

การเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดระหว่างการประมาณค่า ความน่าจะเป็นสูงสุดและการวิเคราะห์แบบเบส์

Comparison of Invariance Analysis Methods of Measurement Model Between Maximum Likelihood Estimation and Bayesian Analysis

ชนินันท์ พฤกษ์ประมool^{1*} และ สุชาดา บวรกิติวงศ์²

Chaninan Pruekpramool^{1*}, and Suchada Bowarnkitiwong²

(Received: February 24, 2020 ; Revised: May 1, 2020 ; Accepted: May 5, 2020)

บทคัดย่อ

การศึกษาความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดเป็นการตรวจสอบว่าตัวอย่างตั้งแต่สองกลุ่มขึ้นไปที่มี
ภูมิหลังต่างกันเช่น เพศ อายุ ประสบการณ์ ภูมิภาค เป็นต้น มีความเห็นในทำนองเดียวกันหรือไม่ในการวัด
ตัวแปรแฝงในโมเดล งานวิจัยเกี่ยวกับการศึกษาความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดได้รับความนิยมเป็น
อันมากในรอบ 2-3 ทศวรรษนี้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์เป็นไปอย่างรวดเร็วไม่ว่าจะเป็น
ด้าน software หรือด้าน algorithm บทความนี้มีความมุ่งหมายเพื่อเสนอวิธีการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยน
ของโมเดลการวัด 2 วิธีในเชิงเปรียบเทียบ ได้แก่ วิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการวิจัยคือ วิธีการประมาณค่า
ความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum-likelihood estimation) ที่มีรากฐานมาจากแนวคิดของสถิติแบบความถี่
(Frequentist statistics) และวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ โดยเสนอขั้นตอนกระบวนการวิเคราะห์ คำสั่งที่ใช้ใน
การวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL 8.72 และ โปรแกรม R 3.6.1 รวมถึงแสดงตัวอย่างการวิเคราะห์และผล
การวิเคราะห์ เพื่อให้ผู้ที่สนใจได้เข้าใจและสามารถนำวิธีการวิเคราะห์ทั้ง 2 วิธีไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยของ
ตนเองได้

คำสำคัญ การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยน การประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด การวิเคราะห์แบบเบส์

¹ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศูนย์วิทยาศาสตร์ศึกษา คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

² รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

¹ Assistant Professor, Science Education Center, Faculty of Science, Srinakharinwirot University

² Associate Professor, Department of Educational Research and Psychology, Faculty of Education,
Chulalongkorn University

*Corresponding author E-mail: chaninan@g.swu.ac.th

Abstract

The study of invariance analysis of measurement model is to verify whether two or more samples with different backgrounds such as gender, age, experience, region, etc. have similar opinions or not, regarding the measurement of latent variables in the model. Researches on invariance analysis of measurement model have been very popular during the past 2-3 decades, especially the development of analytical methods was rapid on both the software and the algorithm. This article aimed to present comparatively between two invariance analysis methods of measurement model, namely, the Maximum-likelihood Estimation, which is widely used in research and is based on the concept of frequentist statistics, and the Bayesian analysis, by presenting the analyzing steps and the syntax used in the LISREL 8.72 and R 3.6.1 programs. In addition, the examples of analysis and the results are shown in this article for those who are interested in this kind of research to understand and be able to apply both methods of analysis in their own research.

Keywords: invariance analysis, Maximum likelihood Estimation analysis, Bayesian analysis

บทนำ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาตัวบ่งชี้ในรูปแบบของโมเดลการวัด (measurement model) หรือ โมเดลสมการเชิงโครงสร้าง (structural equation modeling) ใด ๆ มีความจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยสถิติทดสอบที่หลากหลาย และในกรณีที่มีการวิจัยมีตัวอย่างตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไปที่แตกต่างกันไม่ว่าจะเป็นความแตกต่างทางด้านวัฒนธรรม ภาษา หรือ การจัดกลุ่มประเภทที่แตกต่างกัน นักวิจัยจะทำการวิเคราะห์กลุ่มพหุ (multi-sample analysis) เพื่อวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของการวัด (measurement invariance analysis) จากโมเดลสมการโครงสร้างที่กำหนดขึ้น (นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2554; สุภาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณา และ รัชนีกุล ภิญโญภาณุวัฒน์, 2554) วิธีการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลที่ใช้กันในปัจจุบันส่วนใหญ่จะใช้วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum-likelihood estimation) ส่วนวิธีการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลด้วยการวิเคราะห์แบบเบย์ (Bayesian analysis) ยังพบไม่มากนัก ดังนั้น บทความนี้ผู้เขียนจึงขอเสนอวิธีการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลทั้ง 2 วิธีในเชิงเปรียบเทียบขั้นตอนการวิเคราะห์ ข้อดีข้อจำกัดของแต่ละวิธี พร้อมทั้งยกตัวอย่างคำสั่ง (Syntax) การวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL 8.72 และโปรแกรม R 3.6.1

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัด

ในการวิจัยที่มีตัวอย่างตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไป ซึ่งอาจเป็นกลุ่มที่เลือกทำวิจัยที่แตกต่างกันในด้าน วัฒนธรรม ภาษา หรือ กลุ่มประเภทที่แตกต่างกัน การวิเคราะห์กลุ่มพหุ (multi-sample analysis) เพื่อวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของการวัด (measurement invariance analysis) จากโมเดลสมการโครงสร้างนั้น

ถือเป็นสิ่งสำคัญ (นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2554; สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณ และ รัชนิกุล ภิญโญภาณุวัฒน์, 2554) โดยการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดหรือสมการโครงสร้าง มีจุดมุ่งหมายหลัก 4 ประการ ประกอบด้วย 1) เป็นการตรวจสอบว่าตัวอย่างที่มีลักษณะทางสังคม วัฒนธรรม หรือมาจากกลุ่มประชากรที่แตกต่างกัน มีการตีความการวัดด้วยแบบวัดหรือเครื่องมือวัดที่ตรงกันหรือไม่ อย่างไร 2) เป็นการตรวจสอบว่าตัวอย่างที่มีลักษณะเหมือนกันควรมีคะแนนเท่ากัน หรือมีความแตกต่างของคะแนนในแต่ละองค์ประกอบเหมือนกันหรือไม่ 3) เป็นการตรวจสอบความแตกต่างของตัวอย่างแต่ละกลุ่มในด้านภูมิหลังว่าเป็นเหตุที่ทำให้เกิดความแตกต่างในการตอบต่างกันหรือไม่ และ 4) เป็นการตรวจสอบว่าการจัดกระทำ การทดลองทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงโมเดลการวัดที่สร้างขึ้นหรือไม่ อย่างไร (นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2554) จากการศึกษา พบว่า ในการศึกษาความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย คือ การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (maximum-likelihood estimation) โดยทำการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL ซึ่งต้องอาศัยจำนวนตัวอย่างที่มีขนาดมากเพียงพอถึงจะสามารถแสดงผลการวิเคราะห์ได้มีประสิทธิภาพ ต่อมาจึงเริ่มมีการวิจัยที่ทำการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างแบบเบย์ส์ (Bayesian estimation) ซึ่งการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลทั้งสองวิธีมาจากฐานคิดทางสถิติและมีขั้นตอนในการวิเคราะห์แตกต่างกัน โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด มาจากฐานคิดของสถิติแบบความถี่ (frequentist statistics) โดยสถิติแบบความถี่หรือแบบดั้งเดิมนั้นมีสมมติฐานเบื้องต้นว่า พารามิเตอร์ที่นักวิจัยสนใจศึกษาเป็นค่าคงตัวที่ไม่ทราบค่า ตัวอย่างที่ได้รับการสุ่มมาจากประชากรที่มีการแจกแจงความน่าจะเป็นถือเป็นค่าสังเกต ดังนั้น สถิติแบบความถี่จึงใช้การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวอย่างสุ่ม (sampling distribution) ไปใช้ในการอ้างอิงค่าพารามิเตอร์ (สิวะโชติ ศรีสุทธยากร, 2555) และควรมีขนาดตัวอย่าง 5 - 20 เท่าของจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดล (Hair et al., 2010) มีขั้นตอนในการดำเนินการวิเคราะห์ (สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณ และ รัชนิกุล ภิญโญภาณุวัฒน์, 2554) ดังนี้

ขั้นที่ 1 เริ่มต้นโดยให้โมเดลของทุกกลุ่มตัวอย่างเหมือนกัน จากนั้นทำการปรับโมเดลให้สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ พิจารณาจากค่า χ^2 ที่ไม่มีนัยสำคัญ โดยกำหนดสมมติฐาน H_0 ดังนี้

$$H_0: \text{Form}^{(1)} = \text{Form}^{(2)}$$

ขั้นที่ 2 ทำการกำหนดพารามิเตอร์ให้เท่ากันทุกกลุ่ม (factorial invariance) โดยเริ่มจากพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loadings) เพื่อตรวจสอบความไม่แปรเปลี่ยนของน้ำหนักองค์ประกอบของแต่ละองค์ประกอบ โดยกำหนดสมมติฐาน H_0 ดังนี้

$$H_0: \Lambda_{Ly}^{(1)} = \Lambda_{Ly}^{(2)}$$

พิจารณาจากค่า χ^2 ที่ไม่มีนัยสำคัญและผลต่าง $\Delta\chi^2$ ของขั้นที่ 2 และ 1 ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ท้องาคความเป็นอิสระ Δdf ให้ดำเนินการวิเคราะห์ต่อในขั้นที่ 3

ขั้นที่ 3 ทำการกำหนดน้ำหนักองค์ประกอบและความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่สังเกตได้ให้เท่ากัน หรือการบังคับให้เงื่อนไขพารามิเตอร์เท่ากันในทุกกลุ่ม โดยกำหนดสมมติฐาน H_0 ดังนี้

$$H_0: \Gamma_{GA}^{(1)} = \Gamma_{GA}^{(2)}$$

$$H_0: \Theta_{\varepsilon}^{(1)} = \Theta_{\varepsilon}^{(2)}$$

พิจารณาจากค่า χ^2 ที่ไม่มีนัยสำคัญและผลต่าง $\Delta\chi^2$ ของขั้นที่ 3 และ 2 ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ที่องศาความเป็นอิสระ Δdf ให้ดำเนินการวิเคราะห์ต่อ แต่หากปฏิเสธสมมติฐาน H_0 ให้หยุดการทดสอบ

ขั้นที่ 4 ทำการกำหนดความแปรปรวนขององค์ประกอบให้เท่ากันในทุกกลุ่ม เพื่อทำการตรวจสอบ ความไม่แปรเปลี่ยนแบบสมบูรณ์ (Complete invariance) โดยกำหนดสมมติฐาน H_0 ดังนี้

$$H_0: \Phi^{(1)} = \Phi^{(2)}$$

พิจารณาจากค่า χ^2 ที่ไม่มีนัยสำคัญ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ และผลต่าง $\Delta\chi^2$ ของขั้นที่ 4 และ 3 ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่องศาความเป็นอิสระ Δdf แสดงว่าโมเดลไม่แปรเปลี่ยนแบบ สมบูรณ์ แต่หากปฏิเสธสมมติฐาน H_0 ให้หยุดการทดสอบ โดยสถิติที่ใช้ในการตรวจสอบความสอดคล้องของ โมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ที่สำคัญประกอบด้วย ค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าไคสแควร์สัมพัทธ์ (χ^2/df) ค่า p, ค่ามาตรฐานของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน (Standardized Root Mean Square Residual หรือ SRMR) ค่าดัชนีวัดระดับความสอดคล้องกลมกลืน (Goodness of Fit Index หรือ GFI) ค่าดัชนีวัดระดับความ สอดคล้องกลมกลืนที่ปรับแก้ (Adjusted Goodness of Fit Index หรือ AGFI) ค่าดัชนีวัดระดับความ สอดคล้องกลมกลืนเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Fit Index หรือ CFI) Tucker – Lewis Index (TLI) ค่าดัชนีวัดระดับความเหมาะสมพอดีอิงเกณฑ์ (Normed Fit Index หรือ NFI) และค่าขนาดตัวอย่างวิกฤติ (Critical N หรือ CN) ตามเกณฑ์การพิจารณาที่กำหนด (พุลงค์ สุขสว่าง, 2557; สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรรรณ และ รัชนีกุล ภิญโญภาณุวัฒน์, 2554) ดังตาราง 1

ตาราง 1 สถิติทดสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์และเกณฑ์การพิจารณา

สถิติทดสอบ	เกณฑ์พิจารณา	สถิติทดสอบ	เกณฑ์พิจารณา
χ^2	p มากกว่า .05	AGFI	มากกว่า .95
χ^2/df	น้อยกว่า 2.00	CFI	มากกว่า .95
RMSEA	น้อยกว่า .05	TLI	มากกว่า .95
SRMR	น้อยกว่า .05	NFI	มากกว่า .95
GFI	มากกว่า .95	CN	มากกว่า 200

ในบทความผู้เขียนได้นำเสนอการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างด้วยการ ประเมินค่าความน่าจะเป็นสูงสุด โดยใช้โปรแกรม LISREL 8.72 ซึ่ง พุลงค์ สุขสว่าง (2557) ได้เสนอจุดเด่น ของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างว่า สามารถแสดงผลข้อมูลในรูปแบบข้อความและภาพประกอบทำให้

สามารถตรวจสอบความถูกต้องได้ง่าย และในการปรับโมเดลในการวิเคราะห์ความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์และความความไม่แปรเปลี่ยน สามารถปรับความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่สังเกตได้ให้มีความสัมพันธ์กันได้ ข้อจำกัดของการวิเคราะห์ จะมีข้อจำกัดในการปรับโมเดลที่มีการกระทบโครงสร้างของโมเดลสมมติฐานที่ผู้วิจัยกำหนด เช่น การตัดหรือเพิ่มตัวแปรสังเกตได้หรือค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ในโมเดลมีผลทำให้โมเดลเกิดการเปลี่ยนแปลง โดยผู้วิจัยจำเป็นต้องเสนอโมเดลสมมติฐานที่เป็นทางเลือกอื่น ๆ ไว้ด้วยและใช้โมเดลที่มีค่าสถิติทดสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่ได้จากการปรับที่ดีที่สุด

ในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลผู้เขียนขอยกตัวอย่างโมเดลคุณลักษณะที่พึงประสงค์ของบัณฑิตระดับบัณฑิตศึกษาของไทยและต่างประเทศ (GRADATT) ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลักและ 10 ตัวบ่งชี้ (ชนินันท์ พุกฤษประมุล, 2561) กำหนดสัญลักษณ์แทนดังนี้

องค์ประกอบที่ 1 ด้านความรู้ (KNOWLEDGE) ประกอบด้วย 3 ตัวบ่งชี้ ได้แก่ ความรู้ในสาขาวิชาชีพ (KLP) ความรู้ในศาสตร์อื่น ๆ (KLO) และความรู้ที่เท่าทันต่อการเปลี่ยนแปลง (KLC)

องค์ประกอบที่ 2 ด้านทักษะการเรียนรู้และการทำงาน (LEARNING) ประกอบด้วย 4 ตัวบ่งชี้ ได้แก่ การคิดเชิงนวัตกรรม (INNO) การจัดการตนเองและองค์กร (SOMANAGE) การทำงานเป็นทีมแบบท้าทาย (CHALLENGE) และการเรียนรู้เทคโนโลยีสม่ำเสมอ (TECH)

องค์ประกอบที่ 3 ด้านคุณธรรมจริยธรรม (ETHICSMO) ประกอบด้วย 3 ตัวบ่งชี้ ได้แก่ คุณธรรมการอยู่ร่วมกับผู้อื่นในสังคม (VIRTUE) จรรยาบรรณทางวิชาชีพและวิชาการ (ETHICS) และจิตอาสาและสำนักสาธารณะ (VOLUNTEER)

โดยทำการวิเคราะห์ข้อมูลจากกลุ่มนักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาจากมหาวิทยาลัยชั้นนำของไทยจำนวน 459 คน ของต่างประเทศจำนวน 257 คน ซึ่งก่อนทำการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดล ต้องทำการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพื่อนำมาใส่ในคำสั่งของโปรแกรม จากนั้นทำการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนตาม 4 ขั้นตอนที่กล่าวข้างต้น โดยพิจารณาปรับค่าตาม ดัชนีดัดแปร (Modification indices)

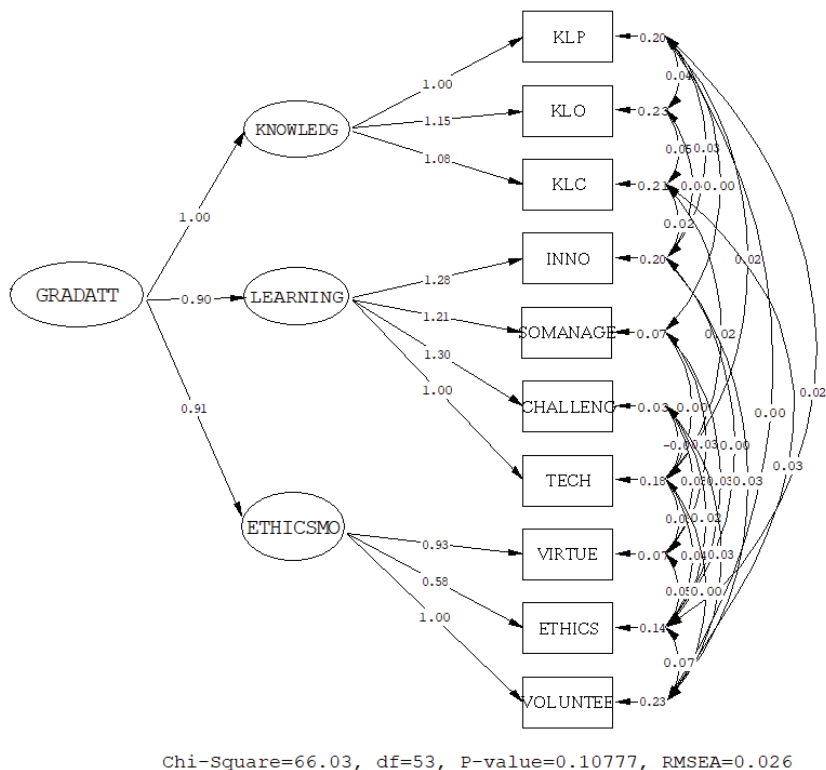
ตัวอย่างคำสั่งการทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลฯ ตามกลุ่มนักศึกษาไทยและต่างประเทศ เมื่อกำหนดให้เมทริกซ์ GA LY PS และ TE ไม่แปรเปลี่ยน (GA=IN, LY=IN, PS=IN, TE=IN) เป็นดังนี้

Group=1
DA NI=10 NO=459 NG=2
LA
KLP KLO KLC INNO SOMANAGE CHALLENGE TECH VIRTUE ETHICS VOLUNTEER
KM
1.00
.617 1.00
.526 .632 1.00
.528 .584 .532 1.00
.537 .552 .564 .683 1.00
.597 .620 .605 .715 .838 1.00
.500 .494 .522 .576 .620 .644 1.00

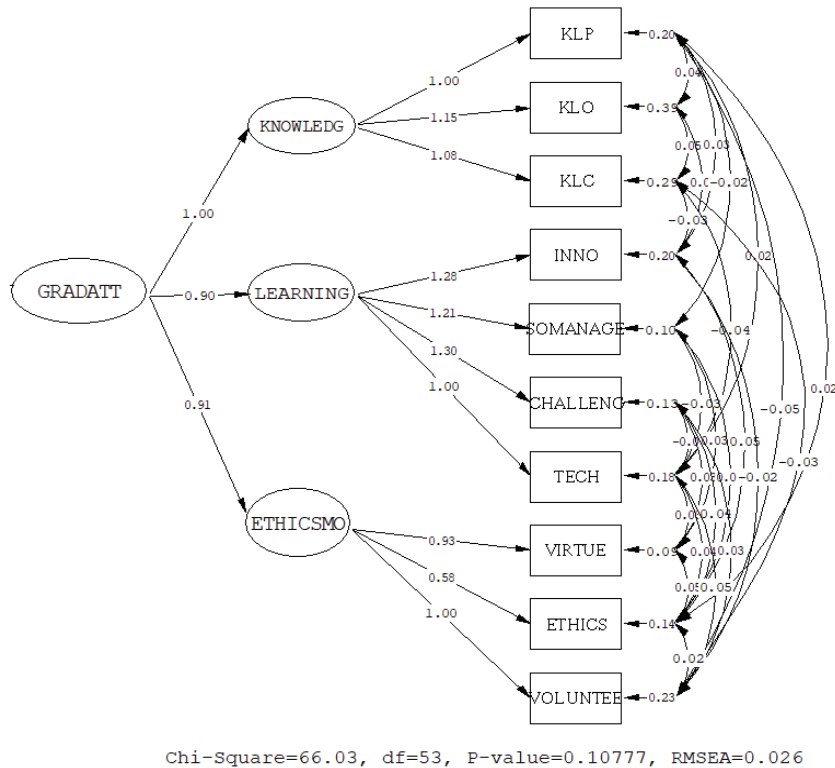
.465 .464 .478 .538 .723 .773 .628 1.00
 .384 .304 .312 .367 .515 .548 .528 .713 1.00
 .365 .370 .451 .482 .503 .615 .458 .582 .639 1.00
 MEAN
 4.1736 4.0327 3.9929 3.6950 4.0349 4.0723 4.2752 4.3007 4.2844 4.0211
 SD
 .61214 .69806 .65757 .67782 .54625 .54357 .58695 .49253 .46501 .64393
 MO NY=10 NK=1 NE=3 GA=FU,FI LY=FU,FI PS=FU,FI TE=SY
 FR GA 3 1
 VA 1 GA 1 1
 VA 0.9 GA 2 1
 VA 1 LY 1 1 LY 7 2 LY 10 3
 FR LY 2 1 LY 3 1 LY 4 2 LY 5 2 LY 6 2 LY 9 3 LY 8 3
 VA 0.01 PS 2 2
 VA 0.05 PS 3 3
 FR PS 1 1
 FR TE 2 1 TE 3 2 TE 10 3 TE 9 7 TE 10 9 TE 9 8 TE 4 2 TE 4 1 TE 4 3 TE 7 3 TE 9 1 TE 10 4 TE 10 6 TE 8 7
 TE 8 6 TE 8 5 TE 7 1 TE 9 6 TE 9 5 TE 7 6
 LK
 GRADATT
 LE
 KNOWLEDGE LEARNING ETHICSMORAL
 PD
 OU SE TV MI
 Group=2
 DA NI=10 NO=257 NG=2
 LA
 KLP KLO KLC INNO SOMANAGE CHALLENGE TECH VIRTUE ETHICS VOLUNTEER
 KM
 1.000
 .468 1.000
 .354 .476 1.000
 .512 .485 .338 1.000
 .363 .487 .500 .528 1.000
 .402 .441 .503 .524 .631 1.000
 .423 .395 .286 .405 .397 .469 1.000
 .295 .338 .467 .407 .628 .552 .409 1.000
 .287 .304 .311 .474 .476 .483 .343 .638 1.000
 .152 .252 .312 .283 .454 .501 .436 .617 .472 1.000

MEAN
4.2659 4.0506 3.7909 3.9844 3.9883 4.1261 4.3768 4.3333 4.2188 4.0344
SD
.61572 .78591 .71383 .62598 .53226 .57533 .56342 .52805 .45680 .69348
MO NY=10 NK=1 NE=3 GA=IN LY=IN PS=IN TE=IN
VA 0.1 PS 3 3
FR TE 6 6 TE 10 9 TE 8 8 TE 2 2 TE 9 4 TE 10 7 TE 3 3
FR TE 5 5 TE 10 1 TE 7 3 TE 7 5 TE 5 1 TE 10 4 TE 10 3 TE 4 3 TE 9 6
LK
GRADATT
LE
KNOWLEDGE LEARNING ETHICSMORAL
PD
OU SE TV MI

จากคำสั่งข้างต้นผู้เขียนได้ทำการ fixed ค่า loading ของ Knowledge กับ Learning ทั้งนี้เนื่องจากมีข้อจำกัดในการปรับโมเดล ซึ่งผู้อ่านสามารถศึกษาและนำไปปรับใช้ให้เหมาะสมกับงานวิจัยของตนเองได้ ผลการทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลฯ ตามกลุ่มนักศึกษาไทยและต่างประเทศ โดยแสดงผลเป็นค่า Estimates ดังภาพประกอบ 1 และ 2



ภาพ 1 กลุ่มนักศึกษาไทย



ภาพ 2 กลุ่มนักศึกษาต่างประเทศ

2. การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์

สถิติแบบเบส์ (Bayesian statistics) เป็นแนวคิดที่เกิดขึ้นก่อนสถิติแบบความถี่ (frequentist statistics) แต่ไม่เป็นที่นิยมเนื่องจากมีการวิเคราะห์ที่มีความซับซ้อนกว่า ข้อกำหนดเบื้องต้นของสถิติแบบเบส์ กำหนดให้พารามิเตอร์เป็นตัวแปรสุ่ม (random variables) ที่มีการแจกแจงความน่าจะเป็น โดยมีค่าสังเกตที่สุ่มมาจากประชากรถูกกำหนดให้เป็นค่าคงที่ เนื่องจาก พารามิเตอร์เป็นสิ่งที่นักวิจัยต้องการคาดคะเนเป็นค่าแทนประชากร และนักวิจัยไม่ทราบค่า จึงต้องอาศัยการอธิบายด้วยการแจกแจงความน่าจะเป็น (สืวะโชติศรีสุทธียากร, 2555) อย่างไรก็ตาม สถิติแบบเบส์มีจุดเด่น คือ สามารถใช้ในการวิเคราะห์ในกรณีที่ศึกษาวิจัยกับตัวอย่างขนาดค่อนข้างน้อยได้ (Kaplan, 2014; Muthen & Asparouhov, 2012) มีความอ่อนปรนในเรื่องของการแจกแจงข้อมูลของตัวอย่าง ไม่ได้มุ่งทำการทดสอบสมมติฐาน ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องกำหนดสมมติฐานไว้ล่วงหน้า จึงทำให้พารามิเตอร์ไม่ขึ้นกับการแจกแจงของข้อมูล มีความยืดหยุ่นในการวิเคราะห์โมเดลที่ซับซ้อน มีการแปลผลที่แม่นยำและตรงไปตรงมา (Kaplan, 2014) นอกจากนี้สถิติแบบเบส์ยังเปิดโอกาสให้ผู้วิจัยสามารถใช้ข้อมูลจากแหล่งอื่นนอกเหนือจากข้อมูลเชิงประจักษ์มาใช้ในการวิเคราะห์ได้โดยมีแนวคิดหลัก คือ การคำนวณการแจกแจงความน่าจะเป็นภายหลัง (posterior distribution) ของพารามิเตอร์ในโมเดลเป็นสิ่งสำคัญในการอ้างอิงสถิติแบบเบส์หาได้จากการรวมการแจกแจงความน่าจะเป็นก่อนหน้า (prior probability

distribution) และฟังก์ชันภาวะความควรจะเป็น (Likelihood function) เข้าด้วยกันตามทฤษฎีของเบส์ (Bayes' theorem) (Kruschke, 2011; สีวะโชติ ศรีสุทธิยากร, 2555)

ในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ (Bayesian structural equation modeling หรือ BSEM) มีขั้นตอนการวิเคราะห์ตามระดับความไม่แปรเปลี่ยน (Bialosiewicz, Murphy, & Berry, 2013; Kim, Cao, Wang, & Nguyen, 2017; Van de Schoot, Lugtig, & Hox, 2012; สุทธิศานต์ ชุ่มวิจารณ์ สุวิมล ว่องวานิช และชยุตม์ ภิรมย์สมบัติ, 2559) ดังนี้

- 1) configural invariance หรือ pattern invariance ตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลแต่ละกลุ่ม
- 2) metric invariance หรือ weak invariance เป็นการทดสอบโมเดลเมื่อกำหนดให้น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loadings) ไม่แปรเปลี่ยน แต่ยอมให้จุดตัดแกน (intercepts) แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม
- 3) scalar Invariance หรือ Strong invariance เป็นการทดสอบโมเดลเมื่อกำหนดให้ น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loadings) และจุดตัดแกน (intercepts) ไม่แปรเปลี่ยน
- 4) strict Invariance แบ่งออกเป็น 2 ระดับ ระดับแรกคือ การทดสอบโมเดลเมื่อกำหนดให้ น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loadings) จุดตัดแกน (intercepts) และ ค่า residual variances ไม่แปรเปลี่ยน ระดับที่ 2 คือการทดสอบโมเดลเมื่อกำหนดให้ น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loadings) จุดตัดแกน (intercepts) ค่า residual variances และ ค่าเฉลี่ย (mean) ไม่แปรเปลี่ยน

การตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดลสามารถพิจารณาได้จากค่า posterior predictive p-value (PPP) มีค่าที่เหมาะสมได้ตั้งแต่ .05 และควรมีค่าใกล้กับ .5 (Muthen & Asparouhov, 2012) ค่า Bayesian variant of the root mean square error of approximation หรือ BRMSEA เป็น 0 หมายถึงโมเดลมีความเหมาะสมในระดับสมบูรณ์ (perfect fitting model) และมีค่าเพิ่มขึ้นทางบวกหากโมเดลไม่สอดคล้องเหมาะสม (misspecification) โดยค่า PPP และ BRMSEA ถูกตรวจสอบภายใต้เงื่อนไขและสมมติฐานที่ต่างกัน สำหรับตัวอย่างขนาดใหญ่ ค่า PPP จะปฏิเสธทุกโมเดลที่ไม่สอดคล้องในทุกรูปแบบ ในขณะที่ BRMSEA จะปฏิเสธแค่เพียงโมเดลที่ไม่สอดคล้องมาก ๆ เท่านั้น (large misspecification) แต่ยอมรับโมเดลที่ไม่สอดคล้องน้อย ๆ ได้ (small misspecification) (Hoofs, Van de Schoot, Jansen, & Kant, 2018) ทำการเปรียบเทียบค่าดัชนีในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดล ด้วยค่า Bayesian information criterion (BIC) Deviance information criterion (DIC) Watanabe-Akaike information criterion (WAIC) leave-one-out information criterion (LOOIC) marginal loglikelihood (Margloglik) และ log-likelihood (Logl) โดยค่าดัชนีเหล่านี้ในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนในแต่ละขั้นที่มีการกำหนดพารามิเตอร์ไม่แปรเปลี่ยนที่ระดับสูงขึ้น ค่าดัชนีที่ต่ำกว่า จะให้โมเดลที่มีความสอดคล้องดีกว่า (Gelman, Hwang, & Vehtari, 2014; Merkle & Rosseel, 2018; สุทธิศานต์ ชุ่มวิจารณ์ สุวิมล ว่องวานิช และชยุตม์ ภิรมย์สมบัติ, 2559)

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างแบบเบส์ เป็นวิธีการสำหรับตรวจสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดเช่นเดียวกับดัชนีดัดแปร (modification indices) ด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (maximum-likelihood estimation) (Muthén & Asparouhov, 2013) สำหรับการ

วิเคราะห์ด้วยโปรแกรม R 3.6.1 ใช้แพ็คเกจได้แก่ Lavaan ในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด และ blavaan สำหรับการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างแบบเบย์ แพ็คเกจ blavaan ได้รับการพัฒนาขึ้นโดย Merkle and Rosseel (2018) และให้ค่าสถิติที่หลากหลายในการประเมินและเปรียบเทียบโมเดลด้วยฟังก์ชัน fitMeasures() โดยมีฟังก์ชันหลักเช่นเดียวกับฟังก์ชันในแพ็คเกจ lavaan เพียงแต่ขึ้นต้นฟังก์ชันด้วย “b” เช่น ในการวิเคราะห์โมเดลการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบเชิงยืนยัน (confirmatory factor analysis models) จะใช้ฟังก์ชัน bcfa() หรือวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (structural equation models) จะใช้ฟังก์ชัน bsem() เป็นต้น อย่างไรก็ตามการทำงานในหลายฟังก์ชันของ blavaan จำเป็นต้องใช้ร่วมกับฟังก์ชันของ lavaan และ JAGS syntax ดังนั้นผู้ใช้จึงต้องทำการ install.packages("lavaan") install.packages("blavaan") และ install.packages("rjags") ก่อนเริ่มต้นการวิเคราะห์ รวมถึงแพ็คเกจอื่น ๆ เช่น coda, rstan, ggplot2, corplot เป็นต้น สำหรับการแสดงผลการวิเคราะห์ (Merkle & Rosseel, 2018; Merkle, Rosseel, Garnier-Villareal, Hoofs, & Van de Schoot, 2019)

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างแบบเบย์ด้วยแพ็คเกจ blavaan จากการศึกษาพบว่า Merkle and Rosseel (2018) ได้เสนอวิธีการประมาณค่าของโมเดลใน blavaan โดยใช้โมเดลที่ปรับจนสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์แล้ว (Fitted lavaan object) ซึ่งตัวอย่างของการวิเคราะห์ในบทความนี้เป็นโมเดลการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบเชิงยืนยันอันดับสอง (Second order confirmatory factor analysis models) เมื่อพิจารณาแพ็คเกจพบว่า ในการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบเชิงยืนยัน กำหนดคำสั่งในการใช้ (Usage) และอาร์กิวเมนต์ (Argument) (Merkle & Rosseel, 2018; Merkle et al., 2019) ดังตาราง 2

ตาราง 2 คำสั่งในการใช้และอาร์กิวเมนต์ในการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบเชิงยืนยันด้วย blavaan

Usage	bcfa(..., cp = "srs", dp = NULL, n.chains = 3, burnin, sample, adapt, mcmcfile = FALSE, mcmcextra = list(), inits = "simple", convergence = "manual", target = "jags", save.lvs = FALSE, jags.ic = FALSE, seed = NULL, bcontrol = list())
Arguments	
...	อาร์กิวเมนต์ค่าเริ่มต้นจากแพ็คเกจ lavaan
Cp	การจัดการการแจกแจงก่อน (prior distributions) ต่อพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม (covariance parameters) โดยตัวเลือกที่เป็นไปได้ คือ "srs" หรือ "fa" โดยในทางทฤษฎี "srs" จะมีความยืดหยุ่นและดีกว่าแต่ก็ช้ากว่าเช่นกัน
Dp	ค่าเริ่มต้นการแจกแจงก่อน (Default prior distributions) ต่อพารามิเตอร์ประเภทต่าง ๆ โดยทั่วไปแล้วจะใช้ฟังก์ชัน dpriors() ในการเรียกดูข้อมูล
n.chains	จำนวนห่วงโซ่มาร์คอฟ (MCMC chains) ที่ต้องการ
Burnin	จำนวนการวนซ้ำของการ burnin (burnin iterations) โดยไม่รวมการวนซ้ำแบบปรับได้ (adaptive iterations)
Sample	จำนวนตัวอย่างทั้งหมดที่ต้องดำเนินการหลังจากการ burnin
Adapt	จำนวนการวนซ้ำแบบปรับได้ (adaptive iterations) ที่จะใช้ในการเริ่มต้นการจำลอง
mcmcfile	ถ้าเงื่อนไขเป็นจริง (TRUE) โมเดล JAGS/Stan จะถูกเขียนลงในไฟล์ (ใน lavExport directory) และสามารถแสดงรูปแบบตัวอักษรเป็นชื่อของ directory ของไฟล์ที่ถูกเขียน

mcmcextra	รายการที่มี potential names syntax และการตรวจสอบ โดย syntax object คือข้อความที่มี extra code ที่จะแทรกใน syntax ของโมเดล JAGS/Stan และการตรวจสอบ object คือเวกเตอร์ตัวอักษร (character vector) ที่ประกอบด้วย extra JAGS/Stan parameters ของตัวอย่าง
Inits	ถ้าเป็น character string จะมีตัวเลือกคือ "simple" (ค่าเริ่มต้น), "Mplus", "prior", และ "jags" ใน 2 กรณีแรก ค่าของพารามิเตอร์จะถูกประมาณด้วยวิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (ML) ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นของแต่ละห่วงโซ่ถูกรบกวนจากค่าเดิม (original values) ผ่าน uniform noise ถ้าเลือกใช้ "prior" ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นจะขึ้นอยู่กับแจกแจงก่อน (prior distributions) (ซึ่งต้องเชื่อมั่นว่าค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นจะไม่ทำให้การประมาณค่าของโมเดลล้มเหลว) ถ้าเลือกใช้ "jags" จะไม่มีการระบุค่าเริ่มต้น และ JAGS จะเลือกค่าเอง ถ้าเริ่มต้นด้วยโมเดลที่ fitted จาก lavaan ค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องจะถูก extracted และถูกรบกวนในลักษณะที่กล่าวข้างต้น ถ้าเป็นรายการโมเดล เช่น ผลลัพธ์ของฟังก์ชัน paramaterEstimates ค่าของ est หรือ start หรือ ustart column (ขึ้นกับว่าพบค่าใดก่อน) จะถูก extracted
convergence	ถ้าเลือกใช้ "auto" พารามิเตอร์จะถูกสุ่มจนกว่าจะลู่เข้า (convergence) (ด้วย autorun.jags) ในกรณีนี้ อาร์กิวเมนต์ burnin และ sample จะถูกส่งผ่านไปยัง autorun.jags เป็น startburnin และ startsample ตามลำดับ ถ้าไม่ใช้ พารามิเตอร์จะถูกสุ่มกำหนดโดยผู้ใช้ (หรือค่าเริ่มต้นของ run.jags)
Target	แพ็คเกจ MCMC ที่ต้อง install ("jags" เป็นแพ็คเกจเริ่มต้นแต่ "stan" ก็ยังสามารถใช้ได้)
save.lvs	ควรบันทึกตัวแปรแฝงของตัวอย่าง (factor scores) หรือไม่ ตรรกะค่าเริ่มต้นเป็น FALSE
jags.ic	ควรคำนวณ DIC ด้วยวิธี JAGS นอกเหนือจากวิธี BUGS หรือไม่ ตรรกะค่าเริ่มต้นเป็น FALSE
Seed	เวกเตอร์ของความยาว n.chains (สำหรับ "jags") or หรือจำนวนเต็ม (ของ "stan") มีการ random seeds ในการรัน MCMC ถ้าใช้ NULL จะทำให้ seeds ถูกเลือกอย่างสุ่ม.
bcontrol	รายการที่มีพารามิเตอร์เพิ่มเติมส่งผ่านไปยัง run.jags (หรือ autorun.jags) หรือ stan ให้ศึกษาในเพจหลักของแต่ละฟังก์ชันเพิ่มเติม

ผู้เขียนขอยกตัวอย่างการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างแบบเบสด้วยแพ็คเกจ blavaan จากโมเดลคุณลักษณะที่พึงประสงค์ของบัณฑิตระดับบัณฑิตศึกษาของไทยและต่างประเทศ ดังที่กล่าวมาแล้วก่อนหน้านี้ โดยโปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์คือโปรแกรม R 3.6.1 ดังนี้

หลังจาก install package ต่าง ๆ ที่จำเป็นต้องใช้และนำเข้าข้อมูลแล้ว ให้ใช้คำสั่งกำหนดโมเดลเข้าสู่โปรแกรม ดังตาราง 3

ตาราง 3 การกำหนดโมเดลเข้าสู่โปรแกรม

คำสั่ง	วัตถุประสงค์
<pre>> Att.Model <- 'know =~ X1 + X2 + X3 + + learn =~ X4 + X5 + X6 + X7 + + ethic =~ X8 + X9 + X10 + + attri =~ know + learn + ethic'</pre>	ทำการกำหนดโมเดลเข้าสู่โปรแกรม

การปรับโมเดลโดยใช้แพ็คเกจ lavaan เพื่อให้โมเดลฯ ที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของรูปแบบโมเดลตามกลุ่มนักศึกษาไทยและต่างประเทศด้วยการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด โดยพิจารณาจากดัชนีดัดแปร (modification indices) และรายงานค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์ ใช้คำสั่งดังนี้

ตาราง 4 คำสั่งในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของรูปแบบโมเดลด้วยแพ็คเกจ lavaan

คำสั่ง	วัตถุประสงค์
<code>> fit1<- cfa(Att.Model,data,group="University")</code>	สอบความสอดคล้องของ โมเดลฯ กับข้อมูลเชิงประจักษ์
<code>>modificationindices(fit1, sort=T)</code>	พิจารณาดัชนีดัดแปรเพื่อปรับโมเดล
<code>> fitMeasures(fit1)</code>	แสดงผลการวิเคราะห์ค่าดัชนีในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดล
<code>>summary(fit1, fit.measures=T)</code>	แสดงผลการวิเคราะห์ค่าประมาณพารามิเตอร์ (Parameter Estimates)

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของรูปแบบโมเดล (configural invariance) ตามกลุ่มนักศึกษาไทย และต่างประเทศด้วยการวิเคราะห์แบบเบส์และรายงานค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์ โดยใช้แพ็คเกจ blavaan ใช้คำสั่งดังนี้

ตาราง 5 คำสั่งในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของรูปแบบโมเดลด้วยแพ็คเกจ blavaan

คำสั่ง	วัตถุประสงค์
<code>> bfit1 <- bcfa(Att.Model, data, group = "University")</code>	สอบความสอดคล้องของ โมเดลฯ กับข้อมูลเชิงประจักษ์
<code>>blavFitIndices(bfit1)</code>	แสดงผลการวิเคราะห์ความสอดคล้องของ โมเดลฯ กับข้อมูลเชิงประจักษ์ ด้วยค่า BRMSEA, BGammaHat, adjBGammaHat และ BMC
<code>>fitMeasures(bfit1)</code>	แสดงผลการวิเคราะห์ค่าดัชนีในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของ โมเดลด้วยค่า npar, logl, ppp, bic, dic, p_dic, waic, p_waic, se_waic, looic, p_loo, se_loo และ margloglik
<code>>summary(bfit1,fit.measures=T)</code>	แสดงผลการวิเคราะห์ค่าประมาณพารามิเตอร์ (Parameter Estimates)

ทำการตรวจสอบการลู่เข้าของข้อมูลด้วยห่วงโซ่มาร์คอฟ (Markov chain Monte Carlo) ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ กราฟการแจกแจงของพารามิเตอร์ในรูปแบบ Trace plot, กราฟ Density และ กราฟ Auto correlation ของแต่ละห่วงโซ่ โดยใช้คำสั่งดังนี้

ตาราง 6 คำสั่งการตรวจสอบการลู่เข้าของข้อมูลด้วยห่วงโซ่มาร์คอฟ

คำสั่ง	วัตถุประสงค์
<code>c<- rcorr(as.matrix(data)) corplot(c\$r, type="lower", p.mat = c\$P, sig.level = 0.01, insig = "blank") plot(bfit1,1:4,"trace") plot(bfit1,1:4,"density") plot(bfit1,1:4,"autocorr")</code>	ตรวจสอบการลู่เข้าของข้อมูลด้วยห่วงโซ่มาร์คอฟ (Markov chain Monte Carlo)

เช่นเดียวกัน ในการทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลในระดับที่สูงขึ้น ได้แก่ Weak invariance, Strong invariance และ Strict invariance ให้เพิ่ม group.equal โดยกำหนดให้ loadings, intercepts, means และ residuals ไม่แปรเปลี่ยนเพิ่มทีละ 1 ตัวตามสมมติฐานการทดสอบที่สูงขึ้น ด้วยคำสั่งดังต่อไปนี้

ตาราง 7 คำสั่งการทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลในระดับ Weak, Strong และ Strict invariance

คำสั่ง
>bfit2 <- bcfa(Att.Model, data, group = "University", group.equal="loadings"))
>bfit3<- bcfa (Att.Model, data, group = "University", group.equal = c("loadings","intercepts"))
>bfit4<- bcfa (Att.Model, data , group = "University", group.equal = c("loadings","intercepts","means"))
>bfit5<- bcfa (Att.Model, data , group = "University", group.equal = c("loadings","intercepts","means","residuals"))

จากนั้นทำการรายงานค่าสถิติในการตรวจสอบความสอดคล้องและค่าดัชนีในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลตามที่กล่าวไว้ข้างต้นตามตามระดับความไม่แปรเปลี่ยน โดยค่าดัชนีความสอดคล้องกลมกลืนของการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนด้วยสถิติแบบเบส์ของโมเดลรวม มีค่า DIC = 8765.962, WAIC = 8800.880, LOOIC = 8801.400, BIC = 9283.185, LogL = -4293.336, margloglik = -4930.033 และ PPP = .230 ส่วนค่าดัชนีความสอดคล้องกลมกลืนของการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนด้วยสถิติแบบเบส์ เมื่อกำหนดให้น้ำหนักองค์ประกอบ (loadings) ไม่แปรเปลี่ยน มีค่า DIC = 8753.772, WAIC = 8788.192, LOOIC = 8789.085, BIC = 9247.475, LogL = -4291.908, margloglik = -4905.138 และ PPP = .342 ตัวอย่างตารางผลการวิเคราะห์แสดงค่าน้ำหนักองค์ประกอบ ดังตาราง 8

ตาราง 8 ตัวอย่างตารางผลการวิเคราะห์ ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลฯ ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์เมื่อ กำหนดให้น้ำหนักองค์ประกอบ (loadings) ไม่แปรเปลี่ยน

คุณลักษณะ	กลุ่มนักศึกษาไทย					กลุ่มนักศึกษาต่างประเทศ				
	Estimate	Post.SD	HPD.025	HPD.975	PSRF	Estimate	Post.SD	HPD .025	HPD .975	PSRF
องค์ประกอบที่ 1 KNOWLEDGE										
1. KLP	1.000					1.000				
2. KLO	1.168	.064	1.043	1.290	1.004	1.168	.064	1.043	1.290	1.004
3. KLC	1.093	.061	.977	1.212	1.000	1.093	.061	.977	1.212	1.000
องค์ประกอบที่ 2 LEARNING										
1. INNO	1.000					1.000				
2. SOMANAGE	.954	.040	.876	1.035	1.028	.954	.040	.876	1.035	1.028
3. CHALLENGE	1.010	.037	.936	1.082	1.025	1.010	.037	.936	1.082	1.025
4. TECH	.861	.045	.781	.954	1.072	.861	.045	.781	.954	1.072
องค์ประกอบที่ 3 ETHICSMO										
1. VIRTUE	1.000					1.000				
2. ETHICS	.721	.037	.649	.793	1.009	.721	.037	.649	.793	1.009
3. VOLUNTEER	1.061	.066	.936	1.193	1.025	1.061	.066	.936	1.193	1.025
คุณลักษณะที่พึงประสงค์ของบัณฑิต (GRADATT)										
KNOWLEDGE	1.000					1.000				
LEARNING	1.261	.070	1.123	1.393	1.018	1.261	.070	1.123	1.393	1.018
ETHICSMO	1.008	.059	.897	1.123	1.015	1.008	.059	.897	1.123	1.015

อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ถึงระดับขั้น strict invariance เป็นสิ่งที่ทำได้ยากในทางปฏิบัติ โดยผู้เชี่ยวชาญส่วนใหญ่มีความเห็นว่าการคาดหวังให้ค่า residual variances เท่ากันในทุกกลุ่มหรือทุกช่วงเวลาเป็นสิ่งที่เป็นไปได้ยากและไม่สมเหตุผลผลในข้อมูลจริง

จากการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดที่เสนอในบทความนี้ทั้ง 2 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด และวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ ทำให้สามารถเปรียบเทียบความแตกต่าง ข้อดี และข้อจำกัด ของแต่ละวิธี สรุปได้ดังตาราง 9

ตาราง 9 การเปรียบเทียบการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดด้วยวิธีประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุดและวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์

ประเด็น	วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด	วิธีการวิเคราะห์แบบเบส์
1.ขนาดตัวอย่าง	ขนาดตัวอย่าง 5 - 20 เท่าของจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดล (Hair et al., 2010)	ขนาดใหญ่และขนาดค่อนข้างน้อย
2.ข้อดกกลงเบื้องต้น	พารามิเตอร์ที่นักวิจัยสนใจศึกษาเป็นค่าคงตัวที่ไม่ทราบค่า ตัวอย่างที่ได้รับการสุ่มมาจากประชากรที่มีการแจกแจงความน่าจะเป็นถือเป็นค่าสังเกต (สัวะโชติ ศรีสุทธียากร, 2555)	พารามิเตอร์เป็นตัวแปรสุ่ม (Random variables) ที่มีการแจกแจงความน่าจะเป็น โดยมีค่าสังเกตที่สุ่มมาจากประชากรถูกกำหนดให้เป็นค่าคงที่ (สัวะโชติ ศรีสุทธียากร, 2555)
3.ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล	ประกอบด้วย 4 ขั้นตอน 1.กำหนดโมเดลของทุกกลุ่มตัวอย่างเหมือนกัน ทำการปรับโมเดลให้สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ 2. กำหนดพารามิเตอร์ให้เท่ากันทุกกลุ่ม 3.กำหนดน้ำหนักองค์ประกอบและความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่สังเกตได้ให้เท่ากัน 4.กำหนดความแปรปรวนขององค์ประกอบให้เท่ากันในทุกกลุ่ม (สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณ และ รัชนิกุล ภิญญานานุวัฒน์, 2554)	ประกอบด้วย 4 ขั้นตอน 1. Configural invariance หรือ Pattern invariance 2. Metric Invariance หรือ Weak invariance 3. Scalar Invariance หรือ Strong invariance 4. Strict Invariance (Bialosiewicz, Murphy, & Berry, 2013; Kim, Cao, Wang, & Nguyen, 2017; Van de Schoot, Lugtig, & Hox, 2012; สุทธิศานต์ ชุ่มวิจารณ์ สุวิมล ว่องวานิช และชยุตม์ ภิรมย์สมบัติ, 2559)
4.การแปลผลการวิเคราะห์ข้อมูล	พิจารณาจากค่า χ^2 , χ^2/df , p, SRMR, GFI, AGFI, CFI, TLI, NFI และ CN (พูลพงศ์ สุขสว่าง, 2557; สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณ และ รัชนิกุล ภิญญานานุวัฒน์, 2554)	พิจารณาความเหมาะสมของโมเดลจากค่า PPP, BRMSEA (Muthen & Asparouhov, 2012) และดัชนีในการวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยน BIC, DIC, WAIC, LOOIC

ตารางที่ 9 (ต่อ)

		และ Logl (Gelman, Hwang, & Vehtari, 2014; Merkle & Rosseel, 2018; สุทธิศักดิ์ ชุ่มวิจารณ์ สุวิมล ว่องวานิช และชยุตม์ ภิรมย์สมบัติ, 2559)
5. จุดเด่น	- มีขั้นตอนการวิเคราะห์ที่ไม่ซับซ้อน - แสดงผลข้อมูลในรูปแบบข้อความและภาพประกอบทำให้สามารถตรวจสอบความถูกต้องได้ง่าย - สามารถปรับความคลาดเคลื่อนของตัวแปรที่สังเกตได้ให้มีความสัมพันธ์กันได้ (पुलพงศ์ สุขสว่าง, 2557)	- ใช้วิเคราะห์ตัวอย่างขนาดค่อนข้างน้อยได้ (Kaplan, 2014; Muthen & Asparouhov, 2012) - ผ่อนปรนในเรื่องของการแจกแจงข้อมูลของตัวอย่าง - มีความยืดหยุ่นในการวิเคราะห์โมเดลที่ซับซ้อนไม่จำเป็นต้องกำหนดสมมติฐานไว้ล่วงหน้า - มีการแปลผลที่แม่นยำและตรงไปตรงมา (Kaplan, 2014) - ใช้ข้อมูลจากแหล่งอื่นนอกเหนือจากข้อมูลเชิงประจักษ์มาใช้ในการวิเคราะห์ได้ (Kruschke, 2011; สีวะโชติ ศรีสุทธียากร, 2555)
6. ข้อจำกัด	ไม่สามารถใช้กับตัวอย่างขนาดเล็กได้ จำเป็นต้องกำหนดสมมติฐานไว้ล่วงหน้า มีข้อจำกัดในการปรับโมเดลที่มีการกระทบโครงสร้างของโมเดลสมมติฐาน (पुलพงศ์ สุขสว่าง, 2557)	การวิเคราะห์ที่มีความซับซ้อนกว่า อาจมีข้อจำกัดเรื่องการใช้โปรแกรมการวิเคราะห์และระยะเวลาในการวิเคราะห์ในแต่ละรอบ

สรุป

การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดที่เสนอในบทความนี้มี 2 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด และวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ โดยวิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุดแบ่งการวิเคราะห์ออกเป็น 4 ขั้นตอน เริ่มต้นจากการวิเคราะห์รูปแบบโมเดลจากนั้นทำการกำหนดพารามิเตอร์ของเมทริกซ์ที่ละ เมทริกซ์ เริ่มจาก GA LY PS และ TE ให้ไม่แปรเปลี่ยน ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ มีจุดเด่น คือ สามารถใช้ในการวิเคราะห์ในกรณีที่ศึกษาวิจัยกับตัวอย่างขนาดค่อนข้างน้อยได้ และมีความแม่นยำกว่าวิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด แบ่งระดับการวิเคราะห์ออกเป็น 4 ระดับ ได้แก่ Pattern invariance, Weak invariance, Strong invariance และ Strict Invariance อย่างไรก็ตามวิธีการวิเคราะห์แบบเบส์ อาจมีความซับซ้อนกว่าวิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุดเนื่องจากคำสั่งการวิเคราะห์ตาม package ที่ใช้ในโปรแกรมการวิเคราะห์ ซึ่งในที่นี้คือโปรแกรม R ผู้วิเคราะห์ต้องทำความเข้าใจการเขียนคำสั่งเหล่านั้นเป็นอย่างดี จึงจะสามารถวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนด้วยวิธีนี้ได้

เอกสารอ้างอิง

- ชนินันท์ พงษ์ประมุข. (2561). *โมเดลคุณลักษณะที่พึงประสงค์ของบัณฑิตระดับบัณฑิตศึกษาของไทยและต่างประเทศ: การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนแบบเบส*. (วิทยานิพนธ์ครุศาสตรมหาบัณฑิต ไม่ได้ตีพิมพ์). จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพมหานคร.
- นงลักษณ์ วิรัชชัย. (2554). การทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดระหว่างกลุ่มผู้ถูกวัดด้วยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง. *วารสารวิจัยและพัฒนาหลักสูตร*, 1(1), 69-80.
- พลพงศ์ สุขสว่าง. (2557). หลักการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงสร้าง. *วารสารมหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์*, 6(2), 136-146.
- ลิเวชติ ศรีสุทธินากร. (2555). *วิธีการประมาณค่าแบบเบสสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลทุกระดับที่ตัวแปรมีความคลาดเคลื่อนจากการวัด: การศึกษาสถานการณ์จำลองแบบมอนติคาร์โลและข้อมูลจริง*. (วิทยานิพนธ์ปริญญาครุศาสตรดุษฎีบัณฑิต), จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย,
- สุทธิศักดิ์ ชุ่มวิจารณ์ สุวิมล ว่องวาณิช และชยุตม์ ภิรมย์สมบัติ. (2559). การพัฒนาและตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือวัดความยึดมั่นผูกพันการวิจัยของนักศึกษาระดับดุษฎีบัณฑิตคณะครุศาสตร์/ศึกษาศาสตร์: การวิเคราะห์ด้วยภาวะน่าจะเป็นสูงสุดและเบส. *วารสารวิจัย มสค สาขามนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์*, 12(2), 83-107.
- สุภมาส อังสุโชติ สมถวิล วิจิตรวรรณ และ รัชนิกุล ภิญโญภาณุวัฒน์. (2554). *สถิติวิเคราะห์สำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์เทคนิคการใช้โปรแกรม LISREL (3 ed.)*: กรุงเทพมหานคร: เจริญดีมั่นคงการพิมพ์.
- Bialosiewicz, S., Murphy, K., & Berry, T. (2013). *An introduction to measurement invariance testing: resource packet for participants*. Claremont Evaluation Center. School of Social Science, Policy, & Evaluation. Claremont Graduate University. Claremont, CA. Retrieved from <http://comm.eval.org/HigherLogic/System/DownloadDocumentFile.ashx?DocumentFileKey=63758fed-a490-43f2-8862-2de0217a08b8>
- Gelman, A., Hwang, J., & Vehtari, A. (2014). Understanding predictive information criteria for Bayesian models. *Statistics and Computing*, 24(6), 997-1016.
- Hair, J., Black, W. C., Babin, B. J., and Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis*. 7th edition. Upper saddle River, New Jersey: Pearson Education International.
- Hoofs, H., Van de Schoot, R., Jansen, N. W. H., & Kant, I. (2018). Evaluating model fit in Bayesian confirmatory factor analysis with large samples: simulation study introducing the BRMSEA. *Educational and Psychological Measurement*, 78(4), 537-568.
- Kaplan, D. (2014). *Bayesian statistics for the social sciences*: New York: Guilford Publications.

- Kim, Cao, C., Wang, Y., & Nguyen, D. T. (2017). Measurement invariance testing with many groups: a comparison of five approaches. *Structural Equation Modeling. Multidisciplinary Journal*, 24(4), 524-544.
- Kruschke, J. K. (2011). *Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R and BUGS*. USA: Elsevier Inc.
- Merkle, E. C., & Rosseel, Y. (2018). blavaan: Bayesian structural equation models via parameter expansion. *Journal of Statistical Software*, 85(4), 1-30.
- Merkle, E. C., Rosseel, Y., Garnier-Villareal, M., Hoofs, H., & Van de Schoot, R. (2019). Package ‘blavaan’ Bayesian latent variable analysis. <https://cran.r-project.org/web/packages/blavaan/blavaan.pdf>
- Muthen, B., & Asparouhov, T. (2012). Structural equation modeling: a more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17(3), 313-335.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2013). BSEM measurement invariance analysis.
- Van de Schoot, R., Lugtig, P., & Hox, J. (2012). A checklist for testing measurement invariance. *European Journal of Developmental Psychology*, 9(4), 486-492.