0.164	0.150	0.177	0.217	0.139	0.185	0.272	0.341	0.286	1.000

# ตัวอย่างที่ 1



# ตัวอย่างที่ 1

## Parallel Analysis Scree Plots



จาก Parallel Analysis พบว่า Factor/Component Number

จำนวนองค์ประกอบที่แนะนำคือ 3

# ตัวอย่างที่ 1

## คัดเลือกจำนวนองค์ประกอบ

จำนวนองค์ประกอบ	Chi-square	df	p	RMSEA	90% CI RMSEA	TLI	AIC	BIC
1	268.40	65	< .001	.108	(.094, .119)	.834	338	-84
2	133.55	53	< .001	.073	(.056, .086)	.926	210	-168
3	63.17	42	.019	.043	(.017, .061)	.975	161	-176
4	37.16	32	.243	.025	(.000, .051)	.992	155	-145
5	22.56	23	.487	.006	(.000, .046)	1.00	159	-109
6	11.90	15	.686	.000	(.000, .043)	1.01	164	-74

# ตัวอย่างที่ 1

คัดเลือกจำนวนองค์ประกอบ

จำนวน องค์ประกอบ	Chi-square Difference	<i>df</i>	<i>p</i>
1 vs 2	152.85	12	< .001
2 vs 3	70.39	11	< .001
3 vs 4	26.01	10	.004
4 vs 5	14.60	9	.102
5 vs 6	10.65	8	.222

Likelihood ratio test แนะนำ  
4 องค์ประกอบ เพราะไม่แตกต่าง  
จาก 5 องค์ประกอบอย่างมีนัยสำคัญ

ดังนั้น จึงตรวจสอบโมเดลที่มี 2, 3, และ 4 องค์ประกอบ

# Quartimin

	ML1	ML2		ML1	ML2	ML3		ML2	ML4	ML3	ML1
ML1	1.0	0.7	ML1	1.000	0.698	0.399	ML2	1.000	0.691	0.416	0.398
ML2	0.7	1.0	ML2	0.698	1.000	0.525	ML4	0.691	1.000	0.556	0.372
			ML3	0.399	0.525	1.000	ML3	0.416	0.556	1.000	0.284
							ML1	0.398	0.372	0.284	1.000

	ML1	ML2		ML1	ML2	ML3		ML2	ML4	ML3	ML1
INFO	<u>0.812</u>	-0.017	INFO	<u>0.791</u>	0.071	-0.100	INFO	<u>0.777</u>	0.081	-0.091	0.013
SIMIL	<u>0.876</u>	-0.059	SIMIL	<u>0.883</u>	-0.078	0.017	SIMIL	<u>0.881</u>	-0.076	0.031	-0.006
ARITH	<u>0.527</u>	0.304	ARITH	<u>0.549</u>	0.210	0.114	ARITH	<u>0.503</u>	0.179	0.112	0.147
VOCAB	<u>0.747</u>	0.059	VOCAB	<u>0.744</u>	0.066	-0.006	VOCAB	<u>0.730</u>	0.083	-0.017	0.019
COMPRE	<u>0.631</u>	0.084	COMPRE	<u>0.658</u>	-0.025	0.128	COMPRE	<u>0.659</u>	-0.017	0.124	-0.013
DIGIT	0.245	0.257	DIGIT	0.283	0.127	0.142	DIGIT	0.007	0.001	-0.003	<u>0.995</u>
PICTUREC	0.157	<u>0.574</u>	PICTUREC	0.139	<u>0.604</u>	-0.004	PICTUREC	0.158	<u>0.626</u>	0.010	-0.086
CODING	-0.079	<u>0.460</u>	CODING	0.026	-0.094	<u>0.709</u>	CODING	0.004	-0.087	<u>0.618</u>	0.093
PICTUREA	0.240	0.382	PICTUREA	0.302	0.140	0.282	PICTUREA	0.266	0.125	0.254	0.114
BLOCK	0.080	<u>0.744</u>	BLOCK	0.036	<u>0.808</u>	0.000	BLOCK	0.020	<u>0.773</u>	0.016	0.074
OBJECT	0.013	<u>0.775</u>	OBJECT	-0.013	<u>0.800</u>	0.025	OBJECT	-0.020	<u>0.818</u>	0.017	-0.005
SYMBOL	-0.064	<u>0.646</u>	SYMBOL	0.007	0.169	<u>0.659</u>	SYMBOL	0.017	0.068	<u>0.807</u>	-0.040
MAZES	-0.191	<u>0.523</u>	MAZES	-0.158	0.389	0.162	MAZES	-0.175	0.361	0.170	0.064

เป็นไปได้

เป็นไปได้

ตัดทิ้ง เพราะมีองค์ประกอบ  
ที่มีข้อคำถามเดียว

# Geomin

	ML1	ML2
ML1	1.00	0.68
ML2	0.68	1.00

	ML1	ML3	ML2
ML1	1.000	0.694	0.387
ML3	0.694	1.000	0.487
ML2	0.387	0.487	1.000

	ML2	ML4	ML3	ML1
ML2	1.000	0.689	0.424	0.395
ML4	0.689	1.000	0.549	0.361
ML3	0.424	0.549	1.000	0.298
ML1	0.395	0.361	0.298	1.000

	ML1	ML2
INFO	<u>0.805</u>	-0.006
SIMIL	<u>0.867</u>	-0.046
ARITH	<u>0.529</u>	0.307
VOCAB	<u>0.742</u>	0.068
COMPRE	<u>0.627</u>	0.092
DIGIT	0.249	0.257
PICTUREC	0.169	<u>0.567</u>
CODING	-0.067	<u>0.451</u>
PICTUREA	0.247	<u>0.379</u>
BLOCK	0.097	<u>0.732</u>
OBJECT	0.032	<u>0.763</u>
SYMBOL	-0.048	<u>0.634</u>
MAZES	-0.176	<u>0.512</u>

	ML1	ML3	ML2
INFO	<u>0.806</u>	0.053	-0.109
SIMIL	<u>0.894</u>	-0.088	0.005
ARITH	<u>0.563</u>	0.207	0.101
VOCAB	<u>0.757</u>	0.054	-0.017
COMPRE	<u>0.667</u>	-0.026	0.116
DIGIT	0.290	0.130	0.132
PICTUREC	0.157	<u>0.593</u>	-0.013
CODING	0.021	-0.049	<u>0.688</u>
PICTUREA	0.309	0.151	0.268
BLOCK	0.059	<u>0.796</u>	-0.009
OBJECT	0.009	<u>0.790</u>	0.016
SYMBOL	0.009	0.207	<u>0.637</u>
MAZES	-0.151	0.395	0.156

	ML2	ML4	ML3	ML1
INFO	<u>0.794</u>	0.063	-0.100	0.011
SIMIL	<u>0.896</u>	-0.091	0.022	-0.011
ARITH	<u>0.520</u>	0.170	0.103	0.141
VOCAB	<u>0.746</u>	0.068	-0.026	0.016
COMPRE	<u>0.671</u>	-0.026	0.116	-0.020
DIGIT	<u>0.017</u>	0.004	-0.004	<u>0.990</u>
PICTUREC	0.179	<u>0.613</u>	0.002	-0.088
CODING	0.005	-0.072	<u>0.615</u>	0.076
PICTUREA	0.277	0.124	0.248	0.105
BLOCK	0.045	<u>0.762</u>	0.008	0.072
OBJECT	0.004	<u>0.806</u>	0.009	-0.007
SYMBOL	0.022	0.084	<u>0.801</u>	-0.061
MAZES	-0.166	0.363	<u>0.167</u>	0.060

เป็นไปได้

เป็นไปได้

ตัดทิ้ง เพราะมีองค์ประกอบ  
ที่มีข้อคำถามเดียว



# Quartimin, Normalized

	ML1	ML2
ML1	1.000	0.617
ML2	0.617	1.000

	ML1	ML2	ML3
ML1	1.000	0.628	0.347
ML2	0.628	1.000	0.521
ML3	0.347	0.521	1.000

	ML2	ML4	ML3	ML1
ML2	1.000	0.602	0.335	0.359
ML4	0.602	1.000	0.536	0.361
ML3	0.335	0.536	1.000	0.336
ML1	0.359	0.361	0.336	1.000

	ML1	ML2		ML1	ML2	ML3		ML2	ML4	ML3	ML1
INFO	0.828	-0.046	INFO	0.804	0.055	-0.109	INFO	0.769	0.078	-0.084	0.033
SIMIL	0.886	-0.085	SIMIL	0.881	-0.082	0.014	SIMIL	0.858	-0.061	0.045	0.008
ARITH	0.593	0.248	ARITH	0.589	0.198	0.088	ARITH	0.530	0.180	0.098	0.151
VOCAB	0.775	0.024	VOCAB	0.760	0.055	-0.018	VOCAB	0.727	0.085	-0.013	0.034
COMPRE	0.660	0.050	COMPRE	0.667	-0.025	0.118	COMPRE	0.652	-0.001	0.129	-0.009
DIGIT	0.296	0.218	DIGIT	0.310	0.124	0.123	DIGIT	0.045	-0.012	-0.035	0.997
PICTUREC	0.262	0.500	PICTUREC	0.223	0.569	-0.051	PICTUREC	0.231	0.595	-0.022	-0.079
CODING	0.000	0.408	CODING	0.049	-0.057	0.685	CODING	0.034	-0.044	0.596	0.055
PICTUREA	0.313	0.328	PICTUREA	0.338	0.142	0.256	PICTUREA	0.297	0.136	0.237	0.105
BLOCK	0.213	0.652	BLOCK	0.148	0.763	-0.061	BLOCK	0.122	0.732	-0.033	0.079
OBJECT	0.151	0.683	OBJECT	0.099	0.757	-0.036	OBJECT	0.085	0.775	-0.031	0.000
SYMBOL	0.049	0.571	SYMBOL	0.064	0.189	0.617	SYMBOL	0.072	0.116	0.773	-0.088
MAZES	-0.102	0.468	MAZES	-0.098	0.376	0.127	MAZES	-0.113	0.350	0.138	0.054

เป็นไปได้

เป็นไปได้

ตัดทิ้ง เพราะมีองค์ประกอบ  
ที่มีข้อคำถามเดียว

# Geomin, Normalized

	ML1	ML2
ML1	1.000	0.623
ML2	0.623	1.000

	ML1	ML3	ML2
ML1	1.000	0.476	0.475
ML3	0.476	1.000	0.539
ML2	0.475	0.539	1.000

	ML2	ML3	ML4	ML1
ML2	1.000	0.478	0.422	0.361
ML3	0.478	1.000	0.510	0.363
ML4	0.422	0.510	1.000	0.261
ML1	0.361	0.363	0.261	1.000

	ML1	ML2
INFO	0.816	-0.025
SIMIL	0.874	-0.064
ARITH	0.574	0.269
VOCAB	0.761	0.045
COMPRE	0.648	0.069
DIGIT	0.283	0.230
PICTUREC	0.239	0.518
CODING	-0.015	0.417
PICTUREA	0.296	0.343
BLOCK	0.186	0.672
OBJECT	0.123	0.702
SYMBOL	0.027	0.585
MAZES	-0.118	0.476

	ML1	ML3	ML2
INFO	0.863	-0.142	0.000
SIMIL	0.901	-0.023	-0.132
ARITH	0.667	0.096	0.097
VOCAB	0.813	-0.041	-0.011
COMPRE	0.686	0.104	-0.088
DIGIT	0.352	0.137	0.054
PICTUREC	0.391	-0.008	0.436
CODING	-0.002	0.746	-0.157
PICTUREA	0.379	0.284	0.045
BLOCK	0.366	0.002	0.593
OBJECT	0.311	0.031	0.588
SYMBOL	0.084	0.695	0.044
MAZES	-0.008	0.180	0.280

	ML2	ML3	ML4	ML1
INFO	0.847	-0.124	0.003	0.022
SIMIL	0.888	0.000	-0.123	-0.010
ARITH	0.618	0.098	0.093	0.123
VOCAB	0.801	-0.045	0.007	0.018
COMPRE	0.684	0.104	-0.064	-0.030
DIGIT	0.063	0.014	0.002	0.967
PICTUREC	0.440	-0.002	0.451	-0.100
CODING	-0.012	0.643	-0.075	0.008
PICTUREA	0.348	0.255	0.068	0.073
BLOCK	0.372	0.010	0.570	0.051
OBJECT	0.345	0.011	0.606	-0.027
SYMBOL	0.069	0.835	0.035	-0.150
MAZES	-0.013	0.181	0.277	0.031

เป็นไปได้

เป็นไปได้

ตัดทิ้ง เพราะมีองค์ประกอบ  
ที่มีข้อคำถามเดียว

# ตัวอย่างที่ 1

หากกลุ่มของการทดสอบย่อยทั้ง  
13 ชุดใน WISC-III



อธิบายความแปรปรวนของข้อคำถามได้ 46%

โมเดล 2 องค์ประกอบ สามารถแปลงองค์ประกอบได้ว่า

1. Verbal IQ
2. Nonverbal IQ

โมเดล 3 องค์ประกอบ สามารถแปลงองค์ประกอบได้ว่า

1. Verbal IQ
2. Perceptual Organization Factor
3. Processing Speed Factor

อธิบายความแปรปรวนของข้อคำถามได้ 51%

# ตัวอย่างที่ 1

หากกลุ่มของการทดสอบย่อยทั้ง  
13 ชุดใน WISC-III



เนื่องจากทั้งโมเดล 2 และ 3 องค์ประกอบ  
สามารถอธิบายชุดข้อคำถามได้ดี แต่โมเดล 3  
องค์ประกอบ มี RMSEA ต่ำกว่าโมเดล 2  
องค์ประกอบ (รวมถึงดัชนีอื่น) ทำให้ผมเลือก  
โมเดล 3 องค์ประกอบ

ผลลัพธ์จาก Geomin และ Quartimin ใกล้เคียง  
กันมาก รวมผลจาก Normalized ก็ไม่แตกต่าง  
จากที่ไม่ทำมาก ผมเลือก Quartimin เพราะ  
ความชอบส่วนตัว

# ตัวอย่างที่ 1

Communalities ของแต่ละข้อ

	ML1	ML2	ML3	h2	u2	com
INFO	0.79	0.07	-0.10	0.65	0.35	1.0
SIMIL	0.88	-0.08	0.02	0.70	0.30	1.0
ARITH	0.55	0.21	0.11	0.59	0.41	1.4
VOCAB	0.74	0.07	-0.01	0.62	0.38	1.0
COMPRE	0.66	-0.03	0.13	0.49	0.51	1.1
DIGIT	0.28	0.13	0.14	0.22	0.78	1.9
PICTUREC	0.14	0.60	0.00	0.50	0.50	1.1
CODING	0.03	-0.09	0.71	0.45	0.55	1.0
PICTUREA	0.30	0.14	0.28	0.36	0.64	2.4
BLOCK	0.04	0.81	0.00	0.69	0.31	1.0
OBJECT	-0.01	0.80	0.03	0.65	0.35	1.0
SYMBOL	0.01	0.17	0.66	0.58	0.42	1.1
MAZES	-0.16	0.39	0.16	0.16	0.84	1.7

	ML1	ML2	ML3
SS loadings	3.17	2.22	1.29
Proportion Var	0.24	0.17	0.10
Cumulative Var	0.24	0.41	0.51
Proportion Explained	0.47	0.33	0.19
Cumulative Proportion	0.47	0.81	1.00

ทั้งสามองค์ประกอบอธิบายความแปรปรวน  
ของข้อคำถามทั้งหมดได้ 51%

# ตัวอย่างที่ 1

- จากการวิเคราะห์พบว่า มี 3 ข้อคำถามที่ไม่มีน้ำหนักองค์ประกอบเด่น คือ
  1. Digit
  2. Picture Arrangement
  3. Mazes
- สำหรับตัวอย่างนี้ ผมจะไม่แสดงผลที่ตัดข้อคำถามเหล่านี้ทิ้ง เพราะว่า เป็นแบบวัดมาตรฐานที่พัฒนามาแล้วและรายงานผลตามจริง
- จากการค้นคว้า พบว่า Digit และ Mazes ไม่ได้ถูกนำไปรวมคะแนนกับแบบทดสอบย่อยอื่นอยู่แล้ว ซึ่งตรงกับงานนี้

# ตัวอย่างที่ 1

- Picture Arrangement จะถูกนำไปรวมใน Perceptual Organization Factor ในแบบวัด ซึ่งผลการวิเคราะห์ในนี้ไม่ใกล้เคียงเลย

# ตัวอย่างที่ 1: การเขียนรายงาน

- งานวิจัยนี้ต้องการสำรวจองค์ประกอบของ Wechsler Intelligence Scale for Children III (WISC-III; Wechsler, 1991) โดยมีการทดสอบทั้งหมด 13 รูปแบบดังตารางที่ 1 จากการเก็บข้อมูลนักเรียนระดับชั้นประถมศึกษาจำนวน 300 คน และวิเคราะห์องค์ประกอบแบบสำรวจด้วยการสกัดองค์ประกอบแบบ Maximum Likelihood และหมุนแกนแบบ Quartimin โดยใช้ psych package จากโปรแกรม R พบว่าโมเดลสามองค์ประกอบดีที่สุด ทั้งสามองค์ประกอบอธิบายความแปรปรวนของข้อคำถามได้ทั้งหมด 51%,  $\chi^2(42) = 63.17$ ,  $p = .019$ , RMSEA = .043 (.017, .061), TLI = .975.



ตารางที่ 1 แสดงค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และน้ำหนักองค์ประกอบ ( $N = 300$ )

แบบทดสอบ	$M$	$SD$	น้ำหนักองค์ประกอบ			สัดส่วนร่วม
			Verbal IQ	POF	PSF	
1. Information	99.32	14.29	.791	.071	-.100	.649
2. Similarities	99.50	14.80	.883	-.078	.017	.700
3. Arithmetic	99.16	14.48	.549	.210	.114	.595
4. Vocabulary	98.97	14.88	.744	.066	-.006	.623
5. Comprehension	99.73	15.57	.658	-.025	.128	.491
6. Digit Span	98.87	13.93	.283	.127	.142	.217
7. Picture Completion	97.69	15.50	.139	.604	-.004	.498
8. Coding	100.19	15.03	.026	-.094	.709	.454
9. Picture Arrangement	97.69	15.46	.302	.140	.282	.358
10. Block Design	98.79	14.81	.036	.808	-.000	.694
11. Object Assembly	98.14	15.16	-.013	.800	-.025	.646
12. Symbol Search	99.01	15.61	.007	.169	.659	.585
13. Mazes	99.07	14.24	-.158	.389	.162	.162

หมายเหตุ ตัวหนาหมายถึงน้ำหนักองค์ประกอบมีขนาดมากกว่า .4; POF = Perceptual Organization Factor; PSF = Processing Speed Factor

# ตัวอย่างที่ 1: การเขียนรายงาน

- ตารางที่ 2 แสดงค่าสถิติพรรณนาขององค์ประกอบทั้งสาม ตารางที่ 1 แสดงน้ำหนักองค์ประกอบและสัดส่วนร่วม พบว่าองค์ประกอบทั้งสามสามารถตีความหมายได้ว่าเป็น (ก) เซาว์นปัญญาแบบใช้ภาษา (Verbal IQ), (ข) การจัดการกับสิ่งที่รับรู้ (Perceptual Organization Factor), และ (ค) ความเร็วในการประมวลผล (Processing Speed Factor) ซึ่งประกอบด้วยข้อที่มีน้ำหนักเด่น 5, 3, และ 2 ข้อตามลำดับ การทดสอบสามชุดที่ไม่มีน้ำหนักองค์ประกอบเด่นเลย คือ Digit Span, Picture Arrangement, และ Mazes

# ตัวอย่างที่ 1: การเขียนรายงาน

ตารางที่ 2 แสดงค่า Eigenvalues และค่าสหสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบ

องค์ประกอบ	1	2	3
1. Verbal IQ			
2. Perceptual Organization Factor	.698		
3. Processing Speed Factor	.399	.525	
Eigenvalues	3.17	2.22	1.29
เปอร์เซ็นต์อธิบายความแปรปรวน	24%	17%	10%