Efficiency of ML, WLSMV and Bayesian Parameter Estimation Methods for Non-normality Ordered Categorical Data in Difference Condition: Case Study of the First Order Confirmatory Factor Analysis[1]

Tossapone Tossapim[2]
Sakesan Tongkhambanchong[3]
Sompong Punhun[4]

Received: June 3, 2013 *Accepted: June 15, 2013*

Abstract

The objective of this research was to examine and compare the efficiency of 4 different parameter estimation methods consisted: ML (in case of transformed and non transformed data to normal distribution) via WLSMV and Bayesian for non-normality ordered categorical data under 4 different sample sizes (80, 160, 370 and 623). This research used 10,000 pseudo populations. The comparisons were done involving 16 conditions and each condition was replicated 200 times. The dependent variables evaluated consisted of: 1) the bias of parameter estimates; 2) the bias of standard errors; 3) construct reliability (ρ_c) and average variance extracted (ρ_v); and 4) Model fit indices to determine percent of model fit. The research findings revealed that: 1) The parameter estimates of Bayesian and WLSMV estimations becoming closer to true parameters when sample size increased. Both estimation methods were found to be trivial biased of parameter estimates and standard errors when sample size increased to at least 370. ML estimations (both transformed and non transformed data to normal distribution) were found to be substantial biased of parameter estimates and standard errors. The parameter estimates were underestimated with .001 statistical significant levels 2) Construct reliability (ρ_c) and average variance extracted (ρ_v) of measurement model of Bayesian estimation were not different from true parameters for all sample sizes. Both values of WLSMV estimation were not different from true parameters when sample size increased to at least 160. ML estimations (both transformed and non transformed data to normal distribution) were found to be underestimated with .001 statistical significant levels for all sample sizes. 3) WLSMV estimation ended up being more acceptable than the other estimations for all sample sizes. Bayesian estimation was accurate when the sample size increased to at least 370. ML estimations (both transformed and non transformed data to normal distribution) were less accurate than WLSMV and Bayesian estimation. The percentages of model fit were found to increase with the sample size increased for all parameter estimations.

Keywords: Parameter Estimation Methods, ML, WLSMV, Bayesian, Ordered Categorical Data, Non-Normality Distribution

[1] Thesis for the Master of Educational Research, Measurement and Statistics
[2] Graduate student, Master Degree in Educational Research, Measurement and Statistics, Burapha University
E-mail: tossapone@hotmail.com
[3] Lecturer in the Department of Research and Apply Psychology, Burapha University
[4] Lecturer in the Department of Research and Apply Psychology, Burapha University

ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ ML, WLSMV และ Bayesian สำหรับข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ ที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ ภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน: กรณีการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก[1]

นายทศพล ทศพิมพ์[2]
เสกสรรค์ ทองคำบรรจง[3]
สมพงษ์ ปั้นหุ่น[4]

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 แบบของโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก ได้แก่ วิธีการ ML ในกรณีที่มีและไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ วิธีการ WLSMV และวิธีการ Bayesian เมื่อข้อมูลการวัดอยู่ในมาตรวัดจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ ภายใต้ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ต่างกัน 4 ขนาด ได้แก่ ขนาด 80, 160, 370 และ 623 โดยใช้การสุ่มตัวอย่างซ้ำจากข้อมูลประชากรเทียม 10,000 หน่วย ภายใต้ 16 เงื่อนไข เงื่อนไขละ 200 ครั้ง เพื่อศึกษา 1) ค่าความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์ 2) ค่าความเอนเอียงของค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน 3) ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝงและค่าเฉลี่ยความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ของโมเดลการวัด และ 4) ร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยพิจารณาจากดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดล ผลการวิจัย พบว่า 1) ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ได้จากวิธีการ Bayesian และ WLSMV จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงของพารามิเตอร์มากขึ้นเมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่างเพิ่มขึ้น โดยจะให้ค่าความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์ในระดับต่ำ เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างตั้งแต่ 370 ขึ้นไป ส่วนวิธีการ ML ทั้งสองกรณีจะให้ค่าความเอนเอียงอยู่ในระดับสูง และค่าประมาณพารามิเตอร์มีค่าต่ำกว่าค่าจริงของพารามิเตอร์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .001 2) ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝง (ρ_c) และค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่สกัดได้ (ρ_v) ของโมเดลการวัด จากวิธีการ Bayesian มีค่าไม่แตกต่างกับค่าจริงของพารามิเตอร์ ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง ในขณะที่วิธีการ WLSMV จะให้ค่า ρ_c และ ρ_v ของโมเดลการวัดไม่แตกต่างกับค่าจริงของพารามิเตอร์ เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างตั้งแต่ 160 ขึ้นไป ส่วนวิธีการ ML ทั้งสองกรณีจะให้ค่า ค่า และ ของโมเดลการวัดต่ำกว่าค่าจริงของพารามิเตอร์ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .001 ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3) วิธีการ WLSMV จะให้ผลการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลที่ดีที่สุดในทุกขนาดตัวอย่าง ในขณะที่วิธีการ Bayesian ให้ผลการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลที่ดีที่สุดเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดตั้งแต่ 370 ขึ้นไป ในขณะที่วิธีการ ML ทั้งสองกรณีจะมีโอกาสผ่านเกณฑ์ความสอดคล้องน้อยกว่าวิธีการ WLSMV และ Bayesian ซึ่งร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์จะเพิ่มขึ้นตามขนาดของกลุ่มตัวอย่างในทุกวิธีการ

คำสำคัญ: การประมาณค่าพารามิเตอร์, ML, WLSMV, Bayesian, ข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ การแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก

---

[1] วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิจัย วัดผลและสถิติการศึกษา มหาวิทยาลัยบูรพา

[2] นักศึกษาระดับมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิจัย วัดผลและสถิติการศึกษา มหาวิทยาลัยบูรพา E-mail: tossapone@hotmail.com

[3] อาจารย์ประจำภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาประยุกต์ คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา

[4] อาจารย์ประจำภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาประยุกต์ คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา

 ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) จัดเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติชั้นนำที่ได้รับความนิยมในการนำไปประยุกต์ใช้เพื่อการทำวิจัยในสหวิทยาการต่าง ๆ อย่างแพร่หลายในการวิจัยทางสังคมศาสตร์ พฤติกรรมศาสตร์ การศึกษา จิตวิทยา ธุรกิจ และสาขาต่าง ๆ (Kerlinger & Lee, 2000: 825; Curran, West & Finch, 1996: 16; Lei & Lomax, 2005: 1; Finney & DiStefano, 2006: 269; Brown, 2006: 12) ทั้งในส่วนที่เป็นการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis: EFA) และการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis: CFA) (Flora & Curran, 2004: 466) ที่ใช้เพื่อการตรวจสอบยืนยันความเที่ยงตรงของโมเดลการวัด (Measurement Model) ซึ่งประกอบด้วยชุดตัวชี้วัด (Indicators) หรือตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) ของตัวแปรแฝง (Latent Variables) หรือองค์ประกอบ (Factors or Components) เพื่อทำการตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลสมมติฐานตามทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Brown, 2006: 1)

แต่อย่างไรก็ตาม การนำเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนั้น สิ่งที่นักวิจัยต้องให้ความสำคัญเป็นอันดับแรก คือ การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น (Assumption) ที่สำคัญของข้อมูลที่นำมาใช้วิเคราะห์เพื่อให้การอนุมานทางสถิติเป็นไปอย่างถูกต้องเที่ยงตรง เช่น ข้อมูลต้องมาจากประชากรที่มีการแจกแจงแบบปกติพหุตัวแปร (Multivariate Normality Distribution) บนฐานทฤษฎีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Theory: NT) ข้อมูลที่วัดควรมีลักษณะเป็นข้อมูลต่อเนื่อง (Continuous Data) และใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดใหญ่เพียงพอเพื่อให้ได้ค่าประมาณของพารามิเตอร์ (Parameter Estimates) ที่มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงของพารามิเตอร์ (True Parameters) มากที่สุด ดังนั้นผู้วิจัยจำเป็นต้องเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมสอดคล้องกับธรรมชาติและลักษณะของข้อมูลเพื่อให้ผลลัพธ์จากการประมาณค่ามีความเที่ยงตรงและเชื่อถือได้มากที่สุด แต่บ่อยครั้งที่พบว่าข้อมูลในงานวิจัยต่าง ๆ ไม่ได้เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นดังกล่าว ค่าประมาณพารามิเตอร์ของโมเดลเกิดความเอนเอียง (Bias) หรือส่งผลต่อดัชนีวัดความกลมกลืนต่าง ๆ รวมถึงการทดสอบสมมติฐานมีความไม่น่าเชื่อถือ และนำไปสู่การอธิบายผลที่ไม่ถูกต้องได้ (Finney & DiStefano, 2006: 269; Lei & Lomax, 2005: 2; Vermunt & Magidson, 2004: 1)

ในปัจจุบันได้มีนักสถิติหลายท่านได้พัฒนาเทคนิคการประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อการวิเคราะห์ข้อมูลที่หลากหลายวิธีให้เหมาะสมสอดคล้องกับธรรมชาติและลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย โดยแต่ละวิธีการประมาณค่าจะมีข้อตกลงเบื้องต้นแตกต่างกัน มีความอ่อนไหว (Sensitive) และความแกร่ง (Robustness) ต่อการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน และบรรจุไว้ในโปรแกรมสำเร็จรูปต่าง ๆ ที่ใช้วิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ได้แก่ LISREL, EQS, SAS, RAMONA หรือ Mplus โดยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับโมเดลสมการโครงสร้างที่นักวิจัยทั่วไปนิยมใช้มากที่สุด ได้แก่ วิธีการ Maximum Likelihood (ML) ซึ่งจะถูกตั้งไว้เป็นค่ามาตรฐานเบื้องต้น (Standard Default) ของโปรแกรมวิเคราะห์ต่าง ๆ (Flora &

Curran, 2004: 466; Kline, 2005: 178; Curran, West & Finch, 1996: 17; Finney & DiStefano, 2006: 271) โดยวิธีการ ML มีข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญคือ 1) ความเป็นอิสระของหน่วยตัวอย่างที่สังเกตได้ 2) กลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่เพียงพอ 3) มีการกำหนดคุณลักษณะจำเพาะของโมเดลอย่างถูกต้องตรงกับโครงสร้างจริงของประชากร 4) ข้อมูลจากตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงแบบปกติพหุ และ 5) ตัวแปรมีลักษณะเป็นข้อมูลแบบต่อเนื่อง (Finney & DiStefano,2006:271) ถ้าข้อมูลมีลักษณะเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นดังกล่าวจะมีผลทำให้การประมาณค่าพารามิเตอร์มีความเหมาะสม น่าเชื่อถือ ปราศจากความเอนเอียง (Unbiasedness) มีประสิทธิภาพ (Efficiency) และมีความคงเส้นคงวา (Consistency) (Muthén & Kaplan, 1985: 172; West, Finch & Curran, 1995: 56-58; Finch, West & Mackinnon, 1997: 87-88; Finney & DiStefano, 2006: 271) แต่ในหลาย ๆ กรณีที่ข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นดังกล่าวข้างต้น ดังที่ Gierl & Mulvenon (1995 cited in Finney & DiStefano, 2006: 270) ได้วิจารณ์ว่า นักวิจัยส่วนใหญ่ไม่ได้ทำการทดสอบข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงของข้อมูลแต่มักจะสันนิษฐาน (Assume) ว่าข้อมูลมีลักษณะการแจกแจงแบบโค้งปกติ ซึ่งบางครั้งหรือบางตัวแปรอาจจะมีลักษณะการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normality) ก็ได้หรือข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมมีลักษณะเป็นข้อมูลแบบจำแนกกลุ่ม (Categorical Data) โดยเฉพาะที่ใช้มาตรวัดแบบเรียงอันดับ (Ordinal Scale) เช่น Likert Type Scale ซึ่งมีธรรมชาติลักษณะเป็นข้อมูลที่ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Data) ไม่สามารถนิยามการแจกแจงเป็นโค้งปกติได้ (Flora & Curran, 2004: 466; Forero, Olivares & Pujol, 2009: 625; Muthën & Kaplan, 1992: 19; Finney & DiStefano, 2006: 271) ผลลัพธ์จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ ภายใต้เงื่อนไขที่ละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นด้วยวิธีความเป็นไปได้สูงสุด (Maximum Likelihood: ML) นั้นจะเกิดปัญหาด้านไม่เที่ยงตรงและความเอนเอียงของผลการวิเคราะห์ค่าประมาณของพารามิเตอร์ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor Loading) ค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error) สถิติทดสอบ Chi-square ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝง (Construct Reliability:) ค่าความแปรปรวนที่สกัดได้ (Variance Extracted:) และดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนต่าง ๆ (Schumacker & Lomax, 2010: 61; Trierweiler, 2009: 1; Kline, 2005: 178; Flora & Curran, 2004: 466; Babakus, Ferguson & Jöreskog, 1987: 73-74; Green et al., 1997: 108; Hutchinson & Olmos, 1998: 344-364)

จากข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับข้อมูลที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ และมีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) ที่เป็นข้อจำกัดของวิธีการ ML ดังที่กล่าวมาข้างต้น วิธีการที่นักวิจัยส่วนใหญ่นิยมใช้จัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าว คือ การเปลี่ยนรูปข้อมูล (Data Transforming) ด้วยวิธีการต่าง ๆ เพื่อให้แต่ละตัวแปรมีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ (Univariate Normal Distribution) และข้อมูลมีลักษณะต่อเนื่อง (Continuous Data) แล้วจึงดำเนินการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ ML (Schumacker & Lomax, 2010: 28) แต่ก็ยังไม่มีความชัดเจนเกี่ยวกับการแปลผลการวิเคราะห์หลังจากการเปลี่ยนรูปข้อมูล ซึ่งทำให้ธรรมชาติของข้อมูลเปลี่ยนไป ดังนั้น

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

จึงได้ผู้ศึกษาและพัฒนาวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่สอดคล้องกับลักษณะและธรรมชาติของข้อมูลมากขึ้น เช่น วิธี Robust Weight Least Square (Mean and Variance Adjusted Chi-square) (WLSMV) เป็นวิธีการที่พัฒนาโดย Muthén et al. (1997 cited in Trierweiler, 2009:. 3) และประยุกต์การคำนวณในโปรแกรม Mplus (Muthén & Muthén, 2007) ซึ่งเป็นวิธีการที่มีความแกร่งต่อการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับข้อมูลที่มีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) และมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normality) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Flora & Curran, 2004: 470-471) โดยที่ไม่ต้องดำเนินการเปลี่ยนรูปข้อมูล และวิธีการประมาณค่าอีกวิธีหนึ่ง คือ วิธีการ Bayesian เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้นในการประมาณค่าโมเดลสมการเชิงโครงสร้าง (Muthén & Asparouhov, 2011: 5) และ Muthén & Muthén (1998-2010 cited in Muthén & Asparouhov, 2011: 5) ได้พัฒนาวิธีการ Bayesian ประยุกต์การคำนวณในโปรแกรม Mplus ด้วยเช่นกัน ซึ่งมีการวิเคราะห์ที่ง่าย สะดวก และมีจุดเด่นดังนี้ คือ 1) สามารถศึกษาค่าประมาณของพารามิเตอร์ได้หลากหลาย ทุกรูปแบบการแจกแจงของตัวแปร ค่าประมาณพารามิเตอร์และสถิติทดสอบมีความแกร่งต่อการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติ 2) มีความแกร่งต่อเงื่อนไขที่กลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก 3) ระยะเวลาในการคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์มีความรวดเร็วกว่าวิธีการอื่น ๆ และ 4) สามารถวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับโมเดลแบบใหม่ ๆ ได้ดี เช่น โมเดลที่มีจำนวนพารามิเตอร์จำนวนมาก (Muthén & Asparouhov, 2011: 5)

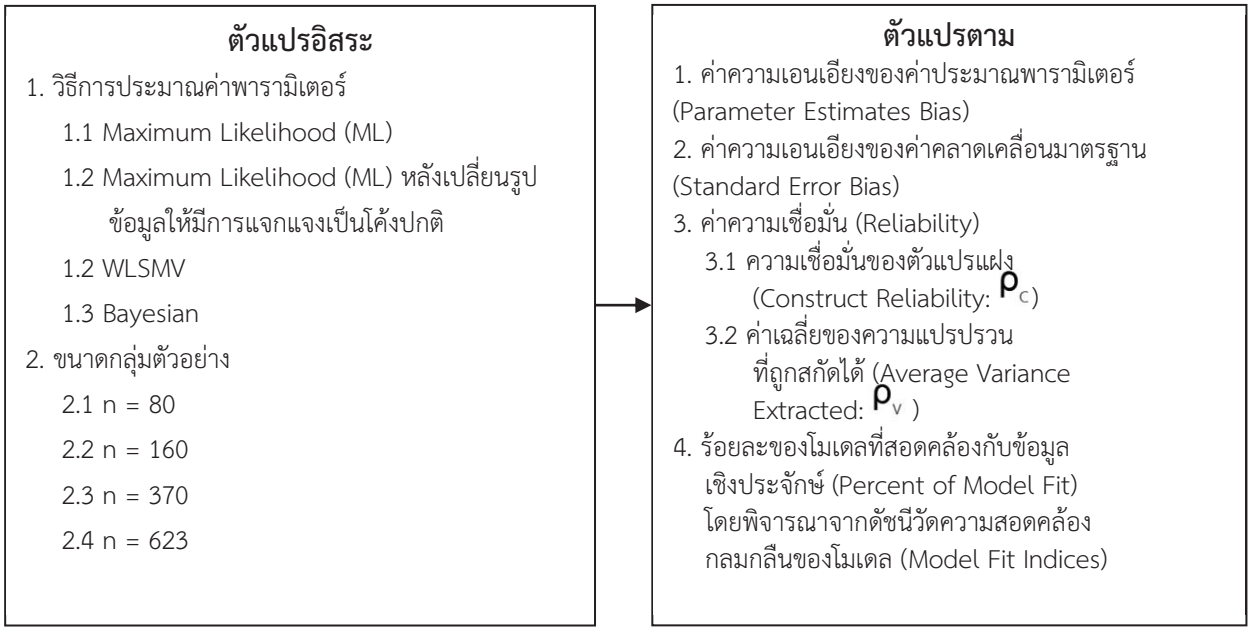
จากประเด็นที่ศึกษาค้นคว้ามาข้างต้น นำไปสู่ข้อสงสัยว่าภายใต้บริบทของการทำวิจัยในปัจจุบันที่นักวิจัยส่วนหนึ่งมักทำการวัดประเมินตัวแปรโดยใช้เครื่องมือวัดที่สร้างโดยบนฐานคิดของมาตรวัดแบบเรียงอันดับ (Ordinal Scale) ตามแนวทางของลิเคอร์ท (Likert Type Scale) ซึ่งมีธรรมชาติเป็นข้อมูลที่ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Data) มีลักษณะเป็นข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) และมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normality Distribution) แล้วใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันไปใช้เพื่อตรวจสอบคุณภาพของโมเดลการวัด ภายใต้การสมมติว่าข้อมูลที่วัดได้นั้นมีลักษณะเป็นข้อมูลต่อเนื่อง (Continuous Data) แล้วใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี Maximum Likelihood หรือทำการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงปกติโดยชุดคำสั่งของโปรแกรมสำเร็จรูปก่อนทำการวิเคราะห์นั้น จะให้ผลการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงเพียงใดและมีค่าการเอนเอียงไปจากค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงเพียงใด เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้วิธี Robust Weight Least Square (Mean and Variance Adjusted Chi-square) หรือ WLSMV ที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมาให้สอดคล้องกับลักษณะและธรรมชาติของข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) และมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normality Distribution) และผลการวิเคราะห์จะแตกต่างไปจากการใช้วิธี Bayesian ที่กำลังเริ่มได้รับความนิยมมากขึ้นในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลหรือไม่ โดยเงื่อนไขในการตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวข้างต้นจะดำเนินการภายใต้เงื่อนไขของขนาดกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดแตกต่างกัน 4

ขนาดที่คำนวณบนฐานคิดของการกำหนดขนาดของกลุ่มตัวอย่างสำหรับการวิจัยที่ต่างกัน 4 แนวทาง ซึ่งจะทำให้เกิดกรณีเงื่อนไขของการทดสอบรวม 16 เงื่อนไข และการศึกษาในครั้งนี้จะดำเนินการบนกรณีของการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก (The First Order Confirmatory Factor Analysis) เท่านั้น

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ ML ในกรณีที่ไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลและกรณีที่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ กับวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ WLSMV และวิธีการ Bayesian ในกรณีที่ข้อมูลการวัดอยู่ในมาตรวัดจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ ภายใต้เงื่อนไขของขนาดกลุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกัน 4 ขนาด ได้แก่ ขนาด 80, 160, 370 และ 623 หน่วยตัวอย่าง

กรอบแนวคิดในการวิจัย



ภาพประกอบ 1 กรอบแนวคิดในการวิจัย

ขอบเขตของการวิจัย

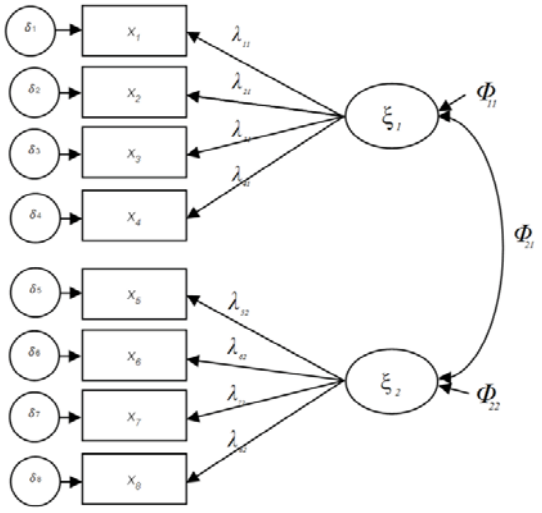
ประชากร ประชากรที่ใช้ในการศึกษาในครั้งนี้ เป็นประชากรเทียมที่สร้างขึ้นจากข้อมูลการวิจัยเชิงสำรวจ ที่มีธรรมชาติของข้อมูลเป็นแบบจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) ที่ได้จากมาตรวัดแบบ Likert Type Scale 5 ระดับ จำนวน 10,000 ชุดข้อมูล และมีลักษณะการแจกแจงในแต่ละตัวแปร (Univariate Distribution) ไม่เป็นโค้งปกติ คือ เบ้ทางซ้าย (Negative Skewness) ทุกตัวแปร และไม่มีข้อมูลขาดหาย (No Missing Value)

กลุ่มตัวอย่าง กลุ่มตัวอย่างได้จากสุ่มแบบใส่คืน (Sampling with replacement) ด้วยขนาดกลุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกัน 4 ขนาด (80, 160, 370

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

และ 623) โดยทำการสุ่ม 200 การทดลองซ้ำ (Replications) ต่อ 1 เงื่อนไข

โมเดลการวัด โมเดลที่ใช้เป็นต้นแบบในการศึกษา ผู้วิจัยดำเนินการสร้างโมเดลการวัดหรือโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก (First Order Confirmatory Factor Analysis) ที่ประกอบด้วย 2 องค์ประกอบ องค์ประกอบละ 4 ตัวแปรสังเกตได้ รวมทั้งสิ้น 8 ตัวแปรสังเกตได้



ภาพประกอบ 2 โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis: CFA) ที่ใช้เป็นโมเดลการวิจัย

สมมติฐานของการวิจัย

1. ภายใต้เงื่อนไขขนาดกลุ่มตัวอย่างเท่ากัน เมื่อใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างกัน จะให้ผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ที่มีความเที่ยงตรงและความเอนเอียงแตกต่างกัน โดยวิธี WLSMV และวิธี Bayesian จะให้ผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ที่มีความเที่ยงตรงสูงกว่า/ความเอนเอียงที่ต่ำกว่าวิธีการ ML ทั้งสองกรณี

2. เมื่อใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์เดียวกัน ภายใต้เงื่อนไขขนาดกลุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกัน จะให้ผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ที่มีความเที่ยงตรงและความเอนเอียงแตกต่างกัน โดยวิธีการประมาณค่า ทั้ง 4 วิธีจะให้ผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ที่มีความเที่ยงตรงสูงขึ้นและความเอนเอียงน้อยลงเมื่อใช้กับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่และผลลัพธ์ของการวิเคราะห์จะมีความเที่ยงตรงน้อยลงและความเอนเอียงเพิ่มสูงขึ้นเมื่อใช้กับกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก

ขั้นตอนการวิจัย

1. ทดสอบการแจกแจงปกติของแต่ละตัวแปร (Univariate Normality Test) และการทดสอบการแจกแจงปกติพหุ (Multivariate Normality Test) ของข้อมูลประชากร ซึ่งพบว่ามีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normality Distribution)

2. คำนวณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลการวัดด้วยวิธีการ WLSMV (เพื่อใช้เปรียบเทียบการประมาณค่าพารามิเตอร์จากกลุ่มตัวอย่างด้วยวิธีการ ML, MLTr และ WLSMV) และคำนวณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ Bayesian (เพื่อใช้เปรียบเทียบการประมาณค่าพารามิเตอร์จากกลุ่มตัวอย่างด้วยวิธีการ Bayesian)

3. สุ่มตัวอย่างจากประชากรเทียม ภายใต้เงื่อนไขกลุ่มตัวอย่างที่ต่างกัน 4 ขนาด คือ 80, 160, 370 และ 623 หน่วยตัวอย่าง เงื่อนไขละ 200 การทดลองซ้ำ (Replications)

4. ดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค CFA เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ในแต่ละเงื่อนไข โดยการกำหนดโมเดล และการปรับโมเดล เหมือนกับโมเดลพารามิเตอร์ทุกประการ ซึ่งวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 วิธี ได้แก่ 1) วิธีการ ML
2) วิธีการ MLtr เป็นวิธีการเปลี่ยนรูปข้อมูล (Data

Transforming) ในแต่ละตัวแปรโดยวิธีการคำนวณ Normal Score ด้วยโปรแกรม LISREL Version 8.7 เพื่อทำให้ข้อมูลมีการแจกแจงเป็นโค้งปกติและมีลักษณะเป็นข้อมูลแบบต่อเนื่องตามข้อตกลงเบื้องต้นเสียก่อนแล้วดำเนินการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ ML 3) วิธีการ WLSMV และ 4) วิธีการ Bayesian เป็นต้น

5. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณพารามิเตอร์ตามเงื่อนไขที่แตกต่างกัน รวมทั้งสิ้น จำนวน 4 × 4 = 16 เงื่อนไข (ขนาดกลุ่มตัวอย่าง × วิธีการประมาณค่า) โดยนำผลลัพธ์ที่ได้จาก 200 ชุดการทดลองซ้ำ (Replications) ในแต่ละเงื่อนไขมาวิเคราะห์เพิ่มเติม ดังนี้

5.1 ค่าร้อยละความเอนเอียงสัมพัทธ์ของค่าประมาณพารามิเตอร์ (Relative Parameter Estimates Bias)

5.2 ค่าร้อยละความเอนเอียงสัมพัทธ์ของค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Relative Standard Error Bias)

5.3 ค่าความเชื่อมั่น (Reliability) ของโมเดลการวัด ได้แก่ ค่า ρ_c และค่า ρ_v

5.4 ร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Percent of Model Fit) โดยพิจารณาจากดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดล (Model Fit Indices)

การวิเคราะห์ข้อมูล

1. การวิเคราะห์ค่าร้อยละความเอนเอียงสัมพัทธ์ของค่าประมาณพารามิเตอร์ (Relative Parameter Estimates Bias) ในแต่ละเงื่อนไขโดยคำนวณได้จากสูตร ดังนี้ (Bandalos, 2006: 401; Flora & Curran, 2004: 466; Trierweiler, 2009: 75)

$$RB(\hat{\theta}) = \left| \frac{\hat{\theta}_{ij} - \theta_i}{\theta_i} \right| \times 100\%$$

$\hat{\theta}_{ij}$ คือ ค่าประมาณจากกลุ่มตัวอย่างที่ j และค่าพารามิเตอร์ที่ i

θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์จากประชากร

2. การวิเคราะห์ค่าร้อยละความเอนเอียงสัมพัทธ์ของค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Relative Standard Error Bias) ในแต่ละเงื่อนไข โดยคำนวณได้จากสูตร ดังนี้ (Bandalos, 2006: 403; Flora & Curran, 2004: 466; Trierweiler, 2009: 75)

$$RB(SE\theta_i) = \frac{SE(\theta_i)_j - SE(\theta_i)}{SE(\theta_i)} \times 100\%$$

$SE(\theta_i)$ คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของพารามิเตอร์จากประชากร

$SE(\theta_i)_j$ คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานจากกลุ่มตัวอย่าง สำหรับจำนวนชุดข้อมูล (Replication) ที่ j

เกณฑ์สำหรับค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ (Relative Bias) (Curran, West, & Finch, 1996; Bandalos, 2006: 402; Flora & Curran, 2004: 473; Kaplan, 1989 cited in Trierweiler, 2009: 75) คือ

ไม่เกิน 5.00% หมายถึง มีค่าความเอนเอียงในระดับต่ำ (Trivial Bias)

5.01%-10.00% หมายถึง มีค่าความเอนเอียงในระดับปานกลาง (Moderate Bias)

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

มากกว่า 10.00% หมายถึง มีค่าความเอนเอียงในระดับสูง (Substantial Bias)

3. *การเปรียบเทียบค่าความเชื่อมั่น* (Reliability) ของโมเดลการวัด ได้แก่

3.1 ความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝง (Construct Reliability: ρ_c) แสดงถึงความเที่ยงตรงในการรวมตัว (Convergent Validity) หมายถึง สัดส่วนความแปรปรวนร่วมกันของตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมดในตัวแปรแฝงเดียวกัน การคำนวณควรแยกแต่ละตัวแปรแฝง และค่าที่ได้ควรมากกว่า .60 จากสูตร

$$\rho_c = \frac{\left(\Sigma\lambda_i\right)^2}{\left(\Sigma\lambda_i\right)^2 + \Sigma\delta_i}$$

เมื่อ λ_i คือ ค่ามาตรฐานของน้ำหนักองค์ประกอบ

δ_i คือ ค่ามาตรฐานของความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนจากการวัด

3.2 ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (Average Variance Extracted: ρ_v) เป็นค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนของตัวแปรแฝงที่อธิบายได้ด้วยตัวแปรสังเกตได้ ซึ่งมีค่าเทียบเท่ากับค่าไอเก้น (Eigen Value) ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ และการคำนวณควรแยกแต่ละตัวแปรแฝง และค่าที่ได้ควรมากกว่า .50 โดยคำนวณจากสูตร

$$\rho_v = \frac{\left(\Sigma\lambda_i\right)^2}{\Sigma\lambda_i^2 + \Sigma\delta_i}$$

เมื่อ λ_i คือ ค่ามาตรฐานของน้ำหนักองค์ประกอบ

δ_i คือ ค่ามาตรฐานความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนจากการวัด

4. การเปรียบเทียบร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Percent of Model Fit) โดยพิจารณาจากดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดล (Model Fit Indices)

ค่าดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดล ที่ได้จากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ ML, ML_{tr} และ WLSMV คือ ค่าดัชนี CFI (Comparative Fit Index) และค่าดัชนี TLI (Tucker-Lewis Index) หรือค่า NNFI (Non-normed Fit Index) ส่วนดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดลจากวิธีการ Bayesian คือ ค่า Posterior Predictive p-value โดยยึดเกณฑ์ดังนี้ (Schemelleh, Moosbrugger & Müller, 2003: 23-27)

CFI > .95 หมายถึง โมเดลมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

TLI > .95 หมายถึง โมเดลมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

Posterior Predictive p-value >.05 หมายถึง โมเดลมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

สรุปผลการวิจัย

1. วิธีการประมาณค่าแบบ Bayesian จะให้ค่าความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์ ในระดับต่ำที่สุด และมีค่าประมาณพารามิเตอร์ใกล้เคียงกับค่าจริงของพารามิเตอร์มากขึ้นเมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ขึ้น โดยช่วงความเชื่อมั่น 95% ของค่าประมาณพารามิเตอร์ครอบคลุมค่าจริงของพารามิเตอร์ทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง รองลงมาคือวิธีการประมาณค่าแบบ WLSMV จะให้ค่าความเอนเอียงในระดับปานกลางเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างขนาด 80

แต่เมื่อกลุ่มตัวอย่างเพิ่มขึ้นตั้งแต่ 160 หน่วยตัวอย่างขึ้นไป ค่าความเอนเอียงจะลดลงอยู่ในระดับต่ำ และค่าประมาณพารามิเตอร์มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงของพารามิเตอร์มากขึ้น ส่วนวิธีการ ML ทั้งในกรณีที่มีและไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ จะให้ค่าความเอนเอียงอยู่ในระดับสูง โดยค่าน้ำหนักองค์ประกอบจากการประมาณค่ามีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าค่าจริงของพารามิเตอร์ (Underestimate) และค่าประมาณพารามิเตอร์ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ไม่ครอบคลุมค่าจริงของพารามิเตอร์ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง

2. วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ Bayesian และวิธีการ WLSMV จะให้ค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่ใกล้เคียงกัน โดยค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของทั้งสองวิธีมีค่าสูงเมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 80 หน่วยตัวอย่าง และมีค่าอยู่ในระดับปานกลาง เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 160 หน่วยตัวอย่าง โดยจะมีค่าอยู่ในระดับต่ำเมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างเพิ่มขึ้นตั้งแต่ 370 หน่วยตัวอย่างขึ้นไป ส่วนวิธีการ ML ในกรณีที่ไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลและกรณีที่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ จะให้ค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานอยู่ในระดับสูงใกล้เคียงกันเมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างขนาด 80 160 และ 370 และมีค่าลดลงอยู่ในระดับต่ำ เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 623 หน่วยตัวอย่าง

3. ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝงและค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่สกัดได้ของโมเดลการวัดที่ได้จากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ Bayesian มีค่าไม่แตกต่างกับค่าจริงของพารามิเตอร์ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง ในขณะที่วิธีการ WLSMV จะให้ค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝงและค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่สกัดได้ของโมเดลสูงกว่าค่าจริงของพารามิเตอร์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .001 เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 80 หน่วยตัวอย่าง และมีค่าไม่แตกต่างกับค่าจริงของพารามิเตอร์ เมื่อใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างตั้งแต่ 160 ขึ้นไป ส่วนวิธีการ ML ในกรณีที่ไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลและกรณีที่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ พบว่ามีค่าความเชื่อมั่นของตัวแปรแฝงและค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่สกัดได้ของโมเดลต่ำกว่าค่าจริงของพารามิเตอร์ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .001 ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง

4. ร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์เมื่อพิจารณาความสอดคล้องของโมเดลโดยใช้ดัชนี CFI, TLI และ Posterior Predictive p-value พบว่า ร้อยละของโมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์จะเพิ่มขึ้นตามขนาดของกลุ่มตัวอย่างในทุกวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ แต่วิธีการ ML และ MLtr จะมีโอกาสผ่านเกณฑ์ความสอดคล้องน้อยกว่าวิธีการ WLSMV และวิธีการ Bayesian และในภาพรวมแล้ว วิธีการ WLSMV จะให้ผลการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลที่ดีที่สุดในทุกขนาดตัวอย่าง ในขณะที่วิธีการ Bayesian ให้ผลการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลที่ดีที่สุดเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดตั้งแต่ 370 ขึ้นไป

อภิปรายผลการวิจัย

การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี Bayesian สำหรับข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ มีความเหมาะสมและมีประสิทธิภาพดีที่สุด แม้ในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Asparouhov &

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

Muthén (2010) ที่ศึกษาวิธีการประมาณค่าแบบ Bayesian ในโมเดล CFA ที่มี 1 องค์ประกอบ ในขนาดกลุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกัน 6 ขนาด คือ 50, 100, 200, 500, 1,000 และ 5,000 ซึ่งพบว่า ในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก (n=50 และ n=100) ไม่พบค่าความเอนเอียง ในเงื่อนไขจำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล พบว่าจำนวนตัวแปรสังเกตได้ที่มากกว่าจะแสดงค่าความเอนเอียงที่สูงกว่าและมีประสิทธิภาพต่ำกว่าจำนวนตัวแปรสังเกตได้น้อยกว่า แต่เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเพิ่มขึ้นค่าความเอนเอียงจะลดลงและผลลัพธ์แสดงผลดีขึ้น และAsparouhov & Muthén (2010: 18-22) กล่าวถึงการเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าแบบ WLSMV และ Bayesian ในโมเดล SEM ที่ตัวแปรมีลักษณะจำแนกกลุ่ม (Categorical Variable) และข้อมูลขาดหาย (Missing Data) ผลการศึกษา พบว่า วิธี Bayesian ให้ผลลัพธ์การประมาณค่าที่เข้าใกล้ค่าจริงของพารามิเตอร์มากกว่าวิธี WLSMV และAsparouhov & Muthén (2010: 45-47) กล่าวถึง การเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการประมาณค่าแบบ Bayesian และ WLSMV ในโมเดลการวิเคราะห์พัฒนาการของพหุตัวบ่งชี้ (Multiple Indicator Growth Modeling) สำหรับตัวแปรที่มีธรรมชาติเป็นการจำแนกกลุ่ม (Categorical Data) โดยประมาณค่าพารามิเตอร์จำนวน 36 ค่า ผลการศึกษา พบว่าวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ Bayesian มีความแม่นยำมากกว่าวิธีการ WLSMV และใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าประมาณ 1.5 เท่า และสอดคล้องกับงานวิจัยของ MacKinnon, et al.(2004 cited in Muthén, 2010: 6-12) ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าแบบ ML และ Bayesian ในโมเดล SEM ที่ข้อมูลมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ พบว่าวิธีการ ML ในเงื่อนไขละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นในการแจกแจงข้อมูลเป็นโค้งปกติแสดงผลลัพธ์ค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่ไม่ถูกต้อง ในขณะที่วิธี Bayesian ทำการวิเคราะห์ข้อมูลโดยการยอมให้การแจกแจงภายหลัง (Posterior Distribution) สามารถมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติได้ จะแสดงผลลัพธ์ค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่ดีกว่า ส่วนวิธีการ WLSMV ซึ่งประมาณค่าพารามิเตอร์บนพื้นฐานของการใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคอริค (Polychoric Correlation) สำหรับข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ ในเงื่อนไขกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก (n=80) มีความเหมาะสมในระดับปานกลาง และเมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่างตั้งแต่ 160 ขึ้นไป พบว่า มีประสิทธิภาพที่เหมาะสมดี ซึ่งสอดคล้องกับ Muthén & Kaplan, (1985); Potthast, (1993);DiStafano,(2002) ที่การศึกษาประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ตามทฤษฎีที่พัฒนาขึ้นเพื่อดำเนินการกับข้อมูลที่มีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) ได้แก่ วิธีการ CVM, หรือ Robust WLS (WLSM, WLSMV) ซึ่งพบว่า ค่าประมาณพารามิเตอร์มีอำนาจการประมาณค่าต่ำเพียงเล็กน้อยเมื่อการแจกแจงข้อมูลไม่เป็นโค้งปกติในระดับมาก ค่าประมาณของพารามิเตอร์มีความแกร่งในโมเดลที่มีขนาดใหญ่และกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเล็ก และสอดคล้องกับงานวิจัยของ Oranje (2003 cited in Trierweiler, 2009: 48) ที่ศึกษาเปรียบ เทียบวิธีการประมาณค่า แบบ ML, WLS, WLSM และ WLSMV โดยการจำลองข้อมูลประชากรที่มีลักษณะจัดกลุ่มแบบเรียงอันดับ ผลการศึกษา พบว่า วิธีการ WLSMV นั้นมีความแกร่งต่อข้อจำกัดเกี่ยวกับกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก และโมเดลขนาดใหญ่ได้ดีกว่าวิธีการอื่น ๆ และสอดคล้อง

กับงานวิจัยของ Flora & Curran (2004: 466) ที่ศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบ WLS และ Robust WLS สำหรับโมเดล CFA ที่ตัวแปรมีมาตรวัดระดับเรียงอันดับ โดยวิธีการจำลองข้อมูล และกำหนดเงื่อนไขที่แตกต่างกัน คือ กลุ่มตัวอย่าง 4 ขนาด ระดับการแจกแจงข้อมูล 5 ระดับ การกำหนดลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Specification) 4 แบบ และจำนวน Categories ของตัวแปร 2 แบบ ซึ่งทำการทดลองซ้ำ (Replicate) 500 ครั้ง ผลการศึกษา พบว่า การใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคอริค (Polychoric Correlation) มีความแกร่งต่อการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงแบบปกติ วิธีการ Robust WLS แสดงผลลัพธ์ที่เหมาะสมในทุก ๆ เงื่อนไข และมีความเหมาะสมสำหรับการประมาณค่าในเงื่อนไขที่ตัวแปรมีมาตรวัดแบบเรียงอันดับ ในโมเดลขนาดกลางถึงขนาดใหญ่ และกลุ่มตัวอย่างขนาดกลางถึงขนาดเล็ก ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Beauducel & Herzberg (2006) ได้ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่า 2 แบบ คือ ML และ WLSMV ในโมเดล CFA ที่ข้อมูลประชากรมีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ ผลการศึกษา พบว่า วิธีการ WLSMV ให้ค่าน้ำหนักองค์ประกอบที่สูง ค่าประมาณพารามิเตอร์มีความแม่นยำมากกว่า มีอัตราร้อยละความสอดคล้องของโมเดล ในอัตราที่สูงกว่าวิธีการอื่น ๆ และแสดงอัตราที่เหมาะสม ในทุกขนาดกลุ่มตัวอย่าง

ในขณะที่การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี ML ภายใต้การละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับข้อมูลแบบต่อเนื่องและการแจกแจงที่เป็นโค้งปกติ และวิธีการ ML_{tr} (วิธีการ ML หลังจากเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ) ซึ่งทำการคำนวณบนพื้นฐานของเมตริกซ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product Moment Correlation: PPM) นั้น จะให้ผลลัพธ์ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ถูกต้องเหมาะสม ซึ่งสอดคล้องกับ Kline (2005: 178-179) ที่กล่าวว่า วิธีการประมาณค่าแบบ ML ในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างสำหรับข้อมูลจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกตินั้นจะให้ค่าความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานสูง ให้ค่าความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (Type I Error) และสถิติ Chi-square มีค่าสูงขึ้น แนวโน้มในการปฏิเสธโมเดลสมมติฐานมีอัตราเพิ่มขึ้นด้วย โดยเฉพาะในกรณีกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก และระดับการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติมากขึ้น สอดคล้องกับ Finney & DiStefano (2006) ที่กล่าวว่า การละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงปกติพหุ (Multivariate Normal Distribution) ของข้อมูลที่มีลักษณะจำแนกกลุ่ม (Categorical Data) การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี ML จะให้ผลลัพธ์การประมาณค่าที่ไม่มีความเชื่อมั่น เช่น ค่าดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนมีค่าต่ำ มีความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน ผลลัพธ์จากข้อมูลเชิงประจักษ์จะไม่สอดคล้องกับโมเดลสมมติฐาน โดยขึ้นอยู่กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง ระดับการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติ (Degree of Non-normality) และจำนวนกลุ่มที่จำแนกด้วย (Number of Categories) และสอดคล้องกับ Hu & Bentler (1998: 427 cited in Finney & DiStefano, 2006: 273) ที่กล่าวว่า ถ้าข้อมูลมีการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติในระดับปานกลางถึงมาก และกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเล็ก ($n \leq 250$) วิธีการ ML จะให้ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน เช่น TLI, CFI หรือ RMSEA มีแนวโน้มที่จะปฏิเสธโมเดล

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

สมมติฐานสูงขึ้น และสอดคล้องกับงานวิจัยของ Trierweiler (2009) ที่ได้ศึกษาประสิทธิภาพการประมาณค่าพารามิเตอร์โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันสำหรับข้อมูลจัดกลุ่มแบบเรียงอันดับในโปรแกรมลิสเรล โดยการจำลองข้อมูล โดยเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 แบบ คือ ML, Robust ML, WLS และ Robust DWLS สำหรับโมเดลประชากรที่แตกต่างกัน 2 โมเดล คือ โมเดล 3 องค์ประกอบ 9 ตัวแปรสังเกตได้ และ 3 องค์ประกอบ 18 ตัวแปรสังเกตได้ ระดับการแจกแจงของข้อมูล 5 ระดับ และ ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 4 ขนาด (n=100, 200, 500 และ 1,000) โดยศึกษาเงื่อนไขละ 500 การทดลองซ้ำ (Replications) ผลการศึกษา พบว่า วิธีการ ML (Normal Theory ML) ในเงื่อนไขที่ข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติพหุ แสดงค่าประมาณของพารามิเตอร์และค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่มีความเอนเอียงเล็กน้อย ยกเว้นในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก (n =100) ที่พบว่า ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน แสดงค่า Underestimate ในระดับสูง เมื่อระดับการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติมากขึ้นจะแสดงค่าความเอนเอียงสูงขึ้นด้วยโดยเฉพาะในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก ขนาดของโมเดลและขนาดกลุ่มตัวอย่างส่งผลต่อความเอนเอียงอย่างมีปฏิสัมพันธ์กัน คือ เมื่อกลุ่มตัวอย่างเพิ่มขึ้นค่าความเอนเอียงจะลดลง และเมื่อจำนวนตัวแปรสังเกตได้ต่อองค์ประกอบมากขึ้น ค่าความเอนเอียงของค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานจะลดลง ค่าสถิติ Chi-square และดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืน คือ CFI และ RMSEA แสดงค่าไม่เหมาะสมในทุก ๆ เงื่อนไข โดยสรุป ในเงื่อนไขข้อมูลจัดกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติ วิธีการ ML ให้ผลการประมาณค่าที่มีประสิทธิภาพต่ำซึ่งผลการวิจัยสอดคล้องกับผลการศึกษาอีกหลายงานวิจัย ของ Bollen (1989), Muthén & Kaplan (1985), Babakus, Ferguson, & Jöreskog (1987), West, Finch, & Curran (1995), Green et al. (1997), Hutchinson & Olmos (1998), Finney & DiStefano (2006) ดังนั้น การประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลประชากรมีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ ควรใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคลอริค (Polychoric Correlation: PC) จะมีความเหมาะสมและให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำกว่าการใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product Moment Correlation: PM) สอดคล้องกับงานวิจัยของ Babakus, Ferguson, & Joreskog (1987) ที่ศึกษาความอ่อนไหว (Sensitive) ของวิธีการประมาณค่าแบบ Maximum Likelihood (ML) ในเงื่อนไขละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับมาตรวัด (Measurement Scale) และลักษณะการแจกแจงของข้อมูล โดยการเปรียบเทียบการใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์ 4 แบบ คือ Product - Moment, Polychoric, Spearman’s rho และ Kendall’s Tau-b ในโมเดล CFA องค์ประกอบเดียว ตัวแปรสังเกตได้ 4 ตัวแปร ทำการจำลองข้อมูลตัวแปรจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ (Ordered Categorical Data) 5 ระดับ ผลการศึกษา พบว่า การใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคลอริค (Polychoric) จะให้ค่าประมาณน้ำหนักองค์ประกอบของที่มีความเหมาะสมมากกว่าเมตริกสหสัมพันธ์แบบอื่น ๆ และสอดคล้องกับงานวิจัยของ Hutchinson & Olmos (1998) ที่ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ ML และ WLS โดยใช้การจำลองข้อมูล

ประชากรที่ตัวแปรมีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับ 5 ระดับ และมีการแจกแจงพหุตัวแปรเป็นโค้งปกติ ในเงื่อนไขที่แตกต่างกันดังต่อไปนี้ 1) โมเดลประชากร 2 ลักษณะ คือ โมเดล CFA ที่มี 2 องค์ประกอบ และ 4 องค์ประกอบ (องค์ประกอบละ 4 ตัวแปรสังเกตได้) 2) ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ต่างกัน 2 ขนาด (500 และ 1,000) และ 3) ระดับการแจกแจงตัวแปรของกลุ่มตัวอย่างที่ไม่เป็นโค้งปกติที่ต่างกัน 4 ระดับ โดยวิธีการ ML ใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (PPM) ส่วนวิธีการ WLS ใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคอริค (PC) ผลการศึกษาพบว่า วิธีการ WLS โดยใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคอริคให้ผลลัพธ์ความกลมกลืนของโมเดลได้ดีกว่าวิธี ML ในเงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลแบบเบ้ ค่าสถิติ Chi-square มีความเอนเอียงในวิธี ML เมื่อข้อมูลมีการแจกแจงแบบเบ้ ในขณะที่วิธี WLS มีความเอนเอียงน้อยมาก และสอดคล้องกับงานวิจัยของ Flora & Curran (2004) ที่ศึกษาผลจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิคการประมาณค่าแบบ WLS และ Robust WLS สำหรับโมเดล CFA ที่ตัวแปรมีมาตรวัดระดับเรียงอันดับ โดยวิธีการจำลองข้อมูลและกำหนดเงื่อนไขที่แตกต่างกัน คือ กลุ่มตัวอย่าง 4 ขนาด (100, 200, 500 และ 1,000) ระดับการแจกแจงข้อมูล 5 ระดับ การกำหนดลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Specification) 4 แบบ และจำนวน Categories ของตัวแปร 2 แบบ ซึ่งทำการทดลองซ้ำ 500 ครั้ง ในแต่ละเงื่อนไข ผลการศึกษา พบว่า การใช้เมตริกซ์สหสัมพันธ์โพลีคอริค (Polychoric Correlation) มีความแกร่งต่อการละเมิดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงแบบปกติ และตัวแปรมีมาตรวัดแบบเรียงอันดับ มีประสิทธิภาพเหมาะสมทั้งในโมเดลขนาดกลางถึงขนาดใหญ่ และกลุ่มตัวอย่างขนาดกลางถึงขนาดเล็ก ด้วยเหตุนี้ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมสำหรับโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรก ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลประชากรมีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกตินั้นขึ้นอยู่กับการเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในผลการวิจัยครั้งนี้ ได้แก่ วิธีการ WLSMV ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสม คือ $n \geq 160$ หรือ ขนาด 20 เท่า ของจำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล สอดคล้องกับข้อแนะนำของ Kline (2005: 178) และ Costello & Osborne (2005 cited in Schumacker & Lomax, 2010: 42) และวิธีการ Bayesian ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสม คือ $n \geq 80$ หรือ ขนาด 10 เท่า ของจำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล สอดคล้องกับข้อแนะนำของ Bentler & Chou (1987 cited in Schumacker & Lomax, 2010: 42) และ Raykov & Marcoulides (2006 cited in Chumney, 2012: 29) ส่วนการกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่างโดยใช้สูตรของ Cochran (1977 cited in Bartlett, Kotrlik, & Higgins, 2001: 43-50) โดยพิจารณาระดับค่าแอลฟ่า (Alpha Level) สำหรับข้อมูลแบบจำแนกกลุ่ม (Categorical Data) พบว่าที่ระดับ α =.05 และ α =.01 ให้ผลลัพธ์ที่มีความเหมาะสมไม่แตกต่างกัน

ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. ผลการวิจัยพบว่า วิธีการ Maximum Likelihood (ML) ทั้งในกรณีที่ไม่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลและกรณีที่มีการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้มีการแจกแจงเป็นโค้งปกตินั้น เมื่อใช้ประมาณพารามิเตอร์ภายในโมเดลการวัดที่ข้อมูลมีลักษณะเป็นการจำแนก

ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

กลุ่มแบบเรียงอันดับ 5 กลุ่มอันดับ เช่น สเกลการประมาณค่า 5 ระดับของ Likert นั้น จะทำให้ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความเอนเอียงและมีขนาดค่าที่ต่ำกว่าค่าพารามิเตอร์จริงของประชากร (Underestimated) ดังนั้น ในการทำวิจัยที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันแบบลำดับแรกที่มี 2 องค์ประกอบ 8 ตัวแปรสังเกตได้ และมีการออกแบบการวัดโดยใช้สเกลการวัดลักษณะนี้ ผู้วิจัยควรเลือกใช้วิธีการประมาณแบบ Bayesian หรือ WLSMV จะมีความถูกต้องเที่ยงตรงมากกว่าวิธีการ ML และหากผู้วิจัยต้องการควบคุมให้มีค่าความเอนเอียงของค่าประมาณพารามิเตอร์อยู่ในระดับต่ำ ผู้วิจัยควรเลือกใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาด 160 หน่วยตัวอย่าง ขึ้นไป

2. ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่น้อยที่สุดที่เหมาะสมสำหรับโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันลำดับแรกที่มี 2 องค์ประกอบ 8 ตัวแปรสังเกตได้ ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลประชากรมีลักษณะจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ (Non-normal Ordered Categorical Data) นั้น วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ WLSMV จะเหมาะสมสำหรับกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดมากกว่า 160 หน่วยขึ้นไป (หรือขนาด 20 เท่าของจำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล) ในขณะที่วิธีการ Bayesian มีความเหมาะสมกับกลุ่มตัวอย่างขนาด 80 หน่วยตัวอย่างขึ้นไป (ขนาด 10 เท่าของจำนวนตัวแปรสังเกตได้ภายในโมเดลการวัด)

3. วิธีการที่นักวิจัยนิยมใช้เพื่อแก้ปัญหาข้อมูลที่มีระดับการวัดจำแนกกลุ่มแบบเรียงอันดับที่มีการเบี่ยงเบนออกจากการกระจายแบบโค้งปกติ (Ordered Categorical Non-normality Data) โดยวิธีการเปลี่ยนรูปข้อมูล (Data Transforming) เพื่อให้แต่ละตัวแปรมีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ (Univariate Normal Distribution) และข้อมูลมีลักษณะต่อเนื่อง (Continuous Data) รวมถึงการเพิ่มขนาดกลุ่มตัวอย่างให้มีขนาดใหญ่ แล้วดำเนินการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ ML นั้น ไม่ได้ช่วยเพิ่มความเที่ยงตรงให้กับผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลแต่อย่างใด ดังนั้น ผู้วิจัยควรเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมกับธรรมชาติของระดับการวัดตัวแปรและขนาดของกลุ่มตัวอย่าง จะช่วยให้ผลการวิจัยมีความเที่ยงตรงสูงขึ้น

4. ในกรณีที่ผู้วิจัยละเมิดและละเลยข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์ในด้านความเป็นโค้งปกติ และระดับการวัดนั้น แม้ว่าจะใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดมากกว่า 623 หน่วยตัวอย่าง ก็ไม่สามารถชดเชยความถูกต้องของผลการวิเคราะห์ได้ ซึ่งการฝ่าฝืนข้อตกลงเบื้องต้นเหล่านี้จะส่งผลให้ผลการวิจัยมีความเอนเอียงสูง (High Bias) ดัชนีวัดความกลมกลืนต่าง ๆ มีประสิทธิภาพต่ำอันจะนำไปสู่การขาดความเที่ยงตรงภายในของการวิจัย (Low Internal Validity) และส่งผลให้ขาดความเที่ยงตรงภายนอกของการวิจัยอีกด้วย (Low External Validity) ดังนั้น ผู้วิจัยควรเอาใจใส่ต่อการเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมกับสเกลการวัดตัวแปรสังเกตได้และระดับการเบี่ยงเบนออกจากการกระจายแบบปกติ

ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไป

1. ควรมีการศึกษาประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้งสามวิธี (ML, WLSMV, Bayesian) ภายใต้ผลกระทบจากเงื่อนไขอื่นๆ ดังนี้

1.1 เงื่อนไขด้านประเภทของโมเดล (Model Type) ขนาดของโมเดล (Model Size) และความซับซ้อนของโมเดล (Model Complexity) ที่แตกต่างกัน เช่น โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่มีจำนวนองค์ประกอบและตัวแปรสังเกตมากขึ้น หรือโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ซับซ้อน (Higher-order CFA) โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันแบบพหุระดับ (Multilevel CFA) หรือโมเดลการวิเคราะห์ลักษณะหลาก-วิธีหลาย (Multi-traits Multi-methods Technique: MTMM)

1.2 เงื่อนไขด้านข้อมูลจากการวัดที่มีระดับของการแจกแจงที่ไม่เป็นโค้งปกติ (Level of Non-normality) ที่แตกต่างกัน เริ่มจากข้อมูลที่มีการเบี่ยงเบนจากการกระจายแบบปกติที่น้อยที่สุดไปจนถึงมากที่สุด

1.3 เงื่อนไขด้านจำนวนกลุ่มที่จำแนกของตัวแปรสังเกตได้ (Degree of Categorization of Observed Variable) ที่แตกต่างกัน เช่น ข้อมูลที่มีสเกลการวัดจำแนกกลุ่มอันดับเป็น 3, 4, 5, 6, 7 กลุ่มอันดับ เป็นต้น

2. ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้ข้อมูลจากการเก็บรวบรวมจากข้อมูลจริงแล้วกำหนดสร้างเป็นประชากรเทียม (Pseudo-population) จึงไม่สามารถควบคุมและกำหนดเงื่อนไขของค่าพารามิเตอร์ทุกค่าให้เป็นไปตามที่ต้องการได้ ดังนั้นควรทำวิจัยเพื่อทดสอบเงื่อนไขของการวิจัยในครั้งนี้ซ้ำอีกครั้งโดยใช้การจำลองข้อมูล (Monte Carlo Simulation) เพื่อตรวจสอบยืนยันความเชื่อมั่นและความเที่ยงตรงของข้อสรุปจากผลการวิจัยอีกครั้งหนึ่ง

เอกสารอ้างอิง

Asparouhov, T., & Muthén, B. (2010). Bayesian analysis of latent variable models using Mplus. *Mplus Technical Report, September 29, 2010.* Retrieved August 19, 2012, from http://www.statmodel.com/download/Bayes3.pdf.

Babakus, E., Ferguson, C. E., & Jöreskog, K. G. (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributions. *Journal of Marketing Research, 37*, 72-141.

Bandalos, D. L. (2006). The use of Monte Carlo study in structural equation modeling research. *Structural Equation Modeling: A Second Course.* Washington: Information Age.

Bartlett, J. E., Kotrlik, J. W., & Higgins, C. C. (2001). Organizational research: Determining appropriate sample size in survey research. *Information Technology, Learning and Performance Journal, 19*(1), 43-50.

Beauducel, A., & Herzberg, P. Y. (2006). On the performance of maximum likelihood versus means and variance adjusted weight least squares estimation in CFA. *Structural Equations Modeling, 13*, 186-203.

Bollen, K. A. (1989). *Structural equation with latent variables.* Canada: John Wiley & Sons.

 ลิขสิทธิ์โดย สถาบันวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

Brown, T. A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research.* New York: The Guilford Press.

Chumney, F. L. (2012). Comparison of maximum likelihood, bayesian, partial least square and generalized structured component analysis methods for estimation of structural equation models with small sample: An exploratory study. *Open Access Thesis and Dessertations from the College of Education and Human Sciences.* Lincoln: The College of CEHS.

Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, *1*(1), 16-29.

DiStefano, C. (2002). The impact of categorization with confirmatory factor analysis. *Structural Equations Modeling*, *9*, 327-346.

Finney, S. J., & DiStefano, C. (2006). Non–normal and categorical data in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Second Course.* Washington: Information Age Publishing.

Finch, J. F., West, S. G., & Mackinnon, D.P. (1997). Effect of sample size and nonnormality on the estimation of mediated effects in latent variable models. *Structural Equation Modeling*, *4*, 87-107.

Flora, D. B., & Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, *9*, 466-491.

Forero, C. G., Olivares, A. M., & Pujol, D. G. (2009). Factor analysis with ordinal indicators: A Monte Carlo study comparing DWLS and ULS estimation. *Structural Equation Modeling*, *16*, 625-641.

Green, S. B., Akey, T. M., Fleming, K. K., Hershberger, S. L., & Marquis, J. G. (1997). Effect of the number of scale points on chi-square fit indices in confirmatory factor analysis. *Structural Equations Modeling*, *4*, 108-120.

Hutchinson, S. R., & Olmos, A. (1998). Behavior of descriptive fit indexes in confirmatory factor analysis using ordered categorical data. *Structural Equations Modeling*, *5*, 344-364.

Kline, R. B. (2005). *Principles and practice of structural equations modeling (2nd ed.).* New York: Guilford.

Kerlinger, F. N., & Lee, H. B. (2000). *Foundations of behavioral research (4th ed.).* Texas: Harcourt College.

Lei, M., & Lomax, R. G. (2005). The effect of varying degrees of nonnormality in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, *12(1)*, 1-27.

Muthén, B. (2010). Bayesian analysis in Mplus: A brief introduction. *Mplus Technical Report, September 29, 2010.* Retrieved August 19, 2012, from https://www.statmodel.com/download/IntroBayesVersion%203.pdf.

Muthén, B., & Asparouhov, T. (2011). Bayesian SEM: A more flexible representation of substantive theory. *Mplus Technical Report, October 21, 2011.* Retrieved August 19, 2012, from http://www.statmodel.com/download/BSEMFINAL10212011.pdf

Muthén, B., & Kaplan, D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variable. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 38,* 171-189.

_____. (1992). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variable: A note on the size of the model. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 45,* 19-30.

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2007). *Mplus users guide (Version 5.0).* Los Angeles: Author.

Myers, N. D., Ahn, S., & Jin, Y. (2011). Sample size and power estimates for confirmatory factor analytic model in exercise and sport: A Monte Carlo approach. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, *82*(3), 412-423.

Potthast, M. J. (1993). Confirmatory factor analysis of ordered categorical variables with large models. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 46,* 273-286.

Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equation modeling (3rd ed.).* New York: Taylor and Francis Group.

Schemelleh, E. K., Moosbrugger, H. & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation model: Tests of significance and descriptive goodness of fit measures. *Methods of Psychological research Online, 87*(2).

Trierweiler, T. (2009). *An evaluation of estimation methods in confirmatory factor analytic model with ordered categorical data in LISREL.* Doctoral dissertation, Department of Psychology, Fordham University, New York.

Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2004). *Factor analysis with categorical indicators: A comparison between traditional and latent class approaches.* Massachusetts: Statistical Innovations.

West, S. G., Finch, J. F., & Curran, P. J. (1995). Structural equation model with non-normal variables: Problem and remedies. *Structural Equation Modeling: Concepts, Issues and Applications.* California: Sage.