วารสารวิทยาการจัดการ
มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ปีที่ 1 ฉบับที่ 2 กรกฎาคม – ธันวาคม 2565

Journal of Management Sciences
Kasetsart University
Vol. 1, No. 2, July – December 2022

บทบาทของการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันในแบบจำลองสมการโครงสร้าง
The Role of Confirmatory Factor Analysis (CFA) in Structural Equation Modeling (SEM)

จารุพร ตั้งพัฒนกิจ[1*] และ ปาณิก เสนาฤทธิไกร[2]
Jaruporn Tangpattanakit[1*] and Panik Senariddhikrai[2]

Corresponding author email: jaruporn.tan@ku.th

(Received: November 7, 2022 Revised: November 29, 2022 Accepted: December 9, 2022)

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) หรือ CFA ถือได้ว่าเป็นการวิเคราะห์ทางสถิติซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของแบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) ถือว่าเป็นเทคนิคในการทดสอบความสอดคล้องระหว่างตัวแปรโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อยืนยันตัวแปรหรือตัวชี้วัดในแต่ละองค์ประกอบ โดยมีการอาศัยการรวมตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันมากำหนดเป็นองค์ประกอบ (Factor) ที่อยู่เบื้องหลังตัวแปรเหล่านั้นตามที่ผู้วิจัยศึกษาไว้ โดยที่การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจสอบความตรงเชิงโครงสร้าง (Construct Validity) ขององค์ประกอบว่าตัวแปรเหล่านั้นมีความสัมพันธ์กัน หรือแท้จริงแล้วตัวแปรเหล่านั้นอาจจะต่างองค์ประกอบกันและไม่มีความสัมพันธ์กันเลย มากกว่านั้นการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันยังสามารถใช้ประโยชน์ได้ทั้งเพื่อการพัฒนาทฤษฎีหรือตัวชี้วัดใหม่ หรือการทดสอบหรือยืนยันทฤษฎีหรือตัวชี้วัดเดิม ทำให้ผู้วิจัยสามารถเข้าใจถึงโครงสร้างระหว่างตัวแปร ลดความคลาดเคลื่อน และสามารถนำสถิติมาใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: แบบจำลองสมการโครงสร้าง, องค์ประกอบเชิงยืนยัน, การวิเคราะห์ทางสถิติ

[1] อาจารย์ ดร. สาขาวิชาการตลาดดิจิทัลและการสร้างตรา คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
Lecturer, Ph.D., Department of Digital Marketing and Branding, Faculty of Management Sciences, Kasetsart University

[2] นักวิชาการอิสระ Independent scholar

ABSTRACT

Confirmatory component analysis or CFA is a statistical analysis included in structural equation modelling (SEM). It is regarded as a method for testing the consistency of various variables in order to validate other variables or indicators. In each constituent by combining similar variables to discover the component underlying those variables. The aim of this confirmatory component analysis is to validate that the components to which those variables are associated are legitimate constructs. Alternatively, these variables may represent entirely unrelated components. In addition, confirmatory factor analysis may be utilised to build new hypotheses or indications, testing or verifying the original hypotheses or indications enables the researcher to comprehend the relationship between variables, decrease variance, and use statistics efficiently.

Keywords: Structural Equation Modeling, Confirmatory Factor Analysis, Statistic Analysis

บทนำ (Introduction)

หลายงานวิจัยมักเลือกใช้สถิติวิเคราะห์ในรูปแบบต่างๆ เช่น การวิเคราะห์หาค่าความเชื่อมั่น (Reliability) การวิเคราะห์สมการเชิงถดถอย (Regression) เป็นต้น แบบจำลองการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM ถือเป็นหนึ่งในสถิติที่มีความนิยมในหลายสาขาวิชา เช่น สาขาบริหารธุรกิจและการจัดการ สาขาด้านจิตวิทยา สาขาด้านการศึกษาและสาขาด้านสังคมศาสตร์และประชากรศาสตร์ เป็นต้น ผู้วิจัยในสาขาวิชาเหล่านั้น มักนิยมเลือกศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่มีความเชื่อมโยงกันทางความสัมพันธ์หรือความมีอิทธิพลของปัจจัยเหล่านั้นในเรื่องใดเรื่องหนึ่ง โดยเลือกใช้การวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) เพื่อวิเคราะห์และพิสูจน์หาความสัมพันธ์กับปัจจัยหรือตัวแปรที่ศึกษามา เพื่อให้ผลการวิจัยมีความน่าเชื่อถือ โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ทางด้านนี้ที่นิยมใช้ (Schumacker and Lamax, 2016) เช่น โปรแกรม AMOS, โปรแกรม Lisrel, โปรแกรม Mplus เป็นต้น

การใช้การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) นั้นจึงจำเป็นต้องทำการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันหรือที่มักเรียกกันว่า “ Confirmatory Factor Analysis : CFA ” โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อยืนยันองค์ประกอบที่ได้ตั้งสมมติฐานมานั้นตรงกับที่ตั้งไว้แต่แรกที่ผู้วิจัยวางไว้หรือไม่

วัตถุประสงค์ของการศึกษา

เพื่อศึกษาและและนำเสนอองค์ความรู้ที่เกี่ยวข้องในเรื่องของบทบาทของการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ในแบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling)

การตรวจสอบเอกสารทฤษฎีและหลักวิชาการ

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ถือเป็นขั้นตอนแรกพื้นฐานในการทดสอบแบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจสอบคุณภาพการวัดของโครงสร้างแฝงที่นำมาทดสอบในแบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) เนื่องจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) นั้น ใช้ทดสอบหรือประมาณค่าความสัมพันธ์ทางสถิติซึ่งมุ่งเน้นศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงเชิงทฤษฎี (Theoretical Latent Variables or Constructs) หรือเพื่อมุ่งเน้นทดสอบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง (Latent Variable) กับตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variable) ซึ่งใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลพร้อมกัน ทั้งหมดด้วยระบบสมการ (Simultaneous Equation)

จากที่กล่าวมาข้างต้นจึงสามารถอธิบายได้ว่าการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) จึงถือเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) เนื่องจากสามารถช่วยให้ผู้วิจัยกำหนดแนวคิดแบบจำลอง การระบุและการประมาณค่า พารามิเตอร์ไปจนถึงการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองข้อมูล อีกทั้งยังเป็นการศึกษาทฤษฎีและการวิจัยที่เกี่ยวข้องก่อนว่าสิ่งที่ผู้วิจัยต้องการศึกษานั้นมีองค์ประกอบใดบ้าง ตัวแปรเหล่านั้นเป็นตัวแปรแฝง (Latent Variable) หรือตัวแปรแบบสังเกต (Observed Variable) หากเป็นตัวแปรแฝง (Latent Variable) จะสามารถชี้วัดได้ด้วยตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ตัวใดบ้าง หลังจากนั้นผู้วิจัยจึงเริ่มกำหนดออกมาเป็นแบบจำลององค์ประกอบขึ้นมา แล้วสามารถเก็บข้อมูลตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ต่างๆ ที่กำหนด และทำการวิเคราะห์ว่าตัวแบบจำลองนั้น มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ (สุภมาส อังศุโชติ และคณะ, 2552) ซึ่งเทคนิคนี้จะช่วยในการลดจำนวนตัวแปรและการปรับเปลี่ยนแบบจำลองที่เป็นไปโดยศึกษาในส่วนของโครงสร้างความสัมพันธ์ตัวแปร รวมถึงการสร้างตัวแปรใหม่ขึ้นเรียกว่า “องค์ประกอบ” หรือ “Factor” โดยที่บางครั้งจะเรียกว่า โครงสร้างองค์ประกอบ อีกทั้งตัวแปรในองค์ประกอบนั้นจะมีความสัมพันธ์ร่วมกันมารวมกันจนกลายเป็นองค์ประกอบเดียวกัน ส่วนตัวแปรที่มีอยู่คนละองค์ประกอบมักมีความสัมพันธ์ร่วมกันน้อย หรือแทบไม่มีความสัมพันธ์กัน (กัลยา วานิชบัญชา, 2551) ดังนั้นการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) มักใช้วิเคราะห์เพื่อยืนยันแบบจำลองมากกว่านำมาวิเคราะห์ เพื่อสำรวจหรือระบุแบบจำลอง จึงเหมาะกับการทดสอบทางทฤษฎีมากกว่าการสร้างทฤษฎีให้เกิดขึ้นใหม่ (สุภมาส อังศุโชติ และคณะ, 2552)

นอกจากนี้ การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ยังเป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้สนับสนุนทฤษฎีหรือยืนยันความตรงเชิงโครงสร้างของเครื่องมือที่สร้างขึ้น ใช้เป็นเป้าหมายในการเปรียบเทียบโครงสร้างองค์ประกอบ (Factor) ของเครื่องมือระหว่างกลุ่มประชากรตั้งแต่สองกลุ่มขึ้นไปพร้อมๆกัน ซึ่งในงานวิจัยส่วนใหญ่มักใช้การวิเคราะห์แบบจำลองการวัด (Measurement Model) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ในการตรวจสอบยืนยันความตรงเชิงโครงสร้างของเครื่องมือที่สร้างขึ้นว่ามีโครงสร้างตรงตามที่ทฤษฎีกำหนดไว้ (พูลพงศ์ สุขสว่าง, 2561)

อย่างไรก็ตาม หากกล่าวถึงการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ที่ไม่ได้เป็นส่วนหนึ่งของโมเดลการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling)

จะพบได้ในงานวิจัยที่เกี่ยวกับการยืนยันตัวชี้วัดหรือแบบวัดต่างๆ เช่นงานวิจัยเรื่อง การกำหนดแนวคิดมาตรวัดการมีส่วนร่วมเชื่อมโยงบนสื่อสังคมออนไลน์ (Tangpattanakit, 2022) ที่ได้นำเสนอการตรวจสอบตัวชี้วัดในแต่ละองค์ประกอบทั้งในอันดับที่ 1 (First Order) และอันดับที่ 2 (Second Order) เพื่อเป็นการยืนยันองค์ประกอบและตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้องในเรื่องการมีส่วนร่วมเชื่อมโยงบนสื่อสังคมออนไลน์ ในขณะที่งานวิจัยที่เป็นการพัฒนาตัวชี้วัดขึ้นมาใหม่โดยที่ยังไม่มีการจัดกลุ่ม รวมกลุ่ม หรือสร้างองค์ประกอบขึ้นมาก่อน จะใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis) ซึ่งเป็นการจัดการตัวแปรแฝง (Latent Variable) แต่ละตัวแปรเพื่อทำการคัดเลือกตัวแปรที่มีความสำคัญเข้าสู่โมเดลการวัดหรือสมการโครงสร้าง (พูลพงศ์ สุขสว่าง, 2557)

สิ่งที่จำเป็นต้องตรวจสอบก่อนเริ่มการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) นักวิจัยจำเป็นต้องตรวจสอบการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) ของตัวแปรว่าตัวแปรแต่ละตัวนั้นมีความเที่ยงตรง (Validity) และความเชื่อมั่น (Reliability) ตามเกณฑ์หรือไม่ โดยความเที่ยงตรงมี 2 ส่วน คือ

1) ค่าความเที่ยงตรงเชิงเสมือน (Convergent validity) โดยวัดจากค่าน้ำหนัก (Loading) ควรมีค่ามากกว่า 0.5 ขึ้นไป อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Fornell and Larcker, 1981; Hair, Black, Babin, and Anderson, 2010) และวัดด้วยค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ หรือที่เรียกว่า Average Variance Extracted (AVE) ควรมีค่ามากกว่า 0.5 (Bagozzi and Yi, 1988; Hair et al., 2010)

สูตร

$$VE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \lambda_i^{\,2}}{n}$$

เมื่อ

λ คือ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของแต่ละตัวแปร (Factor Loading)

n คือ จำนวนของตัวแปรสังเกตได้ (Number of Observed Variables)

2) ค่าความเที่ยงตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity) สามารถตรวจวัดได้จากค่าสหสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบเทียบกับค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) โดยค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) ต้องมากกว่า ค่าสหสัมพันธ์ขององค์ประกอบ ถึงจะสรุปได้ว่า แต่ละองค์ประกอบมีความแตกต่างกันจริง

ตัวแปร	*ความรู้*	*ทัศนคติ*	*ช่องทางการตลาด*	*การจัดการ GST*
ความรู้	***0.431***			
ทัศนคติ	0.140	***0.814***		
ช่องทางการตลาด	0.115	0.246	***0.841***	
การจัดการ GST	0.301	0.839	0.510	***0.829***

ตารางที่ 1 ตัวอย่างผลการนำเสนอค่าความเที่ยงตรงเชิงจำแนก (Discriminant Validity)
ค่าในแนวทแยงคือรากที่สองของค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่สกัดได้ (AVE)
ที่มา: ดัดแปลงจาก Harun, Zaki, Ismail, and Awang (2016)

จากตัวอย่าง จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) จะแสดงในแนวทแยงของตาราง และค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างองค์ประกอบ

จะอยู่ในตาราง ซึ่งค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: AVE) จะมีค่ามากกว่าค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างองค์ประกอบจึงพิจารณาได้ว่ามีความแตกต่างกันจริง

การทดสอบความเที่ยงตรง (Validity) มักใช้การตรวจสอบด้วย IOC : Index of Item Objective Congruence คือการให้ผู้เชี่ยวชาญในสาขานั้นเป็นผู้พิจารณาในการตรวจสอบข้อคำถามในแบบสอบถาม โดยให้คะแนน -1, 0 และ +1 ในแต่ละข้อคำถามนั้น ซึ่งมักนิยมใช้ผู้เชี่ยวชาญอย่างน้อย 3 ท่านขึ้นไป (Turner, Mulvenon, Thomas and Balkin 2002)

ขณะที่ความเชื่อมั่น (Reliability) คือ การตรวจสอบเครื่องมือวิจัยที่สร้างขึ้นมา ว่าแบบสอบถามนั้นมีคุณภาพและความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด โดยนำไปทดลองใช้ (Try Out) กับกลุ่มทดลอง ซึ่งมักไม่ใช่กลุ่มตัวอย่างที่จะใช้เก็บจริงแต่มีความคล้ายคลึงกับกลุ่มตัวอย่างที่ต้องการเก็บข้อมูล (ธานินทร์ ศิลป์จารุ, 2552) ซึ่งนักวิจัยส่วนใหญ่นิยมทำการทดลองอย่างน้อย 30 ชุดกับกลุ่มตัวอย่างที่ใกล้เคียงกัน เพื่อทดสอบว่าเครื่องมือที่สร้างขึ้นนั้นมีความน่าเชื่อถือจริง ซึ่งสามารถตรวจสอบได้ด้วยค่า Cronbach Alpha ควรมีค่าน้ำหนักอยู่ที่ 0.7 ขึ้นไป (Hair et al., 2010) และค่าความเชื่อมั่นเชิงองค์ประกอบ (Composite Reliability) ควรมีค่าน้ำหนัก 0.7 ขึ้นไป (Bagozzi and Yi, 1988; Hair et al., 2010) จะถือเป็นเกณฑ์ที่เหมาะสม แต่บางตำรากำหนดค่าไว้ที่ 0.3 ซึ่งในงานวิจัยที่ศึกษาส่วนใหญ่จะเลือกกำหนดเกณฑ์ไว้ที่ 0.7 โดย ค่าความเชื่อมั่นเชิงองค์ประกอบ หรือ Composite Reliability (CR) มีสูตรดังนี้

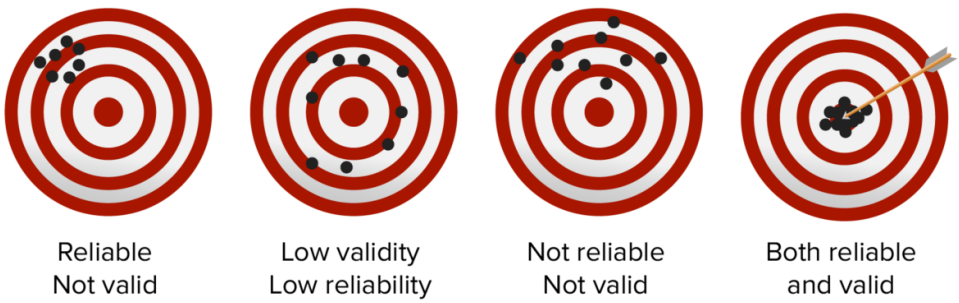
สูตร

$$CR = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} \lambda_i\right)^2}{\left(\sum_{i=1}^{n} \lambda_i\right)^2 + \left(\sum_{c=1}^{n} \delta_i\right)}$$

เมื่อ

λ คือ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของแต่ละตัวแปร (Factor Loading)

δ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนแปรปรวน (Error Variance)



ภาพที่ 1 ความเชื่อมโยงระหว่าง Reliability กับ Validity
ที่มา: Oiseth, Jones, and Maza (2022)

ความเชื่อมโยงระหว่าง Reliability กับ Validity ในภาพที่ 1 จะเห็นว่ามีเป้าอยู่จำนวน 4 เป้าและมีการยิงธนูเข้าไปทั้ง 4 เป้าหมาย โดยที่เป้าหมายคือศูนย์กลาง (ปาณิก เสนาฤทธิไกร, 2565) ดังนี้

เป้าหมายที่ 1 : Reliable Not Valid ก็คือ ยิงธนูได้ตรงจุดเดิม ใกล้เคียงจุดเดิมแต่ไม่ตรงกลางเป้าหมายความว่า เครื่องมือมีความน่าเชื่อถือ เชื่อมั่นแต่ไม่ตรงจุด ไม่ตรงเรื่องที่ศึกษา

เป้าหมายที่ 2 : Low Valid Low Reliability ก็คือ ยิงธนูใกล้เคียงเป้าแต่ก็มีการกระจายเล็กน้อย หมายความว่า เครื่องมือเกือบน่าเชื่อถือ พอได้แต่ยังไม่ดี ถามได้เกือบตรงเรื่องแต่ยังไม่สุด

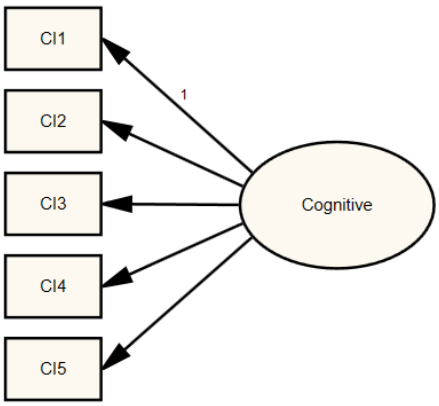
เป้าหมายที่ 3 : Not Reliable Not Valid ก็คือ ยิงธนูไม่ตรงอะไรเลย กระจายมั่วไปหมด ไม่เข้าเป้า หมายความว่า เครื่องมือไม่มีความน่าเชื่อถือ ไม่มีความเชื่อมั่นใดๆ และถามไม่ตรงเรื่องที่ศึกษาด้วย

เป้าหมายที่ 4 : Both Reliable and Valid ก็คือ ยิงธนูได้ตรงเป้า และย้ำตรงจุดเดิมซ้ำๆ หมายความว่า เครื่องมือมีความน่าเชื่อถือมากๆ และถามได้ตรงจุด ตรงเรื่อง มีคุณภาพ

ดังนั้น ในการพัฒนาเครื่องมือ เช่น แบบสอบถาม เป็นต้น จึงหวังให้ได้เครื่องมือที่ตรงกับเป้าหมายมากที่สุด และได้ผลตรงจุดทุกครั้ง คือต้องมีความน่าเชื่อถือได้ มีความเชื่อมั่น และตรงกับเรื่องที่กำลังศึกษาอยู่

หลังจากตรวจสอบค่าต่างๆ มาตามที่กล่าวไว้ข้างต้นแล้ว จึงเริ่มการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) ในที่นี้ขอยกตัวอย่างเรื่องความตั้งใจใช้เพื่อความเพลิดเพลิน (Enjoyment Intention) เป็นกรณีศึกษา กล่าวคือ อิทธิพลจากการมีส่วนร่วมจากความมีส่วนร่วมทางความคิด (Cognitive Involvement: CI) ความมีส่วนร่วมทางอารมณ์ (Affective Involvement: AI) และความมีส่วนร่วมทางพฤติกรรม (Behavioral Involvement: BI) ส่งผลต่อความตั้งใจใช้เพื่อความเพลิดเพลิน (Enjoyment Intention)

1) การวิเคราะห์องค์ประกอบอันดับที่ 1 (First Order) มีลักษณะเป็นกลุ่มก้อน โดยสามารถเรียกรวมว่า Factor เช่น จาก จากองค์ประกอบความมีส่วนร่วมทางความคิด (Cognitive Involvement: CI) จะเรียกว่า *กลุ่มก้อนของความมีส่วนร่วมทางความคิด*

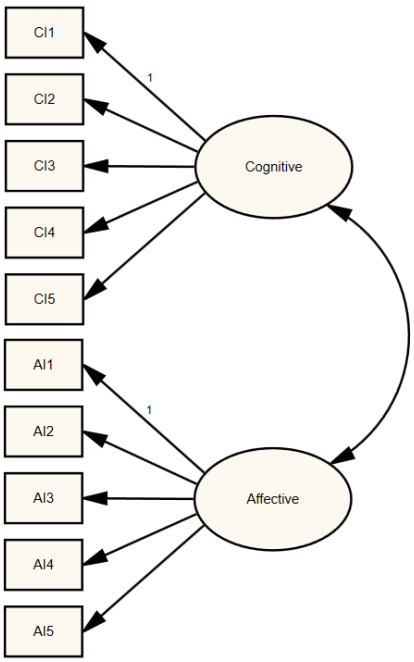


ภาพที่ 2 ตัวอย่างองค์ประกอบอันดับที่ 1 (First order)

จากภาพที่ 2 จะแสดงองค์ประกอบ factor หรือกลุ่มก้อนของความมีส่วนร่วมทางความคิดนี้จะมีตัวแปรแฝง (Latent Variable) ความมีส่วนร่วมทางความคิด แทนด้วยภาพสัญลักษณ์วงกลมขนาดใหญ่หรือวงกลมรี และมีตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ที่ในภาพเป็น CI1-CI5 แทนด้วยภาพสัญลักษณ์สี่เหลี่ยม ดังนั้นเมื่อเห็นองค์ประกอบตามภาพด้านบนนี้จะเรียกว่า “First Order”

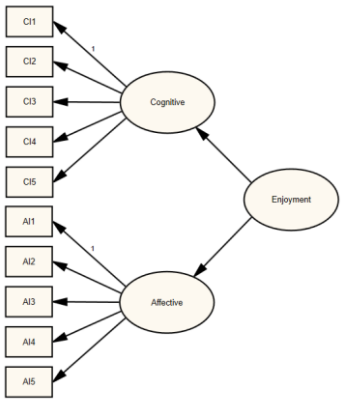
1) การวิเคราะห์องค์ประกอบร่วม (Common Factor) ปกติการวิเคราะห์เช่นนี้มักจะมีตัวแปรที่เป็นกลุ่มก้อนมากกว่า 1 จึงมักใช้การวิเคราะห์ในลักษณะที่เกิดขึ้นพร้อมกันทั้งหมด เช่น จากตัวอย่าง

ที่กล่าวไว้ตอนต้นจะพบว่า ความตั้งใจใช้เพื่อความเพลิดเพลิน (Enjoyment Intention) ประกอบไปด้วยตัวแปรแฝง (Latent Variable) : Cognitive Involvement (CI), Affective Involvement (AI) และ Behavioral Involvement (BI) และในตัวแปรแฝง (Latent Variable) จะมีตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ของแต่ละตัว ย่อยออกมา เช่น CI1, CI2, CI3, CI4, CI5 เป็นต้น ดังนั้นในกลุ่มก้อนนี้ ในภาพที่ 3 จะเห็นได้ชัดว่า ตัวแปรแฝง (Latent Variable) จะมีองค์ประกอบกลุ่มก้อนเป็นของตัวเอง



ภาพที่ 3 ตัวอย่างองค์ประกอบร่วม (Common Factor)

1) การวิเคราะห์องค์ประกอบที่สูงกว่าอันดับ 2 (Higher Order) กล่าวคือเมื่อมีองค์ประกอบที่สูงขึ้นอาจเรียกเป็น Second Order หรือ Third Order แต่การจะเรียกแบบนั้นได้จะต้องมีหลักฐานหรือทฤษฎี/หลักฐานมาสนับสนุนมากเพียงพอ อย่างเช่น จากตัวอย่างคือความตั้งใจใช้เพื่อความเพลิดเพลิน (Enjoyment Intention) จะอยู่สูงกว่า ดังภาพที่ 4



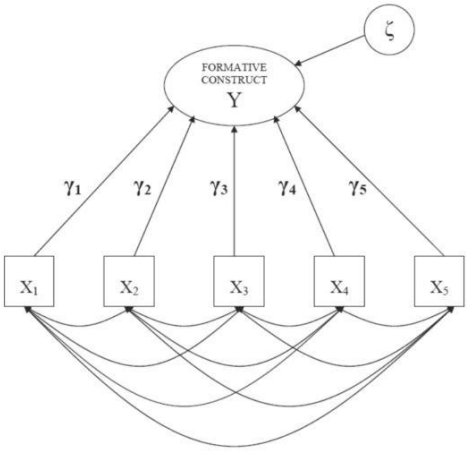
ภาพที่ 4 ตัวอย่างองค์ประกอบที่สูงกว่า (Higher order)

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) หรือแบบจำลองการวัด (Measurement Model) มีไว้เพื่อทดสอบแบบจำลองการวัดโดยที่แบบจำลองการวัดองค์ประกอบจะให้ความสนใจในประเด็นที่ต้องการวัด การจะวัดได้จริงหรือไม่นั้นขึ้นอยู่กับตัวแปรสังเกตในองค์ประกอบนั้นด้วย โดยการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) จะมีรูปแบบ 2 แบบ คือ

1) แบบ Reflective Model ลักษณะของแบบจำลองเมื่อนำมาทำการวิเคราะห์ สามารถตัดตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ออกได้ เนื่องจากบางครั้งค่าน้ำหนักของตัวแปรสังเกต (Observed Variable) นั้น มีค่าน้อยกว่า 0.3 หรือน้อยกว่าเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนดไว้ แต่บางครั้งตัวแปรนั้นก็มีความสำคัญ ถึงแม้จะมีค่าน้ำหนักน้อยเนื่องจากการเก็บข้อมูลหรือข้อมูลดิบมีปัญหาก็อาจจะไม่ตัดออก และถึงแม้ผลอาจไม่ตรงตามทฤษฎีหรือหลักฐานที่สนับสนุนมาตั้งแต่แรกก็ตาม

จากภาพที่ 2 เป็นการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) แบบ Reflective Model เนื่องจากหัวลูกศรจะชี้จากตัวแปรแฝง (Latent Variable) ไปยังตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ซึ่งหมายความว่าองค์ประกอบนั้นจะต้องก่อให้เกิดตัวแปรสังเกต (Observed Variable) เหล่านี้ด้วย

2) แบบ Formative Model โดยแบบจำลองการวัด (Measurement Model) ต้องมีความชัดเจนในทฤษฎีว่า องค์ประกอบนี้เป็นแบบ Formative ไม่ใช่แบบ Reflective โดยที่องค์ประกอบแบบ Formative นั้น จำเป็นต้องผ่านการทดสอบในหลายๆ ด้าน โดยลักษณะของ Formative มักอยู่ในรูปของแบบจำลองการวัดที่ตัวแปรสังเกต (Observed Variable) ชี้หัวลูกศรเข้าหาตัวแปรแฝง (Latent Variable) ซึ่งหัวลูกศรจะย้อนทางกัน (แสดงดังในภาพที่ 5)



ภาพที่ 5 ตัวอย่างแบบ Formative Model
ที่มา: Roy et al. (2012)

ความแตกต่างระหว่าง Reflective กับ Formative นั้น ให้สังเกตจากหัวลูกศรจะชี้ออกจากตัวแปรแฝงไปยังตัวแปรสังเกต ซึ่งหมายความได้ว่า องค์ประกอบก่อให้เกิดตัวแปรสังเกตเหล่านี้ ดังนั้นเวลานำไปวิเคราะห์จริงจึงสามารถตัดหรือเพิ่มตัวแปรสังเกตได้ เพราะตัวแปรสังเกตเหล่านี้เกิดจากคำนิยามในเรื่องนั้นๆ จึงมีโอกาสเปลี่ยนแปลงไปตามสถานการณ์ได้ (ปาณิก เสนาฤทธิไกร, 2564)

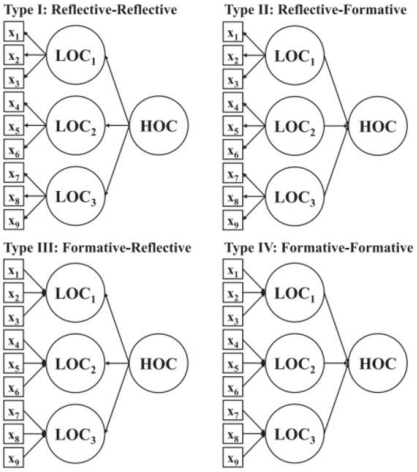


Fig. 1. Different types of higher-order constructs.
Note: LOC = lower-order component; HOC = higher-order component

ภาพที่ 6 ความแตกต่างระหว่าง Reflective กับ Formative
ที่มา: Sarstedt et al. (2019)

จากภาพที่ 6 เป็นการนำเสนอ Higher order ที่เป็นไปได้ทั้งแบบ Reflective และ Formative จึงเกิดขึ้นใน 4 ลักษณะ ได้แก่ 1) Reflective-Reflective 2) Reflective-Formative 3) Formative-Reflective และ 4) Formative-Formative ดังนั้นในการทำการวิเคราะห์ การลากลูกศรและกำหนดตัวแปรนั้นจึงมีความสำคัญมาก หากผู้วิจัยลากผิด เช่น ลากลูกศรจากตัวแปรสังเกตได้ชี้ไปยังตัวแปรแฝง แต่ตัวผู้วิจัยนั้นไม่ได้ตั้งใจจะทำเป็นแบบ Formative ดังนั้นเมื่อวิเคราะห์อาจทำให้เกิดผลที่ผิดพลาดได้ (ปาณิก เสนาฤทธิไกร, 2564)

เมื่อทำการตรวจสอบองค์ประกอบเรียบร้อยแล้ว จึงนำมาทำการทดสอบแบบจำลองสมการโครงสร้างในลำดับต่อไปโดยนำองค์ประกอบที่ผ่านการวิเคราะห์และปรับปรุงโมเดลเรียบร้อยแล้วมาเสนอเป็นแบบจำลองสมการโครงสร้างตามที่ได้พัฒนาขึ้นมา อย่างไรก็ตาม ในการทดสอบสมการโครงสร้างไม่ว่าจะเป็นแบบ 2 ขั้นตอน (Two-Step Modeling) หรือ 4 ขั้นตอน (Four-Steps Modeling) ก็มักจะแนะนำให้มีการวิเคราะห์และยืนยันองค์ประกอบเชิงโครงสร้างก่อนเสมอ (Kline, 2016)

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) นั้นถือเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) เพื่อเป็นการยืนยันแบบจำลองการวัด (Measurement Model) ซึ่งการวิเคราะห์สมการโครงสร้างจะมีโปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ เช่น โปรแกรม AMOS โปรแกรม LISREL โปรแกรม Mplus เป็นต้น เมื่อผู้วิจัยต้องการการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Model) ผู้วิจัยจำเป็นต้องทำการทดสอบหาค่าความเที่ยงตรง (Validity) และค่าความเชื่อมั่น (Reliability) ของเครื่องมือที่ถูกสร้างขึ้นมาก่อน เพื่อเป็นการยืนยันว่าเครื่องมือเหล่านั้นสอดคล้องหรือสนับสนุนกันจริงหรือไม่ตามทฤษฎีหรือหลักฐานที่ผู้วิจัยศึกษามานั้น โดยที่การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) และการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) ที่กล่าวไปข้างต้นนั้น จะอยู่ในรูปแบบของ Covariance-Based กล่าวคือ เป็นการคำนวณอยู่ภายใต้วิธีการของความแปรปรวนร่วม (Co-Variance) ดังนั้น จึงมีเงื่อนไขที่ใช้ประกอบการวิเคราะห์หลายประการ เช่น จำนวนกลุ่มตัวอย่าง ควรมีจำนวนมาก (Sidersidis, 2014; Kline, 2011; Wolf, 2013) อย่างไรก็ตาม ในขณะที่ปัญหาในแต่ละงานวิจัยมีโอกาสพบเจอว่า ไม่สามารถเก็บข้อมูลเป็นจำนวนมากได้ จึงมีแนวทางการวิเคราะห์สมการโครงสร้างเพื่อลดความยุ่งยากและแก้ไขข้อจำกัดของปัญหาที่กล่าวมา คือการวิเคราะห์แบบ Partial Least Square หรือ PLS โดย PLS นี้จะใช้เป็น Variance-based จึงทำให้ลดเงื่อนไขลงได้ เช่น จำนวนตัวอย่าง ขั้นต่ำเพียง 8 ตัวอย่าง (Boulesteix, and Strimmer, 2007)

ดังนั้นผู้วิจัยจึงควรให้ความสำคัญ เรียนรู้ เข้าใจ และศึกษาให้เข้าใจถึงการวิเคราะห์สมการโครงสร้างและการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันอย่างถูกต้อง เพราะทั้งสองประเด็นมีความสัมพันธ์ร่วมกัน หากผู้วิจัยเข้าใจในการวิเคราะห์ทั้งสองแบบแล้ว จะช่วยให้สามารถแก้ไขหรือพัฒนาแบบจำลองหรือโมเดลของผู้วิจัยที่ทำการศึกษานั้น ให้ดียิ่งขึ้นได้ จนส่งผลต่อการนำไปทำการวิจัยเพื่อต่อยอดในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

กัลยา วานิชย์บัญชา. (2551). *การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Windows.* กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ธานินทร์ ศิลป์จารุ. (2552). *การวิจัยและวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วย SPSS* (พิมพ์ครั้งที่ 10). กรุงเทพมหานคร: บิสซิเนสอาร์แอนด์ดี.

ปาณิก เสนาฤทธิไกร. (2564). *CFA Series (3): Formative* [ออนไลน์]. สืบค้นจาก: https://www.smartresearchthai.com/post/cfa-series-3-formative

ปาณิก เสนาฤทธิไกร. (2565). *CFA series (4) Validity* [ออนไลน์]. สืบค้นจาก: https://www.smartresearchthai.com/post/cfa-series-4-validity

พูลพงศ์ สุขสว่าง. (2557). หลักการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modellig : SEM). *วารสารมหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์,* 6(2), 136-145.

พูลพงศ์ สุขสว่าง. (2561). *แบบจำลองสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modellig : SEM)* (พิมพ์ครั้งที่ 2). ชลบุรี: เอ.พี.บลูปริ้นท์.

สุภมาส อังศุโชติ, สมถวิล วิจิตรวรรณา, และรัชนีกูล ภิญโญภานุวัฒน์. (2552). *สถิติวิเคราะห์สำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์: เทคโนโลยีการใช้โปรแกรม Lisrel* (พิมพ์ครั้งที่ 2). กรุงเทพฯ: เจริญดีมั่นคงการพิมพ์.

Bagozzi, R. P., and Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science, 16(1), 74-94.*

Boulesteix, A.-L., and Strimmer, K. (2007). Partial least squares: A versatile tool for the analysis of high-dimensional genomic data. *Briefings in Bioinformatics,* 8(1), 32-44.

Fornell, C., and Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research,* 18(1), 39–50.

Hair, J. F., Jr., Black, W. C., Babin, B. J., and Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson.

Harun, Z., Zaki, P. H., Ismail, M. H., and Awang, K. W. (2016). The Confirmatory Factor Analysis (CFA) on GST compliance research model in Malaysia. *Imperial Journal of Interdisciplinary Research,* 2(4), 758-763.

Oiseth, S.,Jones, L., and Maza, E. (2022). *Causality, validity, and reliability* [Online]. Retrieved from https://www.lecturio.com/concepts/causality-validity-and-reliability/

Roy, S., Tarafdar, M., Ragu-Nathan, T. S., and Marsillac, E. (2012). The effect of misspecification of reflective and formative constructs in operations and manufacturing management- research. *Electronic Journal of Business Research Methods,* 10(1), 34-52.

Sarstedt, M., Hair, J. F., Jr., Cheah, J. H., Becker, J. M., and Ringle, C. M. (2019). How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM. *Australasian Marketing Journal,* 27(3), 197-211.

Schumacker, R. E., and Lamax, R. G. (2016*). A beginner's guide to structural equation modeling* (4th ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associoates.

Tangpattanakit, J. (2022). Conceptualizing the Measuring Scale for Social Media Involvement. *Journal of Arts and Thai Studies*, *44*(2), 166-178.

Turner, R.C., Mulvenon, S.W., Thomas, S.P. and Balkin, R.S. (2002*). Computing Indices of Item Congruence for Test Development Validity Assessments.* [Online] Retrieved from https://www2.sas.comproceedings/sugi27/p255-27.pdf/