

ประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในการ
วิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้โมเดลระบุผลิตภัณฑ์และตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ



นายกันตินันท์ นันทนาดิศัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาครุศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาสถิติการศึกษา ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา

คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2559

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

EFFICIENCY OF PARAMETER ESTIMATIONS AND EMPIRICAL FIT INDICES IN
CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS MODEL UNDER MODEL MISSPECIFICATION AND NO
NNORMALITY IN OBSERVED VARIABLES

Mr. Kantinan Nantanadisai



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Education Program in Educational Statistics

Department of Educational Research and Psychology

Faculty of Education

Chulalongkorn University

Academic Year 2016

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

ประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัด
ความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในการวิเคราะห์องค์ประกอบ
เชิงยืนยันภายใต้โมเดลระบุผิดพลาดและตัวแปรสังเกตได้มี
การแจกแจงไม่ปกติ

โดย

นายกันดินันท์ นันทนาดิศัย

สาขาวิชา

สถิติการศึกษา

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร

คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัย
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะครุศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริเดช สุชีวะ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา บวรกิติวงศ์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สังวรณ์ ังดกระโทก)

กันตินันท์ นันทนาดิษฐ์ : ประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้โมเดลระบุผิดพลาดและตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ (EFFICIENCY OF PARAMETER ESTIMATIONS AND EMPIRICAL FIT INDICES IN CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS MODEL UNDER MODEL MISSPECIFICATION AND NONNORMALITY IN OBSERVED VARIABLES) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: อ. ดร.สฤษดิ์ชาติ ศรีสุทธิยากร, 192 หน้า.

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ และประสิทธิภาพของ ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน ภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดล ผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาด และตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยได้จากการจำลอง ด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล ภายใต้ 576 เงื่อนไขการจำลองจาก 5 ปัจจัย ประกอบด้วย (1) ประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุ ผิดพลาด 3 ประเภท ได้แก่ พารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง พารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และ พารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน (2) ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด 4 ระดับ ได้แก่ ระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=.000) ระดับน้อย (RMSEA=.002) ปานกลาง (RMSEA=.004) และมาก (RMSEA=.006) (3) รูปทรงการ แจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ 3 รูปแบบ ได้แก่ แบนราบกว่าปกติ (ku=-1) โด่งกว่าปกติ (ku=1) และโด่งกว่าปกติ มาก (ku=2) (4) ขนาดตัวอย่าง 4 ระดับ ได้แก่ 200, 400, 600 และ 800 (5) วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 วิธี ได้แก่ วิธี ภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (ML) วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง (RML) วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป (GLS) และ วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (WLS) โดยแต่ละเงื่อนไขการจำลองจะทำซ้ำ 1000 รอบ โดยใช้ค่าความไว (sensitivity) ค่า ความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias: RB) สัมประสิทธิ์การแปรผัน (coefficient of variation : CV) ความคลาดเคลื่อน ประเภทที่ 1 (Type I error) และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test) เป็นเกณฑ์การเปรียบเทียบ ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

ผลการวิจัยพบว่า (1) วิธี ML และ RML มีประสิทธิภาพด้านความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ต่ำที่สุด และมีประสิทธิภาพไม่ แตกต่างกัน แต่วิธี RML จะมีประสิทธิภาพด้านสัมประสิทธิ์การแปรผันต่ำกว่าวิธี ML GLS และ WLS ทั้งในกรณีที่ไม่มีการระบุ โมเดลผิดพลาด โดยที่ปัจจัยระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์มากที่สุด และปัจจัยประเภท ของพารามิเตอร์ส่งผลต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันมากที่สุด (2) ดัชนี p-value, CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI เป็น ดัชนีที่มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดระดับมาก และมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนอื่นๆในระดับน้อยถึงปานกลาง โดยใน กรณีที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด ดัชนี GAMMA ที่ได้จากทุกวิธีประมาณค่า สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อน ประเภทที่ 1 ได้ทุกกรณี และกรณีที่โมเดลระบุผิดพลาด ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML ดัชนี CFI และ TLI ที่ได้ จากวิธี GLS และ WLS มีอำนาจการทดสอบสูงกว่าร้อยละ 80 มากกว่าดัชนีอื่นๆ

ภาควิชา ศึกษาศาสตร์และจิตวิทยาการศึกษา

ลายมือชื่อนิสิต

สาขาวิชา สถิติการศึกษา

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

ปีการศึกษา 2559

5883405327 : MAJOR EDUCATIONAL STATISTICS

KEYWORDS: PARAMETERS ESTIMATION / EMPIRICAL FIT INDICES / CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS / MISSPECIFICATION / NONNORMALITY

KANTINAN NANTANADISAI: EFFICIENCY OF PARAMETER ESTIMATIONS AND EMPIRICAL FIT INDICES IN CONFIRMATORY FACTOR ANALYSIS MODEL UNDER MODEL MISSPECIFICATION AND NONNORMALITY IN OBSERVED VARIABLES. ADVISOR: SIWACHOAT SRISUTTIYAKORN, Ph.D., 192 pp.

This research objectives were to study parameter estimation methods efficiency and efficiency of empirical fit indices in confirmatory factor analysis under no misspecification model and misspecification model with nonnormality observed variables. Data were generated by using Monte Carlo technique under 576 conditions from five factors included (1) three types of parameter misspecification included latent variable covariances, factor loadings, measurement error covariances (2) four levels of misspecification included no misspecification (RMSEA=.000), low (RMSEA=.02), moderate (RMSEA=.04), and high (RMSEA=.06) (3) three observe variable distributions included low platykurtic ($ku=-1$), moderate leptokurtic ($ku=1$) and high leptokurtic ($ku=2$) (4) four sample sizes included 200, 400, 600 and 800 (5) four parameter estimation methods include maximum likelihood (ML), robust maximum likelihood (RML), generalized least squares (GLS), and weighted least squares (WLS). Each condition was repeated 1000 times. The sensitivity relative biased (RB), Coefficient of variation (CV), type I error and power of the test were used as criteria for the efficiency of parameter estimation methods and empirical fit indices.

The research results were: (1) ML and RML methods were most efficient and had equal RB. RML method had more efficiency of CV than ML, GLS and WLS methods in both no misspecification model and misspecification model. Level of misspecification was most effected to RB and type of parameter was most effected to CV. (2) p-value, CFI, GAMMA, MC, RMSEA and TLI were large sensitive to misspecification and small to moderate sensitive to other extraneous variables. In case of no misspecification model, GAMMA index from all estimations can controlled type I error and in case of misspecification model p-value from ML and RML, CFI and TLI from GLS and WLS had more conditions of power of the test above 80 percent more than other indices.

Department: Educational Research and
Psychology

Field of Study: Educational Statistics

Academic Year: 2016

Student's Signature

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความช่วยเหลือ ความเมตตาและความเอาใจใส่อย่างดียิ่งของ อาจารย์ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้ปรึกษาชี้แนะ แก่ผู้วิจัยตั้งแต่เริ่มพัฒนาหัวข้อ ตลอดจนวิทยานิพนธ์เสร็จสมบูรณ์ รวมถึงแนะนำการแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ เพื่อเป็นประโยชน์ในการทำวิทยานิพนธ์และการทำงานในภายหน้า

ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. สุชาดา บวรกิติวงศ์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สัจจวรรณ ังดกระโทก กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาตรวจสอบ ให้ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ต่อการปรับปรุงวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น รวมถึง ขอกราบขอบพระคุณ อาจารย์ ดร. สุรศักดิ์ เก้าเอี้ยน ที่ได้ให้ความรู้ในการทำวิจัยเป็นอย่างดี

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษาที่ได้อบรมสั่งสอนให้ความรู้และคอยให้ความช่วยเหลือเอื้ออาทรตลอดมา รวมถึงเจ้าหน้าที่ธุรการของภาควิชา ที่คอยช่วยอำนวยความสะดวกและแก้ไขปัญหาในการทำธุรการให้ลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบคุณเพื่อนพี่น้องนิสิตภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา รวมถึงเพื่อนที่ธรรมศาสตร์ ที่ได้คอยช่วยเหลือ แลกเปลี่ยนความคิดเห็น และคอยให้กำลังใจกันเสมอมา

ท้ายสุดนี้ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และพี่น้องของผู้วิจัยที่คอยเลี้ยงดู ให้ความรัก ความเอาใจใส่ และเป็นแรงผลักดันให้ผู้วิจัยเป็นอย่างดี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ	ฏ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
คำถามวิจัย	5
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	5
ขอบเขตของการวิจัย.....	6
คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย.....	8
ประโยชน์ที่ได้รับ.....	8
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	9
ตอนที่ 1 โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน.....	9
ตอนที่ 2 การประมาณค่าในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน	10
ตอนที่ 3 การตรวจสอบความตรงในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน	13
ตอนที่ 4 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบความสอดคล้องเชิง ประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน	19
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย.....	24
แบบแผนการจำลอง	25
1. ขนาดตัวอย่าง (sample size).....	25
2. การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวแปรสังเกตได้ (data distribution).....	25

3. รูปแบบและระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด (form and level of model misspecification)	26
4. เกณฑ์การพิจารณา	31
5. การวิเคราะห์ข้อมูล	33
การตรวจสอบความถูกต้องของพารามิเตอร์ที่ประมาณค่า.....	33
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	38
ตอนที่ 1 ผลการจำลองข้อมูล	38
ตอนที่ 2 ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์	44
ตอนที่ 3 ประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์	107
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	152
สรุปผลการวิจัย.....	152
อภิปรายผลการวิจัย.....	154
ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้	156
ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป.....	157
รายการอ้างอิง	158
ภาคผนวก ก.....	168
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	192

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 ตารางสังเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบ ความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน	22
ตารางที่ 3.1 สถานการณ์ที่ใช้ในการจำลอง	24
ตารางที่ 3.2 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1	33
ตารางที่ 3.3 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 2	35
ตารางที่ 3.4 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 3	36
ตารางที่ 4.2 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความ โด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	45
ตารางที่ 4.3 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความ โด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	47
ตารางที่ 4.4 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความ โด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	50
ตารางที่ 4.5 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อ มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	52
ตารางที่ 4.6 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง เมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	55
ตารางที่ 4.7 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง เมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	57
ตารางที่ 4.8 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความ คลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	60
ตารางที่ 4.9 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความ คลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	63

ตารางที่ 4.10	ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	65
ตารางที่ 4.11	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	68
ตารางที่ 4.12	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	70
ตารางที่ 4.13	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	73
ตารางที่ 4.14	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	75
ตารางที่ 4.15	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	78
ตารางที่ 4.16	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	80
ตารางที่ 4.17	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	83
ตารางที่ 4.18	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	85
ตารางที่ 4.19	สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ	88
ตารางที่ 4.20	การวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อเปรียบเทียบค่าความไวของความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผัน จำแนกตามปัจจัย	91
ตารางที่ 4.31	ขนาดอิทธิพลของปัจจัยที่มีต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์	109
ตารางที่ 4.23	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี p-value	133
ตารางที่ 4.24	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี p-value	133
ตารางที่ 4.25	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี CFI	135

ตารางที่ 4.26	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี CFI	136
ตารางที่ 4.27	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี GAMMA	137
ตารางที่ 4.28	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี GAMMA	138
ตารางที่ 4.29	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี MC	139
ตารางที่ 4.30	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี MC	140
ตารางที่ 4.31	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี RMSEA	141
ตารางที่ 4.32	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี RMSEA โดยใช้เกณฑ์มาตรฐาน	142
ตารางที่ 4.33	ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี TLI	144
ตารางที่ 4.34	อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี TLI	144
ตารางที่ 4.35	การวิเคราะห์ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1	146
ตารางที่ 4.36	การวิเคราะห์ความแปรปรวนของอำนาจการทดสอบสมมติฐาน	148
ตารางที่ 4.37	ร้อยละการควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ที่ไม่เกินร้อยละ 5 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์	150
ตารางที่ 4.38	ร้อยละอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินร้อยละ 80 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์	151

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 1.1 โมเดลประชากร.....	7
ภาพที่ 2.1 กรอบแนวคิดการวิจัย.....	23
ภาพที่ 3.1 การกระจายตัวของสัมประสิทธิ์ความโค้งของตัวแปรสังเกตได้	26
ภาพที่ 3.2 โมเดลประชากรที่ 1 และโมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่าง ความคลาดเคลื่อนจากการวัดผิดพลาดในระดับต่าง ๆ	27
ภาพที่ 3.3 โมเดลประชากรที่ 2 และโมเดลระบุพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบผิดพลาด ในระดับต่าง ๆ.....	29
ภาพที่ 3.4 โมเดลประชากรที่ 3 และโมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร แฝงผิดพลาดในระดับต่าง ๆ	30
ภาพที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1	45
ภาพที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1	46
ภาพที่ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1	46
ภาพที่ 4.4 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1	48
ภาพที่ 4.5 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1	48
ภาพที่ 4.6 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1	49
ภาพที่ 4.7 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2	50

ภาพที่ 4.47 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1.....	84
ภาพที่ 4.48 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1.....	84
ภาพที่ 4.49 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	86
ภาพที่ 4.50 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	86
ภาพที่ 4.51 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	87
ภาพที่ 4.52 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	88
ภาพที่ 4.53 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	89
ภาพที่ 4.54 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวน ร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1.....	89
ภาพที่ 4.55 ร้อยละการควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ที่ไม่เกินร้อยละ 5 ของ ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์.....	150
ภาพที่ 4.56 ร้อยละอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินร้อยละ 80 ของดัชนีวัดความสอดคล้อง เชิงประจักษ์.....	151

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

โมเดลสมการโครงสร้างเป็นสถิติวิเคราะห์ที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างสูงในการวิจัยเชิงปริมาณทางสังคมศาสตร์ เนื่องด้วยเป็นสถิติวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพสูงสามารถใช้ทดสอบเพื่อยืนยันความตรงของโมเดลวิจัย ประมาณค่าขนาดอิทธิพลของตัวแปรอิสระที่มีต่อตัวแปรตาม ทั้งยังเป็นสถิติที่มีการขจัดปัญหาอันเกิดจากความคลาดเคลื่อนจากการวัดในตัวแปรสังเกตได้ และยอมให้ความคลาดเคลื่อนต่าง ๆ ในโมเดลมีความสัมพันธ์กันได้ จึงทำให้ผลการวิเคราะห์ที่ได้มีความแม่นยำและถูกต้องมากกว่าการใช้สถิติวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุแบบดั้งเดิม (Jöreskog & Sörbom, 1996; Muthén & Muthén, 2010; นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2542)

ในงานวิจัยที่ทำการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรด้วยโมเดลสมการโครงสร้างนั้น ผู้วิจัยจะต้องเริ่มด้วยการพัฒนาโมเดลวิจัย (research model) จากการสังเคราะห์แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เนื่องจากโมเดลการวิจัยก็คือสมมติฐานการวิจัยดังนั้นนักวิจัยจึงมีความจำเป็นที่จะต้องตรวจสอบเพื่อยืนยันว่าโมเดลการวิจัยสามารถใช้เป็นตัวแทนความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรในประชากรได้ การตรวจสอบทำได้โดยการพิจารณาความแตกต่างระหว่างโมเดลวิจัยกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่สุ่มจากประชากรเป้าหมาย และเรียกคุณสมบัติของโมเดลวิจัยที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ว่าคุณสมบัติความสอดคล้องเชิงประจักษ์ (empirical fit) (Olsson, Foss, Troye, & Howell, 2000)

การประเมินความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลวิจัยด้วยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างทำได้โดยการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมสองเมทริกซ์ ได้แก่ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย (model-implied covariance matrix ($\Sigma\theta$)) กับเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง (sample covariance matrix: S) เมื่อ θ คือค่าพารามิเตอร์ในโมเดลวิจัย การพิจารณาความแตกต่างระหว่างเมทริกซ์ทั้งสองจะใช้ฟังก์ชันความแตกต่าง (discrepancy function) เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา โดยค่าของฟังก์ชันความแตกต่างที่ได้จากการคำนวณนั้นจะถูกนำไปใช้ประโยชน์ทั้งการหาค่าประมาณพารามิเตอร์ในโมเดล และการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลวิจัย (Jöreskog & Sörbom, 1996; Muthén & Muthén, 2010)

ฟังก์ชันความแตกต่างที่นิยมใช้ในปัจจุบันมีหลายฟังก์ชัน เช่น ฟังก์ชันภาวะความควรจะเป็น (likelihood function) ฟังก์ชันกำลังสองน้อยสุดทั่วไป (generalized least square) และฟังก์ชันกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (weighted least square) เป็นต้น ฟังก์ชันแต่ละฟังก์ชันยังมีประสิทธิภาพแตกต่างกัน ฟังก์ชันความแตกต่างที่นักวิจัยนิยมใช้คือฟังก์ชันภาวะความควรจะเป็น และเรียกวิธีการประมาณที่ใช้ฟังก์ชันนี้ว่า วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood function) ในทางทฤษฎีถ้าข้อมูลมีคุณสมบัติเป็นไปตามข้อกำหนดเบื้องต้นแล้วค่าประมาณที่ได้จากวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดจะมีคุณสมบัติที่ดีเช่น คุณสมบัติความไม่ลำเอียงเมื่อใกล้อนันต์ (asymptotical unbiased) และความมีประสิทธิภาพเมื่อใกล้อนันต์ (asymptotical efficient) และมีความคงเส้นคงวา (consistent) เป็นต้น แต่หากข้อมูลไม่เป็นไปตามข้อกำหนดเบื้องต้นแล้วประสิทธิภาพของการประมาณและการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ก็จะเปลี่ยนแปลงไป (สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร, 2555; Jöreskog & Sörbom, 1996; Muthén & Muthén, 2010)

ปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพของการประมาณค่าและการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลวิจัยมีหลายปัจจัย เช่น รูปแบบและความซับซ้อน ของโมเดลวิจัย ขนาดตัวอย่าง การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวแปรสังเกตได้ รวมไปถึงรูปแบบและระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด (Xiatao Fan & Lin Wang, 1998; Xitao Fan & Stephen A. Sivo, 2007, Pornprasertmanit, 2014) โดยปกติแล้วโมเดลวิจัยที่พัฒนาขึ้นมักเป็นโมเดลที่มีการระบุผิดพลาด (misspecification model) เนื่องด้วยหลักของการพัฒนาโมเดลวิจัยที่นักวิจัยมักพัฒนาโมเดลวิจัยให้เรียบง่ายโดยคัดเลือกเฉพาะตัวแปรอิสระที่มีความสำคัญมาอธิบายตัวแปรตาม แต่สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โมเดลวิจัยทุกโมเดลจึงมีความเสี่ยงที่จะเป็นโมเดลระบุผิดพลาดทั้งสิ้น แต่นักวิจัยสามารถใช้โมเดลวิจัยที่มีการระบุผิดพลาดต่ำเพื่ออธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรในประชากรเป้าหมายที่สนใจได้

การตรวจสอบระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสามารถทำได้ผ่านการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลวิจัย ซึ่งมีหลายวิธีการ เช่น ดัชนีไคกำลังสองสัมพัทธ์ (relative chi-square) ดัชนีวัดความสอดคล้อง (goodness of fit index: GFI and AGFI) ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของการประมาณค่า (root mean square error of approximation: RMSEA) และ ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของเศษเหลือ (root mean square residual: RMR) เป็นต้น ซึ่งวิธีการส่วนใหญ่พัฒนาขึ้นโดยใช้พื้นฐานจากสถิติทดสอบไคกำลังสอง (Joreskog, 1973) ดังในสมการที่ (1)

$$\chi^2 = (n-1)F(S, \sum(\hat{\theta})) \quad (1)$$

โดยที่ n คือขนาดตัวอย่าง (sample size) และ $F(S, \sum(\hat{\theta}))$ คือฟังก์ชันความแตกต่าง (discrepancy function) สำหรับการหาค่าประมาณพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้าง (Joreskog, 1973; ; Muthén & Muthén, 2010)

ค่าสถิติไคกำลังสองในสมการที่ (1) ใช้เพื่อทดสอบสมมติฐาน $H_0 : \sum(\theta) = S$ ซึ่งเป็นการตรวจสอบความไม่สอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลวิจัย ภายใต้สถานการณ์สมมติฐาน H_0 เป็นจริง หรือสถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด (no misspecification) สถิติทดสอบไคกำลังสองจะมีการแจกแจงแบบไคกำลังสอง (chi-square distribution) ซึ่งจะสามารถควบคุมอัตราการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่หนึ่งของการทดสอบ (Type I Error rate) แต่โดยทั่วไปโมเดลวิจัยมักเป็นโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดเสมอทำให้สมมติฐาน H_0 มักไม่เป็นจริง ซึ่งในกรณีนี้สถิติไคกำลังสองจะมีการแจกแจงความน่าจะเป็นแบบไคกำลังสองไม่ตรงศูนย์กลาง (non-central chi-square distribution) ซึ่งทำให้ผลการทดสอบถูกปลอมปนด้วยปัจจัยรบกวนต่างๆ ได้แก่ ขนาดตัวอย่าง (sample size) รูปแบบของโมเดลวิจัย (type of model) ขนาดของโมเดลวิจัย (model size) และวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ (estimation method) เช่น เมื่อตัวอย่างหรือโมเดลวิจัยมีขนาดใหญ่ขึ้น สถิติทดสอบไคกำลังสองมีอำนาจการทดสอบที่สูงขึ้นด้วยแต่จะไม่สามารถควบคุมให้โอกาสของการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่หนึ่งอยู่ภายใต้ระดับนัยสำคัญที่กำหนดได้ ส่งผลให้นักวิจัยมีโอกาสที่จะปฏิเสธโมเดลวิจัยสูงถึงแม้ว่าแท้จริงแล้วโมเดลวิจัยนั้นจะมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ก็ตาม ในทางกลับกันเมื่อตัวอย่างหรือโมเดลวิจัยมีขนาดเล็ก สถิติทดสอบไคกำลังสองจะมีอำนาจการทดสอบที่ต่ำลงทำให้ขาดความสามารถในการตรวจสอบความไม่สอดคล้องเชิงประจักษ์ ส่งผลให้ในการทดสอบมีโอกาสที่จะไม่ปฏิเสธโมเดลวิจัยที่ระบุผิดพลาดได้สูง (Pornprasertmanit, 2014; Chumney, 2013; Hooper, Coughlan, and Mullen, 2008; Fan, Thompson, and Wang, 1999; Maruyama, 1998; Joreskog and SÖrbom, 1994; Tanaka, 1993; Bollen, 1989; Bentler and Bonnet, 1980)

นอกจากนี้การแจกแจงของข้อมูลตัวแปรสังเกตก็เป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อสถิติทดสอบไคกำลังสอง กล่าวคือ เมื่อข้อมูลตัวแปรสังเกตได้ไม่ได้มีการแจกแจงที่ไม่ใช่การแจกแจงแบบปกติหลายตัวแปร (multivariate normal distribution) ตามข้อสมมติเบื้องต้นของการวิเคราะห์อาจส่งผลให้การทดสอบไคกำลังสองไม่สามารถควบคุมระดับนัยสำคัญของการทดสอบได้ตามต้องการ รวมไปถึงความถูกต้อง (precision) ของค่าประมาณพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้างซึ่งจะส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานของพารามิเตอร์ในโมเดลวิจัยทำให้ค่าประมาณที่ได้ไม่มีประสิทธิภาพ

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องทางสังคมศาสตร์ที่ใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง และการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน จำนวน 50 งานวิจัย ซึ่งมีตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมด 955 ตัวแปร พบว่า มีตัวแปรสังเกตได้ที่มีความเบ้อย่างเดียว 167 ตัวแปร (ร้อยละ 17.49) ตัวแปรสังเกตได้มีความโด่งอย่างเดียว 160 ตัวแปร (ร้อยละ 16.75) มีทั้งความเบ้และความโด่ง 226 ตัวแปร (ร้อยละ 23.66) รวมตัวแปรสังเกตได้ที่ไม่มีการแจกแจงแบบปกติ จำนวน 553 ตัวแปร (ร้อยละ 57.9) แสดงให้เห็นว่าธรรมชาติของข้อมูลทางสังคมศาสตร์ส่วนมาก มีการแจกแจงไม่ปกติ (non-normality) แต่ยังคงใช้วิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood) ทั้ง 50 งานวิจัย และงานวิจัยส่วนใหญ่ใช้ดัชนีไคกำลังสอง (Chi-square) ในการวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ จำนวน 49 งานวิจัย เนื่องจากใช้โปรแกรมลิสเรล (LISREL) ในการวิเคราะห์ ซึ่งเป็นโปรแกรมที่ใช้วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดในการประมาณค่าพารามิเตอร์เป็นพื้นฐานถ้าไม่ได้มีการเลือกใช้วิธีประมาณค่าพารามิเตอร์อื่นๆจากผู้วิจัยเอง นอกจากนี้ยังมีบางงานวิจัยให้เหตุผลว่ามีขนาดตัวอย่างมากเพียงพอที่จะสามารถละเลยปัจจัยการแจกแจงไม่ปกติได้ โดยที่วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด อาจจะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เอนเอียง และยังส่งผลต่อการวัดความตรงของโมเดลคือ ค่าดัชนีไคกำลังสองจะมีค่าสูงขึ้น ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 สูงขึ้น (Pornprasertmanit, 2014)

ที่ผ่านมา มีงานวิจัยที่ได้ศึกษาประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลวิจัยมีการระบุผิดพลาด และตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ พบว่าวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ส่วนใหญ่ที่นิยมศึกษามี 4 วิธีคือ วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood: ML) วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป (generalized least squares: GLS) วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (weighted least squares: WLS) และวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง (robust maximum likelihood: RML) และผลจากการศึกษาพบว่า (1) ภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลวิจัยระบุผิดพลาด ดัชนี RMSEA, gamma และ McDonald's มีประสิทธิภาพมากที่สุด (Li-tze Hu & Peter M. Bentler, 1998; Xitao Fan & Stephen A. Sivo, 2007) (2) ภายใต้สถานการณ์ที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก ในกรณีที่มีขนาดตัวอย่างใหญ่ และวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด และวิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป แต่ยังไม่มีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก และวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง ในกรณีที่มีขนาดตัวอย่างใหญ่ (Curren, Patrick James, 1994; Jeri Benson & John A. Fleishman, 1994; Patrick J. Curran et. al., 1996; Ulf Henning Olsson et. Al., 2000; Anne Boomsma & Jeffrey J. Hoogland, 2001; Ming Lei & Richard G. Lomax, 2005; Youngkyoung

Min, 2008; John F. Finch et. al., 2009) (3) ภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลวิจัยระบุผิดพลาดและตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ พบว่าวิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก และวิธีกำลังสองน้อยวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่งจะมีค่าน้อยลงกว่าค่าที่ควรจะเป็น (underestimated) และดัชนี NFI, TLI จะมีประสิทธิภาพดีกว่าดัชนี CFI และ IFI ในกรณีที่โมเดลระบุผิดพลาด (Curren, Patrick James, 1994) ส่วนดัชนีอื่นๆยังไม่มีการศึกษาถึง

จากประเด็นที่กล่าวมาข้างต้นพบว่าประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลระบุผิดพลาดและตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติยังไม่มีการศึกษาที่ให้อธิบายที่ชัดเจนและครอบคลุม ดังนั้นการวิจัยในครั้งนี้จึงสนใจขยายการศึกษาประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ โดยขอบเขตการวิจัยครั้งนี้จะสนใจศึกษาในโมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน เนื่องจากการวิจัยทางการศึกษามักจะศึกษาเกี่ยวกับการสร้างเครื่องมือวัดความตรงของตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย โดยให้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันในการวัดความตรงเชิงโครงสร้างของเครื่องมือ

คำถามวิจัย

1. ประสิทธิภาพของแต่ละวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์มีความเหมือนหรือแตกต่างกันอย่างไรภายใต้สถานการณ์จำลองที่แตกต่างกัน
2. ประสิทธิภาพของแต่ละดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์มีความเหมือนหรือแตกต่างกันอย่างไรภายใต้สถานการณ์จำลองที่แตกต่างกัน

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ

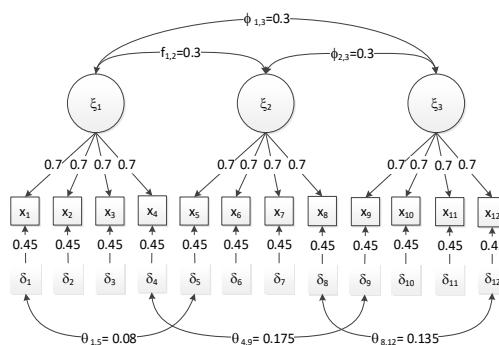
ขอบเขตของการวิจัย

การศึกษาประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลระบุผิดพลาดและตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ เป็นการวิจัยเชิงทดลอง (experimental research) ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้จากการจำลองด้วยวิธีการ มอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ภายใต้โปรแกรม R โดยแบ่งออกเป็น 5 ประเด็น ได้แก่

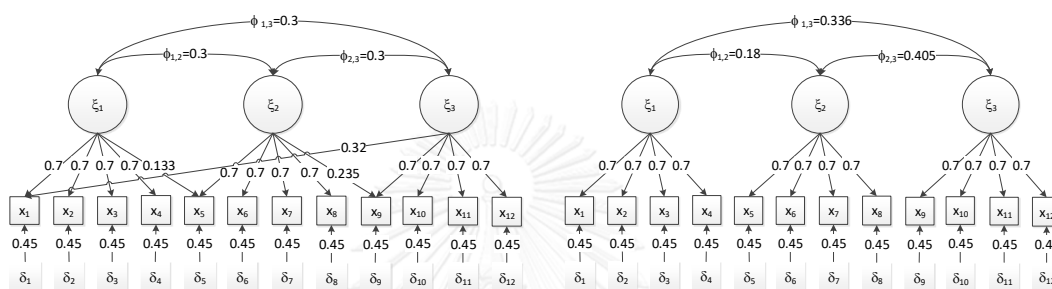
1. วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการศึกษานี้ประกอบไปด้วย 4 วิธี ได้แก่ วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood: ML) วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง (robust maximum likelihood: MLR) วิธีกำลังสองน้อยสุด (generalized least squares: GLS) วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (weighted least squares: WLS)

2. ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ที่ใช้ในการศึกษานี้ประกอบไปด้วย 11 ดัชนี ได้แก่ ไคกำลังสอง (chi-square Statistics) ไคกำลังสองสัมพัทธ์ (relative chi-square statistics) ดัชนีวัดระดับความสอดคล้อง (goodness-of-fit Index : GFI) ดัชนีวัดระดับความที่ปรับแก้แล้ว (adjusted goodness-of-fit Index : AGFI) ดัชนีรากที่สองกำลังสองเฉลี่ย (standard root mean square residual : SRMR) ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเศษเหลือมาตรฐาน (root mean square error of approximation : RMSEA) ดัชนีวัดระดับความสอดคล้องเปรียบเทียบ (comparative fit index : CFI) normed fit index (NFI) Tucker-Lewis index (TLI) gamma hat (Gamma) และ McDonald's centrality index (Mc)

3. โมเดลประชากรที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้โมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน 3 โมเดล ที่ประกอบด้วยตัวแปรแฝง 3 ตัวแปร ตัวแปรสังเกตได้ 12 ตัวแปร เป็นดังนี้



ก. โมเดลประชากรที่ 1



ข. โมเดลประชากรที่ 2

ค. โมเดลประชากรที่ 3

ภาพที่ 1.1 โมเดลประชากร

และโมเดลที่มีการระบุผิดพลาด โดยจำแนกเป็นประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด 3 ประเภท ได้แก่ พารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนจากการวัด (measurement error covariances) พารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) พารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง (latent variable covariances) ระดับของการระบุผิดพลาดกำหนดจากค่า ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเศษเหลือมาตรฐาน (Root Mean Square Error of Approximation : RMSEA) โดยกำหนดให้มี 3 ระดับได้แก่ 0.02, 0.04 และ 0.06 ซึ่งมีความหมายเป็น โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (small misspecification) โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (moderate misspecification) และโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (severe misspecification) ตามลำดับ

4. การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวแปรสังเกตได้จะกำหนดให้สัมประสิทธิ์ความเบ้มีค่าคงที่เท่ากับ 0 และจำแนกตามระดับความโด่งซึ่ง แบ่งเป็น 4 ระดับ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1, 1 และ 2

5. เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาประสิทธิภาพ ความแม่นยำและความถูกต้องของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ในงานวิจัยครั้งนี้มีอยู่ 3 เกณฑ์ คือ ค่าความไว (sensitivity) ค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias : RB) และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo standard error : MCSE) และเกณฑ์ในการพิจารณาประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้อง 3 เกณฑ์ คือ ค่าความไว ความคลาดเคลื่อนประเภทที่หนึ่ง (Type I error) และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test)

คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย

1. ประสิทธิภาพของการประมาณค่า หมายถึง ความแม่นยำ (accuracy) และความถูกต้อง (precision) ของสถิติที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยที่ความแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์หึ่งค์ประกอบเชิงยืนยันวัดได้จากความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias : RB) และความถูกต้องของการประมาณค่าพารามิเตอร์วัดได้จากค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo standard error : MCSE)

2. ประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ หมายถึง ความแม่นยำ (accuracy) และความถูกต้อง (precision) ของสถิติที่ใช้ในการบ่งชี้ความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของการวิเคราะห์หึ่งค์ประกอบเชิงยืนยัน โดยที่ความแม่นยำของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์วัดได้จากค่าความไว (sensitivity) และความถูกต้องของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์วัดได้จาก ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test)

3. การจำลองข้อมูล หมายถึง จำลองข้อมูลตามสถานการณ์ที่กำหนดในขอบเขตการวิจัย โดยใช้โปรแกรม R ในการจำลอง และทำการจำลองซ้ำจำนวน 1,000 รอบ

ประโยชน์ที่ได้รับ

1. สามารถเลือกใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในการวิเคราะห์หึ่งค์ประกอบเชิงยืนยันที่มีประสิทธิภาพตามสถานการณ์ต่างๆ

2. นักวิจัยที่สนใจศึกษาโมเดลการวิเคราะห์หึ่งค์ประกอบเชิงยืนยันสามารถประยุกต์ใช้ชุดคำสั่งที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ในการตัดสินใจเลือกใช้วิธีการประมาณค่าและดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดล ภายใต้สารสนเทศที่ได้จากการเก็บข้อมูลจริงในการวิจัยต่างๆได้

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ศึกษาแนวคิดทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยแบ่งการนำเสนอทั้งหมดออกเป็น 4 ตอนดังนี้

ตอนที่ 1 โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

ตอนที่ 2 การประมาณค่าในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

ตอนที่ 3 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

ตอนที่ 4 กรอบแนวคิดการวิจัย

ตอนที่ 1 โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

การวิเคราะห์องค์ประกอบ (factor analysis) เป็นส่วนหนึ่งของโมเดลสมการโครงสร้าง (structural equation modeling: SEM) ซึ่งเป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการทดสอบและประมาณค่า รวมถึงวิเคราะห์เชิงสาเหตุ (Causal Analysis) การวิเคราะห์อิทธิพล (Path Analysis) โดยการวิเคราะห์องค์ประกอบสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (exploratory factor analysis : EFA) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ระบุลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง (ไม่ได้กล่าวถึงในการวิจัยครั้งนี้) และการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (confirmatory factor analysis : CFA) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างโครงสร้างทฤษฎีของโมเดลที่ผู้วิจัยได้พัฒนาขึ้นมากับข้อมูลเชิงประจักษ์ เพื่อทดสอบเพื่อยืนยันความตรงของโมเดลวิจัยว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ นอกจากนี้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันสามารถใช้ในการประมาณค่าความเที่ยง (reliability) และใช้ในการเปรียบเทียบโครงสร้างขององค์ประกอบระหว่างกลุ่มประชากรตั้งแต่ 2 กลุ่มขึ้นไปได้ โดยมีตัวแปรในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน คือ (1) ตัวแปรสังเกตได้ (observed variables) เป็นตัวแปรที่สามารถวัดหรือสังเกตได้โดยตรง เช่น คะแนนสอบ อายุ เป็นต้น โดยสามารถแบ่งตัวแปรสังเกตได้ออกเป็น 2 ประเภท คือ ตัวแปรสังเกตได้ภายใน (y) และตัวแปรสังเกตได้ภายนอก (x) และ (2) ตัวแปรแฝง (latent variable) เป็นตัวแปรที่ไม่สามารถวัดหรือสังเกตได้โดยตรง เช่น เจนคติ ระเบียบวินัย เป็นต้น แต่สามารถวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้อื่นๆ มาชี้วัดตัวแปรแฝงเหล่านั้น โดยสามารถแบ่งตัวแปรแฝงออกได้เป็น 2

ประเภท คือ ตัวแปรแฝงภายใน (exogenous : η) และตัวแปรแฝงภายนอก (endogenous : ξ) นอกจากนี้การวิเคราะห์ห้องค์ประกอบเชิงยืนยันยอมให้มีความคลาดเคลื่อนจากการวัด (measurement error) ซึ่งการวัดใดๆย่อมมีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้เสมอ ซึ่งอาจมีสาเหตุมาจากเครื่องมือที่ใช้วัด หรือตัวผู้ทำการวัดเอง โดยสามารถแบ่งความคลาดเคลื่อนจากการวัดได้เป็น 2 ประเภท คือความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ภายใน (ε) และความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ภายนอก (δ)

โดยมีการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบเชิงยืนยันมีสมการเป็นดังนี้ $x = \Lambda_x \xi + \delta$ เมื่อ

x	แทนเวกเตอร์ของตัวแปรสังเกตได้ภายนอก
Λ_x	แทนเมทริกซ์น้ำหนักองค์ประกอบของ x
ξ	แทนเวกเตอร์ของตัวแปรแฝงภายนอก
δ	แทนเวกเตอร์ความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ x

ตอนที่ 2 การประมาณค่าในการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบเชิงยืนยัน

การประมาณค่า เป็นกระบวนการในการวิเคราะห์ห้ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างโดยใช้ค่าสถิติที่มีความสอดคล้องกับพารามิเตอร์นั้นๆ สรุปอ้างอิงค่าที่ได้ไปยังค่าพารามิเตอร์ในประชากร เพื่ออธิบายลักษณะของประชากรที่ต้องการศึกษา โดยวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์สามารถทำได้ 2 แบบ คือ การประมาณแบบจุด (point estimation) และ การประมาณแบบช่วง (interval estimation)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบเชิงยืนยัน ในปัจจุบันมีอยู่ด้วยกันหลากหลายวิธี เช่น วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood) วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป (generalized least square) วิธีกำลังสองน้อยสุดไม่ถ่วงน้ำหนัก (unweighted least square) วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (Weighted Least Square) วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนักแนวทแยง (diagonally weighted least square) วิธีกำลังสองน้อยสุด 2 ชั้น (two stage least square) โดยในที่นี้ จะกล่าวถึงเฉพาะวิธีประมาณค่าที่ได้รับความนิยมและมีประสิทธิภาพ ได้แก่ วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป และวิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก

1.1 วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood : ML)

วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ รวมถึงโปรแกรมสำเร็จรูปมักจะใช้วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดเป็นวิธีประมาณค่าเริ่มต้นในการประมาณค่า มีแนวคิดในการประมาณค่าความเป็นไปได้สูงสุดของพารามิเตอร์นั้นๆ โดยมีฟังก์ชันการประมาณค่า คือ

$$F_{ML}(\theta) = \log|\Sigma(\theta)| + tr(S\Sigma(\theta)^{-1}) - \log|S| - q$$

- เมื่อ $F_{ML}(\theta)$ คือ ค่าฟังก์ชันความควรจะเป็นสูงสุดของพารามิเตอร์ θ
- \log คือ ค่าลอการิทึมฐาน 10
- $\Sigma(\theta)$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย
- S คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง
- $||$ คือ ดีเทอร์มิแนนต์ของเมทริกซ์
- tr คือ ผลรวมของสมาชิกในแนวทแยงของเมทริกซ์
- q คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้

โดยที่วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดจะให้ค่าประมาณของพารามิเตอร์และความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่ไม่มีความเอนเอียง คงเส้นคงวา และมีประสิทธิภาพ ก็ต่อเมื่อตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์มีการแจกแจงแบบปกติหลายตัวแปร (multivariate normal distribution) ขนาดตัวอย่างใหญ่พอ และมีการระบุโมเดลได้อย่างถูกต้อง อย่างไรก็ตาม วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดมีข้อจำกัดทางด้านการฝ่าฝืนข้อตกลงเบื้องต้นของการแจกแจงของข้อมูล หรือ ข้อมูลไม่มีการแจกแจงแบบปกติ วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด ยังคงให้ค่าประมาณที่มีความคงเส้นคงวา แต่มีแนวโน้มที่จะให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความเอนเอียง ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าพารามิเตอร์จะมีความเอนเอียง และ ค่าสถิติทดสอบไคกำลังสองจะมีแนวโน้มให้ค่าที่สูงขึ้น ทำให้มีโอกาสในการปฏิเสธโมเดลสูงขึ้น (Baghdarnia, Soreh, & Gorji, 2014; Benson & Fleishman, 1994; Curran, 1994; Curran, West, & Finch, 1996; Finch, West, & MacKinnon, 1997; Lei & Lomax, 2005; Min, 2008; Olsson, Foss, Troye, & Howell, 2000)

1.2 วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง (robust maximum likelihood : RML)

เป็นวิธีที่มีการพัฒนามาจาก วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood) โดยมีการปรับแก้สูตรการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานให้มีความแกร่งต่อข้อมูลที่ไม่มีการแจกแจงแบบปกติ และมีข้อมูลสูญหาย เช่น วิธี maximum likelihood estimation with robust standard error and a Satorra-Bentler scaled test statistic (MLM), maximum likelihood estimation with robust standard Error and a mean- and variance adjusted test statistic (aka the

Satterthwaite approach) (MLMVS), maximum likelihood estimation with robust standard error and a mean- and variance adjusted test statistic (using a scale-shifted approach), maximum likelihood estimation with standard errors based on the first-order derivatives, and a conventional test statistic (MLF), maximum likelihood estimation with robust (Huber-White) standard error and a scaled test statistic โดยในที่นี้จะกล่าวถึงวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่งเพียงวิธีเดียว คือ วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่งของ Satorra-Bentler โดยมีการปรับแก้ให้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานมีความแกร่งต่อการแจกแจงแบบไม่ปกติเป็นดังนี้

$$nCov(\hat{\theta}) = A^{-1}BA^{-1} \\ = (\Delta'W\Delta)^{-1}(\Delta'\Gamma W\Delta)(\Delta'W\Delta)^{-1}$$

เมื่อ Δ คือ จาคอเบียนเมทริกซ์

W คือ ฟังก์ชันของ Σ^{-1}

1.3 วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป (generalized least square : GLS)

วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไป เป็นวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ให้มีค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดโดยมี ฟังก์ชันการประมาณค่า คือ

$$F_{GLS}(\theta) = \frac{1}{2} tr((S - \Sigma(\theta))S^{-1})^2$$

เมื่อ $F_{GLS}(\theta)$ คือ ค่าฟังก์ชันกำลังสองน้อยสุดทั่วไปของพารามิเตอร์ θ

$\Sigma(\theta)$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย

S คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง

tr คือ ผลรวมของสมาชิกในแนวทแยงของเมทริกซ์

โดยที่วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไปเป็นวิธีที่ให้ค่าประมาณที่ไม่เอนเอียง มีประสิทธิภาพ และมีความคงเส้นคงวา และมีข้อตกลงเบื้องต้นเช่นเดียวกับวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด ดังนั้นเมื่อมีการฝ่าฝืนข้อตกลงเบื้องต้น เช่น การแจกแจงของข้อมูลไม่เป็นแบบปกติ ทำให้ค่าประมาณมีแนวโน้มที่จะให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความเอนเอียงเล็กน้อย แต่ ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าพารามิเตอร์จะมีความเอนเอียง เช่นเดียวกับวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด แต่ในกรณีที่มีการระบุ

โมเดลผิดพลาด วิธีกำลังสองน้อยสุดทั่วไปจะมีความเอนเอียงในการประมาณค่าพารามิเตอร์มากกว่าวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุด (Boomsma & Hoogland, 2001; Lei & Lomax, 2005; Min, 2008; Olsson et al., 2000; Shimizu & Kano, 2008)

1.4 วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (weighted least square : WLS)

ฟังก์ชันการประมาณค่า คือ

$$F_{GLS}(\theta) = \frac{1}{2} tr((S - \sum(\theta))V^{-1})^2$$

เมื่อ $F_{WLS}(\theta)$ คือ ค่าฟังก์ชันกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนักของพารามิเตอร์ θ

$\sum(\theta)$ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย

S คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง

V^{-1} คือ เมทริกซ์ถ่วงน้ำหนัก

tr คือ ผลรวมของสมาชิกในแนวทแยงของเมทริกซ์

เป็นส่วนหนึ่งของวิธีการประมาณค่าที่ไม่ขึ้นกับการแจกแจงของข้อมูล (asymptotically distribution free : ADF) ที่ไม่มีข้อจำกัดเกี่ยวกับการแจกแจงของข้อมูล หรือ เป็นวิธีประมาณค่า แต่ต้องเป็นวิธีที่ต้องการขนาดตัวอย่างจำนวนมากในการวิเคราะห์ จึงจะได้ค่าประมาณที่มีประสิทธิภาพ และมีความคงเส้นคงวา เช่น ในงานวิจัยของ Curren, Patrick James (1994), พบว่า วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนักจะมีประสิทธิภาพเมื่อมีขนาดตัวอย่างมากกว่า 1,000 งานวิจัยของ Anne Boomsma and Jeffrey J. Hoogland (2001), พบว่าวิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนักจะมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดเมื่อมีขนาดตัวอย่างมากกว่า 1,600 (Olsson et al., 2000; Wang & Wang, 2012)

ตอนที่ 3 การตรวจสอบความตรงในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

ในการวัดความสอดคล้องของโมเดล สามารถจำแนกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่การวัดความสอดคล้องเชิงทฤษฎี (theoretical fit) และ การวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ (empirical fit) โดยที่ความสอดคล้องเชิงทฤษฎี หมายถึงระดับความสอดคล้องกันของโครงสร้างโมเดลและค่าพารามิเตอร์ระหว่างโมเดลทางทฤษฎีและโมเดลจากการจำลองข้อมูล ส่วนความสอดคล้องเชิงประจักษ์ จะใช้ค่า

ดัชนีวัดความสอดคล้องระหว่างโมเดลและข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยแสดงถึงความคลาดเคลื่อนของเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างโมเดลประชากร และโมเดลของนักวิจัย (Olsson et al., 2000) โดยในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะการวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์เท่านั้น

การประเมินความสอดคล้องของโมเดล หรือการทดสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลและข้อมูลเชิงประจักษ์ สามารถประเมินได้โดยการเปรียบเทียบเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม (variance/co-variance matrix) ที่ได้จากโมเดลนักวิจัยและโมเดลประชากร ซึ่งถ้าเมทริกซ์ทั้งสองไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ จะสามารถสรุปได้ว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ได้ดี หรือยอมรับสมมติฐานหลัก โดยที่โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่นั้นสามารถพิจารณาได้จากดัชนีวัดความสอดคล้อง (fit indices) ค่าดัชนีเหล่านี้จะแสดงระดับความสอดคล้องระหว่างโมเดลที่ใช้ในการวิจัยกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยภาพรวม ในปัจจุบันได้มีการพัฒนาเกณฑ์ต่างๆเพื่อใช้ประกอบการพิจารณาดัชนีวัดความเหมาะสมของโมเดล โดยมีพื้นฐานมาจากสถิติทดสอบ ไคกำลังสอง (Chi-Square) เมื่อโมเดลสมมติฐานเป็นโมเดลเดียวกับโมเดลประชากร ค่าสถิติไคกำลังสอง ความถูกต้องของตัวสถิติจะไม่ขึ้นอยู่กับขนาดตัวอย่าง (Bollen, 1989; Maydeu-Oliveres & Cai, 2006; McIntosh, 2007) นั่นคือสามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ร้อยละ 95 อย่างไรก็ตาม ถ้าโมเดลสมมติฐานมีการระบุโมเดลผิดพลาด สถิติ ไคกำลังสอง จะปฏิเสธโมเดลสมมติฐานที่มีการระบุผิดพลาดก็ต่อเมื่อมีขนาดตัวอย่างใหญ่พอ (Bentler, 2007; Maydeu-Oliveres & Cai, 2006) ซึ่งนักวิจัยมักจะสนใจการระบุโมเดลให้เหมาะสมมากกว่าสนใจขนาดตัวอย่าง ดังนั้นจึงมีการพัฒนาดัชนีวัดความเหมาะสมของโมเดลขึ้นมาใหม่ เช่น สัดส่วนของสถิติ ไคกำลังสอง ต่อองศาอิสระ (Wheaton et al., 1977), Goodness-of-fit-index (GFI; Joreskog & Sorbom, 1981), Normed fit index (NFI; Bentler & Bonett, 1980) และดัชนีที่ไม่มีความไวต่อขนาดตัวอย่างเว้นแต่มีขนาดตัวอย่างน้อยจนเกินไป (Hu & Bentler, 1998) ได้แก่ Root mean square error of approximation (RMSEA; Browne & Cudeck, 1992; Steiger & Lind, 1980), Comparative fit index (CFI; Bentler, 1990), Tucker-Lewis index (TLI; Tucker & Lewis, 1973) นอกจากนี้ การแจกแจงของข้อมูลยังส่งผลค่าดัชนีวัดความสอดคล้องอีกด้วย เช่น ดัชนี CFI และ TLI จะมีค่าน้อยกว่าค่าน้อยลงกว่าที่ควรจะเป็น (Brosseau-Liard & Savalei, 2014)

โดยในการศึกษารุ่นนี้จะแนะนำดัชนีวัดความสอดคล้องที่เป็นที่นิยมใช้ในปัจจุบันรวมถึงดัชนีที่โปรแกรมสำเร็จรูปในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันนิยมนำมาใช้ เช่น โปรแกรม EQS, AMOS, Mplus, LISREL, R เป็นต้น โดยเบื้องต้นสามารถสรุปได้เป็นดังนี้

1. สถิติไคกำลังสอง (Chi-square Statistics)

สถิติไคกำลังสองเป็นสถิติทดสอบสมมติฐาน $H_0 : \sum(\theta) = S$ ซึ่งเป็นการตรวจสอบความไม่สอดคล้องเชิงประจักษ์ของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ของตัวอย่าง โดยเป็นสถิติพื้นฐานในการพัฒนาดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์อื่นๆตามมา (Joreskog, 1973) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$\chi^2 = (n-1)F(S, \sum(\hat{\theta}))$$

เมื่อ	n	คือ	ขนาดตัวอย่าง
	$\sum(\theta)$	คือ	เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย
	S	คือ	เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง
	$F(S, \sum(\hat{\theta}))$	คือ	ค่าฟังก์ชันความแตกต่าง

2. สถิติไคกำลังสองสัมพัทธ์ (Relative Chi-square Statistics)

สถิติไคกำลังสองสัมพัทธ์เป็นสถิติที่พัฒนามาจากสถิติไคกำลังสอง เนื่องจากสูตรในการคำนวณสถิติไคกำลังสองขึ้นอยู่กับขนาดตัวอย่างโดยตรง กล่าวคือเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น ค่าสถิติไคกำลังสองจะเพิ่มขึ้นเช่นกัน ทำให้มีโอกาสในการยอมรับสมมติฐานหลักสูงขึ้นกว่าปกติ (Tabachnick, Fidell, & Osterlind, 2001) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$\frac{\chi^2}{df}$$

เมื่อ	χ^2	คือ	สถิติไคกำลังสอง
	df	คือ	องศาอิสระ

3. ดัชนีวัดระดับความสอดคล้อง (Goodness-of-fit Index : GFI)

ดัชนีวัดความสอดคล้อง เป็นดัชนีวัดความสัมพันธ์ระหว่างความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมในเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่าง (Joreskog & Sorbom, 1984) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$GFI = 1 - \frac{F[S, \sum(\hat{\theta})]}{F[S, \sum(0)]} \text{ หรือ } 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_n^2}$$

เมื่อ χ_t^2 คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย

χ_n^2 คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลพื้นฐาน (โมเดลพื้นฐานคือโมเดลที่ไม่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดล โดยจะสมมติให้ไม่มีความคลาดเคลื่อนต่างๆในโมเดล นำหนักองค์ประกอบกำหนดให้เท่ากับ 1 และตัวแปรทุกตัวในโมเดลไม่มีความสัมพันธ์กัน)

4. ดัชนีวัดระดับความสอดคล้องที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of-fit Index AGFI)

ดัชนีวัดระดับความสอดคล้องที่ปรับแก้แล้ว เป็นดัชนีที่พัฒนามากจากดัชนีวัดระดับความสอดคล้อง โดยเพิ่มองศาอิสระเข้าไปในสูตรการคำนวณซึ่งทำให้ลดอิทธิพลของจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดลที่ส่งผลต่อความเอนเอียงเมื่อโมเดลมีความซับซ้อน Joreskog & Sorbom (1986) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$AGFI = 1 - \left(\frac{df_n}{df_t} \right) (1 - GFI) \text{ หรือ } 1 - \frac{\chi_t^2 / df_t}{\chi_n^2 / df_n}$$

เมื่อ χ_t^2 คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย

χ_n^2 คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลพื้นฐาน

df_n คือ องศาอิสระของโมเดลพื้นฐาน

df_t คือ องศาอิสระของโมเดลวิจัย

5. ดัชนีรากที่สองกำลังสองเฉลี่ย (Standard Root Mean Square Residual : SRMR)

ดัชนีรากที่สองกำลังสองเฉลี่ย เป็นค่าเฉลี่ยของเศษเหลือที่ถูกปรับเป็นค่ามาตรฐานระหว่างเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ของตัวอย่าง (Bentler, 1995) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$SRMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i [(s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}) / (s_{ii} s_{jj})]^2}{p(p+1)/2}}$$

เมื่อ	s_{ij}	คือ ความแปรปรวนของตัวอย่าง
	$\hat{\sigma}_{ij}$	คือ ความแปรปรวนของตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย
	p	คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล

6. ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเศษเหลือมาตรฐาน (Root Mean Square Error of Approximation : RMSEA)

ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเศษเหลือมาตรฐาน เป็นความแตกต่างกันระหว่างเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวอย่างต่อองศาอิสระ และเมทริกซ์ความแปรปรวนของตัวแปรที่ศึกษาภายใต้โมเดลวิจัย (Steiger, 1989) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$RMSEA = \sqrt{\max \left\{ \frac{F(S, \sum \hat{\theta})}{df} - \frac{1}{N-1}, 0 \right\}}$$

เมื่อ	$F(S, \sum(\hat{\theta}))$	คือ ค่าฟังก์ชันความแตกต่าง
	df	คือ องศาอิสระ
	N	คือ ขนาดตัวอย่าง

7. ดัชนีวัดระดับความสอดคล้องเปรียบเทียบ (CFI)

ดัชนีวัดระดับความสอดคล้องเปรียบเทียบ เป็นการเปรียบเทียบสัดส่วนของความคลาดเคลื่อนระหว่างโมเดลพื้นฐานและโมเดลวิจัย (Bentler, 1989) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_i^2 - df_i), 0]}{\max[(\chi_i^2 - df_i), (\chi_i^2 - df_i), 0]}$$

เมื่อ	χ_i^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย
	χ_i^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลพื้นฐาน
	df_i	คือ องศาอิสระของโมเดลพื้นฐาน
	df_i	คือ องศาอิสระของโมเดลวิจัย

8. Normed Fit index (NFI)

ดัชนี NFI เป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างโมเดลพื้นฐานและโมเดลวิจัย (Bentler & Bonett, 1980) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$NFI = 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_i^2}$$

เมื่อ	χ_t^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย
	χ_i^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลพื้นฐาน

9. Tucker-Lewis Index (TLI)

ดัชนี TLI เป็นดัชนีที่พัฒนามาจากดัชนี NFI ให้มีความแข็งแกร่งต่อขนาดตัวอย่าง (Tucker & Lewis, 1973; Bentler & Bonett, 1980) โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$TLI = \frac{(\chi_i^2 / df_i) - (\chi_t^2 / df_t)}{(\chi_i^2 / df_i) - 1}$$

เมื่อ	χ_t^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย
	χ_i^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลพื้นฐาน
	df_i	คือ องศาอิสระของโมเดลพื้นฐาน
	df_t	คือ องศาอิสระของโมเดลวิจัย

10. Gamma hat (Gamma)

Steiger (1989) มีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$GAMMA = \frac{p}{p + 2 \left(\frac{\chi_t^2 - df_t}{N - 1} \right)}$$

เมื่อ	χ_t^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย
	df_t	คือ องศาอิสระของโมเดลวิจัย
	p	คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล
	N	คือ ขนาดตัวอย่าง

11. McDonald's centrality Index (Mc)

McDonald's (1989) มีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$Mc = \exp\left(-\frac{\chi_t^2 - df_t}{2N}\right)$$

เมื่อ	χ_t^2	คือ สถิติไคกำลังสองของโมเดลวิจัย
	df_t	คือ องศาอิสระของโมเดลวิจัย
	p	คือ จำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล
	N	คือ ขนาดตัวอย่าง
	exp	คือ เอกซ์โพเนนเชียล

ตอนที่ 4 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

จากตารางที่ 2.1 สังเคราะห์งานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์เชิงยืนยัน พบว่าทุกงานวิจัยศึกษาถึงปัจจัยขนาดตัวอย่าง และศึกษาปัจจัยการแจกแจงไม่ปกติ วิธีประมาณค่า การระบุโมเดลผิดพลาด ประเภทของโมเดล ขนาดของโมเดล และประเภทของพารามิเตอร์ มากรองลงมาตามลำดับ

การระบุโมเดลผิดพลาด

ตัวแปรในทางสังคมศาสตร์นั้นจะมีบางตัวแปรที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรงหรือเป็นตัวแปรแฝง เช่น ความฉลาด ความสามารถ คุณธรรมจริยธรรม แรงจูงใจ ทำให้ผู้วิจัยต้องหาตัวแปรสังเกตได้อื่นๆ ที่สามารถวัดได้โดยตรงมาชี้วัดตัวแปรแฝงเหล่านั้น ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการวัด หรือแม้กระทั่งตัวแปรที่สามารถวัดได้โดยตรงก็มักจะมี ความคลาดเคลื่อนในการวัดเกิดขึ้น (Jichuan Wang, Xiaoquin Wang ; 2012) รวมถึงนักวิจัยมักจะพัฒนาโมเดลวิจัยโดยเลือกตัวแปรที่มีความสำคัญมาอธิบายให้ได้มากที่สุด ดังนั้น ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันจึงมักจะเกิดปัญหาการระบุโมเดลผิดพลาด เช่น ระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนจากการวัด (measurement error covariances) พารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง (latent variable covariances) ผิดพลาด โดยที่การระบุโมเดลผิดพลาดสามารถเกิดขึ้นได้ใน 2 ลักษณะ ได้แก่ ระบุพารามิเตอร์เกิน

(misspecification of inclusion) และ ระบุพารามิเตอร์ขาด (misspecification of exclusion) หรือเกิดขึ้นทั้ง 2 ลักษณะ ซึ่งงานวิจัยของ Farley and Reddy (1987), Kaplan (1988), La Du and Tanaka (1989), Hu & Bentler (1999) พบว่าการระบุพารามิเตอร์ขาดหายไปจะส่งผลกระทบต่อมากกว่าการระบุพารามิเตอร์เกิน เนื่องจากการระบุพารามิเตอร์เกินไม่ส่งผลต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์อย่างมีนัยสำคัญ

จากการทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการกำหนดระดับการระบุผิดพลาดของโมเดลพบว่าสามารถแบ่งการกำหนดออกได้เป็น 3 แนวทาง ได้แก่การใช้ (1) จำนวนพารามิเตอร์ที่ระบุขาดหรือเกิน (Pornprasertmanit, 2014) (2) อำนาจการทดสอบสมมติฐาน (Satorra & Saris, 1983; Saris & Satorra, 1993; Xitao Fan & Stephen A. Sivo, 2007) และ (3) ระดับนัยสำคัญเชิงปฏิบัติ (practical significance) สำหรับการทดสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ เช่นค่า RMSEA (Patricia E., Victoria & Libo, 2012) เมื่อพิจารณาทั้งสามแนวทางพบว่าการกำหนดระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดด้วยแนวทางแรกนั้นมีข้อจำกัดเพราะนักวิจัยไม่สามารถควบคุมระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดด้วยเกณฑ์ที่แน่นอนได้ ทำให้ไม่สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์รวมไปถึงดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ระหว่างโมเดลที่การระบุผิดพลาดแตกต่างกันได้ เมื่อพิจารณาแนวทางที่สองการกำหนดระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดด้วยอำนาจการทดสอบสมมติฐานนั้น ถึงแม้ว่าจะมีเกณฑ์ชัดเจนในการแปลผลระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด แต่อำนาจการทดสอบสมมติฐานเป็นสถิติที่มีความไวต่อขนาดตัวอย่างทำให้เกิดปัญหาเดียวกันคือนักวิจัยไม่สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของค่าประมาณและดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ระหว่างกรณีที่มีขนาดตัวอย่างแตกต่างกันได้ ส่งผลต่อความตรงภายนอกของการวิจัย (Xitao Fan & Stephen A. Sivo, 2007) จากเหตุผลดังกล่าว แนวทางที่สามที่ใช้นัยสำคัญเชิงปฏิบัติเพื่อกำหนดระดับการระบุโมเดลผิดพลาดจึงเป็นแนวทางที่มีความเหมาะสมมากกว่า นัยสำคัญเชิงปฏิบัติที่นิยมใช้เพื่อกำหนดระดับการระบุโมเดลผิดพลาดคือค่า RMSEA ในการระบุระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดมีความเหมาะสมกว่าอำนาจการทดสอบสมมติฐาน โดยโมเดลที่มีค่า RMSEA เท่ากับ 0 หมายความว่าโมเดลนั้นๆมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์อย่างสมบูรณ์หรือเป็นโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด ส่วนโมเดลที่มีค่า RMSEA มากกว่า 0 หมายความว่าโมเดลนั้นๆไม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์อย่างสมบูรณ์หรือเป็นโมเดลที่มีการระบุผิดพลาด แต่จะมีเกณฑ์ที่ยอมรับได้ว่าโมเดลนั้นๆมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์แม้ว่าโมเดลนั้นๆจะมีการระบุผิดพลาดก็ตาม คือ โมเดลที่มีค่า RMSEA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.06 จะยอมรับได้ว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

การแจกแจงพหุตัวแปร

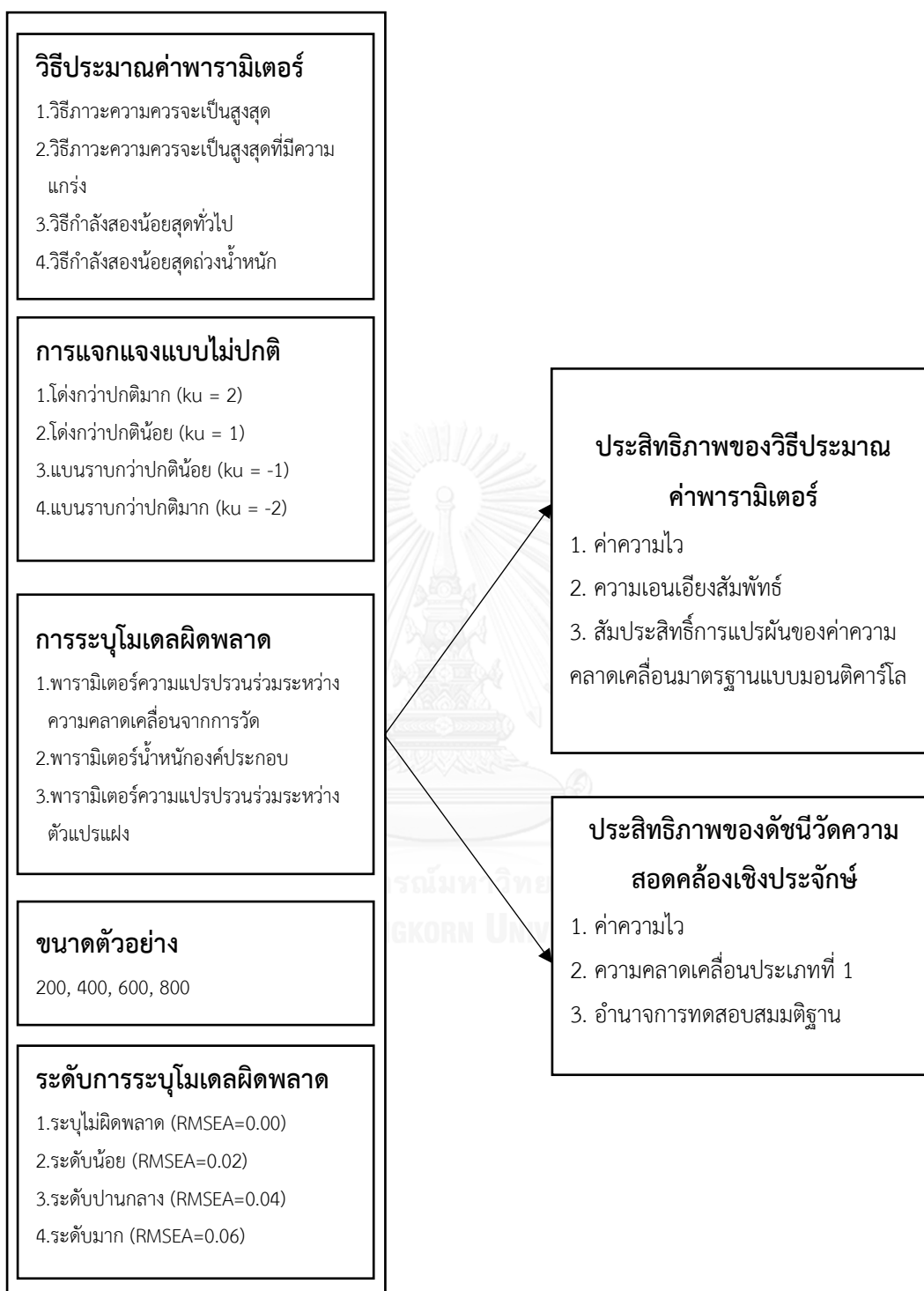
หนึ่งในข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญในการวิเคราะห์สมการโครงสร้างคือ ตัวแปรสังเกตได้ต้องมีการแจกแจงปกติพหุตัวแปร (multivariate normal distribution) กล่าวคือตัวแปรสังเกตได้ที่ใช้ในการวิเคราะห์ทุกตัวแปรต้องมีการแจกแจงปกติ (normal distribution) แต่ในการวิจัยครั้งนี้จะศึกษาการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่มีการฝ่าฝืนข้อตกลงเบื้องต้น คือตัวแปรสังเกตได้ไม่มีการแจกแจงปกติพหุตัวแปร โดยจะจำลองข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้แต่ละตัวให้มีการแจกแจงไม่ปกติ (non-normal distribution) และใช้เทคนิค copula ในการรวมตัวแปรสุ่มให้เป็นการแจกแจงร่วมพหุตัวแปร (joint multivariate distribution) ภายใต้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันในแพ็คเกจ lavaan ซึ่งเป็นฟังก์ชันในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันในโปรแกรม R โดยที่สามารถพิจารณาลักษณะของการแจกแจงได้จากค่าโมเมนต์ ซึ่งเป็นค่าคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยของส่วนเบี่ยงเบนกำลังต่างๆ สามารถนำมาใช้ประโยชน์ในการชี้วัดรูปทรงการแจกแจงได้ เช่น สัมประสิทธิ์โมเมนต์ของความเบ้ สัมประสิทธิ์โมเมนต์ของความโด่ง เป็นต้น (สามารถ พันคง, 2552; ศิริชัย กาญจนวาสี, 2555)

นอกจากนี้ยังมีปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันอื่นๆ เช่น ขนาดตัวอย่าง วิธีประมาณค่า ประเภทของโมเดล ขนาดของโมเดล และประเภทของพารามิเตอร์ โดยที่ขนาดตัวอย่างใหญ่ขึ้น สถิติค่ากำลังสองจะมีค่าเพิ่มขึ้นทำให้มีโอกาสในการยอมรับโมเดลที่ผิดสูงขึ้น แต่ในปัจจุบันมีการพัฒนาดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ที่มีความแกร่งต่อขนาดตัวอย่าง เช่น ดัชนี CFI, RMSEA และ TLI นอกจากนี้ขนาดของโมเดลที่ขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรในงานวิจัย ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อค่าองศาอิสระ ดังนั้นจึงส่งผลกระทบต่อดัชนีที่ใช้ค่าองศาอิสระในสูตรการคำนวณ เช่น ดัชนี CFI และ TLI จะมีค่าดัชนีลดลงเมื่อมีค่าองศาอิสระเพิ่มขึ้น และการใช้ฟังก์ชันความแตกต่างที่ใช้ในการคำนวณดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์แตกต่างกัน ย่อมทำให้ค่าดัชนีแตกต่างกัน เป็นต้น (Baghdarnia, Soreh, & Gorji, 2014; Benson & Fleishman, 1994; Boomsma & Hoogland, 2001; Brosseau-Liard & Savalei, 2014; Brosseau-Liard, Savalei, & Li, 2012; Curran, 1994; Curran, West, & Finch, 1996; Fan & Sivo, 2007; Finch, West, & MacKinnon, 1997; L.-t. Hu & Bentler, 1998; L. t. Hu & Bentler, 1999; Lei & Lomax, 2005; Li, 2015; Olsson, Foss, Troye, & Howell, 2000; Pornprasertmanit, 2014; Shimizu & Kano, 2008; Yu, 2002)

ตารางที่ 2.1 ตารางสังเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์และการตรวจสอบ
ความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน

ปัจจัย	งานวิจัย															รวม
	Curren, Patrick James (1994)	Jeri Benson & John A. Fleshtman (1994)	Patrick J. Curren et. Al. (1996)	Li-tze Hu & peter M. Bentler (1998)	Ulf Henning Olsson et. Al. (2000)	Chng-Yun Yu (2002)	Ming Lei & Richard G. Lomax (2005)	Xitao Fan & Stephen A. Sivo (2007)	Younkyoung Min (2008)	John F. Finch et. al. (2009)	Li tze Hu & Peter M. Bentler (2009)	Patricia E. Brosseau-Liard et. al. (2014)	Mostafa Baghdamia et. Al. (2014)	Patricia E. Brosseau-Liard & Victoria Savalei (2014)	Sunthud Pornprasertmanit (2014)	
ขนาดของโมเดล	/	/	/			/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
ประเภทของโมเดล							/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
ประเภทของพารามิเตอร์				/												
ขนาดตัวอย่าง	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
วิธีประมาณค่า	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
การแจกแจงไม่ปกติ	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
การระบุโมเดลผิดพลาด	/		/	/	/											

ตอนที่ 5 กรอบแนวคิดการวิจัย



ภาพที่ 2.1 กรอบแนวคิดการวิจัย

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง (experimental research) โดยมีวัตถุประสงค์ในการวิจัย 2 ประการ คือ (1) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ (2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ของโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้จากการจำลองด้วยวิธีการมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ภายใต้โปรแกรม R โดยมีสถานการณ์ที่ใช้ในการจำลองเป็นดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 สถานการณ์ที่ใช้ในการจำลอง

ประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด	ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด	รูปทรงของการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้	ขนาดตัวอย่าง	วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์
1. ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	1. ระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA = 0)	1. โต้งกว่าปกติมาก (highly leptokurtic)	1. 200	1. วิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood: ML)
			2. 400	
			3. 600	
			4. 800	
2. น้ำหนักองค์ประกอบ	2. โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA = 0.02)	2. โต้งกว่าปกติ (small leptokurtic)	1. 200	2. วิธีภาวะความควรจะเป็นสูงสุดที่มีความแกร่ง (robust maximum likelihood: RML)
			2. 400	
			3. 600	
			4. 800	
3. ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	3. โมเดลระบุผิดพลาดระดับกลาง (RMSEA = 0.04)	3. แบนราบกว่าปกติ (small platykurtic)	1. 200	3. วิธีกำลังสองน้อยสุด (generalized least squares: GLS)
			2. 400	
			3. 600	
			4. 800	
	4. โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA = 0.06)	4. แบนราบกว่าปกติมาก (highly platykurtic)	1. 200	4. วิธีกำลังสองน้อยสุดถ่วงน้ำหนัก (weighted least squares: WLS)
			2. 400	
			3. 600	
			4. 800	

แบบแผนการจำลอง

แบบแผนการจำลองในครั้งนี้ประกอบไปด้วยตัวแปรต้น 5 ตัวแปร ประกอบด้วย ประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด 4 ประเภท ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด 4 ระดับ รูปทรงการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ 4 รูปแบบ ขนาดตัวอย่าง 4 ระดับ และ วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 วิธี ดังตารางที่ 3.1 โดยมีรายละเอียดเป็นดังต่อไปนี้

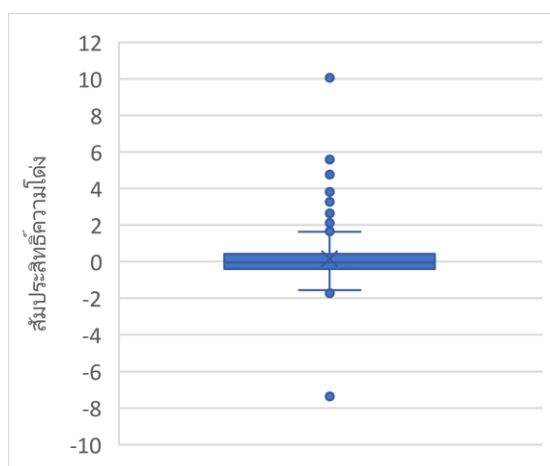
1. ขนาดตัวอย่าง (sample size)

ในการศึกษาครั้งนี้จะทำการศึกษาโดยการจำลองข้อมูลที่ใช้ขนาดตัวอย่างจากวิธี The Rules of Thumb ซึ่งเป็นวิธีการกำหนดขนาดตัวอย่างจากสัดส่วนของพารามิเตอร์ที่ใช้ในการศึกษา โดยมีงานวิจัยที่พบว่าข้อมูลที่มีความโตงผิดปกติกควรจะใช้สัดส่วนของขนาดตัวอย่างต่อพารามิเตอร์อย่างน้อยเป็น 10:1 (Hoogland and Boomsma, 1998) นอกจากนี้การกำหนดขนาดตัวอย่างยังขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรสังเกตได้ต่อตัวแปรแฝง (Marsh et al., 1998; Marsh and Hau, 1999) กล่าวคือ การใช้จำนวนตัวแปรสังเกตได้จำนวนมาก สามารถทดแทนขนาดตัวอย่างที่เล็กได้ หรือ การใช้ขนาดตัวอย่างใหญ่สามารถทดแทนจำนวนตัวแปรสังเกตได้ต่อตัวแปรแฝงที่มีน้อยได้ เช่น โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่มี 3-4 ตัวแปรสังเกตได้ต่อตัวแปรแฝง ควรจะมีขนาดตัวอย่างไม่ต่ำกว่า 100 (Boomsma, 1985; Marsh and Hau, 1999) ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยจึงใช้ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 10,15,20,25 เท่าของจำนวนพารามิเตอร์ ซึ่งในโมเดลที่ใช้ในการศึกษานี้มีจำนวนพารามิเตอร์เท่ากับ 30 พารามิเตอร์ จะได้ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 300, 600, 750 จากนั้น ผู้วิจัยได้ทำการปรับให้ขนาดตัวอย่างในแต่ละช่วงมีช่วงห่างเท่าๆกันเพื่อความสะดวกในการพิจารณาแนวโน้มของผลการวิจัยและการนำไปใช้ ดังนั้น จะได้ขนาดตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษาเท่ากับ 200, 400, 600, 800

2. การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวแปรสังเกตได้ (data distribution)

ในการศึกษาครั้งนี้ จะศึกษาข้อมูลจากการจำลอง ภายใต้สถานการณ์ที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ ซึ่งระดับของการแจกแจงจะศึกษาถึงอิทธิพลของสัมประสิทธิ์ความโด่งเพียงอย่างเดียว เนื่องจากในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันจะใช้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมในการวิเคราะห์ ซึ่งความโด่งมีอิทธิพลต่อการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติที่ใช้ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมในการวิเคราะห์ มากกว่าความเบ้ซึ่งเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าเฉลี่ย (Mardia, 1974; Olsson et al., 2000) ดังนั้นจึงกำหนดให้ค่าสัมประสิทธิ์ความเบ้ซึ่ง โดยมีความเท่ากับ 0 และจากการศึกษา งานวิจัยที่เกี่ยวข้องทางสังคมศาสตร์ที่ใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างและการวิเคราะห์

องค์ประกอบเชิงยืนยัน จำนวน 50 งานวิจัยซึ่งมีตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมด 955 ตัวแปร มีค่าสัมประสิทธิ์ความโด่งโดยเฉลี่ยเท่ากับ 0.157 โดยมีการกระจายตัวใกล้เคียงกับช่วง -2 ถึง 2 ดังนั้นจึงกำหนดให้ค่าสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -2, -1, 1 และ 2



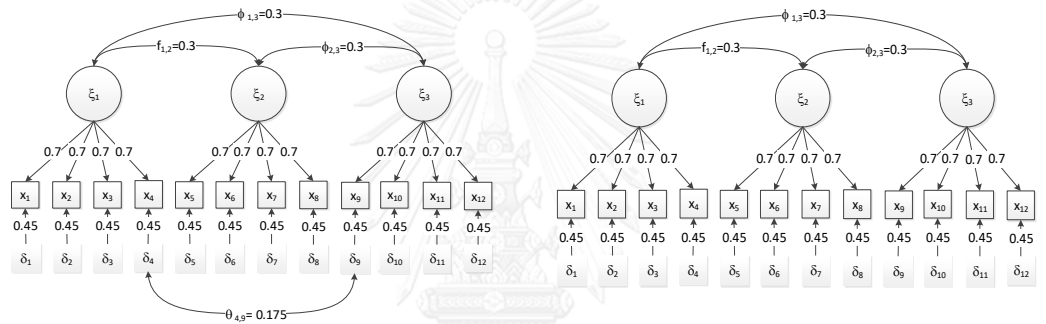
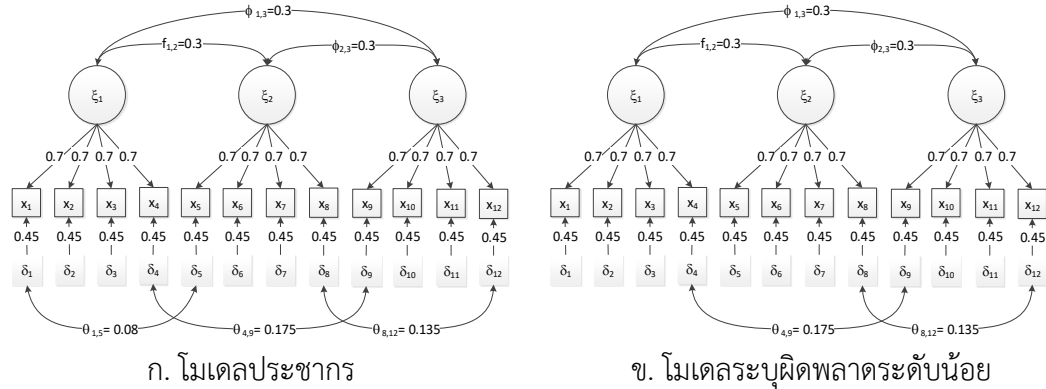
ภาพที่ 3.1 การกระจายตัวของสัมประสิทธิ์ความโด่งของตัวแปรสังเกตได้

3. รูปแบบและระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด (form and level of model misspecification)

โมเดลประชากรที่ใช้ในการศึกษาคั้งนี้จะใช้โมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน 3 โมเดล ที่ประกอบด้วยตัวแปรแฝง 3 ตัวแปร ตัวแปรสังเกตได้ 12 ตัวแปร และโมเดลที่มีการระบุผิดพลาด โดยจำแนกรูปแบบการระบุโมเดลผิดพลาดออกเป็น 3 ประเภทตามพารามิเตอร์ ได้แก่ พารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนจากการวัด (measurement error covariances) พารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง (latent variable covariances) ระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมี 4 ระดับ ได้แก่โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (no misspecification) มีค่า RMSEA เท่ากับ 0.00 โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (small misspecification) มีค่า RMSEA เท่ากับ 0.02 โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (moderate misspecification) มีค่า RMSEA เท่ากับ 0.04 และโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (severe misspecification) มีค่า RMSEA เท่ากับ 0.06

เพื่อให้ข้อมูลจำลองมีคุณสมบัติตามที่กำหนดไว้ข้างต้น จึงมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรดังนี้

3.1 โมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนจากการวัดผิดพลาด



ภาพที่ 3.2 โมเดลประชากรที่ 1 และโมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนจากการวัดผิดพลาดในระดับต่าง ๆ

โมเดลประชากรกำหนดให้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรแฝงมีค่าเท่ากับ

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0.3 & 0.3 \\ 0.3 & 1 & 0.3 \\ 0.3 & 0.3 & 1 \end{bmatrix}$$

กำหนดพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบมีค่าเท่ากับ

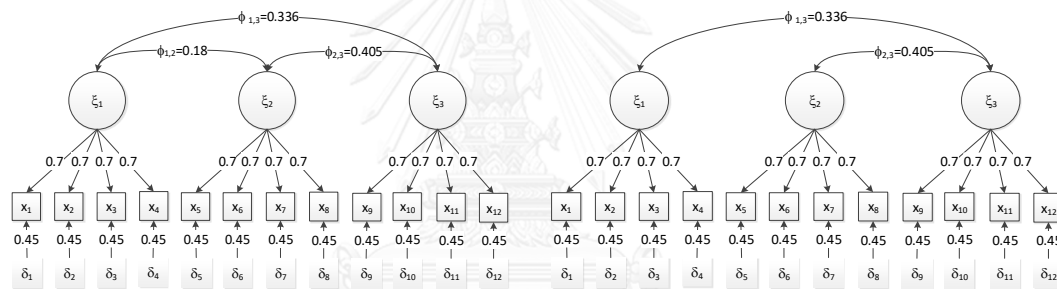
$$\Lambda_x(\text{transposed}) = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 \end{bmatrix}$$

กำหนดสมาชิกในแนวทแยงมุมของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนจากการวัดมีค่าเท่ากับ

โมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบผิดพลาดระดับน้อย คือ โมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตได้ที่ 5 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 1 ระดับปานกลาง คือ โมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตได้ที่ 5 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 1 และไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตได้ที่ 9 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 2 ระดับมาก คือ โมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตได้ที่ 5 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 1 ไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตได้ที่ 9 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 2 และไม่ได้ใช้ตัวแปรสังเกตที่ 1 ในการอธิบายองค์ประกอบที่ 3 เป็นดังนี้

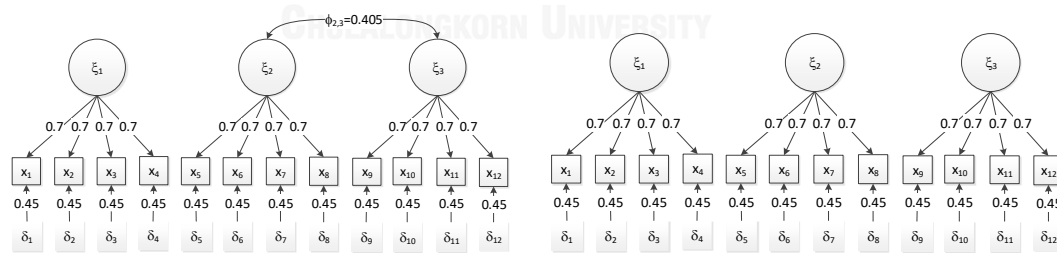
ระดับน้อยจะมี $\lambda_{5,1} = 0, \lambda_{9,2} = 0.235, \lambda_{1,3} = 0.32$ (RMSEA = 0.02)
 ระดับปานกลางจะมี $\lambda_{5,1} = 0, \lambda_{9,2} = 0, \lambda_{1,3} = 0.32$ (RMSEA = 0.04)
 ระดับมากจะมี $\lambda_{5,1} = 0, \lambda_{9,2} = 0, \lambda_{1,3} = 0$ (RMSEA = 0.06)

3.3 โมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงผิดพลาด



ก. โมเดลประชากร

ข. โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย



ค. โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง

ง. โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก

ภาพที่ 3.4 โมเดลประชากรที่ 3 และโมเดลระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงผิดพลาดในระดับต่าง ๆ

โมเดลประชากรกำหนดให้เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรแฝงมีค่าเท่ากับ

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0.18 & 0.336 \\ 0.18 & 1 & 0.405 \\ 0.336 & 0.405 & 1 \end{bmatrix}$$

กำหนดพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบมีค่าเท่ากับ

$$\Lambda_x(\text{transposed}) = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0.7 & 0.7 & 0.7 \end{bmatrix}$$

กำหนดสมาชิกในแนวทแยงมุมของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนจากการวัดเท่ากับ 0.45

$$\theta_\varepsilon(\text{diagonal}) = [0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45]$$

โมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงระดับน้อย คือโมเดลวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันที่ไม่ได้ระบุความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงที่ 1 กับ 2 ระดับกลาง คือไม่ได้ระบุความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงที่ 1 กับ 2 และ ระหว่างตัวแปรแฝงที่ 1 กับ 3 ระดับมาก คือ ไม่ได้ระบุความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงที่ 1 กับ 2 ระหว่างตัวแปรแฝงที่ 1 กับ 3 และ ระหว่างตัวแปรแฝงที่ 2 กับ 3 เป็นดังนี้

ระดับน้อยจะมี $\Phi_{1,2} = 0, \Phi_{1,3} = 0.336, \Phi_{2,3} = 0.405$ (RMSEA = 0.02)

ระดับปานกลางจะมี $\Phi_{1,2} = 0, \Phi_{1,3} = 0, \Phi_{2,3} = 0.405$ (RMSEA = 0.04)

ระดับมากจะมี $\Phi_{1,2} = 0, \Phi_{1,3} = 0, \Phi_{2,3} = 0$ (RMSEA = 0.06)

4. เกณฑ์การพิจารณา

4.1 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias : RB)

เป็นเกณฑ์ที่ใช้วัดความเอนเอียงของพารามิเตอร์ $\hat{\theta}_j$ ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ประชากร θ_j โดยมีสูตรการคำนวณเป็นดังนี้

$$RB(\hat{\theta}_j) = \frac{|\bar{\hat{\theta}}_j - \theta_j|}{\theta_j}, j = 1, 2, 3, \dots, n$$

เมื่อ $\bar{\hat{\theta}}_j$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ได้จากการจำลอง n รอบ

θ_j คือ ค่าประมาณพารามิเตอร์รอบที่ j

4.2 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo standard error: MCSE)

เป็นเกณฑ์ที่ใช้วัดความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการจำลองในแต่ละรอบ

$$MCSE = \sqrt{\frac{\sum_{ij=1}^n (\hat{\theta}_j - \bar{\theta}_j)^2}{n}}$$

เมื่อ $\bar{\theta}_j$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ได้จากการจำลอง n รอบ

θ_j คือ ค่าประมาณพารามิเตอร์รอบที่ j

4.3 ค่าความไว (sensitivity)

เป็นเกณฑ์ในการวัดดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ว่ามีความแตกต่างกันหรือไม่ เมื่อได้รับอิทธิพลจากเงื่อนไขของการทดลอง (ประเภทของการระบุพารามิเตอร์ในโมเดลผิดพลาด ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด การแจกแจง รูปทรงการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ ขนาดตัวอย่าง)

$$\eta^2_{source} = \frac{SS^III_{source}}{SS_{source}}$$

เมื่อ η^2 คือ ค่าร้อยละความเบี่ยงเบนของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

4.4 อัตราความคลาดเคลื่อนประเภทที่หนึ่ง (Type I error rate)

คือโอกาสในการปฏิเสธสมมติฐานหลัก โดยที่สมมติฐานหลักนั้นเป็นจริง กล่าวคือ วัดผิดพลาดของดัชนีวัดความสอดคล้อง ที่บ่งชี้ว่าโมเดลนักวิจัยไม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แต่ในความเป็นจริงแล้วโมเดลนักวิจัยมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยจะยอมรับให้มีความผิดพลาดได้ไม่เกินร้อยละ 5

4.5 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the Test)

คือโอกาสในการปฏิเสธสมมติฐานหลัก โดยที่สมมติฐานหลักนั้นไม่เป็นจริง กล่าวคือ วัดความตรงของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ว่าสามารถปฏิเสธโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดได้หรือไม่

5. การวิเคราะห์ข้อมูล

งานวิจัยครั้งนี้จะใช้สถิติบรรยายในการอธิบาย เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย ร้อยละ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของค่าประมาณ ดัชนีความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ความคลาดเคลื่อนประเภทที่หนึ่ง อำนาจการทดสอบสมมติฐาน และใช้สถิติวิเคราะห์ความแปรปรวนในการวิเคราะห์ความไวของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ที่มีต่อประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด รูปทรงการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ ขนาดตัวอย่าง และวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์

การตรวจสอบความถูกต้องของพารามิเตอร์ที่ประมาณค่า

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้จากการจำลองด้วยวิธีการ มอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ภายใต้โปรแกรม R ดังนั้นผู้วิจัยจึงต้องตรวจสอบความถูกต้องของค่าพารามิเตอร์โดยเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ได้จากอัลกอริทึมที่ผู้วิจัยได้พัฒนาขึ้นมา 1000 รอบ กับ ค่าจริงของพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้ เป็นดังนี้

ตารางที่ 3.2 เปรียบเทียบพารามิเตอร์นำหน้าองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\lambda_{1,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{2,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{3,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{4,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{5,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{6,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{7,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{8,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{9,3}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\lambda_{10,3}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\lambda_{11,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69

ตารางที่ 3.2 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 1 (ต่อ)

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\lambda_{12,3}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\Phi_{1,2}$	0.3	0.29	0.3	0.3	0.29
$\Phi_{1,3}$	0.3	0.29	0.3	0.3	0.29
$\Phi_{2,3}$	0.3	0.29	0.3	0.3	0.29
$\theta_{1,1}$	0.45	0.45	0.443	0.443	0.45
$\theta_{2,2}$	0.45	0.448	0.44	0.439	0.448
$\theta_{3,3}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{4,4}$	0.45	0.448	0.441	0.442	0.448
$\theta_{5,5}$	0.45	0.448	0.441	0.441	0.448
$\theta_{6,6}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448
$\theta_{7,7}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448
$\theta_{8,8}$	0.45	0.447	0.441	0.441	0.447
$\theta_{9,9}$	0.45	0.449	0.442	0.442	0.449
$\theta_{10,10}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448
$\theta_{11,11}$	0.45	0.448	0.441	0.441	0.442
$\theta_{12,12}$	0.45	0.448	0.441	0.441	0.448
$\theta_{1,5}$	0.08	0.079	0.078	0.078	0.079
$\theta_{8,12}$	0.175	0.175	0.172	0.172	0.175
$\theta_{4,9}$	0.135	0.135	0.132	0.132	0.135

ตารางที่ 3.3 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 2

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\lambda_{1,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{2,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{3,1}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\lambda_{4,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{5,1}$	0.133	0.133	0.133	0.133	0.133
$\lambda_{5,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{6,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{7,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{8,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{9,2}$	0.235	0.234	0.234	0.234	0.234
$\lambda_{1,3}$	0.32	0.319	0.318	0.318	0.319
$\lambda_{9,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{10,3}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\lambda_{11,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{12,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\Phi_{1,2}$	0.3	0.29	0.29	0.29	0.29
$\Phi_{1,3}$	0.3	0.29	0.3	0.3	0.29
$\Phi_{2,3}$	0.3	0.29	0.29	0.29	0.29
$\theta_{1,1}$	0.45	0.446	0.439	0.429	0.446
$\theta_{2,2}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{3,3}$	0.45	0.447	0.439	0.439	0.447
$\theta_{4,4}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{5,5}$	0.45	0.449	0.442	0.442	0.449
$\theta_{6,6}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449

ตารางที่ 3.3 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 2 (ต่อ)

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\theta_{7,7}$	0.45	0.447	0.439	0.439	0.447
$\theta_{8,8}$	0.45	0.447	0.439	0.439	0.447
$\theta_{9,9}$	0.45	0.447	0.44	0.441	0.447
$\theta_{10,10}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{11,11}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{12,12}$	0.45	0.448	0.441	0.44	0.448

ตารางที่ 3.4 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 3

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\lambda_{1,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{2,1}$	0.7	0.7	0.69	0.69	0.7
$\lambda_{3,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{4,1}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{5,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{6,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{7,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{8,2}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{9,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{10,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{11,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\lambda_{12,3}$	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
$\Phi_{1,2}$	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18
$\Phi_{1,3}$	0.336	0.334	0.336	0.337	0.334

ตารางที่ 3.4 เปรียบเทียบพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ ในโมเดลประชากรที่ 3 (ต่อ)

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าประมาณ			
		ML	GLS	WLS	MLM
$\Phi_{2,3}$	0.405	0.403	0.406	0.406	0.403
$\theta_{1,1}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{2,2}$	0.45	0.446	0.438	0.438	0.446
$\theta_{3,3}$	0.45	0.449	0.442	0.442	0.449
$\theta_{4,4}$	0.45	0.449	0.441	0.442	0.449
$\theta_{5,5}$	0.45	0.447	0.439	0.44	0.447
$\theta_{6,6}$	0.45	0.448	0.44	0.439	0.448
$\theta_{7,7}$	0.45	0.449	0.441	0.44	0.449
$\theta_{8,8}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448
$\theta_{9,9}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448
$\theta_{10,10}$	0.45	0.449	0.441	0.441	0.449
$\theta_{11,11}$	0.45	0.448	0.44	0.439	0.448
$\theta_{12,12}$	0.45	0.448	0.44	0.44	0.448

บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ โดยใช้วิธีการจำลองแบบมอนติคาร์โลในการศึกษา ภายใต้เงื่อนไขการจำลองซึ่งประกอบไปด้วย ประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด รูปทรงของการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ ขนาดตัวอย่าง และวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ รวมทั้งสิ้น 576 เงื่อนไขการทดลอง การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ใช้ค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ใช้ค่าความไว อัตราความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกออกเป็น 3 ตอน คือ (1) ผลการจำลองข้อมูล (2) ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และ (3) ประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

ตอนที่ 1 ผลการจำลองข้อมูล

สถานการณ์ที่ใช้ทดลองในการศึกษาค้างนี้ ประกอบไปด้วย 768 เงื่อนไขการทดลอง ผลการจำลองพบว่าไม่สามารถจำลองข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -2 ได้ เนื่องจากความแปรปรวนและสัมประสิทธิ์ความโค้งส่งผลต่อลักษณะความโค้งของการแจกแจงของข้อมูลโดยตรง ซึ่งในงานวิจัยได้กำหนดความแปรปรวนเท่ากับ 0.94 ที่ได้จากสูตร $\text{cov}(x) = \Lambda \Phi \Lambda^T + \theta_s$ เพื่อขจัดปัญหาตัวแปรแทรกซ้อนในงานวิจัย จึงทำให้ไม่สามารถจำลองข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งในระดับต่างๆได้อย่างอิสระ ดังนั้นสถานการณ์ที่ใช้ทดลองในการศึกษาค้างนี้จึงมีทั้งหมด 576 เงื่อนไขการทดลอง โดยในแต่ละเงื่อนไขการทดลองทำการทดลองซ้ำ 1000 รอบ พบว่า จำลองได้ครบ 1000 รอบทั้งหมด 480 เงื่อนไขการทดลอง คิดเป็นร้อยละ 83.33 และไม่สามารถจำลองได้ครบ 1000 รอบทั้งหมด 96 เงื่อนไขการทดลอง คิดเป็นร้อยละ 16.67 โดยที่วิธี WLS มีแนวโน้มในการจำลองได้ไม่ครบ 1000 รอบมากกว่าใช้วิธีอื่นในการประมาณค่าพารามิเตอร์ กล่าวคือกรณีที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ทุกประเภทของโมเดลและระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีร้อยละการจำลองสำเร็จอยู่ระหว่างร้อยละ 94 ถึง 100 วิธี ML และ RML ไม่สามารถจำลองได้ครบใน

โมเดลประชากรที่ 1 ที่ระบุไม่ผิดพลาด ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 โดยมีร้อยละการจำลองสำเร็จอยู่ระหว่างร้อยละ 97.7 ถึง 100 ส่วนวิธี GLS ไม่สามารถจำลองได้ครบในโมเดลประชากรที่ 1 ที่ระบุไม่ผิดพลาด ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 และโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย สัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 โดยมีร้อยละการจำลองสำเร็จอยู่ระหว่างร้อยละ 96.1 ถึง 100 เนื่องจากการจำลองที่ไม่สามารถจำลองข้อมูลได้ครบ 1000 รอบมีสาเหตุมาจาก การจำลองข้อมูลบางรอบจะมีค่าความแปรปรวนในการประมาณค่าพารามิเตอร์ติดลบ ดังนั้นผู้วิจัยจึงไม่นำค่าพารามิเตอร์และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ที่ได้จากการประมาณในรอบดังกล่าวมาใช้ในการวิเคราะห์ โดยมีร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์ในกรณีดังกล่าวเป็นดังนี้

ตารางที่ 4.1 ร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์

สัมประสิทธิ์ความโค้ง	ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธีประมาณ ค่าพารามิเตอร์	ขนาดตัวอย่าง			
			200	400	600	800
โมเดลประชากรที่ 1	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
	ระดับน้อย	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
	ระดับกลาง	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
	ระดับมาก	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100

ตารางที่ 4.1 ร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์ (ต่อ)

สัมประสิทธิ์ความถี่	ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธีประมาณ ค่าพารามิเตอร์	ขนาดตัวอย่าง						
			200	400	600	800			
1	โมเดลประชากรที่ 1	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	97.8	100	100	100		
			RML	97.8	100	100	100		
			GLS	97.5	100	100	100		
			WLS	94	100	100	100		
		ระดับน้อย	ML	100	100	100	100		
			RML	100	100	100	100		
			GLS	99.8	100	100	100		
			WLS	100	100	100	100		
		ระดับกลาง	ML	100	100	100	100		
			RML	100	100	100	100		
			GLS	100	100	100	100		
			WLS	99.7	100	100	100		
		ระดับมาก	ML	100	100	100	100		
			RML	100	100	100	100		
			GLS	100	100	100	100		
			WLS	99.7	100	100	100		
		2	โมเดลประชากรที่ 2	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	97.7	100	100	100
					RML	97.7	100	100	100
					GLS	96.1	100	100	100
					WLS	94.3	100	100	100
ระดับน้อย	ML			100	100	100	100		
	RML			100	100	100	100		
	GLS			99.8	100	100	100		
	WLS			99.3	100	100	100		
ระดับกลาง	ML			100	100	100	100		
	RML			100	100	100	100		
	GLS			100	100	100	100		
	WLS			99.8	100	100	100		
ระดับมาก	ML			100	100	100	100		
	RML			100	100	100	100		
	GLS			100	100	100	100		
	WLS			99.8	100	100	100		

ตารางที่ 4.1 ร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์ (ต่อ)

สัมประสิทธิ์ความโค้ง	ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธีประมาณ ค่าพารามิเตอร์	ขนาดตัวอย่าง				
			200	400	600	800	
-1	โมเดลประชากรที่ 2						
	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	100	100	100	100	
	ระดับน้อย	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	100	100	100	100	
	ระดับกลาง	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	100	100	100	100	
	ระดับมาก	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	100	100	100	100	
	1	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100
			RML	100	100	100	100
			GLS	100	100	100	100
WLS			99.9	100	100	100	
ระดับน้อย		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.9	100	100	100	
ระดับกลาง		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.9	100	100	100	
ระดับมาก		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	98.3	100	100	100	

ตารางที่ 4.1 ร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์ (ต่อ)

สัมประสิทธิ์ความโค้ง	ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธีประมาณ ค่าพารามิเตอร์	ขนาดตัวอย่าง			
			200	400	600	800
โมเดลประชากรที่ 2						
2	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	99.9	100	100	100
	ระดับน้อย	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	99.8	100	100	100
	ระดับกลาง	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	99.5	100	100	100
ระดับมาก	ML	100	100	100	100	
	RML	100	100	100	100	
	GLS	100	100	100	100	
	WLS	97.8	100	100	100	
โมเดลประชากรที่ 3						
-1	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
	ระดับน้อย	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
	ระดับกลาง	ML	100	100	100	100
		RML	100	100	100	100
		GLS	100	100	100	100
		WLS	100	100	100	100
ระดับมาก	ML	100	100	100	100	
	RML	100	100	100	100	
	GLS	100	100	100	100	
	WLS	100	100	100	100	

ตารางที่ 4.1 ร้อยละของจำนวนรอบที่ใช้ในการวิเคราะห์ (ต่อ)

สัมประสิทธิ์ความถี่	ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธีประมาณ ค่าพารามิเตอร์	ขนาดตัวอย่าง				
			200	400	600	800	
1	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.9	100	100	100	
	ระดับน้อย	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.9	100	100	100	
	ระดับกลาง	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.7	100	100	100	
	ระดับมาก	ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.3	100	100	100	
	2	ระบุไม่ผิดพลาด	ML	100	100	100	100
			RML	100	100	100	100
			GLS	100	100	100	100
			WLS	99.8	100	100	100
ระดับน้อย		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.7	100	100	100	
ระดับกลาง		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.7	100	100	100	
ระดับมาก		ML	100	100	100	100	
		RML	100	100	100	100	
		GLS	100	100	100	100	
		WLS	99.1	100	100	100	

ตอนที่ 2 ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ จะใช้ความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias : RB) วัดความเอนเอียงของการประมาณพารามิเตอร์ θ_j และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo standard error: MCSE) วัดความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณ โดยจะนำเสนอในรูปของสัมประสิทธิ์การแปรผัน (coefficient of variation : CV) เพื่อที่จะสามารถนำค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โลในแต่ละเงื่อนไขการทดลองมาเปรียบเทียบกันได้ โดยแบ่งการนำเสนอออกเป็น 2 ตอน ได้แก่ 1) สถิติเชิงบรรยายเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วย ความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผัน 2) การวิเคราะห์ความแปรปรวน

2.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ด้านความเอนเอียงสัมพัทธ์

2.1.1 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์นำหน้าองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1

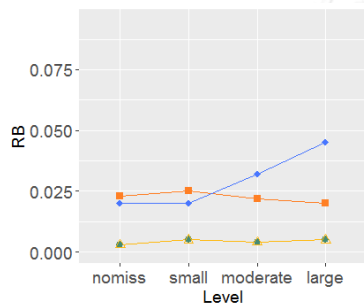
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีค่าใกล้เคียงกับ 0 ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 ส่วนในโมเดลประชากรที่ 2 วิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.001 ถึง 0.182

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นโดยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS เมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดปานกลางและมาก และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันในทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.003 ถึง 0.221

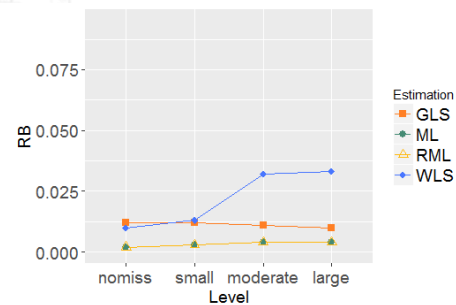
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ทุกโมเดลประชากร โดยที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์สูงกว่าวิธี GLS ในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับปานกลาง และมาก แต่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี GLS ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.005 ถึง 0.207 (ตารางที่ 4.2 ภาพที่ 4.1 ถึง 4.3)

ตารางที่ 4.2 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

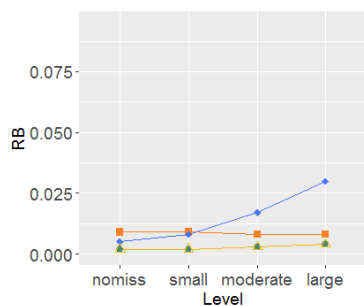
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.003	0.002	0.002	0.001	0.005	0.002	0.002	0.001	0.003	0.001	0.001	0.001
	RML	0.003	0.002	0.002	0.001	0.005	0.002	0.002	0.001	0.003	0.001	0.001	0.001
	GLS	0.023	0.012	0.009	0.005	0.017	0.008	0.005	0.003	0.022	0.01	0.007	0.005
	WLS	0.020	0.010	0.005	0.006	0.024	0.013	0.009	0.007	0.024	0.013	0.008	0.006
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.005	0.003	0.002	0.002	0.004	0.074	0.009	0.008	0.006	0.007	0.006	0.005
	RML	0.005	0.003	0.002	0.002	0.004	0.074	0.009	0.008	0.006	0.007	0.006	0.005
	GLS	0.025	0.012	0.009	0.006	0.018	0.086	0.019	0.017	0.049	0.037	0.032	0.028
	WLS	0.020	0.013	0.008	0.008	0.024	0.082	0.013	0.012	0.006	0.009	0.011	0.011
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.004	0.004	0.003	0.002	0.025	0.024	0.023	0.022	0.004	0.003	0.001	0.001
	RML	0.004	0.004	0.003	0.002	0.025	0.024	0.023	0.022	0.004	0.003	0.001	0.001
	GLS	0.022	0.011	0.008	0.007	0.051	0.048	0.046	0.044	0.096	0.084	0.078	0.076
	WLS	0.032	0.032	0.017	0.038	0.037	0.031	0.032	0.032	0.04	0.046	0.047	0.048
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.005	0.004	0.004	0.004	0.182	0.181	0.182	0.181	0.003	0.001	0.002	0.001
	RML	0.005	0.004	0.004	0.004	0.182	0.181	0.182	0.181	0.003	0.001	0.002	0.001
	GLS	0.020	0.010	0.008	0.008	0.221	0.219	0.219	0.218	0.157	0.143	0.139	0.137
	WLS	0.045	0.033	0.030	0.028	0.197	0.204	0.207	0.207	0.094	0.096	0.098	0.098



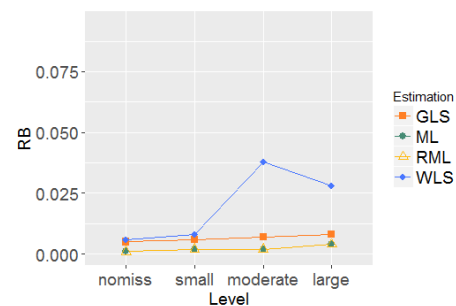
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400

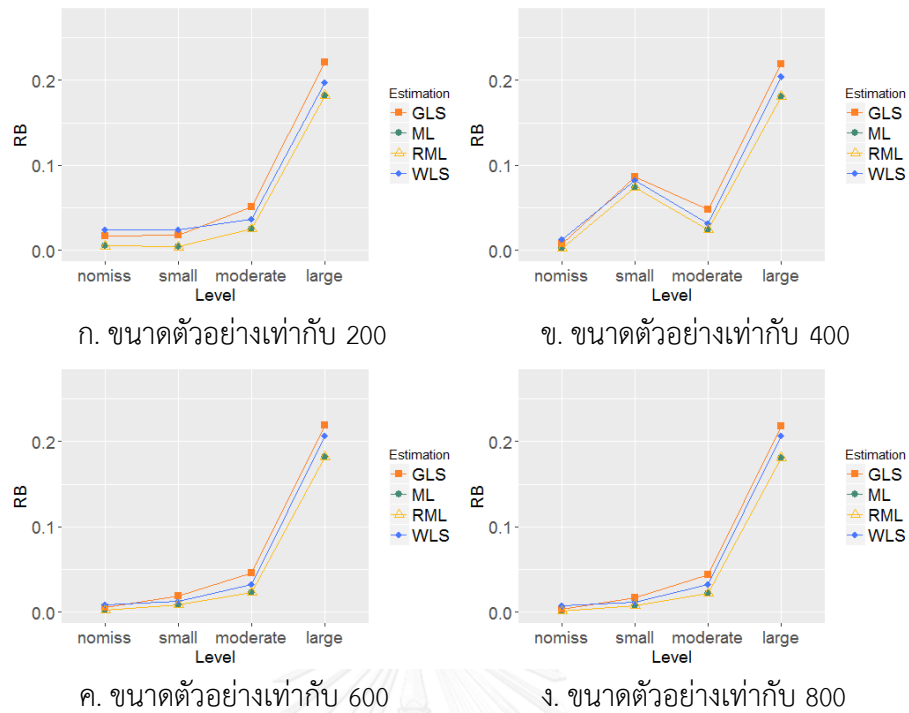


ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600

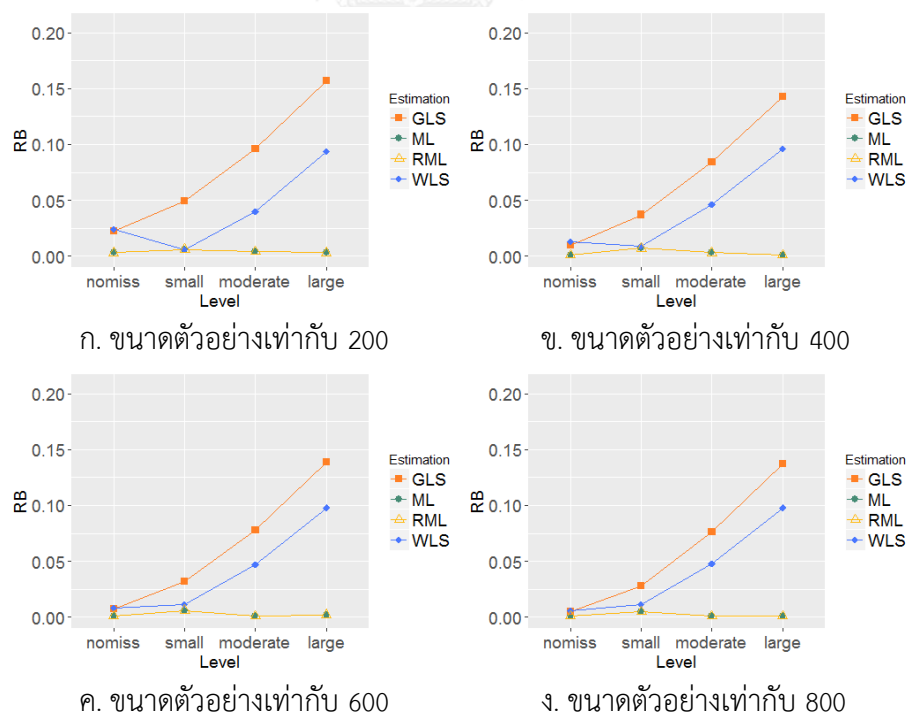


ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

ภาพที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.3 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

2.1.2 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

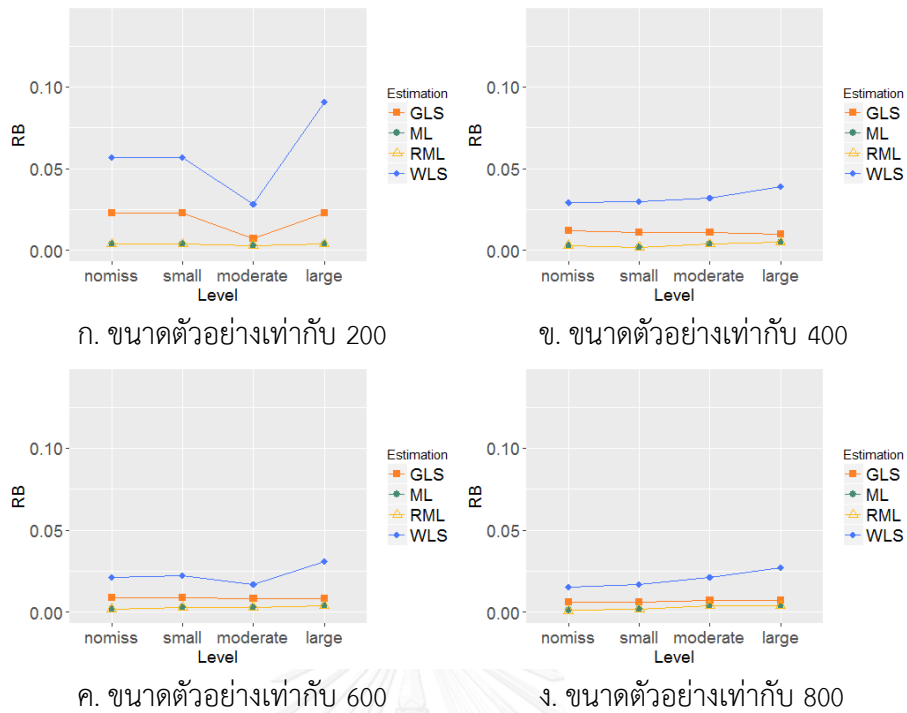
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีค่าใกล้เคียงกับ 0 ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 ส่วนในโมเดลประชากรที่ 2 วิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.001 ถึง 0.184

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น โดยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันในทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.002 ถึง 0.223

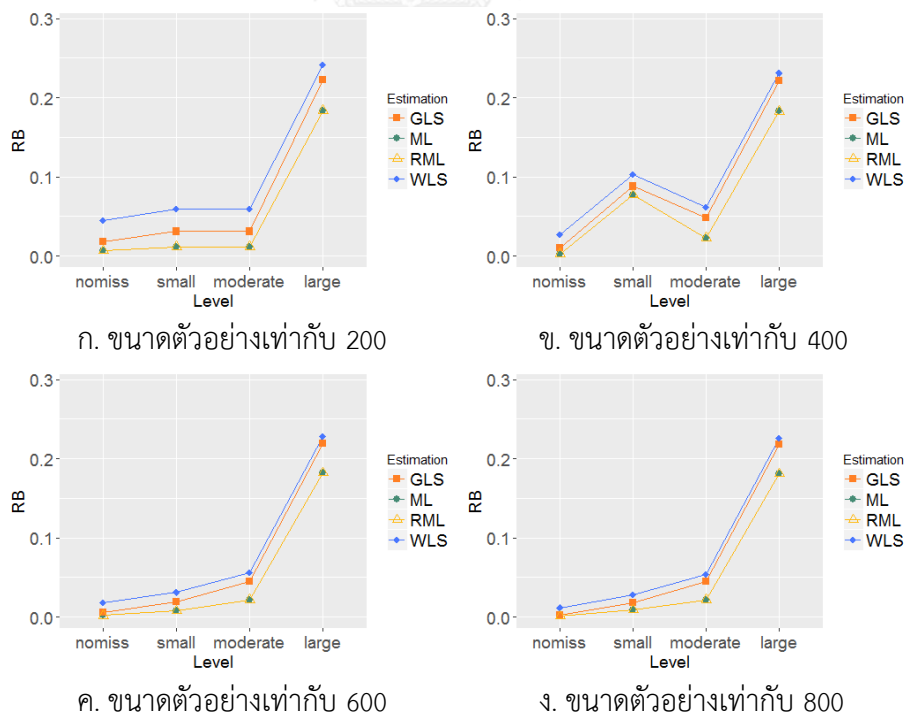
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ทุกโมเดลประชากร และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์สูงกว่าวิธีอื่นๆทุกโมเดลประชากร ทุกระดับขนาดตัวอย่าง และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.012 ถึง 0.242 (ตารางที่ 4.3 ภาพที่ 4.4 ถึง 4.6)

ตารางที่ 4.3 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

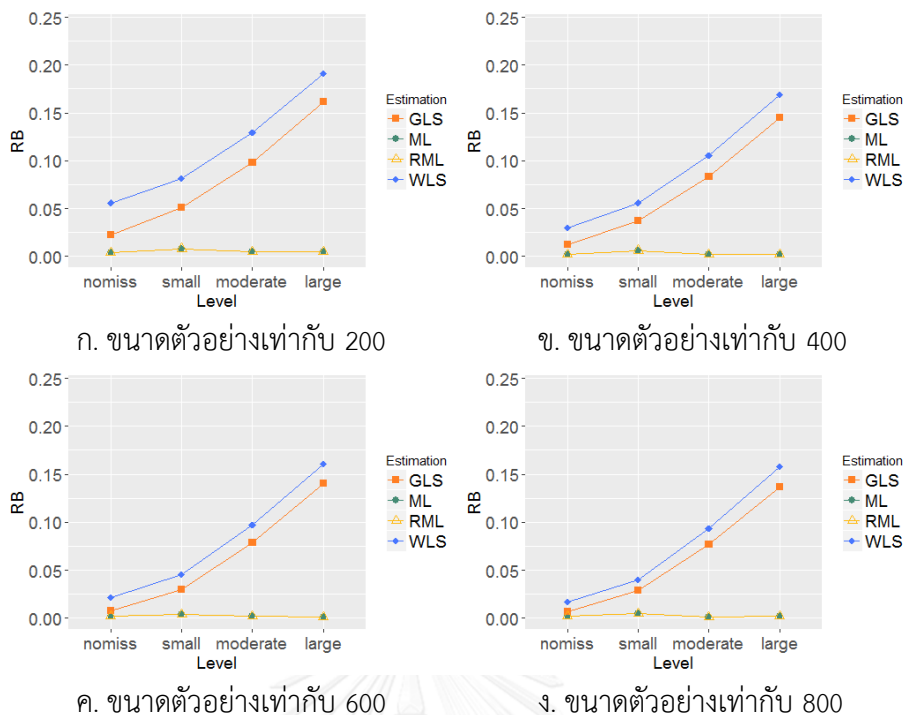
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.004	0.003	0.002	0.001	0.007	0.003	0.002	0.001	0.004	0.002	0.002	0.002
	RML	0.004	0.003	0.002	0.001	0.007	0.003	0.002	0.001	0.004	0.002	0.002	0.002
	GLS	0.023	0.012	0.009	0.006	0.018	0.010	0.006	0.002	0.022	0.012	0.008	0.007
	WLS	0.057	0.029	0.021	0.015	0.045	0.027	0.018	0.012	0.056	0.030	0.021	0.017
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.004	0.002	0.003	0.002	0.012	0.077	0.008	0.009	0.008	0.006	0.004	0.005
	RML	0.004	0.002	0.003	0.002	0.012	0.077	0.008	0.009	0.008	0.006	0.004	0.005
	GLS	0.023	0.011	0.009	0.006	0.031	0.088	0.019	0.018	0.051	0.037	0.030	0.029
	WLS	0.057	0.03	0.022	0.017	0.059	0.103	0.031	0.028	0.081	0.056	0.045	0.04
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.003	0.004	0.003	0.004	0.012	0.023	0.022	0.022	0.005	0.002	0.002	0.001
	RML	0.003	0.004	0.003	0.004	0.012	0.023	0.022	0.022	0.005	0.002	0.002	0.001
	GLS	0.007	0.011	0.008	0.007	0.031	0.048	0.045	0.045	0.098	0.083	0.079	0.077
	WLS	0.028	0.032	0.017	0.021	0.059	0.062	0.056	0.054	0.129	0.105	0.097	0.093
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.004	0.005	0.004	0.004	0.184	0.183	0.182	0.181	0.005	0.002	0.001	0.002
	RML	0.004	0.005	0.004	0.004	0.184	0.183	0.182	0.181	0.005	0.002	0.001	0.002
	GLS	0.023	0.010	0.008	0.007	0.223	0.221	0.219	0.218	0.162	0.145	0.140	0.137
	WLS	0.091	0.039	0.031	0.027	0.242	0.231	0.228	0.226	0.191	0.169	0.161	0.158



ภาพที่ 4.4 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.5 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.6 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

2.1.3 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

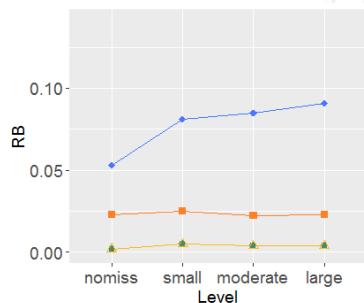
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีค่าใกล้เคียงกับ 0 ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 ส่วนในโมเดลประชากรที่ 2 วิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.001 ถึง 0.183

การประมาณค่าวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น โดยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันในทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.002 ถึง 0.222

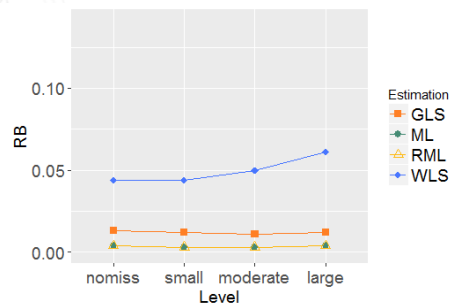
การประมาณค่าวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ทุกโมเดลประชากร และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์สูงกว่าวิธีอื่นๆทุกโมเดลประชากร ทุกระดับขนาดตัวอย่าง และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.012 ถึง 0.183 (ตารางที่ 4.4 ภาพที่ 4.7 ถึง 4.9)

ตารางที่ 4.4 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

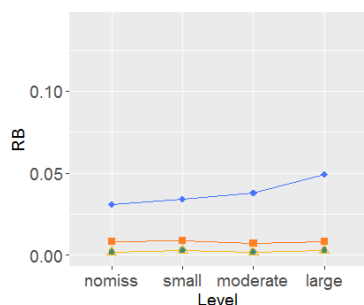
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.002	0.004	0.002	0.002	0.007	0.004	0.003	0.001	0.004	0.003	0.002	0.001
	GLS	0.023	0.013	0.008	0.007	0.018	0.010	0.007	0.002	0.022	0.011	0.008	0.006
	WLS	0.053	0.044	0.031	0.024	0.045	0.040	0.031	0.012	0.080	0.045	0.032	0.024
	RML	0.002	0.004	0.002	0.002	0.007	0.004	0.003	0.001	0.004	0.003	0.002	0.001
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.005	0.003	0.003	0.003	0.012	0.074	0.009	0.009	0.008	0.006	0.006	0.006
	GLS	0.025	0.012	0.009	0.007	0.031	0.085	0.020	0.018	0.047	0.037	0.032	0.030
	WLS	0.081	0.044	0.034	0.028	0.079	0.113	0.042	0.028	0.103	0.071	0.059	0.053
	RML	0.005	0.003	0.003	0.003	0.012	0.074	0.009	0.009	0.008	0.006	0.006	0.006
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.004	0.003	0.002	0.003	0.027	0.021	0.023	0.022	0.004	0.003	0.002	0.002
	RML	0.004	0.003	0.002	0.003	0.027	0.021	0.023	0.022	0.004	0.003	0.002	0.002
	GLS	0.022	0.011	0.007	0.006	0.055	0.045	0.047	0.045	0.097	0.085	0.080	0.075
	WLS	0.085	0.050	0.038	0.032	0.106	0.076	0.070	0.064	0.151	0.122	0.111	0.103
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.004	0.004	0.003	0.004	0.183	0.182	0.182	0.182	0.003	0.003	0.002	0.002
	RML	0.004	0.004	0.003	0.004	0.183	0.182	0.182	0.182	0.003	0.003	0.002	0.002
	GLS	0.023	0.012	0.008	0.007	0.222	0.220	0.219	0.219	0.160	0.145	0.141	0.138
	WLS	0.091	0.061	0.049	0.043	0.260	0.244	0.236	0.233	0.214	0.188	0.178	0.173



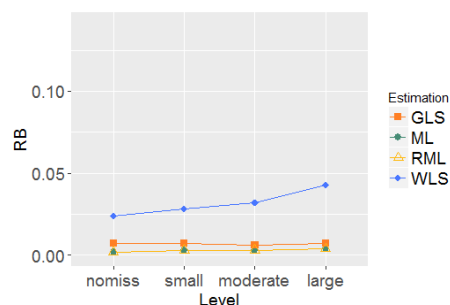
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400

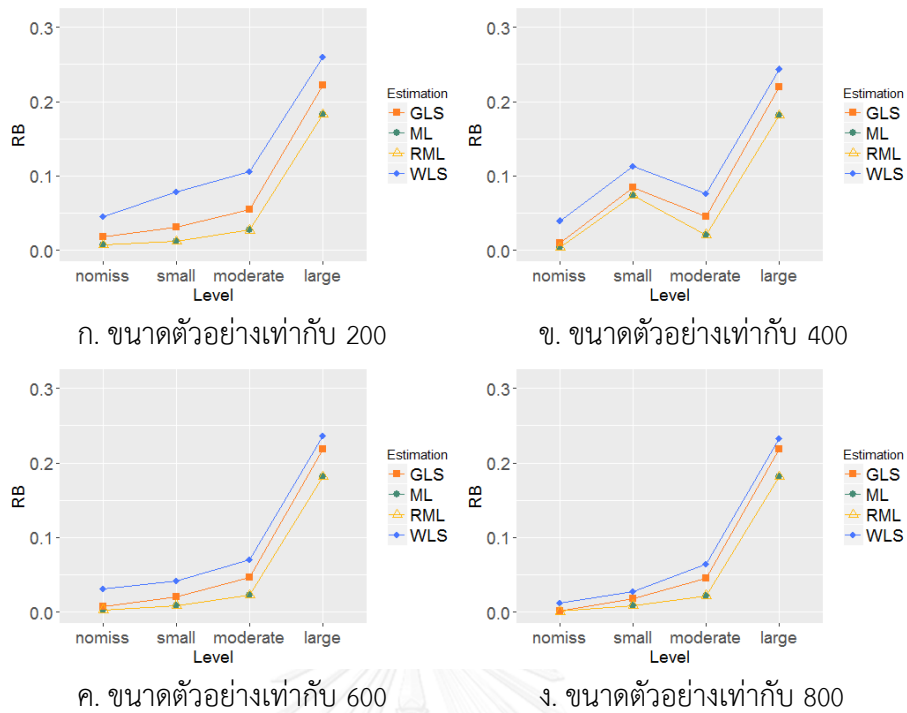


ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600

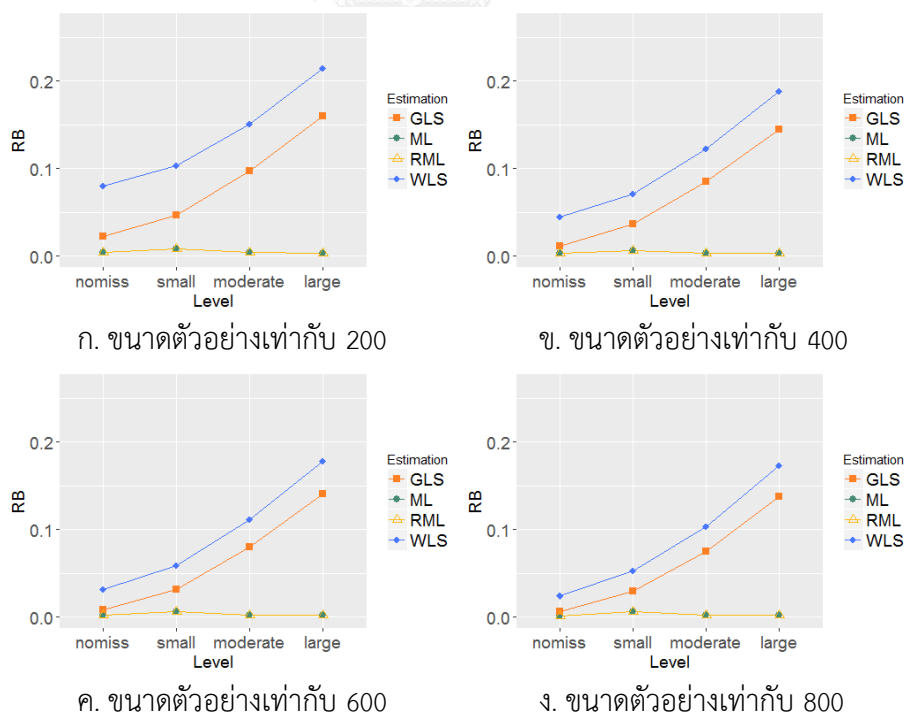


ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

ภาพที่ 4.7 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.8 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.9 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

2.1.4 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1

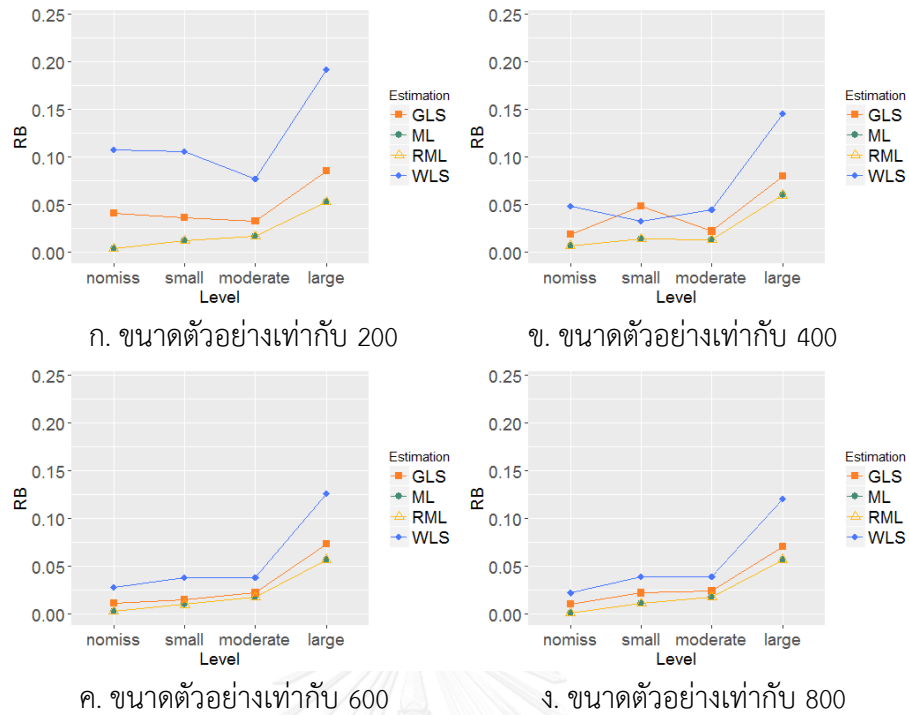
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับน้อยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด และระบุผิดพลาดระดับมาก โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.001 ถึง 0.329

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 แต่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.007 ถึง 0.527

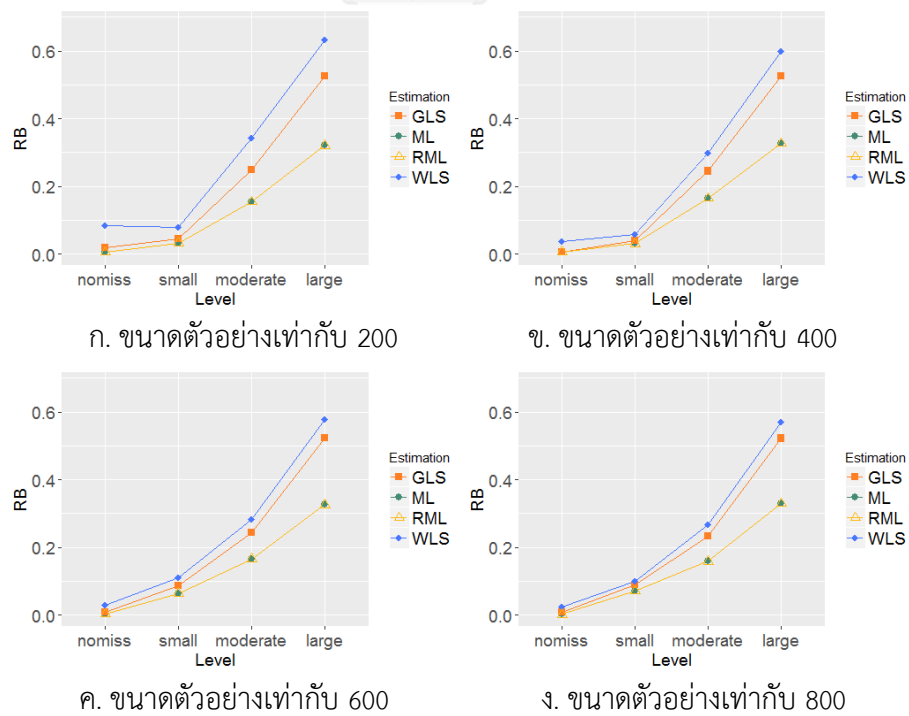
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.021 ถึง 0.329 (ตารางที่ 4.5 ภาพที่ 4.10 ถึง 4.12)

ตารางที่ 4.5 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

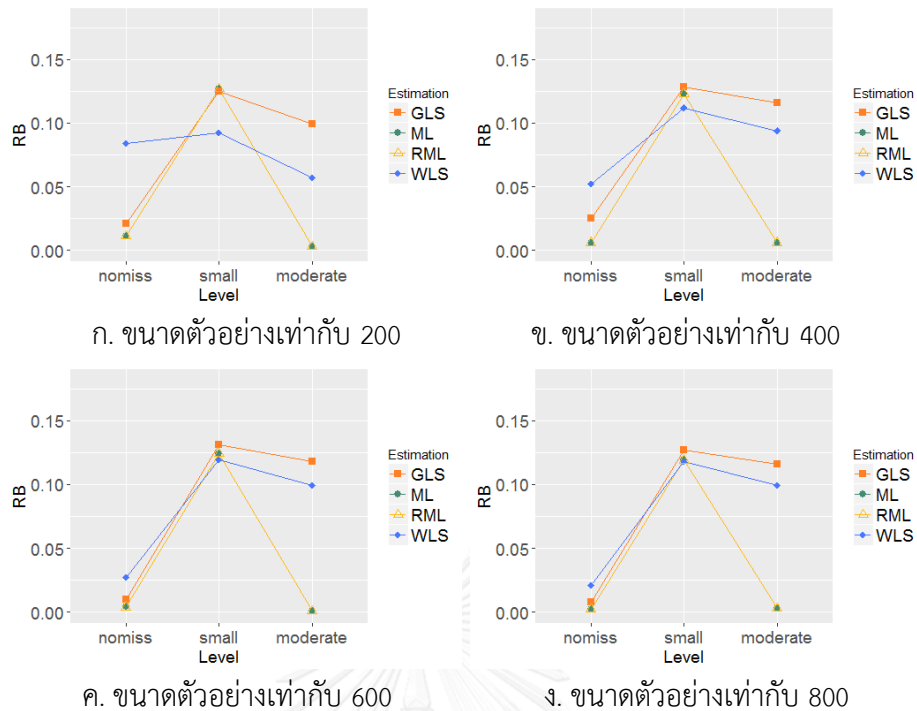
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.004	0.007	0.003	0.001	0.006	0.007	0.003	0.002	0.011	0.006	0.004	0.002
	RML	0.004	0.007	0.003	0.001	0.006	0.007	0.003	0.002	0.011	0.006	0.004	0.002
	GLS	0.041	0.019	0.011	0.01	0.02	0.007	0.009	0.008	0.021	0.025	0.010	0.008
	WLS	0.108	0.048	0.028	0.022	0.085	0.038	0.030	0.023	0.084	0.052	0.027	0.021
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.012	0.014	0.010	0.011	0.033	0.031	0.064	0.071	0.127	0.123	0.124	0.119
	RML	0.012	0.014	0.01	0.011	0.033	0.031	0.064	0.071	0.127	0.123	0.124	0.119
	GLS	0.036	0.048	0.015	0.022	0.046	0.041	0.086	0.089	0.125	0.128	0.131	0.127
	WLS	0.106	0.033	0.038	0.039	0.079	0.059	0.111	0.099	0.092	0.112	0.119	0.118
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.017	0.013	0.018	0.018	0.155	0.165	0.166	0.159	0.003	0.006	0.001	0.003
	RML	0.017	0.013	0.018	0.018	0.155	0.165	0.166	0.159	0.003	0.006	0.001	0.003
	GLS	0.033	0.022	0.022	0.024	0.248	0.245	0.244	0.233	0.099	0.116	0.118	0.116
	WLS	0.077	0.045	0.038	0.039	0.344	0.299	0.284	0.267	0.057	0.094	0.099	0.099
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.053	0.060	0.057	0.057	0.321	0.327	0.326	0.329	-	-	-	-
	RML	0.053	0.060	0.057	0.057	0.321	0.327	0.326	0.329	-	-	-	-
	GLS	0.085	0.080	0.073	0.071	0.526	0.527	0.523	0.522	-	-	-	-
	WLS	0.192	0.146	0.126	0.121	0.633	0.599	0.578	0.570	-	-	-	-



ภาพที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.11 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.12 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

2.1.5 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับน้อยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าโมเดลที่ระบุโมเดลผิดพลาด และระบุผิดพลาดระดับมากโดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.002 ถึง 0.335

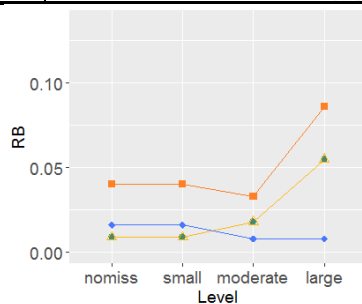
การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 แต่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.002 ถึง 0.539

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธีอื่นๆในโมเดลประชากรที่ 1 ที่ระบุผิดพลาด และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียง

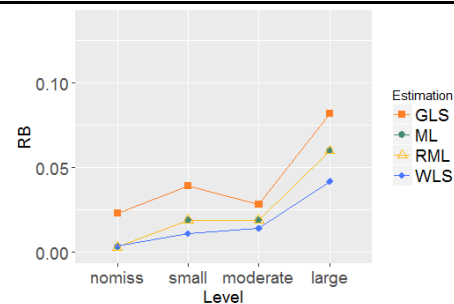
สัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.003 ถึง 0.480 (ตารางที่ 4.6 ภาพที่ 4.13 ถึง 4.15)

ตารางที่ 4.6 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

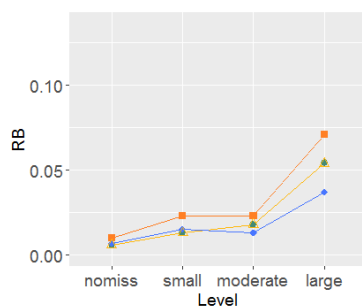
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.009	0.003	0.006	0.009	0.006	0.003	0.005	0.003	0.010	0.008	0.005	0.004
	RML	0.009	0.003	0.006	0.009	0.006	0.003	0.005	0.003	0.010	0.008	0.005	0.004
	GLS	0.040	0.023	0.010	0.002	0.020	0.014	0.014	0.007	0.023	0.028	0.018	0.007
	WLS	0.016	0.004	0.007	0.013	0.028	0.010	0.005	0.007	0.036	0.003	0.006	0.004
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.009	0.019	0.013	0.018	0.031	0.035	0.065	0.066	0.128	0.123	0.121	0.120
	RML	0.009	0.019	0.013	0.018	0.031	0.035	0.065	0.066	0.128	0.123	0.121	0.120
	GLS	0.040	0.039	0.023	0.027	0.050	0.044	0.085	0.082	0.128	0.129	0.128	0.127
	WLS	0.016	0.011	0.015	0.010	0.036	0.039	0.080	0.075	0.151	0.142	0.137	0.134
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.018	0.019	0.018	0.019	0.072	0.163	0.160	0.165	0.005	0.004	0.003	0.002
	RML	0.018	0.019	0.018	0.019	0.072	0.163	0.160	0.165	0.005	0.004	0.003	0.002
	GLS	0.033	0.028	0.023	0.022	0.099	0.244	0.237	0.240	0.100	0.116	0.121	0.123
	WLS	0.008	0.014	0.013	0.014	0.075	0.208	0.206	0.210	0.132	0.128	0.131	0.131
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.055	0.060	0.054	0.055	0.325	0.335	0.328	0.329	-	-	-	-
	RML	0.055	0.060	0.054	0.055	0.325	0.335	0.328	0.329	-	-	-	-
	GLS	0.086	0.082	0.071	0.069	0.539	0.537	0.523	0.521	-	-	-	-
	WLS	0.008	0.042	0.037	0.035	0.398	0.464	0.477	0.480	-	-	-	-



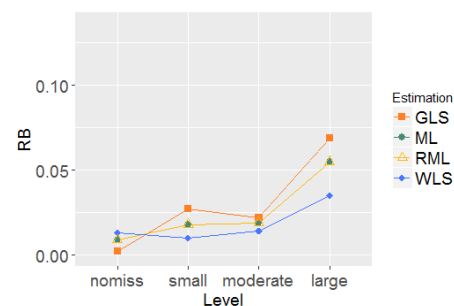
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400

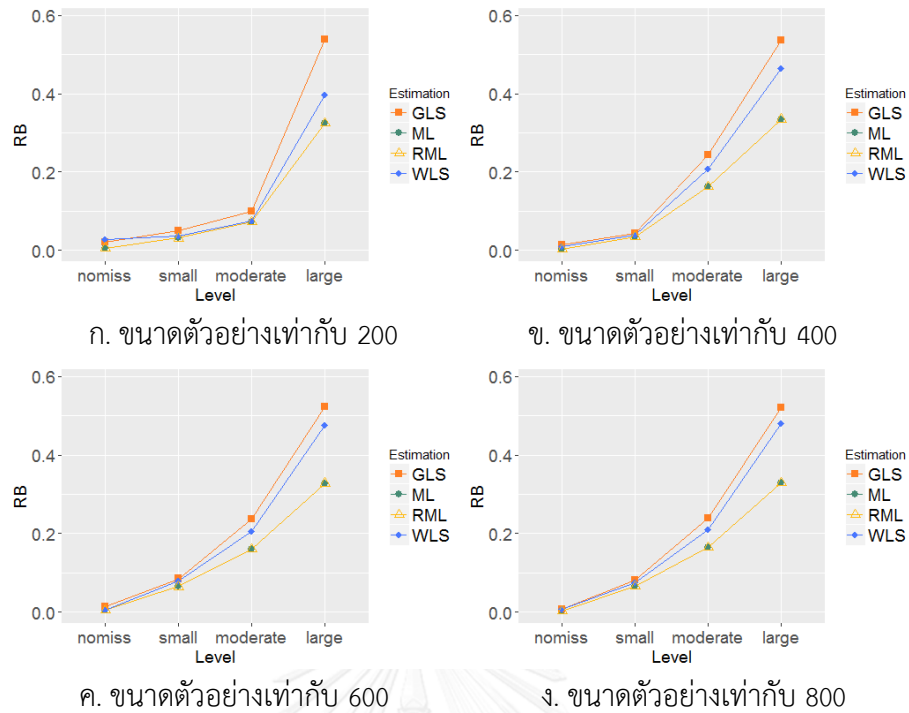


ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600

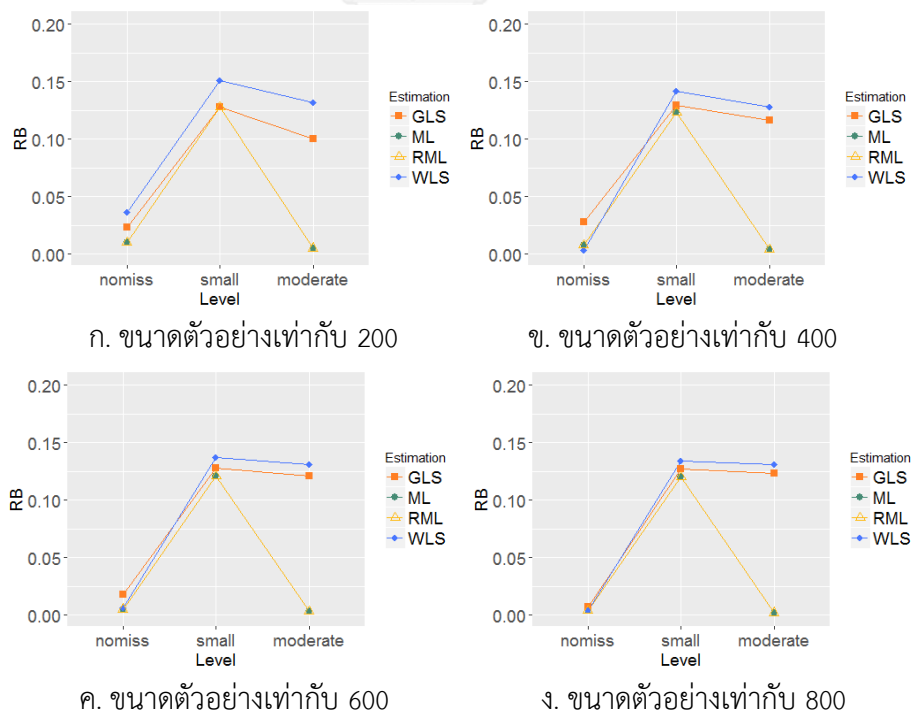


ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

ภาพที่ 4.13 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.14 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.15 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

2.1.6 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2

การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับน้อยจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด และระบุผิดพลาดระดับมาก โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.001 ถึง 0.328

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 แต่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี WLS ในโมเดลประชากรที่ 3 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.005 ถึง 0.527

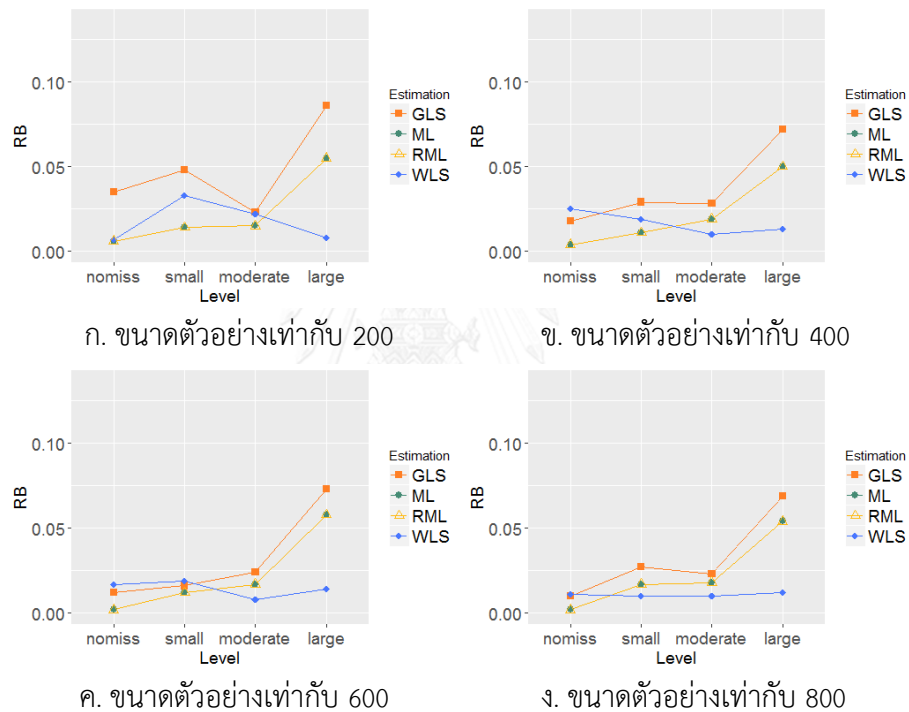
การประมาณค่าวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 ที่ระบุผิดพลาด และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.007 ถึง 0.444 (ตารางที่ 4.7 และภาพที่ 4.16 ถึง 4.18)

ตารางที่ 4.7 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

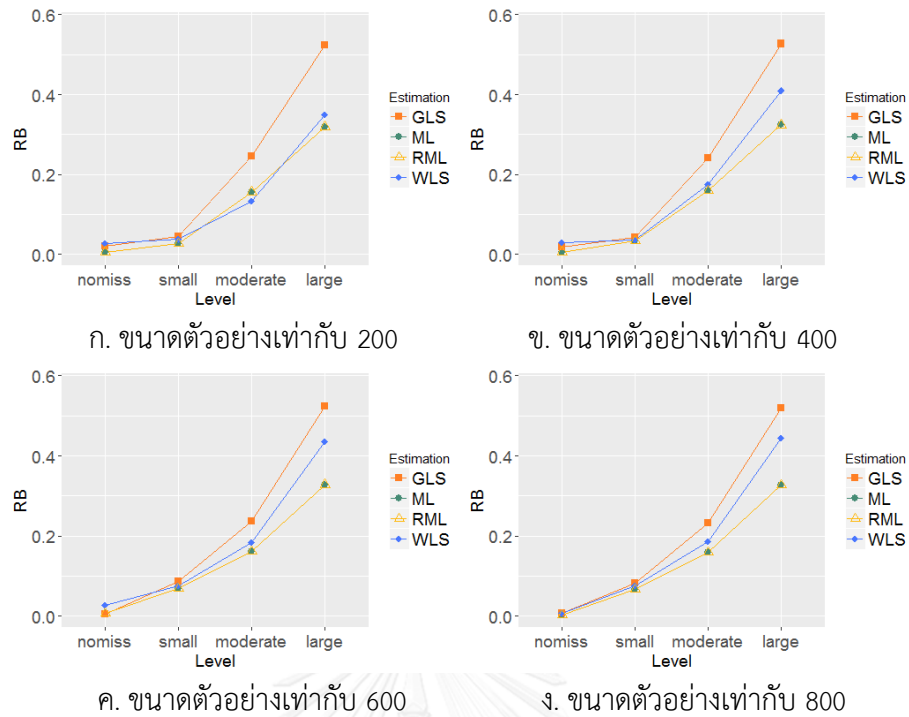
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.006	0.004	0.002	0.002	0.006	0.006	0.007	0.003	0.009	0.005	0.003	0.005
	RML	0.006	0.004	0.002	0.002	0.006	0.006	0.007	0.003	0.009	0.005	0.003	0.005
	GLS	0.035	0.018	0.012	0.010	0.020	0.019	0.005	0.007	0.028	0.022	0.011	0.014
	WLS	0.007	0.025	0.017	0.011	0.028	0.029	0.028	0.007	0.036	0.024	0.016	0.008
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.014	0.011	0.012	0.017	0.027	0.033	0.069	0.066	0.115	0.119	0.12	0.121
	RML	0.014	0.011	0.012	0.017	0.027	0.033	0.069	0.066	0.115	0.119	0.12	0.121
	GLS	0.048	0.029	0.016	0.027	0.044	0.043	0.087	0.082	0.114	0.124	0.127	0.128
	WLS	0.033	0.019	0.019	0.010	0.037	0.035	0.076	0.075	0.159	0.145	0.145	0.141
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.015	0.019	0.017	0.018	0.156	0.159	0.162	0.159	0.005	0.002	0.001	0.001
	RML	0.015	0.019	0.017	0.018	0.156	0.159	0.162	0.159	0.005	0.002	0.001	0.001
	GLS	0.023	0.028	0.024	0.023	0.245	0.241	0.237	0.232	0.105	0.111	0.117	0.119
	WLS	0.022	0.010	0.008	0.010	0.132	0.175	0.183	0.185	0.144	0.131	0.131	0.133

ตารางที่ 4.7 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ (ต่อ)

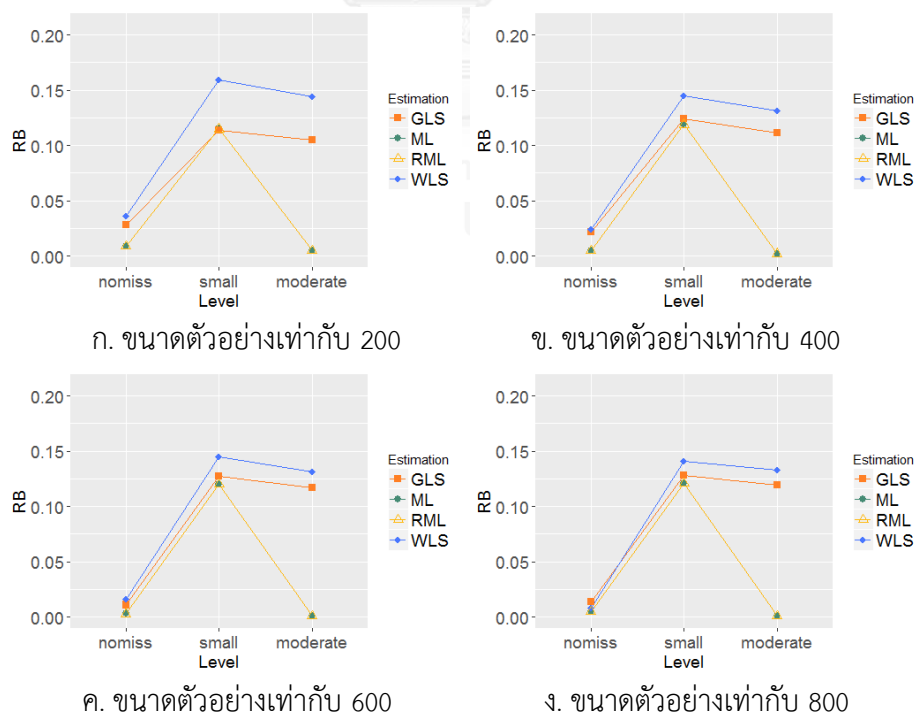
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.055	0.050	0.058	0.054	0.319	0.324	0.328	0.327	-	-	-	-
	RML	0.055	0.050	0.058	0.054	0.319	0.324	0.328	0.327	-	-	-	-
	GLS	0.086	0.072	0.073	0.069	0.524	0.527	0.523	0.520	-	-	-	-
	WLS	0.008	0.013	0.014	0.012	0.349	0.410	0.436	0.444	-	-	-	-



ภาพที่ 4.16 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.17 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.18 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

2.1.7 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1

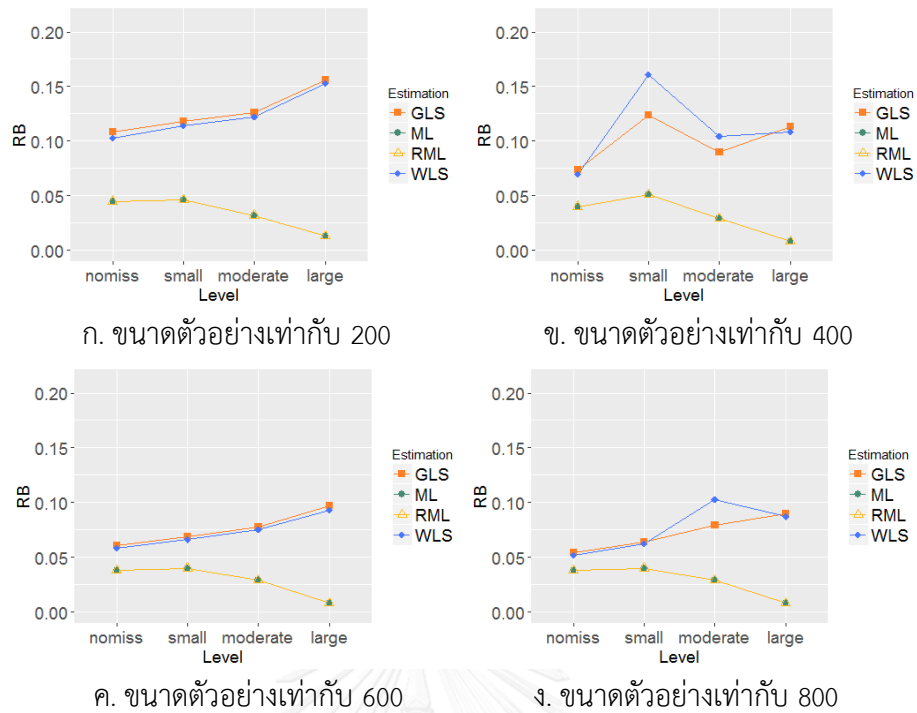
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกับ 0 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.003 ถึง 0.051

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.025 ถึง 0.156

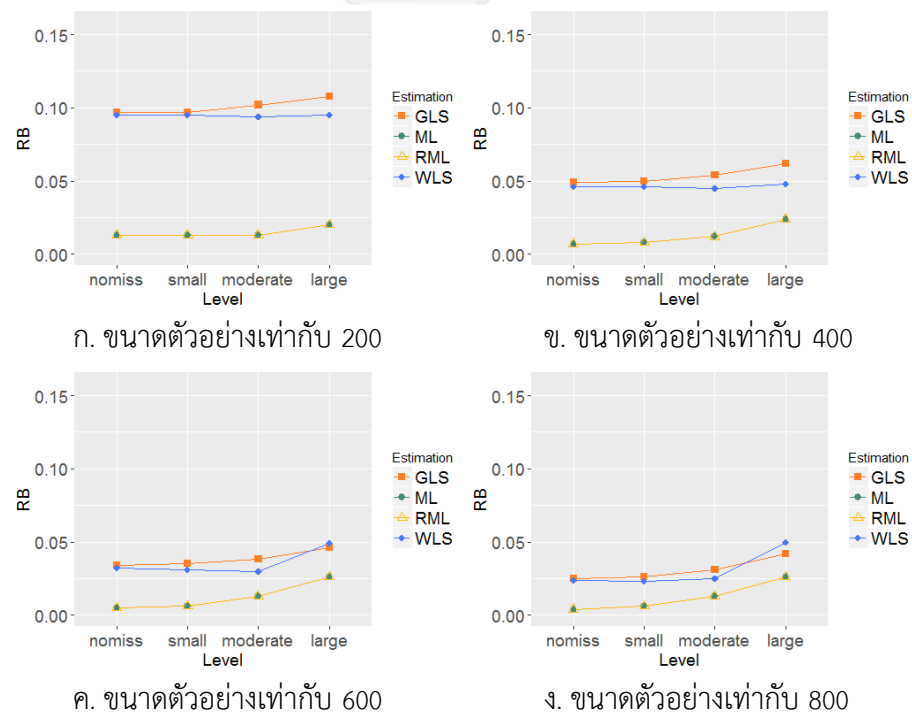
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกับวิธี GLS ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 แต่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ต่ำกว่าวิธี GLS ในโมเดลประชากรที่ 3 ที่ระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.009 ถึง 0.161 (ตารางที่ 4.8 ภาพที่ 4.19 ถึง 4.21)

ตารางที่ 4.8 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

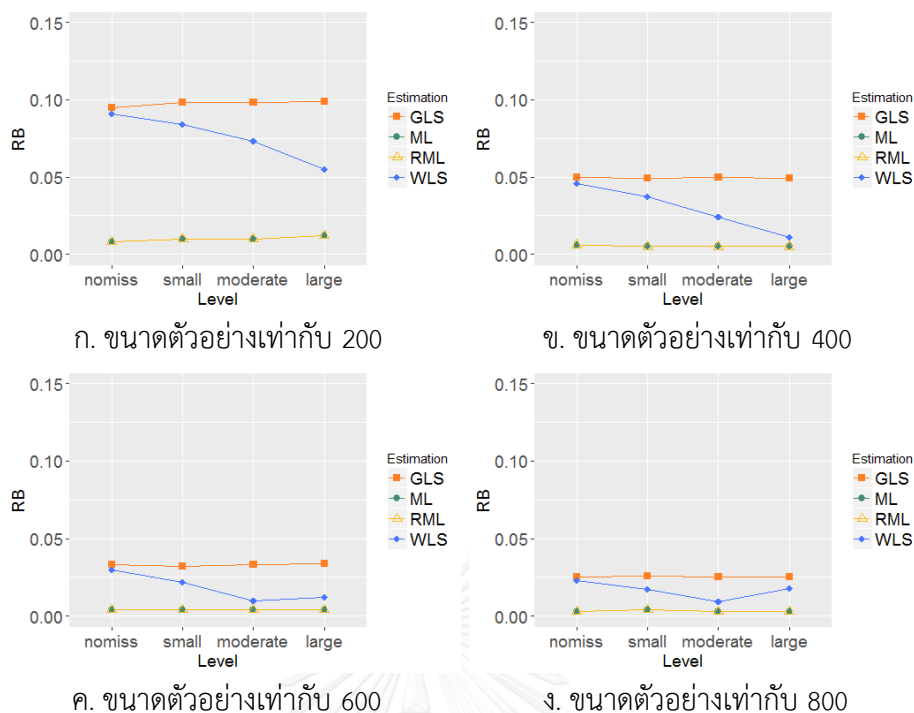
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.045	0.040	0.038	0.038	0.013	0.007	0.005	0.004	0.008	0.006	0.004	0.003
	RML	0.045	0.040	0.038	0.038	0.013	0.007	0.005	0.004	0.008	0.006	0.004	0.003
	GLS	0.108	0.074	0.061	0.054	0.097	0.049	0.034	0.025	0.095	0.050	0.033	0.025
	WLS	0.103	0.070	0.058	0.052	0.095	0.046	0.032	0.024	0.091	0.046	0.030	0.023
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.046	0.051	0.040	0.040	0.013	0.008	0.006	0.006	0.010	0.005	0.004	0.004
	RML	0.046	0.051	0.040	0.040	0.013	0.008	0.006	0.006	0.010	0.005	0.004	0.004
	GLS	0.118	0.124	0.069	0.064	0.097	0.050	0.035	0.026	0.098	0.049	0.032	0.026
	WLS	0.114	0.161	0.066	0.062	0.095	0.046	0.031	0.023	0.084	0.037	0.022	0.017
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.032	0.029	0.029	0.029	0.013	0.012	0.013	0.013	0.010	0.005	0.004	0.003
	RML	0.032	0.029	0.029	0.029	0.013	0.012	0.013	0.013	0.010	0.005	0.004	0.003
	GLS	0.126	0.090	0.078	0.079	0.102	0.054	0.038	0.031	0.098	0.050	0.033	0.025
	WLS	0.122	0.104	0.075	0.103	0.094	0.045	0.030	0.025	0.073	0.024	0.010	0.009
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.013	0.008	0.008	0.008	0.020	0.024	0.026	0.026	0.012	0.005	0.004	0.003
	RML	0.013	0.008	0.008	0.008	0.020	0.024	0.026	0.026	0.012	0.005	0.004	0.003
	GLS	0.156	0.113	0.097	0.090	0.108	0.062	0.046	0.042	0.099	0.049	0.034	0.025
	WLS	0.153	0.108	0.093	0.087	0.095	0.048	0.049	0.050	0.055	0.011	0.012	0.018



ภาพที่ 4.19 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.20 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.21 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

2.1.8 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

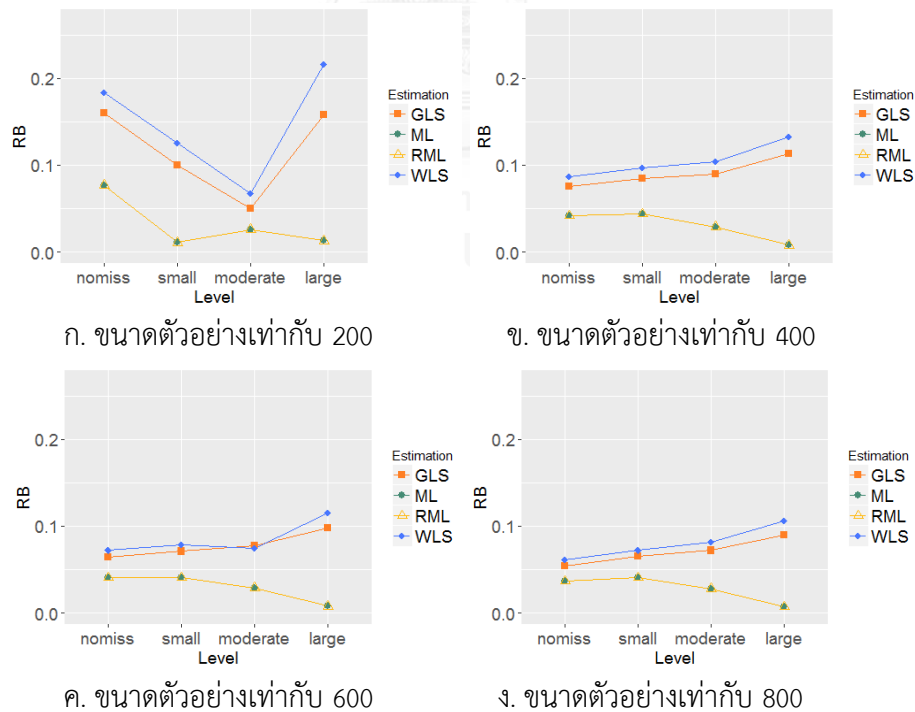
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกับ 0 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.003 ถึง 0.077

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.024 ถึง 0.160

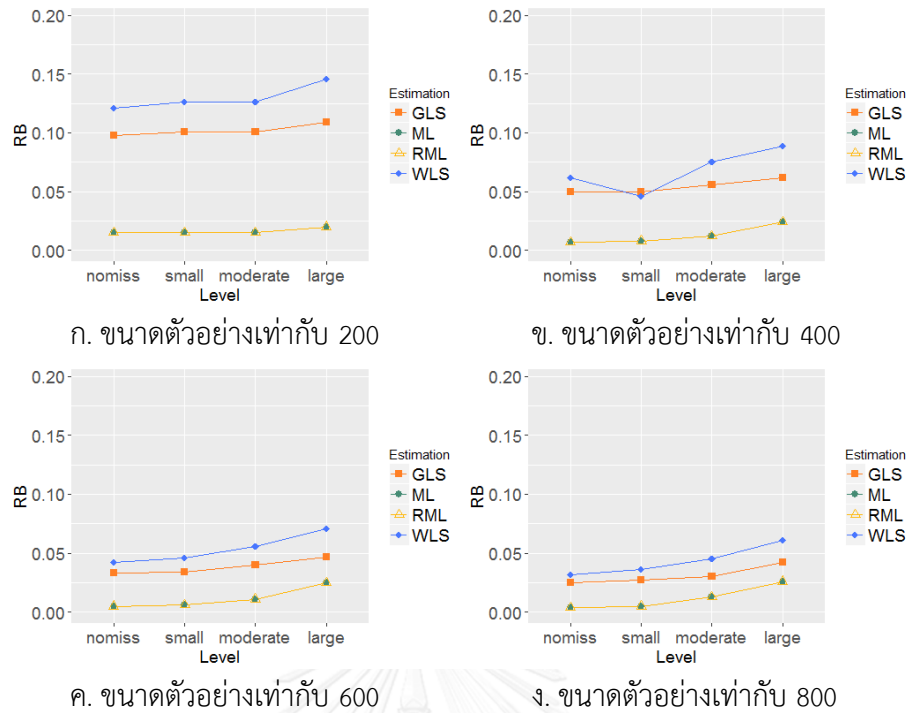
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าวิธีอื่นๆและจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นทุกประเภทของโมเดล โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.032 ถึง 0.216 (ตารางที่ 4.9 ภาพที่ 4.22 ถึง 4.24)

ตารางที่ 4.9 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน
เมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

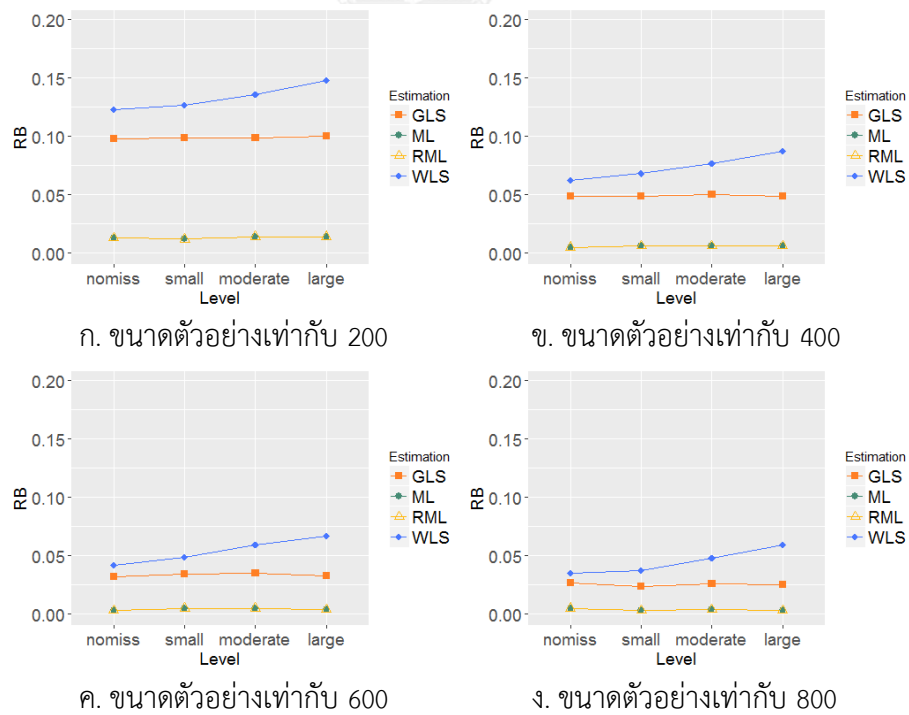
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.077	0.042	0.041	0.037	0.015	0.007	0.005	0.004	0.013	0.005	0.003	0.005
	RML	0.077	0.042	0.041	0.037	0.015	0.007	0.005	0.004	0.013	0.005	0.003	0.005
	GLS	0.160	0.076	0.064	0.054	0.098	0.050	0.033	0.025	0.098	0.049	0.032	0.027
	WLS	0.183	0.087	0.072	0.061	0.121	0.062	0.042	0.032	0.123	0.062	0.042	0.035
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.011	0.044	0.041	0.041	0.015	0.008	0.006	0.005	0.012	0.006	0.005	0.003
	RML	0.011	0.044	0.041	0.041	0.015	0.008	0.006	0.005	0.012	0.006	0.005	0.003
	GLS	0.100	0.085	0.071	0.065	0.101	0.050	0.034	0.027	0.099	0.049	0.034	0.024
	WLS	0.125	0.097	0.079	0.072	0.126	0.046	0.046	0.036	0.127	0.068	0.049	0.037
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.026	0.029	0.029	0.028	0.015	0.012	0.011	0.013	0.014	0.006	0.005	0.004
	RML	0.026	0.029	0.029	0.028	0.015	0.012	0.011	0.013	0.014	0.006	0.005	0.004
	GLS	0.050	0.090	0.078	0.072	0.101	0.056	0.040	0.030	0.099	0.050	0.035	0.026
	WLS	0.067	0.104	0.075	0.082	0.126	0.075	0.056	0.045	0.136	0.077	0.059	0.048
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.013	0.008	0.008	0.007	0.020	0.024	0.025	0.026	0.014	0.006	0.004	0.003
	RML	0.013	0.008	0.008	0.007	0.020	0.024	0.025	0.026	0.014	0.006	0.004	0.003
	GLS	0.158	0.113	0.098	0.090	0.109	0.062	0.047	0.042	0.100	0.049	0.033	0.025
	WLS	0.216	0.133	0.115	0.106	0.146	0.089	0.071	0.061	0.148	0.087	0.067	0.059



ภาพที่ 4.22 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม
ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.23 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.24 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

2.1.9 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2

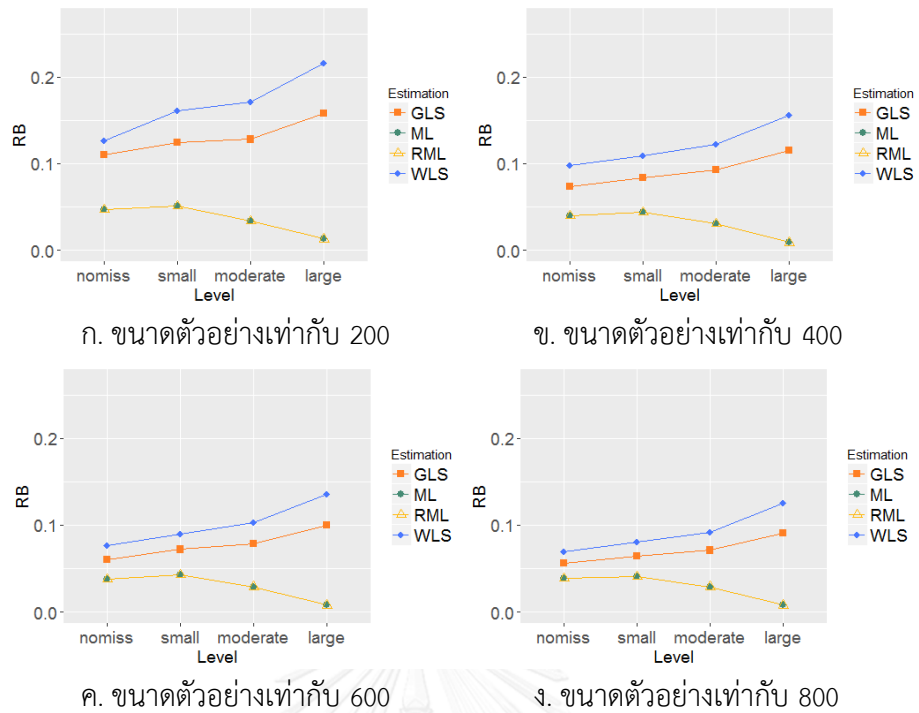
การประมาณค่าด้วยวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันและมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกับ 0 โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.003 ถึง 0.051

การประมาณค่าด้วยวิธี GLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ส่วนโมเดลประชากรที่ 3 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.025 ถึง 0.158

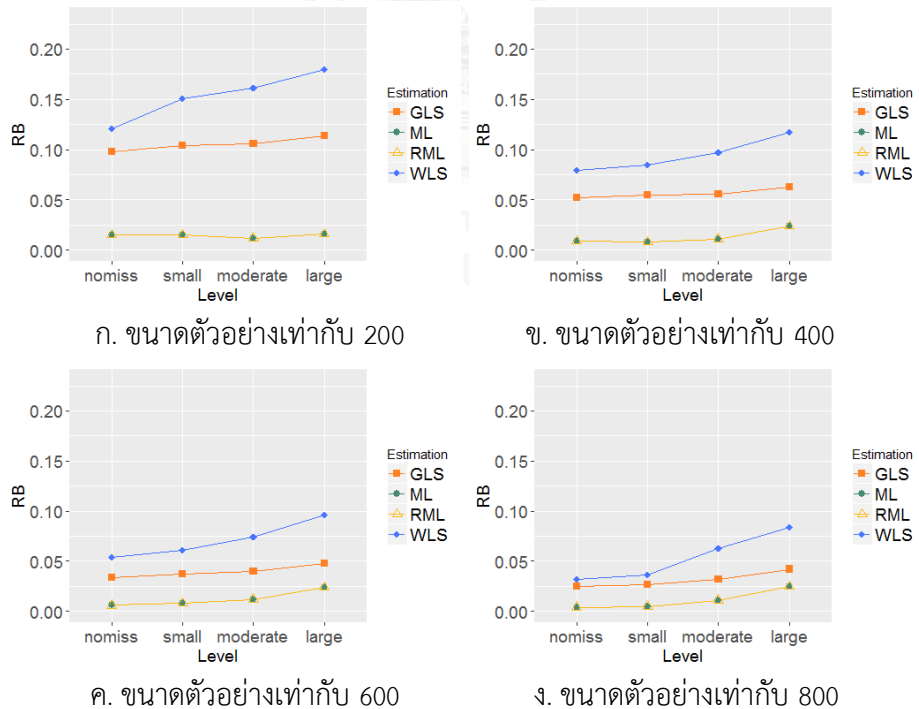
การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นทุกประเภทของโมเดล และมีแนวโน้มที่จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าวิธีอื่นๆและจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์เพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นทุกประเภทของโมเดล โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์อยู่ในช่วง 0.032 ถึง 0.216 (ตารางที่ 4.10 ภาพที่ 4.25 ถึง 4.27)

ตารางที่ 4.10 ความเอนเอียงสัมพัทธ์ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

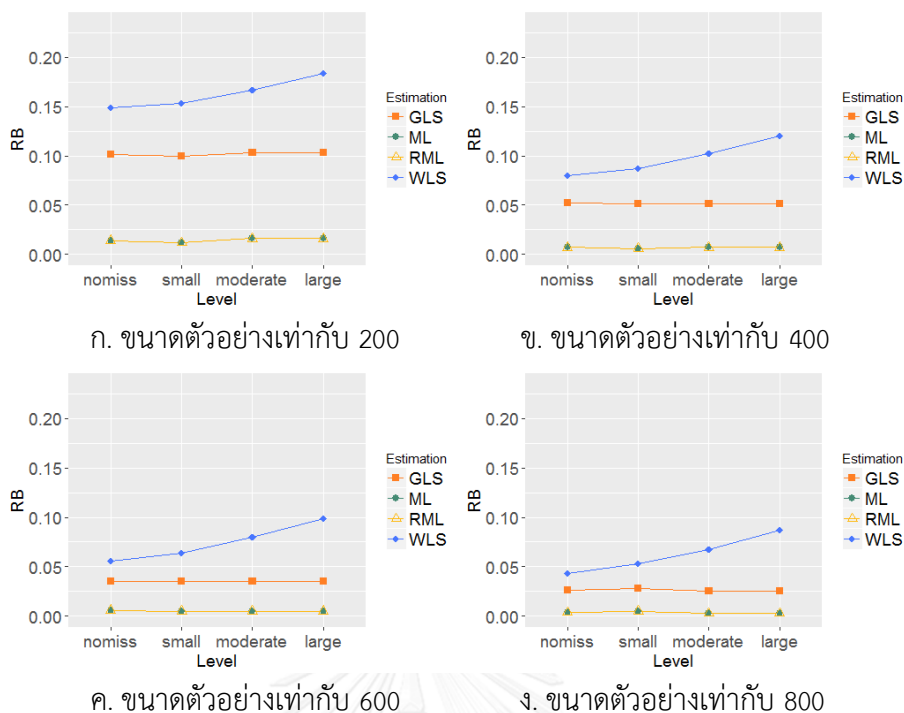
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.047	0.040	0.038	0.039	0.015	0.009	0.006	0.004	0.014	0.007	0.006	0.004
	RML	0.047	0.040	0.038	0.039	0.015	0.009	0.006	0.004	0.014	0.007	0.006	0.004
	GLS	0.110	0.074	0.060	0.056	0.098	0.052	0.034	0.025	0.101	0.052	0.035	0.026
	WLS	0.126	0.098	0.077	0.069	0.121	0.079	0.054	0.032	0.149	0.080	0.056	0.043
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.051	0.044	0.043	0.041	0.015	0.008	0.008	0.005	0.012	0.006	0.005	0.005
	RML	0.051	0.044	0.043	0.041	0.015	0.008	0.008	0.005	0.012	0.006	0.005	0.005
	GLS	0.124	0.084	0.072	0.064	0.104	0.055	0.037	0.027	0.100	0.051	0.035	0.028
	WLS	0.161	0.109	0.090	0.081	0.151	0.085	0.061	0.036	0.153	0.087	0.064	0.053
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.034	0.031	0.029	0.029	0.012	0.011	0.012	0.011	0.016	0.007	0.005	0.003
	RML	0.034	0.031	0.029	0.029	0.012	0.011	0.012	0.011	0.016	0.007	0.005	0.003
	GLS	0.128	0.093	0.079	0.071	0.106	0.056	0.040	0.032	0.103	0.051	0.035	0.025
	WLS	0.171	0.122	0.103	0.092	0.161	0.097	0.074	0.063	0.167	0.102	0.080	0.067
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.013	0.009	0.008	0.008	0.016	0.024	0.024	0.025	0.016	0.007	0.005	0.003
	RML	0.013	0.009	0.008	0.008	0.016	0.024	0.024	0.025	0.016	0.007	0.005	0.003
	GLS	0.158	0.115	0.100	0.091	0.114	0.063	0.048	0.042	0.103	0.051	0.035	0.025
	WLS	0.216	0.156	0.136	0.125	0.180	0.117	0.096	0.084	0.184	0.120	0.099	0.087



ภาพที่ 4.25 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.26 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.27 แสดงการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ

2.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ด้านสัมประสิทธิ์การแปรผัน

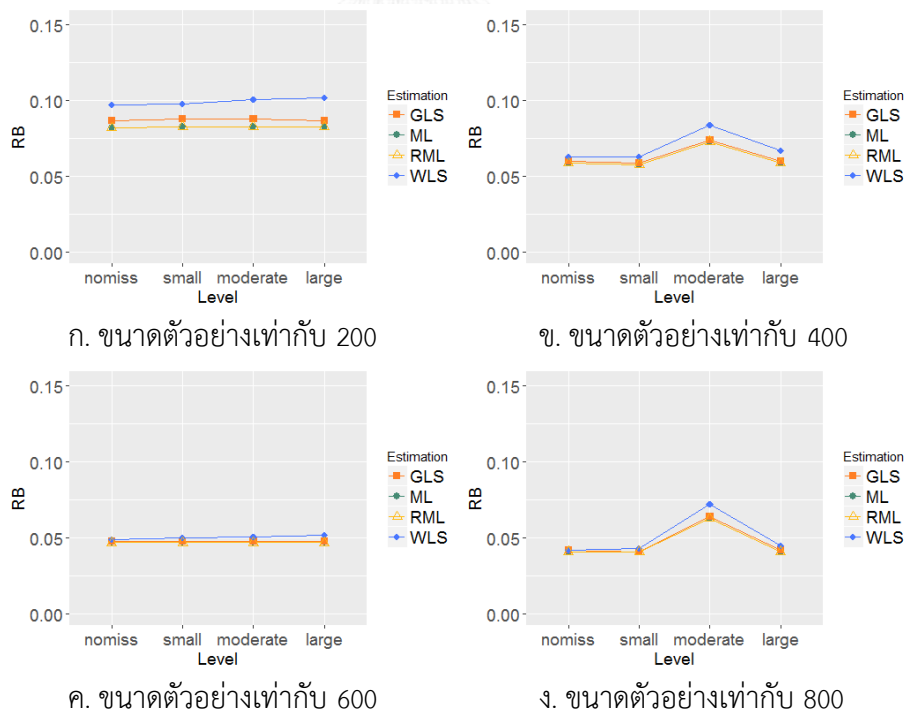
2.2.1 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.041 ถึง 0.137 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.041 ถึง 0.142 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.042 ถึง 0.163

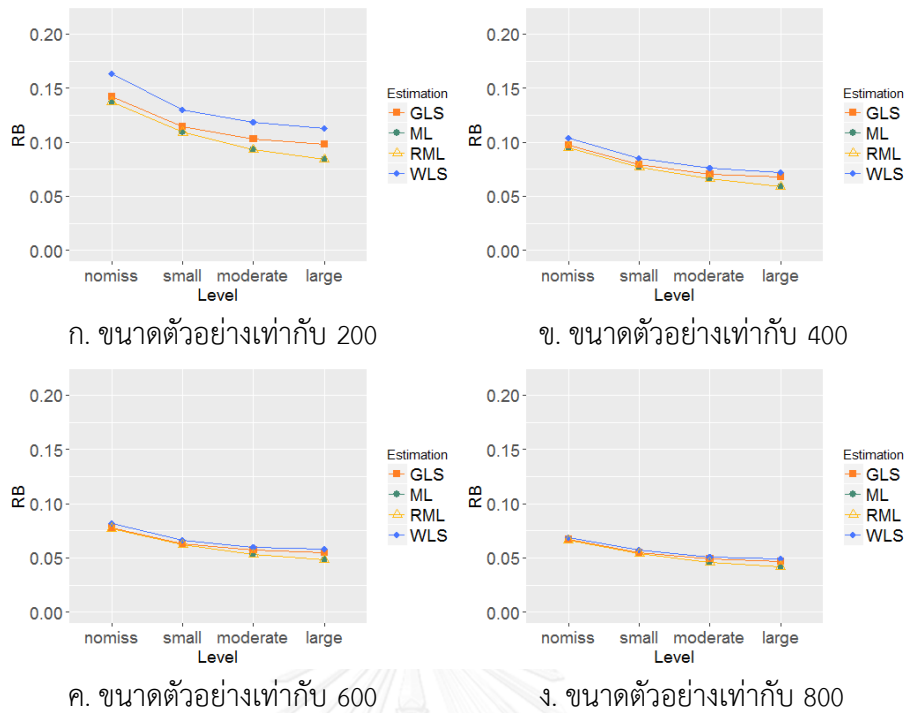
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 ทุกวิธีประมาณค่ามีสัมประสิทธิ์การแปรผันจะลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น แต่ในโมเดลประชากรที่ 3 วิธี GLS และ WLSจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันสูงขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ส่วนวิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด (ตารางที่ 4.11 ภาพที่ 4.28 ถึง 4.30)

ตารางที่ 4.11 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

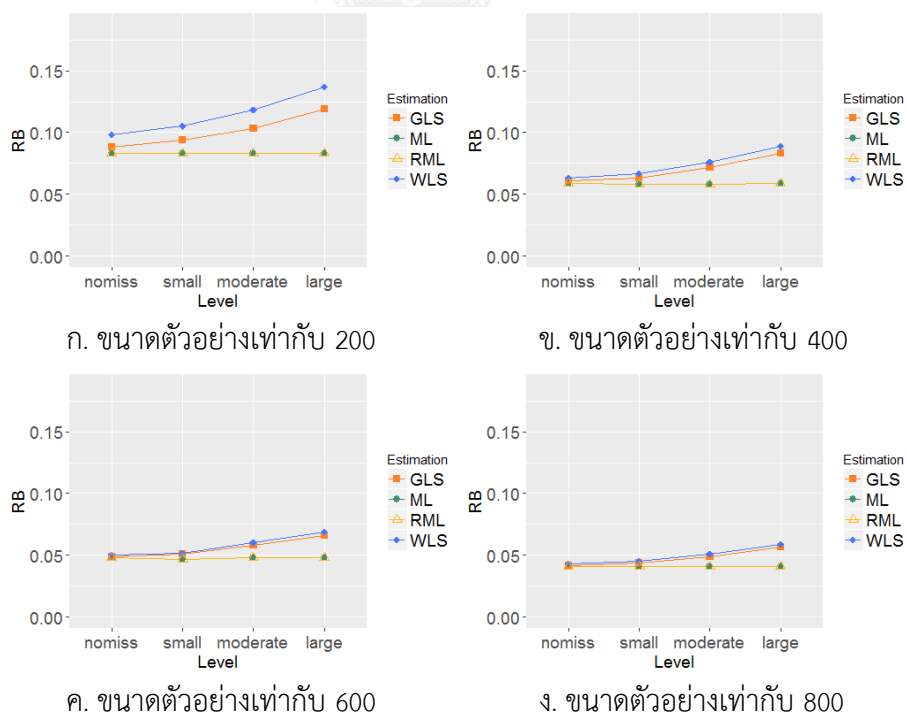
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.082	0.059	0.047	0.041	0.137	0.095	0.077	0.066	0.083	0.059	0.048	0.041
	RML	0.082	0.059	0.047	0.041	0.137	0.095	0.077	0.066	0.083	0.059	0.048	0.041
	GLS	0.087	0.060	0.048	0.042	0.142	0.097	0.078	0.067	0.088	0.061	0.049	0.042
	WLS	0.097	0.063	0.049	0.042	0.163	0.104	0.082	0.069	0.098	0.063	0.050	0.043
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.083	0.058	0.047	0.041	0.109	0.077	0.062	0.054	0.083	0.058	0.047	0.041
	RML	0.083	0.058	0.047	0.041	0.109	0.077	0.062	0.054	0.083	0.058	0.047	0.041
	GLS	0.088	0.059	0.048	0.041	0.114	0.079	0.063	0.055	0.094	0.063	0.051	0.044
	WLS	0.098	0.063	0.050	0.043	0.130	0.085	0.066	0.057	0.105	0.067	0.052	0.045
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.083	0.073	0.047	0.063	0.093	0.066	0.053	0.046	0.083	0.058	0.048	0.041
	RML	0.083	0.073	0.047	0.063	0.093	0.066	0.053	0.046	0.083	0.058	0.048	0.041
	GLS	0.088	0.074	0.048	0.064	0.103	0.07	0.057	0.049	0.103	0.072	0.058	0.049
	WLS	0.101	0.084	0.051	0.072	0.118	0.076	0.06	0.051	0.118	0.076	0.06	0.051
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.083	0.059	0.047	0.041	0.084	0.059	0.048	0.042	0.083	0.059	0.048	0.041
	RML	0.083	0.059	0.047	0.041	0.084	0.059	0.048	0.042	0.083	0.059	0.048	0.041
	GLS	0.087	0.060	0.048	0.042	0.098	0.068	0.055	0.047	0.119	0.083	0.066	0.057
	WLS	0.102	0.067	0.052	0.045	0.113	0.072	0.058	0.049	0.137	0.089	0.069	0.059



ภาพที่ 4.28 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.29 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.30 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

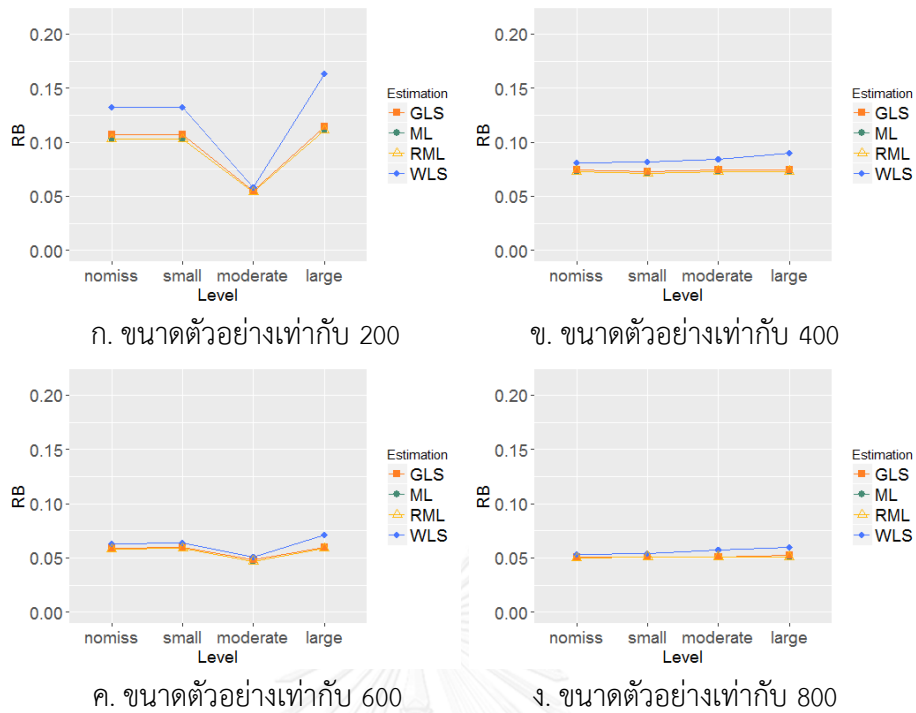
2.2.2 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.047 ถึง 0.151 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.048 ถึง 0.156 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.051 ถึง 0.191

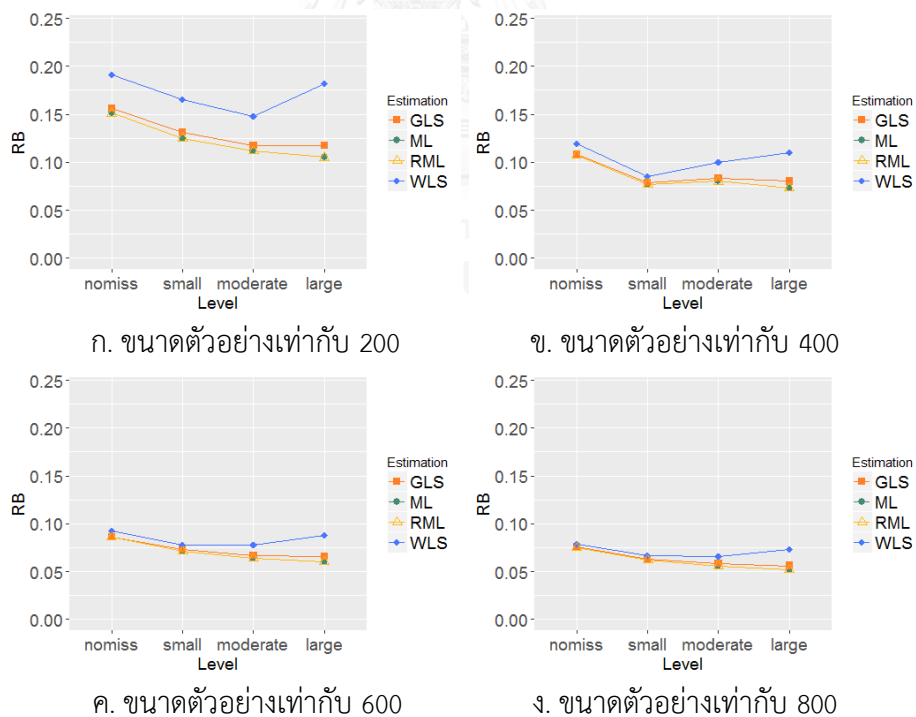
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 ทุกวิธีประมาณค่าจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น แต่ในโมเดลประชากรที่ 3 วิธี GLS และ WLS จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันสูงขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ส่วนวิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด (ตารางที่ 4.12 ภาพที่ 4.31 ถึง 4.33)

ตารางที่ 4.12 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

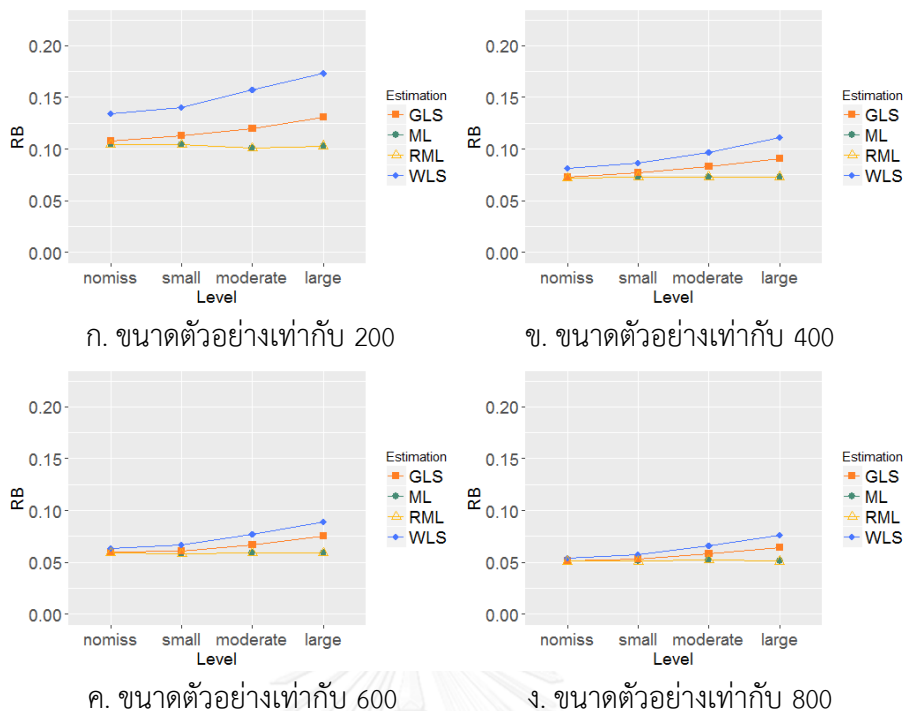
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.103	0.073	0.058	0.050	0.151	0.107	0.086	0.075	0.104	0.072	0.059	0.051
	RML	0.103	0.073	0.058	0.050	0.151	0.107	0.086	0.075	0.104	0.072	0.059	0.051
	GLS	0.107	0.074	0.059	0.051	0.156	0.108	0.086	0.076	0.108	0.073	0.060	0.051
	WLS	0.132	0.081	0.063	0.053	0.191	0.119	0.092	0.079	0.134	0.081	0.063	0.054
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.103	0.071	0.059	0.051	0.125	0.077	0.071	0.062	0.104	0.073	0.058	0.051
	RML	0.103	0.071	0.059	0.051	0.125	0.077	0.071	0.062	0.104	0.073	0.058	0.051
	GLS	0.107	0.073	0.06	0.051	0.131	0.079	0.073	0.063	0.113	0.077	0.061	0.053
	WLS	0.132	0.082	0.064	0.054	0.165	0.085	0.078	0.067	0.140	0.086	0.067	0.057
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.054	0.073	0.047	0.051	0.112	0.080	0.064	0.056	0.101	0.073	0.059	0.052
	RML	0.054	0.073	0.047	0.051	0.112	0.080	0.064	0.056	0.101	0.073	0.059	0.052
	GLS	0.055	0.074	0.048	0.051	0.117	0.083	0.067	0.058	0.120	0.083	0.067	0.058
	WLS	0.058	0.084	0.051	0.057	0.148	0.100	0.078	0.066	0.157	0.097	0.077	0.066
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.111	0.073	0.059	0.051	0.105	0.073	0.06	0.052	0.103	0.073	0.059	0.051
	RML	0.111	0.073	0.059	0.051	0.105	0.073	0.06	0.052	0.103	0.073	0.059	0.051
	GLS	0.114	0.074	0.060	0.052	0.117	0.080	0.066	0.056	0.131	0.091	0.075	0.064
	WLS	0.163	0.090	0.071	0.060	0.182	0.110	0.088	0.073	0.173	0.111	0.089	0.076



ภาพที่ 4.31 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.32 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.33 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

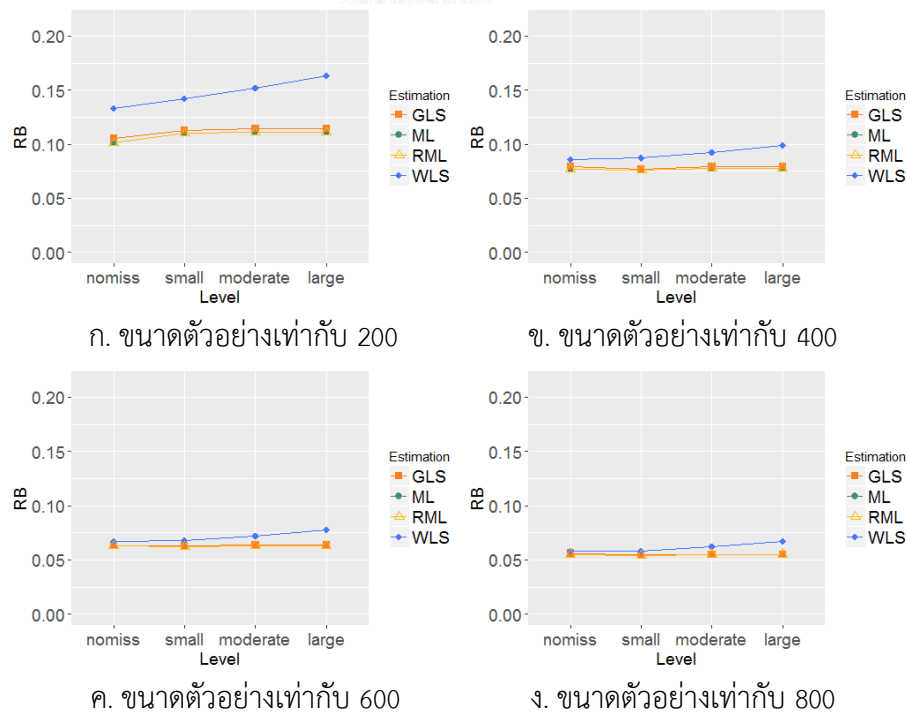
2.2.3 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมี สัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมี ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมี สัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.054 ถึง 0.151 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.055 ถึง 0.156 และวิธี WLS มี สัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.058 ถึง 0.204

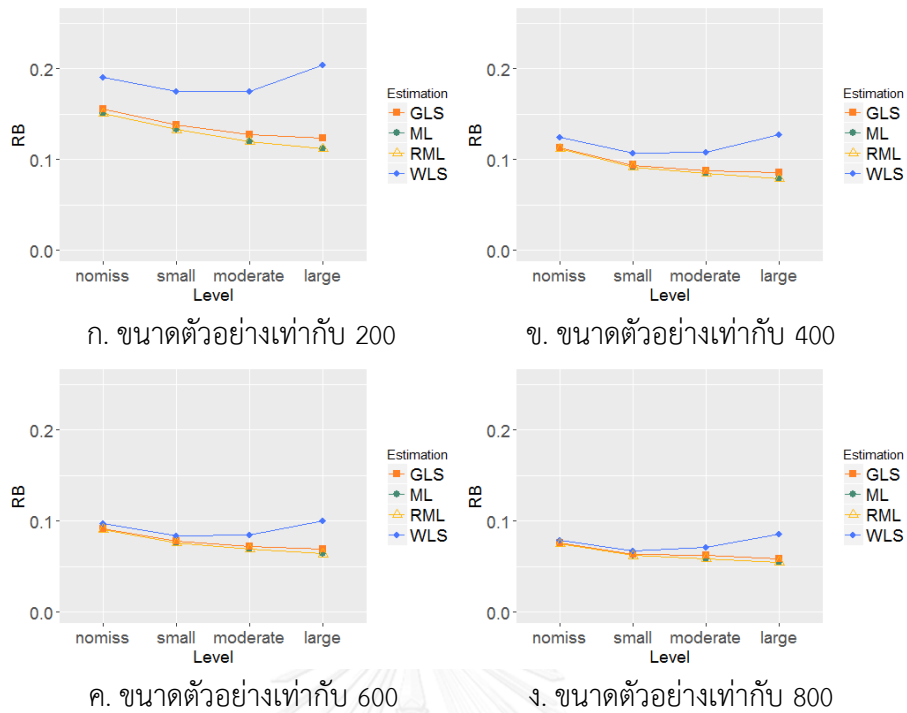
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 ทุกวิธีประมาณค่าจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันจะ ลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น แต่ในโมเดลประชากรที่ 3 วิธี GLS และ WLSจะมี สัมประสิทธิ์การแปรผันสูงขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ส่วนวิธี ML และ RML มี สัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด (ตารางที่ 4.13 ภาพที่ 4.34 ถึง 4.36)

ตารางที่ 4.13 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

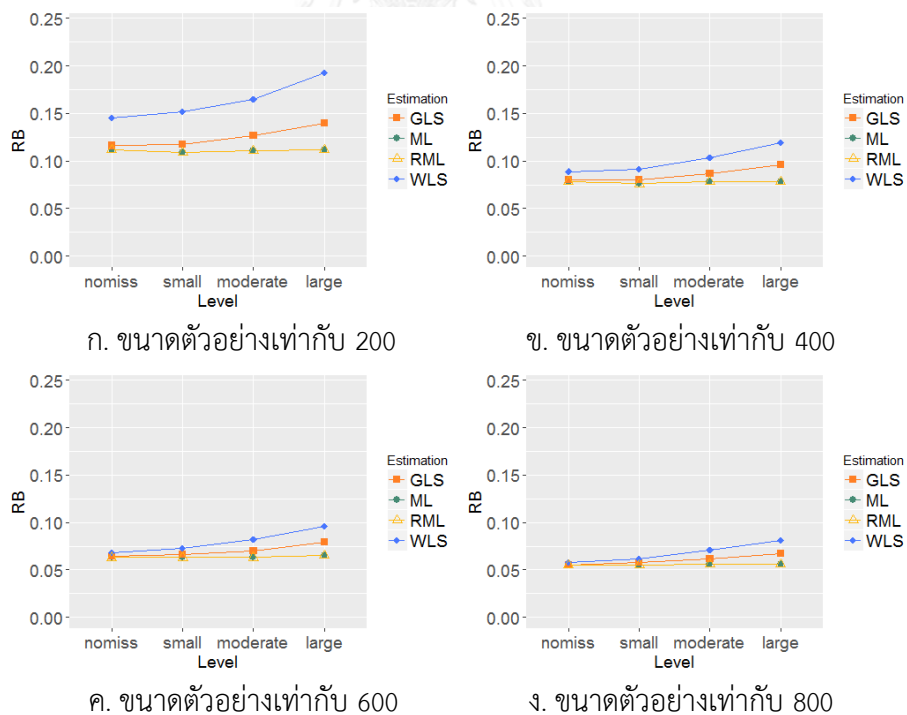
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.101	0.077	0.063	0.055	0.151	0.112	0.091	0.075	0.112	0.078	0.063	0.055
	RML	0.101	0.077	0.063	0.055	0.151	0.112	0.091	0.075	0.112	0.078	0.063	0.055
	GLS	0.105	0.079	0.063	0.056	0.156	0.113	0.092	0.076	0.116	0.080	0.064	0.055
	WLS	0.133	0.086	0.067	0.058	0.191	0.125	0.097	0.079	0.145	0.089	0.068	0.058
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.110	0.076	0.062	0.054	0.133	0.092	0.076	0.062	0.109	0.076	0.063	0.055
	RML	0.110	0.076	0.062	0.054	0.133	0.092	0.076	0.062	0.109	0.076	0.063	0.055
	GLS	0.113	0.077	0.063	0.055	0.138	0.094	0.078	0.063	0.117	0.080	0.066	0.058
	WLS	0.142	0.087	0.068	0.058	0.175	0.107	0.084	0.067	0.152	0.091	0.073	0.062
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.111	0.078	0.063	0.055	0.12	0.085	0.069	0.059	0.111	0.078	0.063	0.056
	RML	0.111	0.078	0.063	0.055	0.12	0.085	0.069	0.059	0.111	0.078	0.063	0.056
	GLS	0.114	0.079	0.064	0.055	0.128	0.088	0.072	0.062	0.127	0.087	0.070	0.062
	WLS	0.152	0.092	0.072	0.062	0.175	0.108	0.085	0.071	0.165	0.103	0.082	0.071
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.111	0.078	0.063	0.055	0.112	0.079	0.064	0.055	0.112	0.078	0.065	0.056
	RML	0.111	0.078	0.063	0.055	0.112	0.079	0.064	0.055	0.112	0.078	0.065	0.056
	GLS	0.114	0.079	0.064	0.055	0.124	0.086	0.069	0.059	0.140	0.096	0.079	0.067
	WLS	0.163	0.099	0.078	0.067	0.204	0.128	0.100	0.086	0.193	0.119	0.096	0.081



ภาพที่ 4.34 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.35 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.36 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบใน โมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

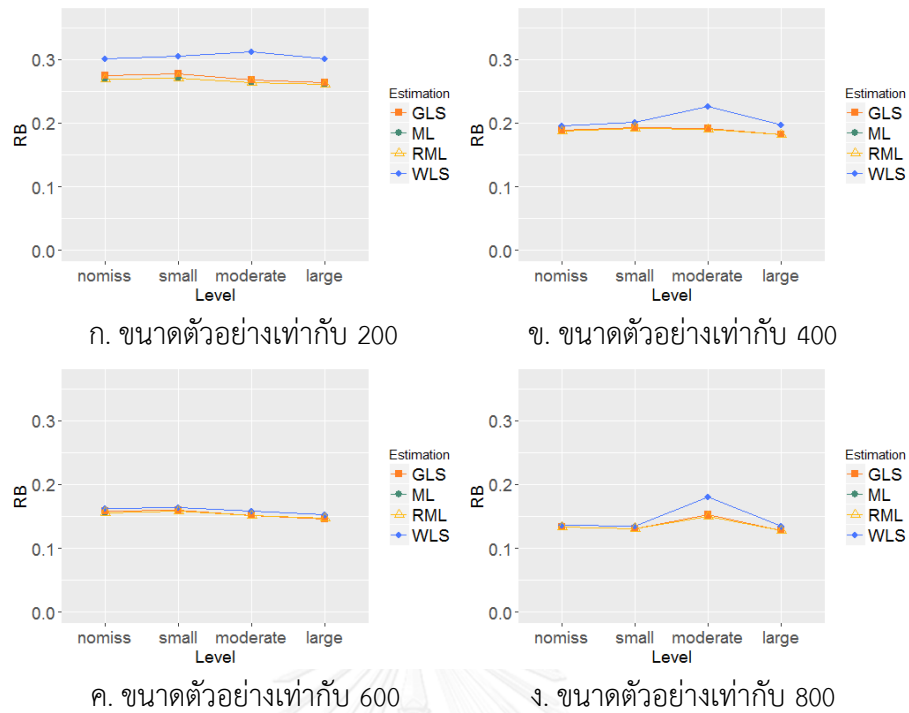
2.2.4 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML และ RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.094 ถึง 0.308 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.101 ถึง 0.313 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.093 ถึง 0.351

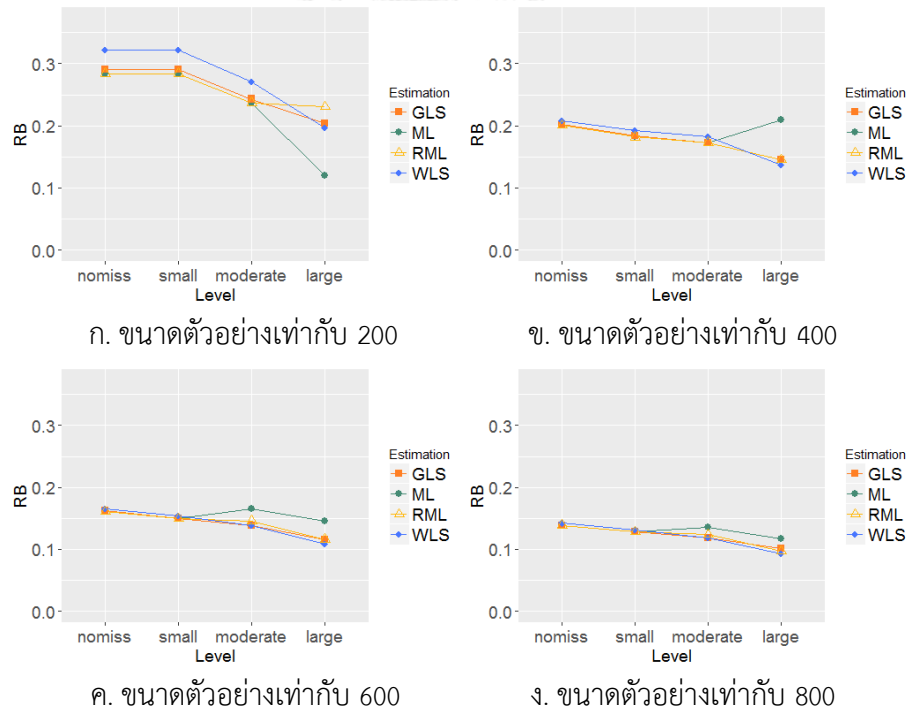
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 ทุกวิธีประมาณค่าจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันจะลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้นยกเว้นในกรณีที่โมเดลประชากรที่ 2 ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากในขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป วิธี ML ไม่มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลง และมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆ (ตารางที่ 4.14 ภาพที่ 4.37 ถึง 4.39)

ตารางที่ 4.14 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

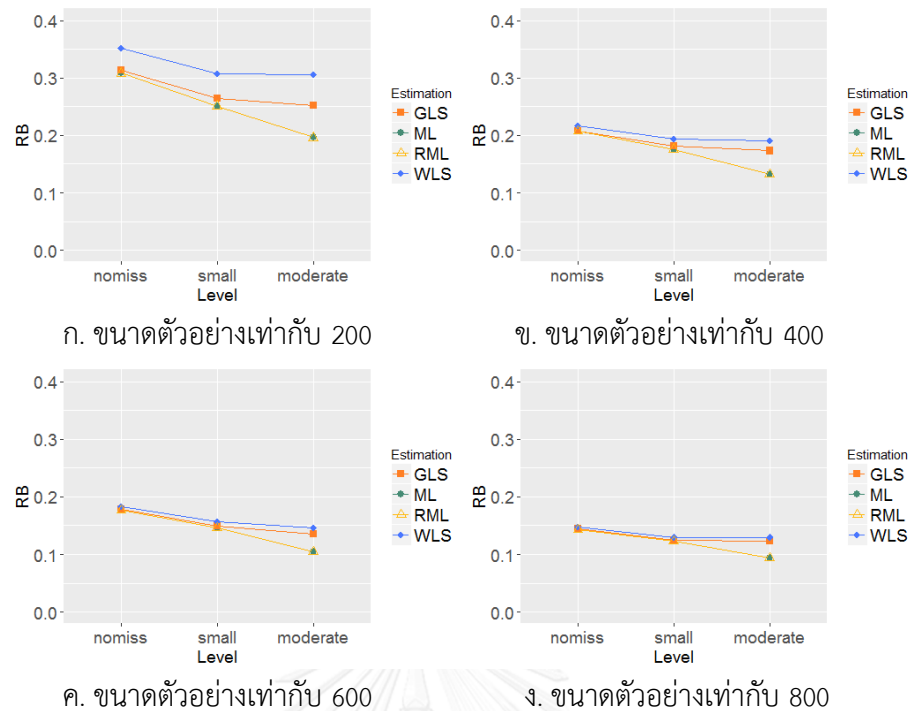
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.269	0.187	0.156	0.133	0.284	0.201	0.161	0.139	0.308	0.207	0.177	0.143
	RML	0.269	0.187	0.156	0.133	0.284	0.201	0.161	0.139	0.308	0.207	0.177	0.143
	GLS	0.274	0.189	0.158	0.133	0.291	0.202	0.162	0.139	0.313	0.208	0.178	0.144
	WLS	0.301	0.196	0.162	0.136	0.322	0.208	0.166	0.142	0.351	0.216	0.183	0.148
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.271	0.192	0.158	0.131	0.284	0.182	0.150	0.128	0.251	0.176	0.146	0.123
	RML	0.271	0.192	0.158	0.131	0.284	0.182	0.150	0.128	0.251	0.176	0.146	0.123
	GLS	0.277	0.193	0.159	0.131	0.291	0.184	0.150	0.129	0.264	0.181	0.149	0.125
	WLS	0.305	0.201	0.164	0.135	0.322	0.193	0.154	0.132	0.307	0.193	0.157	0.13
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.264	0.190	0.151	0.150	0.237	0.173	0.166	0.136	0.196	0.132	0.105	0.094
	RML	0.264	0.190	0.151	0.150	0.237	0.173	0.146	0.124	0.196	0.132	0.105	0.094
	GLS	0.268	0.192	0.151	0.152	0.243	0.173	0.139	0.119	0.252	0.173	0.135	0.123
	WLS	0.312	0.226	0.158	0.181	0.271	0.182	0.139	0.119	0.306	0.191	0.146	0.130
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.261	0.182	0.147	0.128	0.12	0.209	0.145	0.117	-	-	-	-
	RML	0.261	0.182	0.147	0.128	0.231	0.145	0.116	0.097	-	-	-	-
	GLS	0.264	0.182	0.146	0.128	0.204	0.146	0.115	0.101	-	-	-	-
	WLS	0.301	0.197	0.152	0.134	0.197	0.137	0.109	0.093	-	-	-	-



ภาพที่ 4.37 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.38 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.39 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

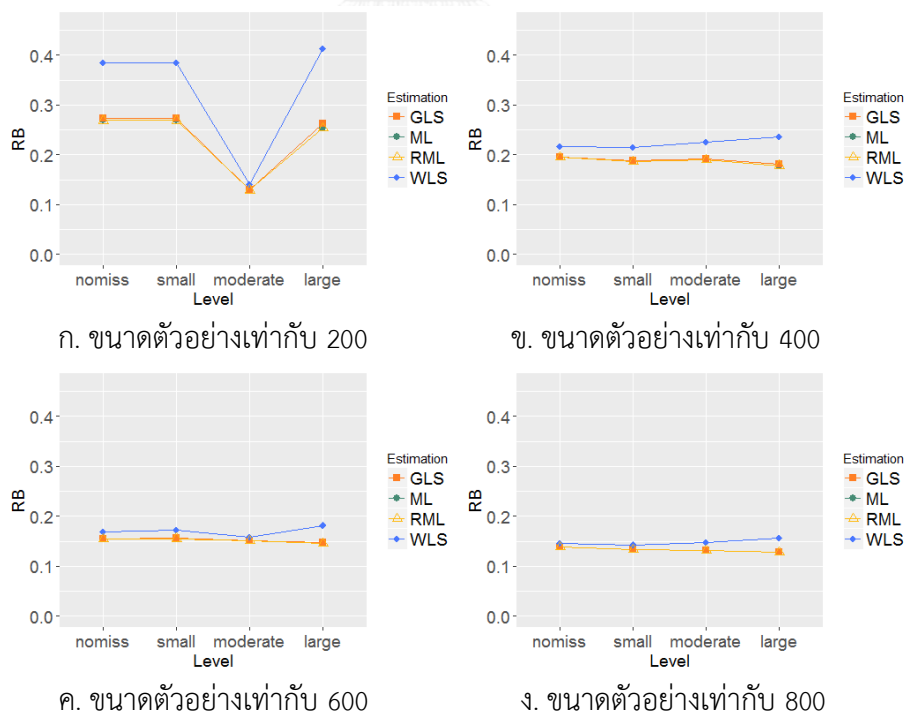
2.2.5 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.097 ถึง 0.302 วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.097 ถึง 0.382 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.099 ถึง 0.307 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.093 ถึง 0.420

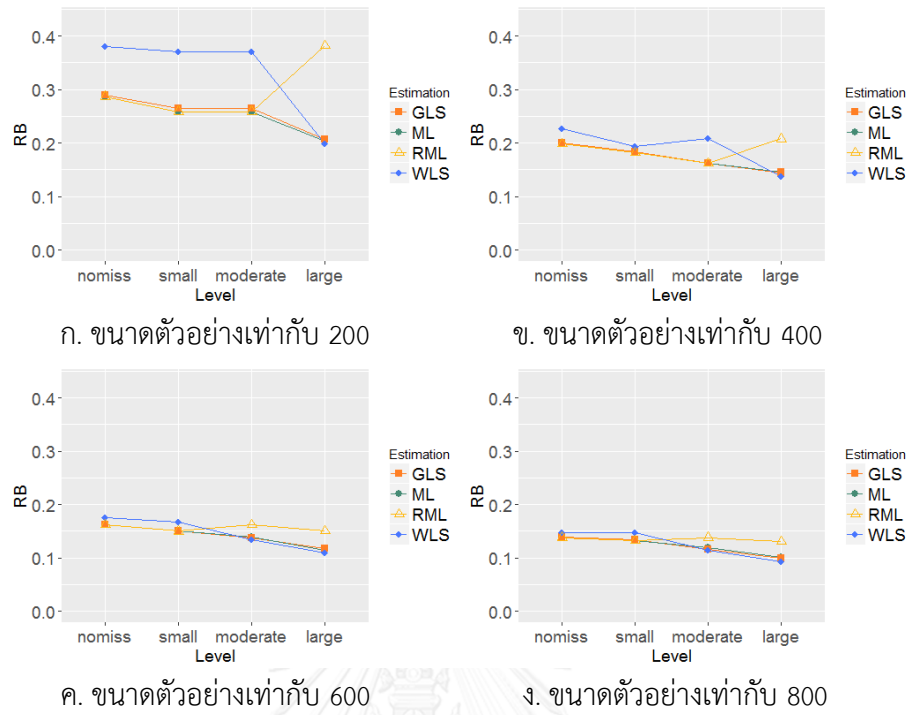
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 ทุกวิธีประมาณค่าจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันจะลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ยกเว้นวิธี RML จะมีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากขึ้นในโมเดลประชากรที่ 2 ที่ระบุผิดพลาดระดับมาก แต่ยังคงมีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกับวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 600 ขึ้นไป (ตารางที่ 4.15 ภาพที่ 4.40 ถึง 4.42)

ตารางที่ 4.15 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

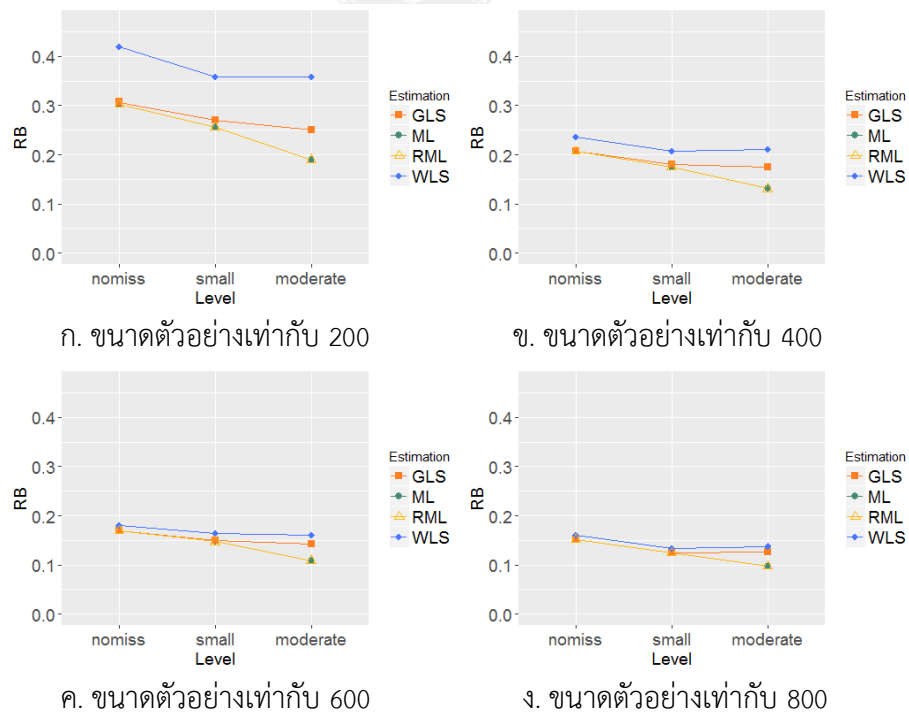
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.269	0.195	0.154	0.138	0.287	0.199	0.162	0.138	0.302	0.207	0.169	0.152
	RML	0.269	0.195	0.154	0.138	0.287	0.199	0.162	0.138	0.302	0.207	0.169	0.152
	GLS	0.274	0.195	0.154	0.138	0.289	0.200	0.163	0.139	0.307	0.208	0.169	0.152
	WLS	0.385	0.216	0.168	0.145	0.381	0.227	0.176	0.147	0.420	0.236	0.181	0.160
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.269	0.186	0.155	0.133	0.259	0.182	0.150	0.133	0.256	0.175	0.147	0.124
	RML	0.269	0.186	0.155	0.133	0.259	0.182	0.150	0.133	0.256	0.175	0.147	0.124
	GLS	0.274	0.188	0.156	0.133	0.265	0.184	0.151	0.134	0.270	0.181	0.149	0.125
	WLS	0.385	0.215	0.172	0.143	0.370	0.193	0.168	0.147	0.358	0.207	0.164	0.134
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.129	0.190	0.151	0.131	0.259	0.162	0.139	0.119	0.19	0.131	0.109	0.097
	RML	0.129	0.190	0.151	0.131	0.259	0.162	0.162	0.138	0.19	0.131	0.109	0.097
	GLS	0.129	0.192	0.151	0.132	0.265	0.162	0.137	0.116	0.250	0.175	0.142	0.126
	WLS	0.141	0.226	0.158	0.148	0.37	0.208	0.135	0.115	0.359	0.210	0.161	0.138
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.254	0.178	0.146	0.128	0.204	0.146	0.115	0.101	-	-	-	-
	RML	0.254	0.178	0.146	0.128	0.382	0.208	0.151	0.131	-	-	-	-
	GLS	0.262	0.181	0.147	0.128	0.207	0.145	0.118	0.099	-	-	-	-
	WLS	0.413	0.236	0.182	0.156	0.198	0.137	0.110	0.093	-	-	-	-



ภาพที่ 4.40 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.41 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.42 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

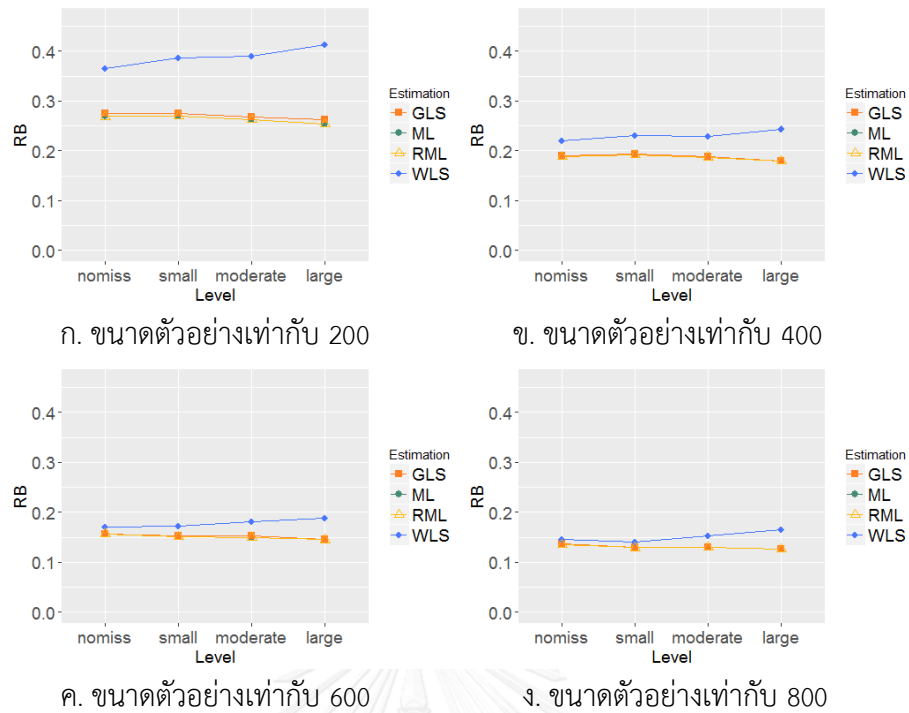
2.2.6 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 แต่เมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.095 ถึง 0.310 วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.095 ถึง 0.402 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.103 ถึง 0.315 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.098 ถึง 0.427

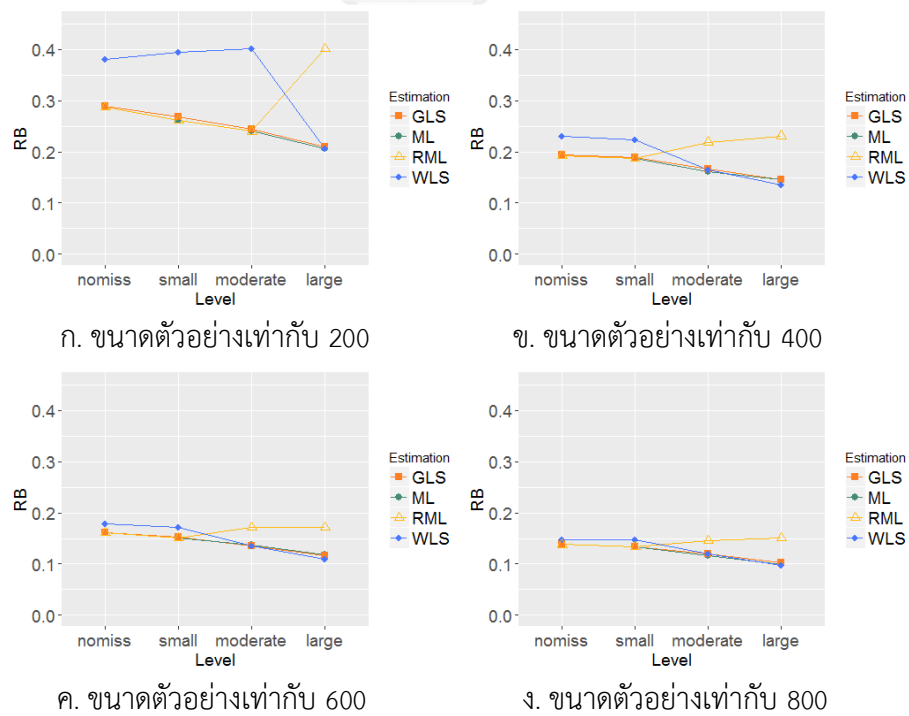
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 ทุกวิธีประมาณค่าจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันจะลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดสูงขึ้น ยกเว้นวิธี RML จะมีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากขึ้นในโมเดลประชากรที่ 2 ที่ระบุผิดพลาดระดับมาก แต่ยังคงมีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกับวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 600 ขึ้นไป (ตารางที่ 4.16 ภาพที่ 4.43 ถึง 4.45)

ตารางที่ 4.16 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

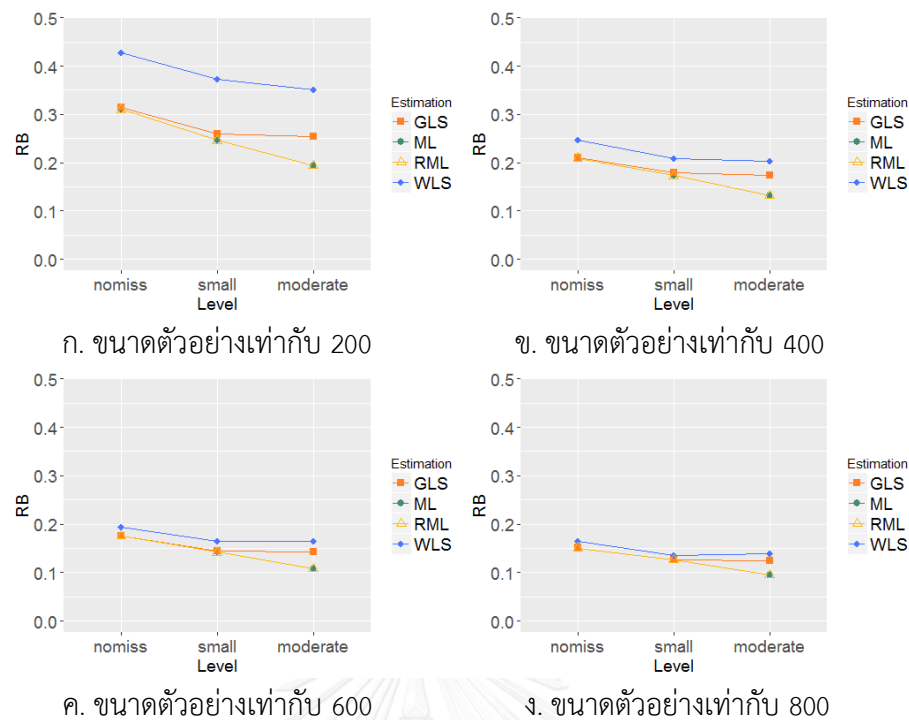
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.269	0.188	0.157	0.135	0.287	0.192	0.161	0.138	0.310	0.209	0.175	0.151
	RML	0.269	0.188	0.157	0.135	0.287	0.192	0.161	0.138	0.310	0.209	0.175	0.151
	GLS	0.275	0.190	0.157	0.136	0.289	0.194	0.162	0.139	0.315	0.210	0.176	0.151
	WLS	0.366	0.220	0.171	0.145	0.381	0.230	0.178	0.147	0.427	0.247	0.194	0.164
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.270	0.192	0.151	0.129	0.261	0.187	0.151	0.133	0.246	0.173	0.142	0.126
	RML	0.270	0.192	0.151	0.129	0.261	0.187	0.151	0.133	0.246	0.173	0.142	0.126
	GLS	0.275	0.193	0.152	0.129	0.268	0.189	0.152	0.134	0.259	0.179	0.145	0.127
	WLS	0.387	0.231	0.173	0.141	0.394	0.224	0.171	0.147	0.372	0.208	0.164	0.136
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.262	0.187	0.150	0.130	0.240	0.162	0.137	0.116	0.194	0.132	0.108	0.095
	RML	0.262	0.187	0.150	0.130	0.240	0.219	0.172	0.146	0.194	0.132	0.108	0.095
	GLS	0.268	0.188	0.152	0.130	0.245	0.166	0.136	0.120	0.254	0.173	0.142	0.124
	WLS	0.39	0.229	0.181	0.152	0.401	0.165	0.136	0.119	0.351	0.203	0.164	0.14
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.254	0.179	0.145	0.126	0.207	0.145	0.118	0.099	-	-	-	-
	RML	0.254	0.179	0.145	0.126	0.402	0.231	0.172	0.151	-	-	-	-
	GLS	0.262	0.180	0.145	0.126	0.209	0.145	0.117	0.103	-	-	-	-
	WLS	0.413	0.244	0.189	0.165	0.206	0.135	0.109	0.098	-	-	-	-



ภาพที่ 4.43 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.44 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2



ภาพที่ 4.45 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

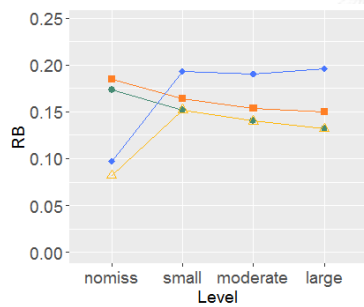
2.2.7 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 1 แต่วิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 โดยเมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.065 ถึง 0.173 วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.041 ถึง 0.152 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.066 ถึง 0.185 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.042 ถึง 0.196

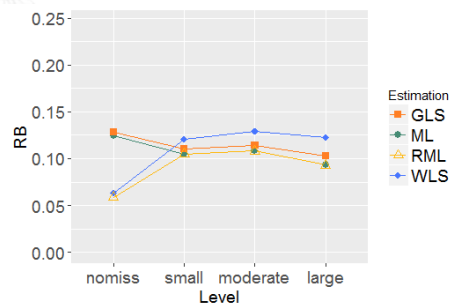
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 วิธี ML และ GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด แต่วิธี WLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้นในโมเดลประชากรที่ 2 และวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ส่วนวิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 3 (ตารางที่ 4.17 ภาพที่ 4.46 ถึง 4.48)

ตารางที่ 4.17 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

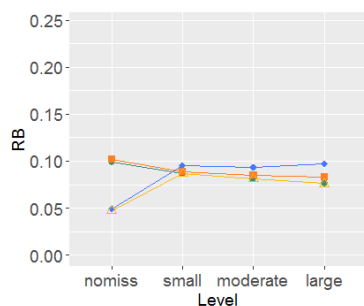
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.173	0.124	0.099	0.086	0.133	0.094	0.076	0.065	0.133	0.093	0.077	0.066
	RML	0.082	0.059	0.047	0.041	0.083	0.095	0.077	0.066	0.083	0.059	0.048	0.041
	GLS	0.185	0.128	0.102	0.088	0.143	0.097	0.078	0.066	0.143	0.097	0.078	0.067
	WLS	0.097	0.063	0.049	0.042	0.098	0.104	0.082	0.069	0.098	0.063	0.05	0.043
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.152	0.105	0.087	0.076	0.133	0.092	0.076	0.066	0.133	0.093	0.075	0.066
	RML	0.152	0.105	0.087	0.076	0.109	0.077	0.062	0.054	0.083	0.058	0.047	0.041
	GLS	0.164	0.110	0.089	0.078	0.142	0.097	0.078	0.068	0.143	0.096	0.077	0.068
	WLS	0.193	0.121	0.095	0.082	0.13	0.085	0.066	0.057	0.105	0.067	0.052	0.045
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.140	0.108	0.081	0.096	0.135	0.093	0.076	0.066	0.132	0.095	0.075	0.066
	RML	0.140	0.108	0.081	0.096	0.093	0.066	0.053	0.046	0.083	0.058	0.048	0.041
	GLS	0.154	0.114	0.085	0.099	0.146	0.098	0.078	0.067	0.143	0.099	0.078	0.067
	WLS	0.190	0.129	0.093	0.110	0.118	0.076	0.06	0.051	0.118	0.076	0.060	0.051
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.132	0.093	0.076	0.066	0.136	0.096	0.078	0.067	0.134	0.095	0.077	0.066
	RML	0.132	0.093	0.076	0.066	0.084	0.059	0.048	0.042	0.083	0.059	0.048	0.041
	GLS	0.150	0.103	0.083	0.072	0.149	0.101	0.081	0.069	0.146	0.100	0.080	0.068
	WLS	0.196	0.123	0.097	0.083	0.113	0.072	0.058	0.049	0.137	0.089	0.069	0.059



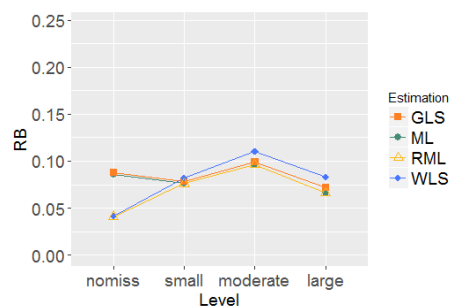
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400

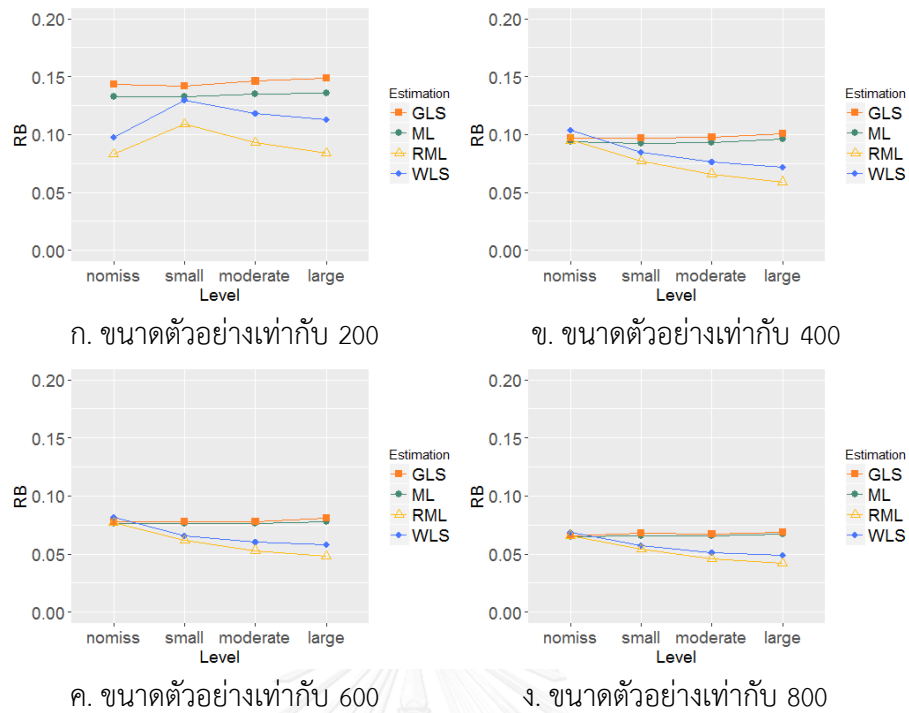


ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600

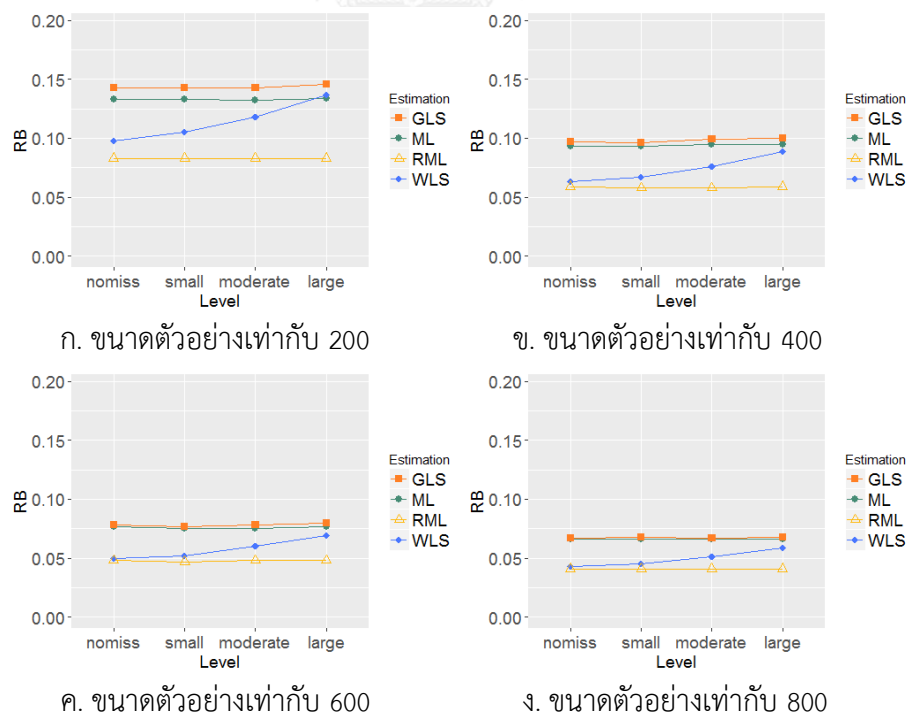


ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

ภาพที่ 4.46 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.47 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1



ภาพที่ 4.48 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1

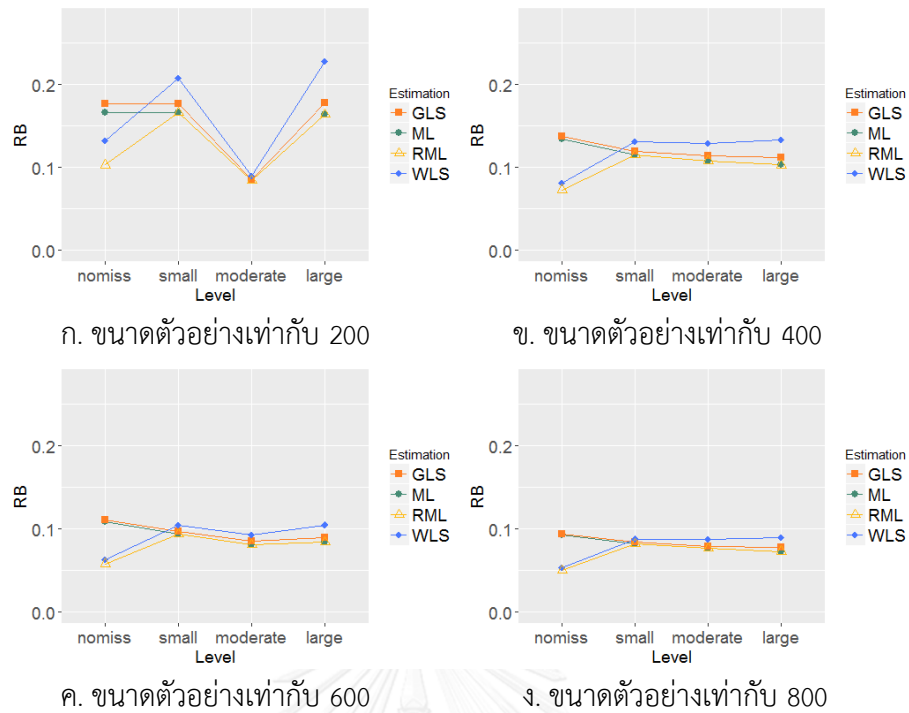
2.2.8 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 โดยเมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธีประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.073 ถึง 0.166 วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.050 ถึง 0.166 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.074 ถึง 0.178 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.053 ถึง 0.228

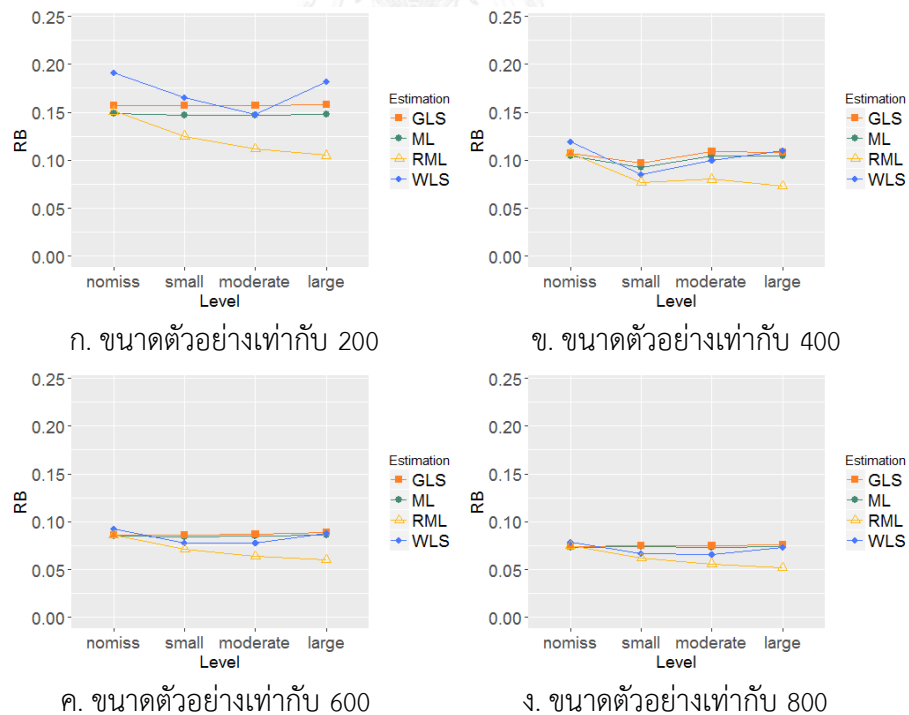
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 วิธี ML และ GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด แต่วิธี WLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้นในโมเดลประชากรที่ 2 และวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ส่วนวิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 3 (ตารางที่ 4.18 ภาพที่ 4.49 ถึง 4.51)

ตารางที่ 4.18 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

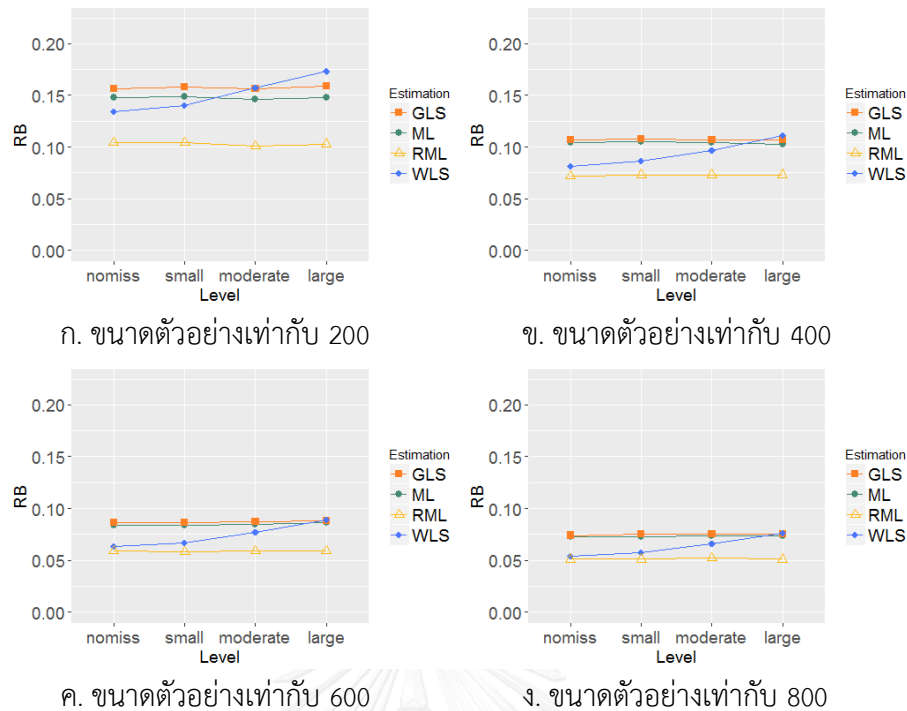
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.166	0.134	0.109	0.093	0.149	0.104	0.085	0.073	0.148	0.104	0.084	0.073
	RML	0.103	0.073	0.058	0.050	0.151	0.107	0.086	0.075	0.104	0.072	0.059	0.051
	GLS	0.177	0.137	0.111	0.094	0.157	0.107	0.086	0.074	0.156	0.107	0.086	0.074
	WLS	0.132	0.081	0.063	0.053	0.191	0.119	0.092	0.079	0.134	0.081	0.063	0.054
โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย (RMSEA=0.02)	ML	0.166	0.115	0.094	0.082	0.147	0.092	0.084	0.074	0.149	0.105	0.084	0.073
	RML	0.166	0.115	0.094	0.082	0.125	0.077	0.071	0.062	0.104	0.073	0.058	0.051
	GLS	0.177	0.119	0.097	0.084	0.157	0.097	0.086	0.075	0.158	0.108	0.086	0.075
	WLS	0.208	0.131	0.104	0.088	0.165	0.085	0.078	0.067	0.140	0.086	0.067	0.057
โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.084	0.108	0.081	0.077	0.147	0.104	0.085	0.073	0.146	0.104	0.085	0.074
	RML	0.084	0.108	0.081	0.077	0.112	0.080	0.064	0.056	0.101	0.073	0.059	0.052
	GLS	0.085	0.114	0.085	0.079	0.157	0.109	0.087	0.075	0.156	0.107	0.087	0.075
	WLS	0.090	0.129	0.093	0.087	0.148	0.100	0.078	0.066	0.157	0.097	0.077	0.066
โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก (RMSEA=0.06)	ML	0.164	0.103	0.084	0.073	0.148	0.104	0.086	0.074	0.148	0.103	0.086	0.074
	RML	0.164	0.103	0.084	0.073	0.105	0.073	0.060	0.052	0.103	0.073	0.059	0.051
	GLS	0.178	0.112	0.090	0.078	0.158	0.108	0.089	0.076	0.159	0.107	0.088	0.075
	WLS	0.228	0.133	0.105	0.090	0.182	0.110	0.088	0.073	0.173	0.111	0.089	0.076



ภาพที่ 4.49 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.50 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



ภาพที่ 4.51 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

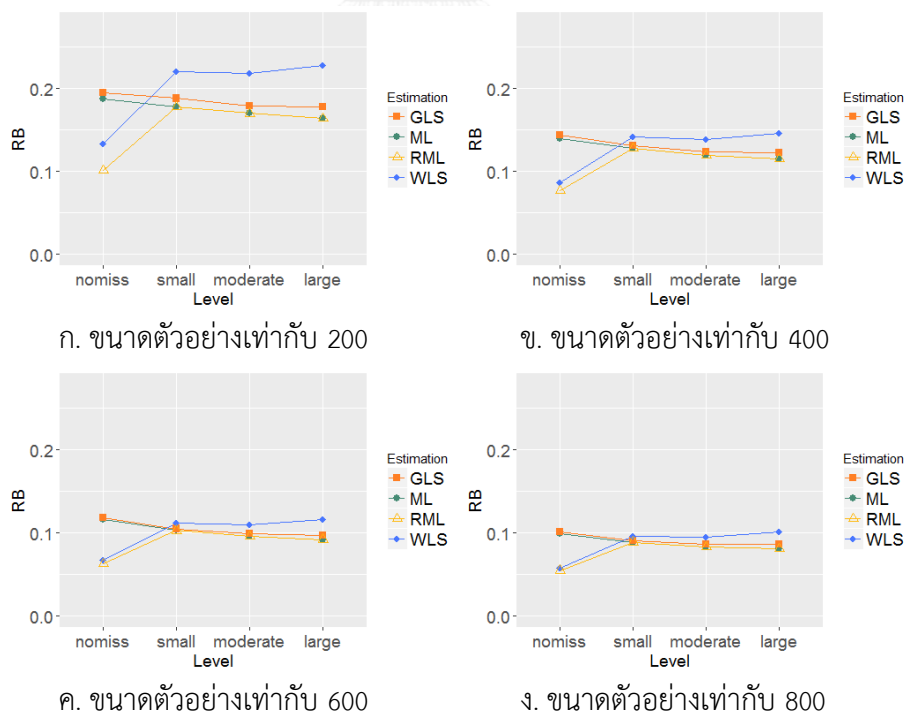
2.2.9 สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2

การประมาณค่าด้วยวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าวิธีอื่นๆเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 โดยเมื่อมีขนาดตัวอย่างมากขึ้น ทั้ง 4 วิธี ประมาณค่าจะมีแนวโน้มจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันใกล้เคียงกัน โดยที่วิธี ML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.073 ถึง 0.187 วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.055 ถึง 0.178 วิธี GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.074 ถึง 0.195 และวิธี WLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันอยู่ในช่วง 0.058 ถึง 0.228

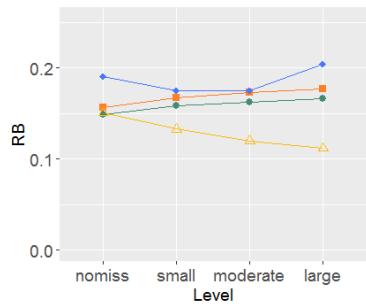
การประมาณค่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 วิธี ML และ GLS มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด แต่วิธี WLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลงเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น แต่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมากในโมเดลประชากรที่ 2 และวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น ส่วนวิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ใกล้เคียงกันทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาดในโมเดลประชากรที่ 3 (ตารางที่ 4.19 และภาพที่ 4.52 ถึง 4.54)

ตารางที่ 4.19 สัมประสิทธิ์การแปรผันของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนเมื่อมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 ที่มีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับต่าง ๆ

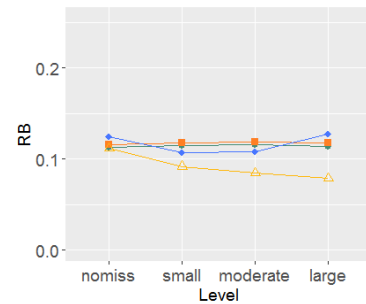
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โมเดลระบุไม่ ผิดพลาด (RMSEA=0)	ML	0.187	0.14	0.116	0.099	0.149	0.113	0.093	0.073	0.164	0.115	0.093	0.080
	RML	0.101	0.077	0.063	0.055	0.151	0.112	0.091	0.075	0.112	0.078	0.063	0.055
	GLS	0.195	0.144	0.118	0.101	0.157	0.116	0.094	0.074	0.172	0.118	0.094	0.081
	WLS	0.133	0.086	0.067	0.058	0.191	0.125	0.097	0.079	0.145	0.089	0.068	0.058
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ น้อย (RMSEA= 0.02)	ML	0.178	0.128	0.103	0.089	0.159	0.115	0.093	0.074	0.162	0.115	0.093	0.080
	RML	0.178	0.128	0.103	0.089	0.133	0.092	0.076	0.062	0.109	0.076	0.063	0.055
	GLS	0.188	0.131	0.105	0.091	0.167	0.118	0.095	0.075	0.172	0.118	0.095	0.081
	WLS	0.220	0.142	0.112	0.096	0.175	0.107	0.084	0.067	0.152	0.091	0.073	0.062
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ ปานกลาง (RMSEA=0.04)	ML	0.170	0.119	0.096	0.083	0.163	0.116	0.092	0.081	0.161	0.114	0.094	0.080
	RML	0.170	0.119	0.096	0.083	0.120	0.085	0.069	0.059	0.111	0.078	0.063	0.056
	GLS	0.179	0.124	0.099	0.086	0.173	0.119	0.094	0.083	0.172	0.117	0.096	0.082
	WLS	0.218	0.139	0.110	0.095	0.175	0.108	0.085	0.071	0.165	0.103	0.082	0.071
โมเดลระบุ ผิดพลาดระดับ มาก (RMSEA= 0.06)	ML	0.164	0.115	0.092	0.081	0.166	0.114	0.093	0.081	0.164	0.116	0.094	0.082
	RML	0.164	0.115	0.092	0.081	0.112	0.079	0.064	0.055	0.112	0.078	0.065	0.056
	GLS	0.178	0.123	0.097	0.086	0.177	0.118	0.096	0.083	0.173	0.119	0.095	0.083
	WLS	0.228	0.146	0.116	0.101	0.204	0.128	0.100	0.086	0.193	0.119	0.096	0.081



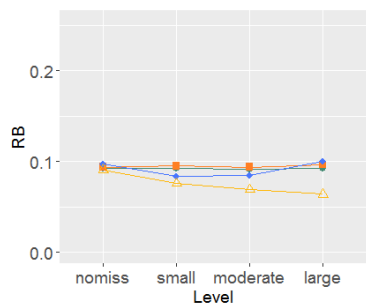
ภาพที่ 4.52 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1



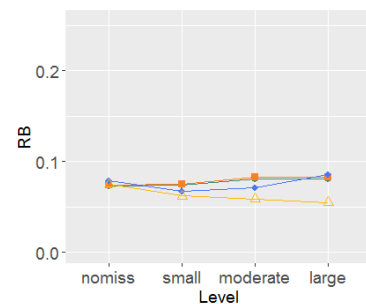
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400

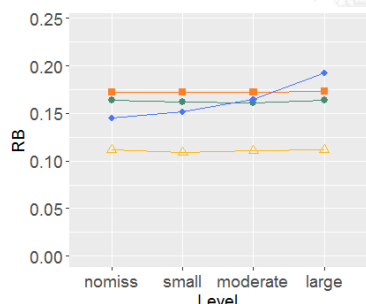


ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600

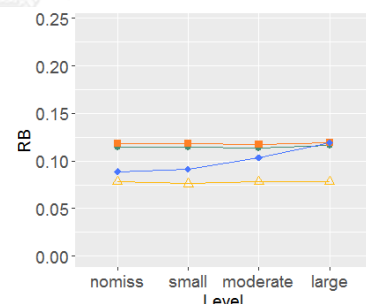


ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

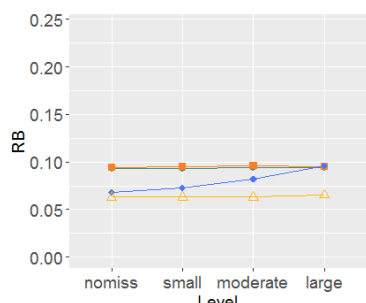
ภาพที่ 4.53 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 2 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1



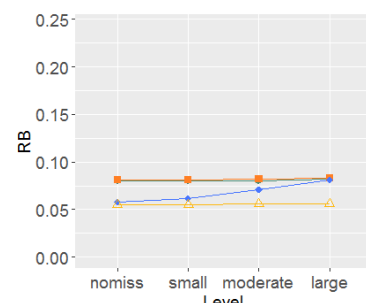
ก. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200



ข. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400



ค. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600



ง. ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800

ภาพที่ 4.54 แสดงการเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์การแปรผัน ของพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม ระหว่างความคลาดเคลื่อนในโมเดลประชากรที่ 3 ที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1

จากตารางที่ 4.20 พบว่า ในเงื่อนไขการศึกษาทั้งหมด 420 กรณี วิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ในการประมาณค่าน้อยกว่าวิธี WLS และ GLS ถึง 393 กรณี (ร้อยละ 93.57) และวิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าวิธี ML GLS และ WLS ถึง 391 กรณี (ร้อยละ 93.10) ดังนั้นในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี RML จะได้ค่าประมาณที่ความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าวิธีอื่นๆ

ตารางที่ 4.20 จำนวนและร้อยละเงื่อนไขการศึกษาของแต่ละวิธีประมาณค่าที่มีความเอนเอียงสัมพัทธ์และสัมประสิทธิ์การแปรผันต่ำที่สุด

วิธีประมาณค่า	RB	MCSE
ML	393 (93.57)	304 (71.38)
GLS	4 (0.95)	38 (9.05)
WLS	24 (5.71)	16 (3.81)
RML	393 (93.57)	391 (93.10)

*หมายเหตุ มีบางกรณีที่วิธี ML และ RML มีประสิทธิภาพดีที่สุดเท่ากัน

2.2 การวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อเปรียบเทียบค่าความไวของความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผัน จำแนกตามปัจจัย

จากตารางที่ 4.21 พบว่าทุกปัจจัยยกเว้นปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลมีนัยสำคัญต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ โดยที่ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ในระดับมาก ($\eta^2 = .227$, p-value=.000) ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .122$, p-value=.000) วิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .118$, p-value=.000) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .115$, p-value=.000) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ระดับปานกลาง และปัจจัยขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .010$, p-value=.001) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ระดับน้อย ส่วนปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ไม่ส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์อย่างมีนัยสำคัญ ($\eta^2 = .001$, p-value=.582)

ในส่วนของสัมประสิทธิ์การแปรผัน พบว่ามีนัยสำคัญทุกปัจจัย โดยที่ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .747$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .645$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับมาก ปัจจัยวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .120$, p-value=.000) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .062$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันระดับ

ปานกลาง ปัจจัยการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .030$, p-value=.000) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .010$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันระดับน้อย

ตารางที่ 4.21 การวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อเปรียบเทียบค่าความไวของความเอนเอียงสัมพัทธ์และสัมประสิทธิ์การแปรผัน จำแนกตามปัจจัย

ปัจจัย	ความเอนเอียงสัมพัทธ์		สัมประสิทธิ์การแปรผัน	
	p-value	Partial Eta Squared	p-value	Partial Eta Squared
ประเภทของโมเดล	.000	.115	.000	.010
ประเภทของพารามิเตอร์	.000	.122	.000	.747
ขนาดตัวอย่าง	.001	.010	.000	.645
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.227	.000	.030
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.582	.001	.000	.062
วิธีประมาณค่า	.000	.118	.000	.120

จากตารางที่ 4.22 และ 4.23 เปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี ML และ RML พบว่าวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกัน โดยที่ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .195$, p-value=.000) ประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .187$, p-value=.000) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .156$, p-value=.000) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ในระดับมาก ส่วนปัจจัยขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .000$, p-value=1) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .000$, p-value=.998) ไม่ส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์อย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.859) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน (p-value=.000) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบมีความเอน

เอียงสัมพันธ์ไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.863$) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400, 600 และ 800 มีความเอนเอียงสัมพันธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับมาก จะมีความเอนเอียงสัมพันธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลาง น้อย และโมเดลระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลาง น้อย และโมเดลระบุไม่ผิดพลาด จะมีความเอนเอียงสัมพันธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (ระดับน้อยกับระบุไม่ผิดพลาด $p\text{-value}=.052$, ระดับปานกลางกับระบุไม่ผิดพลาด $p\text{-value}=.070$, ระดับปานกลางกับระดับน้อย $p\text{-value}=.999$) (5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1, 1 และ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพันธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (-1 กับ 1 $p\text{-value}=1.000$, 2 กับ -1 $p\text{-value}=1.000$, 2 กับ 1 $p\text{-value}=.998$)



ตารางที่ 4.22 การเปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี ML

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .156$ p-value=.000	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.003	.859
		โมเดลประชากรที่ 1	.048*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.051*	.000
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .187$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.049*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.052*	.000
	น้ำหนักองค์ประกอบ	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.003	.863
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .000$ p-value=1.000	200	400	.001	1.000
		600	.000	1.000
		800	.001	1.000
	400	600	.000	1.000
		800	.000	1.000
		800	.000	1.000
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .195$ p-value=.000	ระดับน้อย	ระบุไม่ผิดพลาด	.020	.052
		ระบุไม่ผิดพลาด	.019	.070
	ระดับปานกลาง	ระดับน้อย	.000	.999
		ระบุไม่ผิดพลาด	.067*	.000
	ระดับมาก	ระดับน้อย	.048*	.000
		ระดับปานกลาง	.048*	.000
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .000$ p-value=.998	-1	1	.000	1.000
		-1	.000	1.000
	2	1	.000	.998

ตารางที่ 4.23 การเปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี RML

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .156$ p-value=.000	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.003	.859
		โมเดลประชากรที่ 1	.048*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.051*	.000
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .187$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.049*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.052*	.000
	น้ำหนักองค์ประกอบ	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.003	.863
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .000$ p-value=1.000	200	400	.001	1.000
		600	.000	1.000
		800	.001	1.000
	400	600	.000	1.000
		800	.000	1.000
		800	.000	1.000
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .195$ p-value=.000	ระดับน้อย	ระบุไม่ผิดพลาด	.020	.052
		ระบุไม่ผิดพลาด	.019	.070
	ระดับปานกลาง	ระดับน้อย	.000	.999
		ระบุไม่ผิดพลาด	.067*	.000
	ระดับมาก	ระดับน้อย	.048*	.000
		ระดับปานกลาง	.048*	.000
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .000$ p-value=.998	-1	1	.000	1.000
		-1	.000	1.000
	2	1	.000	.998

จากตารางที่ 4.24 เปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี GLS พบว่า ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .282$, $p\text{-value} = .000$) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ในระดับมาก ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .131$, $p\text{-value} = .000$) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .120$, $p\text{-value} = .000$) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ในระดับปานกลาง และปัจจัยขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .020$, $p\text{-value} = .038$) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ระดับน้อย ส่วนปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .000$, $p\text{-value} = .987$) ไม่ส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์อย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value} = .000$) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value} = .077$) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน ($p\text{-value} = .000$) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value} = .229$) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400, 600 และ 800 มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (200 กับ 400 $p\text{-value} = .444$, 200 กับ 600 $p\text{-value} = .144$, 200 กับ 800 $p\text{-value} = .068$, 400 กับ 600 $p\text{-value} = .923$, 400 กับ 800 $p\text{-value} = .781$, 600 กับ 800 $p\text{-value} = .989$) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับมาก จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลาง น้อย และโมเดลระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value} = .000$) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value} = .000$) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย และโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อยกับโมเดลระบุไม่ผิดพลาด จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (ระดับน้อยกับระบุไม่ผิดพลาด $p\text{-value} = .127$, ระดับปานกลางกับระดับน้อย $p\text{-value} = .130$) (5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1, 1 และ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (-1 กับ 1 $p\text{-value} = .994$, 2 กับ -1 $p\text{-value} = .999$, 2 กับ 1 $p\text{-value} = .988$)

ตารางที่ 4.24 การเปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี GLS

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .120$ p-value=.000	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 1	.066*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.045*	.000
	โมเดลประชากรที่ 3	โมเดลประชากรที่ 1	.020	.077
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .131$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.061*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.046*	.000
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.015	.229
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .020$ p-value=.038	200	400	.017	.444
		600	.024	.144
		800	.028	.068
	400	600	.007	.923
		800	.011	.781
		800	.004	.989
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .282$ p-value=.000	ระดับน้อย	ระบุไม่ผิดพลาด	.024	.127
		ระบุไม่ผิดพลาด	.049*	.000
	ระดับปานกลาง	ระดับน้อย	.024	.130
		ระบุไม่ผิดพลาด	.122*	.000
		ระดับน้อย	.098*	.000
ระดับมาก	ระดับปานกลาง	.073*	.000	
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .000$ p-value=.987	-1	1	.001	.994
		-1	.000	.999
	2	1	.001	.988

จากตารางที่ 4.25 เปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี WLS พบว่า ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .274$, p-value=.000) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ในระดับมาก ปัจจัยประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .103$, p-value=.000) และประเภทพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .075$, p-value=.000) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ระดับปานกลาง และปัจจัยขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .037$, p-value=.001) มีความไวต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์ระดับน้อย ส่วนปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .007$, p-value=.251) ไม่ส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์อย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.074) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน (p-value=.000, p-value=.011) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.148) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.019, p-value=.005) ส่วนขนาดตัวอย่างอื่นๆมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (200 กับ 400 p-value=.140, 400 กับ 600 p-value=.876, 400 กับ 800 p-value=.648, 600 กับ 800 p-value=.976) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับมาก จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางน้อย และโมเดลระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย และโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อยกับโมเดลระบุไม่ผิดพลาด จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (ระดับน้อยกับระบุไม่ผิดพลาด p-value=.190, ระดับปานกลางกับระดับน้อย p-value=.131) (5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1, 1 และ 2 จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (-1 กับ 1 p-value=.951, 2 กับ -1 p-value=1.000, 2 กับ 1 p-value=.998)

ตารางที่ 4.25 การเปรียบเทียบพหุคูณของความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี WLS

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .103$ p-value=.000	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 1	.060*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.039*	.000
	โมเดลประชากรที่ 3	โมเดลประชากรที่ 1	.020	.074
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .075$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.044*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.027*	.011
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.017	.148
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .037$ p-value=.001	200	400	.024	.140
		600	.032*	.019
		800	.037*	.005
	400	600	.008	.876
		800	.013	.648
		800	.004	.976
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .274$ p-value=.000	ระดับน้อย	ระบุไม่ผิดพลาด	.022	.190
		ระบุไม่ผิดพลาด	.046*	.000
	ระดับปานกลาง	ระดับน้อย	.024	.131
		ระบุไม่ผิดพลาด	.119*	.000
		ระดับน้อย	.097*	.000
ระดับมาก	ระดับปานกลาง	.073*	.000	
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .007$ p-value=.251	1	-1	.003	.951
		-1	.000	1.000
	2	1	.000	.998

จากตารางที่ 4.26 เปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี ML พบว่า ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .826$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .732$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับมาก ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .137$, p-value=.000) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .061$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันระดับปานกลาง และปัจจัยประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .022$, p-value=.011) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันระดับน้อย โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 3 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 มีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.748) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระบุไม่ผิดพลาด จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.010, p-value=.000, p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับน้อยจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.003, p-value=.000) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.257)

(5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 และ 1 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000, p-value=.015) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.083)

ตารางที่ 4.26 การเปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี ML

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .022$ p-value=.011	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.002	.748
		โมเดลประชากรที่ 3	.011*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.010*	.000
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .826$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.102*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.070*	.000
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.033*	.000
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .732$ p-value=.000	200	400	.048*	.000
		600	.070*	.000
	400	800	.083*	.000
		600	.022*	.000
		800	.034*	.000
600	800	.012*	.000	
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .137$ p-value=.000	ระบุไม่มีผิดพลาด	ระดับน้อย	.001*	.010
		ระดับปานกลาง	.029*	.000
		ระดับมาก	.024*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.010*	.003
		ระดับมาก	.015*	.000
ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.005	.257	
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .061$ p-value=.000	1	-1	.005	.083
		-1	.012*	.000
	2	1	.007*	.015

จากตารางที่ 4.27 เปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี RML พบว่า ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .810$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .647$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับมาก ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .086$, p-value=.000) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .063$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับปานกลางและปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .049$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับน้อย โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 3 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 มีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.390) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.001) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.003) และการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระบุไม่ผิดพลาด จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับน้อยจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.004, p-value=.000) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาดกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย และโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับมากจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.635, p-value=.136)

(5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.046, p-value=.000) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.113)

ตารางที่ 4.27 การเปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี RML

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .063$ p-value=.000	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.004	.390
		โมเดลประชากรที่ 3	.019*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.015*	.000
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .810$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.102*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.093*	.000
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.009*	.001
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .647$ p-value=.000	200	400	.045*	.000
		600	.065*	.000
	400	800	.077*	.000
		600	.021*	.000
		800	.032*	.000
600	800	.011*	.003	
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .086$ p-value=.000	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.004	.635
		ระดับปานกลาง	.015*	.000
		ระดับมาก	.022*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.011*	.004
		ระดับมาก	.018*	.000
ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.007	.136	
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .049$ p-value=.000	1	-1	.007*	.046
		-1	.012*	.000
	2	1	.005	.113

จากตารางที่ 4.28 เปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี GLS พบว่า ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .826$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .763$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับมาก ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .079$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับปานกลาง และปัจจัยรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .055$, p-value=.000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับน้อย ส่วนปัจจัยประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .002$, p-value=.642) ไม่ส่งผลต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในแต่ละโมเดลประชากร จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (โมเดลประชากรที่ 1 กับ 2 p-value=.665, โมเดลประชากรที่ 1 กับ 3 p-value=.089, โมเดลประชากรที่ 2 กับ 3 p-value=.417) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระบุไม่ผิดพลาด จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.034, p-value=.000, p-value=.000) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับน้อยจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลางจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.028) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อยกับโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.265)

(5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 และ 1 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000, p-value=.016) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.156)

ตารางที่ 4.28 การเปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี GLS

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .002$ p-value=.642	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.002	.665
		โมเดลประชากรที่ 3	.005	.089
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.003	.417
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .826$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.102*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.070*	.000
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.032*	.000
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .763$ p-value=.000	200	400	.053*	.000
		600	.077*	.000
	400	800	.090*	.000
		600	.024*	.000
		800	.037*	.000
600	800	.013*	.000	
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .079$ p-value=.000	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.008*	.034
		ระดับปานกลาง	.013*	.000
		ระดับมาก	.021*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.005	.265
		ระดับมาก	.014*	.000
ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.008*	.028	
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .055$ p-value=.000	1	-1	.005	.156
		-1	.011*	.000
	2	1	.007*	.016

จากตารางที่ 4.29 เปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี WLS พบว่า ปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ ($\eta^2 = .756$, p-value = .000) ขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .694$, p-value = .000) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .145$, p-value = .000) มีความไวต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันในระดับมาก ส่วนปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .017$, p-value = .070) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .006$, p-value = .322) ไม่ส่งผลต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 3 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .004, p-value = .003) แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 มีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .993) (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ และพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .008) (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .000) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .000) และการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .017) (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระดับการระบุผิดพลาดทุกระดับ จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ (ระบุไม่ผิดพลาดกับระดับน้อย p-value = 1.000, ระบุไม่ผิดพลาดกับระดับปานกลาง p-value = .975, ระบุไม่ผิดพลาดกับระดับมาก p-value = 1.000, ระบุผิดพลาดระดับน้อยกับระดับปานกลาง p-value = .986, ระบุผิดพลาดระดับน้อยกับระดับมาก p-value = 1.000, ระบุผิดพลาดระดับมากกับระดับปานกลาง p-value = .991) (5) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันน้อยกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .046, p-value = .000) ส่วนการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันไม่แตกต่างกับการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value = .113)

ตารางที่ 4.29 การเปรียบเทียบพหุคูณของสัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี WLS

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ประเภทของโมเดล $\eta^2 = .006$ p-value=.322	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.013*	.004
		โมเดลประชากรที่ 1	.000	.993
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.013*	.003
ประเภทของพารามิเตอร์ $\eta^2 = .756$ p-value=.000	ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝง	น้ำหนักองค์ประกอบ	.127*	.000
		ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	.115*	.000
	ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน	น้ำหนักองค์ประกอบ	.012*	.008
ขนาดตัวอย่าง $\eta^2 = .694$ p-value=.000	200	400	.081*	.000
		600	.110*	.000
		800	.124*	.000
	400	600	.029*	.000
		800	.043*	.000
		800	.014*	.017
ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด $\eta^2 = .017$ p-value=.070	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.000	1.000
		ระดับปานกลาง	.002	.975
		ระดับมาก	.000	1.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.002	.986
		ระดับมาก	.000	1.000
		ระดับปานกลาง	.001	.991
รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล $\eta^2 = .145$ p-value=.000	1	-1	.007*	.046
		-1	.012*	.000
	2	1	.005	.113

ตอนที่ 3 ประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ที่มีประสิทธิภาพจะต้องมีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด โดยที่ไม่ได้รับผลกระทบจากตัวแปรแทรกซ้อนอื่น เช่น ขนาดตัวอย่าง รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ประเภทของโมเดล เป็นต้น (Xitao Fan & Stephen A. Sivo, 2007) โดยเกณฑ์ที่ใช้พิจารณาระดับของอิทธิพลของปัจจัยที่มีต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ คือ ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์มีความไวต่อปัจจัยระดับน้อย เมื่อมีขนาดอิทธิพลตั้งแต่ 0.01 ถึง 0.05 ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์มีความไวต่อปัจจัยระดับปานกลาง เมื่อมีขนาดอิทธิพลตั้งแต่ 0.06 ถึง 0.13 และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์มีความไวต่อปัจจัยระดับมาก เมื่อมีขนาดอิทธิพลตั้งแต่ 0.14 ขึ้นไป (Cohen, 1992) ประกอบกับการพิจารณาอัตราการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (Type I error rate) ในโมเดลที่ไม่มีการระบุผิดพลาด และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test) ในโมเดลที่ระบุผิดพลาด เมื่อใช้เกณฑ์ในการปฏิเสธสมมติฐานหลักดังนี้

3.1 ความไวของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

จากตารางที่ 4.30 พบว่าทุกดัชนีมีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดในระดับมาก โดยสามารถจำแนกดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ตามระดับความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนได้เป็น 3 ประเภทดังนี้

1. ดัชนีที่มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดระดับมากและมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนไม่เกินระดับปานกลาง ได้แก่ดัชนี MC, p-value และ RMSEA โดยที่ดัชนี MC มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดในระดับมาก ($\eta^2 = .700$) มีความไวต่อวิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่า ในระดับปานกลาง ($\eta^2 = .135$, $\eta^2 = .139$) และมีความไวต่อปัจจัยที่เหลือในระดับน้อย ดัชนี p-value มีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนในระดับน้อยทุกปัจจัย แต่มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดต่ำกว่าดัชนีอื่นๆเช่นกัน ($\eta^2 = .442$) และดัชนี RMSEA มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดในระดับมาก ($\eta^2 = .701$) มีความไวต่อวิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่า ในระดับปานกลาง ($\eta^2 = .119$, $\eta^2 = .101$) และมีความไวต่อปัจจัยที่เหลือในระดับน้อย

2. ดัชนีที่มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด และวิธีประมาณค่าระดับมากและมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนอื่นๆไม่เกินระดับปานกลาง ได้แก่ดัชนี CFI, GAMMA และ TLI โดยที่ดัชนี CFI มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด วิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดกับวิธีประมาณค่าในระดับมาก ($\eta^2 = .670$, $\eta^2 = .546$, $\eta^2 = .350$) มีความไวต่อปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลกับวิธี

ประมาณค่าในระดับปานกลาง ($\eta^2 = .074$, $\eta^2 = .085$) และมีความไวต่อปัจจัยที่เหลือในระดับน้อย ดัชนี GAMMA มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด และปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่าในระดับมาก ($\eta^2 = .715$, $\eta^2 = .166$) มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง และวิธีประมาณค่าในระดับปานกลาง ($\eta^2 = .096$, $\eta^2 = .134$) และมีความไวต่อปัจจัยที่เหลือในระดับน้อย ดัชนี TLI มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด วิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดกับวิธีประมาณค่าในระดับมาก ($\eta^2 = .633$, $\eta^2 = .489$, $\eta^2 = .317$) มีความไวต่อปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่าในระดับปานกลาง ($\eta^2 = .076$) และมีความไวต่อปัจจัยที่เหลือในระดับน้อย

3. ดัชนีที่มีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนนอกจากปัจจัยวิธีประมาณค่าระดับมาก ได้แก่ดัชนี AGFI, GFI, NFI, relative chi-square และ SRMR โดยที่ดัชนี AGFI มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล และปฏิสัมพันธ์ระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลกับวิธีประมาณค่าในระดับมาก ($\eta^2 = .722$, $\eta^2 = .158$, $\eta^2 = .380$) ดัชนี GFI มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ปฏิสัมพันธ์ระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลกับวิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างประเภทของโมเดลกับขนาดตัวอย่างกับรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ในระดับมาก ($\eta^2 = .675$, $\eta^2 = .205$, $\eta^2 = .412$, $\eta^2 = .162$) ดัชนี NFI มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง วิธีประมาณค่า ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่า ปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดกับวิธีประมาณค่า และปฏิสัมพันธ์ระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลกับวิธีประมาณค่า ในระดับมาก ($\eta^2 = .661$, $\eta^2 = .873$, $\eta^2 = .315$, $\eta^2 = .357$, $\eta^2 = .308$) ดัชนี relative chi-square มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง และปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ในระดับมาก ($\eta^2 = .387$, $\eta^2 = .425$) ดัชนี SRMR มีความไวต่อประเภทของโมเดล ขนาดตัวอย่าง วิธีประมาณค่า ปฏิสัมพันธ์ระหว่างประเภทของโมเดลกับระดับการระบุโมเดลผิดพลาด และปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างกับวิธีประมาณค่า ในระดับมาก ($\eta^2 = .779$, $\eta^2 = .360$, $\eta^2 = .505$, $\eta^2 = .660$, $\eta^2 = .142$) ซึ่งจากผลการวิเคราะห์ข้างต้นข้างต้น พบว่าดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ประเภทที่ 1 และ 2 มีประสิทธิภาพด้านความไวดีกว่าดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ประเภทที่ 3 แต่ยังคงมีความไวต่อวิธีประมาณค่าและมีปฏิสัมพันธ์ระหว่างบางปัจจัยอยู่ ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ใน 2 ประเภทแรกมาทำการวิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไปเพื่อศึกษาลักษณะของความไวตามปัจจัยดังกล่าว ส่วนดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ประเภทที่ 3 ไม่แนะนำให้เอาไปใช้ในการวิจัยเนื่องจากมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนในระดับมาก

ตารางที่ 4.30 ขนาดอิทธิพลของปัจจัยที่มีต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

ปัจจัย	ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์			
	AGFI	CFI	GAMMA	GFI
model	.007*	.007*	.003*	.013*
sample size	.722*	.037*	.096*	.675*
level	.696*	.670*	.715*	.742*
kurtosis	.158*	.035*	.000*	.205*
estimation	.115*	.546*	.134*	.011*
model * sample size	.009*	.002*	.002*	.127*
model * level	.006*	.002*	.003*	.139*
model * kurtosis	.006*	.001*	.001*	.000*
model * estimation	.004*	.006*	.003*	.003*
sample size * level	.016*	.010*	.002*	.074*
sample size * kurtosis	.034*	.003*	.000*	.013*
sample size * estimation	.056*	.074*	.166*	.023*
level * kurtosis	.035*	.013*	.001*	.021*
level * estimation	.052*	.350*	.044*	.029*
kurtosis * estimation	.380*	.085*	.005*	.412*
model * sample size * level	.028*	.001*	.003*	.162*
model * sample size * kurtosis	.015*	.001*	.002*	.001*
model * sample size * estimation	.001*	.002*	.002*	.003*
model * level * kurtosis	.018*	.001*	.002*	.003*
model * level * estimation	.010*	.003*	.006*	.011*
model * kurtosis * estimation	.000*	.001*	.001*	.000*
sample size * level * kurtosis	.025*	.001*	.002*	.003*
sample size * level * estimation	.002*	.007*	.009*	.007*
sample size * kurtosis * estimation	.026*	.003*	.001*	.021*
level * kurtosis * estimation	.045*	.032*	.003*	.052*
model * sample size * level * kurtosis	.052*	.003*	.005*	.006*
model * sample size * level * estimation	.001*	.001*	.000*	.005*
model * sample size * kurtosis * estimation	.001*	.000*	.000*	.002*
model * level * kurtosis * estimation	.003*	.002*	.001*	.006*
sample size * level * kurtosis * estimation	.004*	.002*	.000*	.003*
model * sample size * level * kurtosis * estimation	.002*	.001*	.000*	.003*

ตารางที่ 4.30 ขนาดอิทธิพลของปัจจัยที่มีต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ (ต่อ)

ปัจจัย	ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์			
	MC	NFI	p-value	Relative chi-square
model	.005*	.078*	.001*	.002*
sample size	.044*	.661*	.016*	.387*
level	.700*	.705*	.442*	.812*
kurtosis	.003*	.138*	.001*	.004*
estimation	.135*	.873*	.046*	.101*
model * sample size	.009*	.011*	.001*	.009*
model * level	.008*	.002*	.001*	.003*
model * kurtosis	.004*	.001*	.001*	.008*
model * estimation	.003*	.047*	.000	.004*
sample size * level	.008*	.011*	.038*	.425*
sample size * kurtosis	.009*	.008*	.001*	.006*
sample size * estimation	.139*	.315*	.023*	.047*
level * kurtosis	.005*	.011*	.001*	.003*
level * estimation	.037*	.357*	.026*	.066*
kurtosis * estimation	.001*	.308*	.000*	.001*
model * sample size * level	.010*	.001*	.003*	.014*
model * sample size * kurtosis	.021*	.001*	.002*	.009*
model * sample size * estimation	.004*	.005*	.000*	.001*
model * level * kurtosis	.007*	.001*	.001*	.008*
model * level * estimation	.009*	.003*	.000*	.012*
model * kurtosis * estimation	.002*	.000*	.000*	.001*
sample size * level * kurtosis	.012*	.001*	.003*	.011*
sample size * level * estimation	.003*	.011*	.006*	.014*
sample size * kurtosis * estimation	.006*	.013*	.000*	.001*
level * kurtosis * estimation	.003*	.028*	.000*	.003*
model * sample size * level * kurtosis	.027*	.003*	.004*	.018*
model * sample size * level * estimation	.004*	.001*	.000*	.002*
model * sample size * kurtosis * estimation	.008*	.000*	.000*	.001*
model * level * kurtosis * estimation	.002*	.002*	.000*	.001*
sample size * level * kurtosis * estimation	.005*	.002*	.001*	.002*
model * sample size * level * kurtosis * estimation	.010*	.001*	.001*	.004*

ตารางที่ 4.30 ขนาดอิทธิพลของปัจจัยที่มีต่อดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ (ต่อ)

ปัจจัย	ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์		
	RMSEA	SRMR	TLI
model	.002*	.779*	.003*
sample size	.037*	.360*	.012*
level	.701*	.768*	.633*
kurtosis	.002*	.057*	.021*
estimation	.119*	.505*	.489*
model * sample size	.005*	.058*	.002*
model * level	.007*	.660*	.004*
model * kurtosis	.003*	.002*	.004*
model * estimation	.001*	.034*	.003*
sample size * level	.033*	.041*	.007*
sample size * kurtosis	.005*	.027*	.005*
sample size * estimation	.101*	.142*	.076*
level * kurtosis	.003*	.008*	.006*
level * estimation	.024*	.084*	.317*
kurtosis * estimation	.001*	.091*	.039*
model * sample size * level	.007*	.041*	.005*
model * sample size * kurtosis	.013*	.075*	.011*
model * sample size * estimation	.002*	.007*	.001*
model * level * kurtosis	.005*	.029*	.010*
model * level * estimation	.003*	.016*	.004*
model * kurtosis * estimation	.001*	.039*	.017*
sample size * level * kurtosis	.008*	.027*	.005*
sample size * level * estimation	.001*	.004*	.010*
sample size * kurtosis * estimation	.003*	.010*	.003*
level * kurtosis * estimation	.001*	.007*	.014*
model * sample size * level * kurtosis	.017*	.059*	.011*
model * sample size * level * estimation	.002*	.005*	.003*
model * sample size * kurtosis * estimation	.004*	.008*	.007*
model * level * kurtosis * estimation	.001*	.034*	.021*
sample size * level * kurtosis * estimation	.002*	.013*	.007*
model * sample size * level * kurtosis * estimation	0.004*	.024*	.008*

จากตารางที่ 4.31 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี p-value พบว่า (1) ดัชนี p-value ที่ได้จากโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมาก อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ดัชนี p-value ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่ามากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และดัชนี p-value ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (2) ดัชนี p-value ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และดัชนี p-value ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (3) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ส่วนดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกัน อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=1.000) (4) ดัชนี p-value ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ดัชนี p-value ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และดัชนี p-value ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) (5) ดัชนี p-value ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.001, p-value=.000) และดัชนี p-value ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000)

ตารางที่ 4.31 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี p-value

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.217*	.000
		ระดับปานกลาง	.384*	.000
		ระดับมาก	.424*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.166*	.000
		ระดับมาก	.207*	.000
		ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.040*
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 1	.006*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.011*	.000
	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.006*	.000
วิธีประมาณค่า	GLS	ML	.034*	.000
		RML	.034*	.000
		WLS	.112*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.079*	.000
	RML	ML	.000	1.000
ขนาดตัวอย่าง	200	400	.037*	.000
		600	.053*	.000
		800	.063*	.000
	400	600	.016*	.000
		800	.026*	.000
		600	800	.009*
รูปทรงการแจก	1	2	.010*	.000
แจกของข้อมูล (สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)	-1	1	.002*	.001
2		.012*	.000	

จากตารางที่ 4.32 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี CFI พบว่า (1) ดัชนี CFI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี CFI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่ามากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (2) ดัชนี CFI ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (3) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) ดัชนี CFI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400 และ 600 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี CFI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และ 400 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (5) ดัชนี CFI ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$)

จากตารางที่ 4.33 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI พบว่า ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

จากตารางที่ 4.34 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI พบว่า ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

จากตารางที่ 4.35 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI พบว่า ทุกรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS

และWLS อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) และดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ยกเว้นในกรณีที่ข้อมูลมีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี WLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=.000) ส่วนดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ (p-value=1.000)

ตารางที่ 4.32 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี CFI

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.010*	.000
		ระดับปานกลาง	.039*	.000
		ระดับมาก	.089*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.030*	.000
		ระดับมาก	.080*	.000
		ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.050*
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.002*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.005*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.003*	.000
วิธีประมาณค่า	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.043*	.000
		WLS	.061*	.000
	RML	ML	.000	1.000
		GLS	.043*	.000
		WLS	.061*	.000
GLS	WLS	.018*	.000	
ขนาดตัวอย่าง	800	200	.012*	.000
		400	.003*	.000
		600	.001*	.000
	600	200	.011*	.000
		400	.002*	.000
		400	200	.009*
รูปทรงการแจก แจงของข้อมูล (สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)	1	2	.002*	.000
		1	.009*	.000
	-1	2	.011*	.000

ตารางที่ 4.33 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI

ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
ระบุไม่ผิดพลาด	ML	RML	.000	1.000	
		GLS	.040*	.000	
		WLS	.062*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.040*	.000	
		WLS	.062*	.000	
	GLS	WLS	.022*	.000	
	ระบุผิดพลาดระดับ น้อย	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.041*	.000
WLS			.056*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.041*	.000	
		WLS	.056*	.000	
GLS		WLS	.016*	.000	
ระบุผิดพลาดระดับ ปานกลาง		ML	RML	.000	1.000
			GLS	.046*	.000
	WLS		.067*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.046*	.000	
		WLS	.067*	.000	
	GLS	WLS	.020*	.000	
	ระบุผิดพลาดระดับ มาก	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.046*	.000
WLS			.064*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.046*	.000	
		WLS	.064*	.000	
GLS		WLS	.018*	.000	

ตารางที่ 4.34 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI

ขนาดตัวอย่าง	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
200	ML	RML	.000	1.000	
		GLS	.041*	.000	
		WLS	.093*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.041*	.000	
		WLS	.093*	.000	
	GLS	WLS	.052*	.000	
	400	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.044*	.000
WLS			.055*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.044*	.000	
		WLS	.055*	.000	
GLS		WLS	.011*	.000	
600		ML	RML	.000	1.000
			GLS	.055*	.000
	WLS		.044*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.055*	.000	
		WLS	.044*	.000	
	GLS	WLS	.011*	.000	
	800	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.044*	.000
WLS			.046*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.044*	.000	
		WLS	.046*	.000	
GLS		WLS	.002*	.000	

ตารางที่ 4.35 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลและวิธีประมาณค่า ของดัชนี CFI

รูปทรงการแจกแจง ของข้อมูล	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
-1	ML	RML	.000	1.000	
		GLS	.043*	.000	
		WLS	.035*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.043*	.000	
		WLS	.035*	.000	
	WLS	GLS	.008*	.000	
	1	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.043*	.000
WLS			.070*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.043*	.000	
		WLS	.070*	.000	
GLS		WLS	.027*	.000	
2		ML	RML	.000	1.000
			GLS	.044*	.000
	WLS		.079*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.044*	.000	
		WLS	.079*	.000	
	GLS	WLS	.035*	.000	

จากตารางที่ 4.36 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี GAMMA พบว่า (1) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมาก อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่ามากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี GAMMA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (2) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี GAMMA ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.076$) (3) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400 และ 600 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และ 400 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี GAMMA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (5) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 จะมีค่าดัชนีน้อยกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี GAMMA ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 จะมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.065$)

จากตารางที่ 4.37 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี GAMMA พบว่า ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ยกเว้นกรณีที่มีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี WLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML และ RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

ตารางที่ 4.36 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี GAMMA

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.003*	.000
		ระดับปานกลาง	.011*	.000
		ระดับมาก	.026*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.009*	.000
		ระดับมาก	.024*	.000
		ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.015*
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 1	.001*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.001*	.000
	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.000	.076
วิธีประมาณค่า	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.004*	.000
	RML	ML	.000	1.000
		WLS	.004*	.000
	GLS	ML	.003*	.000
		RML	.003*	.000
ขนาดตัวอย่าง	800	200	.005*	.000
		400	.001*	.000
		600	.000*	.000
	600	200	.005*	.000
		400	.001*	.000
		400	200	.004*
รูปทรงการแจก	1	-1	.0003*	.000
แรงของข้อมูล	2	-1	.0002*	.000
(สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)		1	-.00005	.065

ตารางที่ 4.37 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี GAMMA

ขนาดตัวอย่าง	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
200	GLS	ML	.005*	.000
		RML	.005*	.000
		WLS	.019*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.014*	.000
	RML	ML	.000	1.000
WLS		.014*	.000	
400	GLS	ML	.003*	.000
		RML	.003*	.000
		WLS	.005*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.002*	.000
	RML	ML	.000	1.000
WLS		.002*	.000	
600	GLS	ML	.003*	.000
		RML	.003*	.000
		WLS	.002*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.000*	.000
	RML	ML	.000	1.000
WLS		.000*	.000	
800	GLS	ML	.002*	.000
		RML	.002*	.000
		WLS	.002*	.000
	WLS	ML	.001*	.000
		RML	.001*	.000
	ML	RML	.000	1.000

จากตารางที่ 4.38 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี MC พบว่า (1) ดัชนี MC ที่ได้จากโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี MC ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่ามากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี MC ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (2) ดัชนี MC ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี MC ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (3) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) ดัชนี MC ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี MC ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี MC ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (5) ดัชนี MC ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$, $p\text{-value}=.010$) ส่วนดัชนี MC ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ -1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$)

จากตารางที่ 4.39 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี MC พบว่าทุกระดับขนาดตัวอย่าง ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 และ 400 แต่ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี WLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML และ RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี ML และ RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.204$) เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 ส่วนดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

ตารางที่ 4.38 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี MC

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.012*	.000
		ระดับปานกลาง	.038*	.000
		ระดับมาก	.081*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.026*	.000
		ระดับมาก	.069*	.000
		ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.043*
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 1	.002*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.004*	.000
	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 3	.002*	.000
วิธีประมาณค่า	ML	RML	.000	1.000
		WLS	.012*	.000
	RML	ML	.000	1.000
		WLS	.012*	.000
	GLS	ML	.011*	.000
		RML	.011*	.000
ขนาดตัวอย่าง	200	400	.002*	.000
		800	.002*	.000
		400	.009*	.000
	400	800	.000*	.000
		800	200	.009*
	รูปทรงการแจก แจงของข้อมูล (สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)	-1	2	.002*
-1			.000*	.010
1		2	.002*	.000

ตารางที่ 4.39 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี MC

ขนาดตัวอย่าง	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
200	GLS	ML	.017*	.000	
		RML	.017*	.000	
		WLS	.057*	.000	
	ML	RML	.000	1.000	
		WLS	.040*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		WLS	.040*	.000	
	400	GLS	ML	.010*	.000
			RML	.010*	.000
WLS			.016*	.000	
ML		RML	.000	1.000	
		WLS	.006*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		WLS	.006*	.000	
600		GLS	ML	.008*	.000
			RML	.008*	.000
	WLS		.007*	.000	
	WLS	ML	.001*	.000	
		RML	.001*	.000	
	ML	RML	.000	1.000	
	800	GLS	ML	.008*	.000
			RML	.008*	.000
			WLS	.008*	.000
WLS		ML	.000	.204	
		RML	.000	.204	
ML		RML	.000	1.000	

จากตารางที่ 4.40 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี RMSEA พบว่า (1) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมาก จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด ระบุผิดพลาดระดับน้อย และปานกลาง อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่ามากกว่าในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด และระบุผิดพลาดระดับน้อยอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี RMSEA ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (2) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีน้อยกว่าในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) แต่ดัชนี RMSEA ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.186$) (3) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี WLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ GLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400, 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี RMSEA ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (5) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 และ 1 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$, $p\text{-value}=.010$) ส่วนดัชนี RMSEA ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 จะมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.710$)

จากตารางที่ 4.41 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี RMSEA พบว่า ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี WLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี ML, RML และ GLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

ตารางที่ 4.40 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี RMSEA

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระดับมาก	ระบุไม่ผิดพลาด	.046*	.000
		ระดับน้อย	.035*	.000
		ระดับปานกลาง	.018*	.000
	ระดับปานกลาง	ระบุไม่ผิดพลาด	.027*	.000
		ระดับน้อย	.017*	.000
		ระบุไม่ผิดพลาด	.010*	.000
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.001*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.000	.186
	โมเดลประชากรที่ 3	โมเดลประชากรที่ 2	.001*	.000
วิธีประมาณค่า	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.005*	.000
	RML	ML	.000	1.000
		GLS	.005*	.000
	WLS	ML	.007*	.000
		RML	.007*	.000
ขนาดตัวอย่าง	200	400	.004*	.000
		600	.006*	.000
		800	.005*	.000
	400	600	.001*	.000
		800	.001*	.000
		800	600	.001*
รูปทรงการแจก แจงของข้อมูล (สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)	1	-1	.000	.710
		-1	.001*	.000
	2	1	.001*	.000

ตารางที่ 4.41 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี RMSEA

ขนาดตัวอย่าง	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
200	WLS	ML	.020*	.000
		RML	.020*	.000
		GLS	.028*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.008*	.000
	RML	ML	.000	1.000
GLS		.008*	.000	
400	WLS	ML	.005*	.000
		RML	.005*	.000
		GLS	.009*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.005*	.000
	RML	ML	.000	1.000
GLS		.005*	.000	
600	WLS	ML	.001*	.000
		RML	.001*	.000
		GLS	.004*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.004*	.000
	RML	ML	.000	1.000
GLS		.004*	.000	
800	WLS	ML	.001*	.003
		RML	.001*	.003
		GLS	.004*	.000
	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.004*	.000
	RML	ML	.000	1.000
GLS		.004*	.000	

จากตารางที่ 4.42 เปรียบเทียบพหุคูณของดัชนี TLI พบว่า (1) ดัชนี TLI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย ปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี TLI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับน้อย จะมีค่ามากกว่าในโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี TLI ที่ได้จากโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับปานกลาง จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลที่ระบุผิดพลาดระดับมากอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (2) ดัชนี TLI ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าในโมเดลประชากรที่ 2 และ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี TLI ที่ได้จากโมเดลประชากรที่ 2 จะมีค่าดัชนีมากกว่าโมเดลประชากรที่ 3 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) (3) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$) (4) ดัชนี TLI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 600 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200, 400 และ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ดัชนี MC ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี TLI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 จะมีค่าดัชนีมากกว่าขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี TLI ที่ได้จากขนาดตัวอย่างเท่ากับ 400 จะมีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับ 800 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.890$) (5) ดัชนี TLI ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ -1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 และ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$, $p\text{-value}=.010$) และดัชนี TLI ที่ได้จากข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 1 จะมีค่าดัชนีมากกว่าข้อมูลที่มีสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 2 อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$)

จากตารางที่ 4.43 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดและวิธีประมาณค่าของดัชนี TLI พบว่า ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

จากตารางที่ 4.44 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่าของดัชนี TLI พบว่า ทุกระดับขนาดตัวอย่าง ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี GLS และ WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) และดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีค่าดัชนีมากกว่าวิธี WLS อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=.000$) ส่วนดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML มีค่าดัชนีไม่แตกต่างกับวิธี RML อย่างมีนัยสำคัญ ($p\text{-value}=1.000$)

ตารางที่ 4.42 การเปรียบเทียบพหุคูณของของดัชนี TLI

ปัจจัย	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value
ระดับการระบุ โมเดลผิดพลาด	ระบุไม่ผิดพลาด	ระดับน้อย	.017*	.000
		ระดับปานกลาง	.057*	.000
		ระดับมาก	.119*	.000
	ระดับน้อย	ระดับปานกลาง	.040*	.000
		ระดับมาก	.102*	.000
		ระดับปานกลาง	ระดับมาก	.062*
ประเภทของโมเดล	โมเดลประชากรที่ 1	โมเดลประชากรที่ 2	.002*	.000
		โมเดลประชากรที่ 3	.005*	.000
	โมเดลประชากรที่ 2	โมเดลประชากรที่ 3	.003*	.000
วิธีประมาณค่า	ML	RML	.000	1.000
		GLS	.051*	.000
		WLS	.079*	.000
	RML	ML	.000	1.000
		GLS	.051*	.000
		WLS	.079*	.000
GLS	WLS	.029*	.000	
ขนาดตัวอย่าง	600	200	.010*	.000
		400	.002*	.000
		800	.002*	.000
	400	200	.008*	.000
		800	.000	.890
800	200	.008*	.000	
รูปทรงการแจก	1	2	.002*	.000
แรงของข้อมูล (สัมประสิทธิ์ ความโค้ง)	-1	1	.010*	.000
		2	.012*	.000

ตารางที่ 4.43 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างระดับการระบุโมเดลผิดพลาดและวิธีประมาณค่า ของดัชนี TLI

ระดับการระบุโมเดล ผิดพลาด	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
ระบุไม่ผิดพลาด	ML	RML	.000	1.000	
		GLS	.045*	.000	
		WLS	.080*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.045*	.000	
		WLS	.080*	.000	
	GLS	WLS	.035*	.000	
	ระบุผิดพลาดระดับ น้อย	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.048*	.000
WLS			.074*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.048*	.000	
		WLS	.074*	.000	
GLS		WLS	.026*	.000	
ระบุผิดพลาดระดับ ปานกลาง		ML	RML	.000	1.000
			GLS	.054*	.000
	WLS		.084*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.054*	.000	
		WLS	.084*	.000	
	GLS	WLS	.030*	.000	
	ระบุผิดพลาดระดับ มาก	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.056*	.000
WLS			.083*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.056*	.000	
		WLS	.083*	.000	
GLS		WLS	.027*	.000	

ตารางที่ 4.44 ปฏิสัมพันธ์ระหว่างขนาดตัวอย่างและวิธีประมาณค่า ของดัชนี TLI

ขนาดตัวอย่าง	ระดับปัจจัย (I)	ระดับปัจจัย (J)	Mean Difference (I-J)	p-value	
200	ML	RML	.000	1.000	
		GLS	.040*	.000	
		WLS	.119*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.040*	.000	
		WLS	.119*	.000	
	GLS	WLS	.079*	.000	
	400	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.052*	.000
WLS			.072*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.052*	.000	
		WLS	.072*	.000	
GLS		WLS	.019*	.000	
600		ML	RML	.000	1.000
			GLS	.054*	.000
	WLS		.070*	.000	
	RML	ML	.000	1.000	
		GLS	.054*	.000	
		WLS	.070*	.000	
	GLS	WLS	.015*	.000	
	800	ML	RML	.000	1.000
			GLS	.056*	.000
WLS			.062*	.000	
RML		ML	.000	1.000	
		GLS	.056*	.000	
		WLS	.062*	.000	
GLS		WLS	.006*	.000	

3.2 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 คือโอกาสในการปฏิเสธสมมติฐานหลัก โดยที่สมมติฐานหลักนั้นเป็นจริง กล่าวคือ วัดผิดพลาดของดัชนีวัดความสอดคล้อง ที่บ่งชี้ว่าโมเดลนักวิจัยไม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แต่ในความเป็นจริงแล้วโมเดลนักวิจัยมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยจะยอมรับให้มีความผิดพลาดได้ไม่เกินร้อยละ 5

อำนาจการทดสอบสมมติฐานคือโอกาสในการปฏิเสธสมมติฐานหลัก โดยที่สมมติฐานหลักนั้นไม่เป็นจริง กล่าวคือ วัดความตรงของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ ว่าสามารถปฏิเสธโมเดลที่มีการระบุผิดพลาดได้หรือไม่ โดยที่ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ควรมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80

โดยที่เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาการปฏิเสธโมเดลในแต่ละดัชนีคือ ดัชนี AGFI CFI GAMMA GFI NFI และ TLI มากกว่าหรือเท่ากับ 0.95 ดัชนี MC มากกว่าหรือเท่ากับ 0.9 ดัชนี p-value มากกว่าหรือเท่ากับ 0.05 ดัชนี RMSEA น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.06 ดัชนี SRMR น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.08 (Hu and Bentler, 1999; Hooper, 2008)

จากตารางที่ 4.45 พบว่า (1) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้เกินร้อยละ 5 เพียงเล็กน้อยทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี GLS สามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 แต่จะมีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (3) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี WLS ไม่สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 และเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 สูงกว่ากว่าวิธีอื่นๆ ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล โดยมีแนวโน้มที่จะสามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น (4) ของดัชนี p-value ที่ได้จาก 4 ประมวลค่า มีลักษณะการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ไม่แตกต่างกันระหว่างโมเดลประชากรและรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

จากตารางที่ 4.46 พบว่า (1) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด และขนาดตัวอย่างมากขึ้น โดยจะมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง กรณีที่มีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป และโมเดลระบุผิดพลาดระดับมากทุกขนาดตัวอย่าง (2) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี GLS จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด และขนาดตัวอย่างมากขึ้น โดยจะมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ

80 เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง กรณีที่มีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 600 ขึ้นไป และโมเดลระบุผิดพลาดระดับมากทุกขนาดตัวอย่าง (3) ดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานสูงกว่าวิธีอื่น และมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด (4) ของดัชนี p-value ที่ได้จาก 4 ประมวลค่า มีลักษณะของอำนาจการทดสอบสมมติฐาน ไม่แตกต่างกันระหว่างโมเดลประชากรและรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

ตารางที่ 4.45 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี p-value

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบนราบกว่าปกติ น้อย (ku=-1)	ML	0.084	0.066	0.070	0.057	0.074	0.053	0.084	0.05	0.057	0.069	0.055	0.073
	GLS	0.041	0.041	0.058	0.036	0.035	0.040	0.056	0.047	0.032	0.053	0.045	0.062
	WLS	0.538	0.247	0.160	0.117	0.492	0.213	0.172	0.121	0.584	0.246	0.165	0.130
	RML	0.084	0.066	0.070	0.057	0.074	0.053	0.084	0.050	0.057	0.069	0.055	0.073
โด่งกว่าปกติ น้อย (ku=1)	ML	0.073	0.051	0.056	0.058	0.074	0.061	0.049	0.050	0.059	0.066	0.062	0.068
	RML	0.073	0.051	0.056	0.058	0.074	0.061	0.049	0.050	0.059	0.066	0.062	0.068
	GLS	0.027	0.033	0.050	0.049	0.035	0.045	0.035	0.042	0.028	0.043	0.056	0.053
	WLS	0.493	0.208	0.154	0.119	0.492	0.229	0.140	0.120	0.549	0.252	0.168	0.145
โด่งกว่าปกติ มาก (ku=2)	ML	0.092	0.070	0.062	0.066	0.105	0.077	0.071	0.080	0.088	0.079	0.071	0.066
	RML	0.092	0.070	0.062	0.066	0.105	0.077	0.071	0.08	0.088	0.079	0.071	0.066
	GLS	0.033	0.042	0.057	0.054	0.046	0.055	0.049	0.061	0.034	0.056	0.059	0.058
	WLS	0.486	0.217	0.139	0.115	0.513	0.228	0.135	0.128	0.559	0.229	0.141	0.121

ตารางที่ 4.46 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี p-value

ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบนราบกว่าปกติ (ku=-1)													
โมเดลประชากรที่ 1	ML	0.138	0.249	0.378	0.487	0.498	0.853	0.972	0.999	0.896	1	1	1
	GLS	0.060	0.187	0.315	0.427	0.278	0.770	0.955	0.998	0.750	1	1	1
	WLS	0.679	0.509	0.512	0.596	0.902	0.931	0.986	0.998	0.989	1	1	1
	RML	0.138	0.249	0.378	0.487	0.498	0.853	0.972	0.999	0.896	1	1	1
โมเดลประชากรที่ 2	ML	0.159	0.257	0.368	0.466	0.062	0.844	0.977	0.999	0.901	1	1	1
	RML	0.159	0.257	0.368	0.466	0.062	0.844	0.977	0.999	0.901	1	1	1
	GLS	0.067	0.165	0.291	0.388	0.029	0.713	0.950	0.995	0.696	0.999	1	1
	WLS	0.651	0.480	0.516	0.551	0.572	0.916	0.980	0.998	0.991	1	1	1
โมเดลประชากรที่ 3	ML	0.158	0.245	0.376	0.439	0.471	0.860	0.974	0.997	0.937	1	1	1
	GLS	0.085	0.178	0.311	0.385	0.240	0.744	0.950	0.996	0.614	0.996	1	1
	WLS	0.753	0.539	0.568	0.554	0.890	0.930	0.979	0.997	0.982	0.999	1	1
	RML	0.158	0.245	0.376	0.439	0.471	0.860	0.974	0.997	0.937	1	1	1

ตารางที่ 4.46 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี p-value (ต่อ)

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โด่งกว่าปกติน้อย (ku=1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.156	0.243	0.356	0.463	0.514	0.857	0.987	0.997	0.914	0.999	1	1
	RML	0.156	0.243	0.356	0.463	0.514	0.857	0.987	0.997	0.914	0.999	1	1
	GLS	0.073	0.167	0.276	0.404	0.280	0.760	0.971	0.994	0.755	0.994	1	1
	WLS	0.637	0.476	0.511	0.568	0.906	0.931	0.993	0.997	0.988	0.999	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.157	0.239	0.371	0.487	0.501	0.861	0.980	0.996	0.913	1	1	1
	RML	0.157	0.239	0.371	0.487	0.501	0.861	0.980	0.996	0.913	1	1	1
	GLS	0.085	0.160	0.292	0.403	0.289	0.723	0.945	0.993	0.683	0.996	1	1
	WLS	0.617	0.456	0.485	0.571	0.855	0.905	0.981	0.995	0.981	1	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.162	0.237	0.386	0.504	0.497	0.869	0.977	0.997	0.925	1	1	1
	RML	0.162	0.237	0.386	0.504	0.497	0.869	0.977	0.997	0.925	1	1	1
	GLS	0.083	0.183	0.336	0.442	0.264	0.763	0.956	0.993	0.640	0.998	1	1
	WLS	0.707	0.506	0.517	0.583	0.857	0.915	0.986	0.995	0.985	1	1	1
โด่งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.140	0.254	0.362	0.524	0.508	0.859	0.981	0.997	0.923	1	1	1
	RML	0.140	0.254	0.362	0.524	0.508	0.859	0.981	0.997	0.923	1	1	1
	GLS	0.080	0.206	0.287	0.457	0.295	0.765	0.963	0.997	0.801	1	1	1
	WLS	0.624	0.478	0.486	0.592	0.881	0.922	0.985	0.998	0.988	1	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.177	0.276	0.337	0.485	0.492	0.860	0.976	0.998	0.931	1	1	1
	RML	0.177	0.276	0.337	0.485	0.492	0.860	0.976	0.998	0.931	1	1	1
	GLS	0.085	0.186	0.263	0.413	0.288	0.732	0.942	0.995	0.703	0.997	1	1
	WLS	0.655	0.445	0.459	0.539	0.848	0.922	0.971	0.998	0.984	0.998	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.173	0.273	0.479	0.510	0.857	0.975	0.999	0.910	1	1	1	1
	RML	0.173	0.273	0.479	0.510	0.857	0.975	0.999	0.910	1	1	1	1
	GLS	0.079	0.204	0.406	0.253	0.743	0.957	0.998	0.615	0.993	1	1	1
	WLS	0.664	0.485	0.627	0.927	0.956	0.988	0.999	0.993	1	1	1	1

จากตารางที่ 4.47 พบว่า (1) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะสามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป (3) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะสามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป โดยมีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ในโมเดลประชากรที่ 3 มากกว่าโมเดลประชากรที่ 1 และโมเดลประชากรที่ 1 ตามลำดับ (4) ของดัชนี CFI ที่ได้จาก 4 ประมาณค่ามีลักษณะการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ไม่แตกต่างกันระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

จากตารางที่ 4.48 พบว่า (1) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเท่ากับ 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ยกเว้นกรณีมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 1 และ 2 ที่มีการระบุผิดพลาดระดับปานกลาง และทั้ง 3 โมเดลประชากรเมื่อมีการระบุโมเดลผิดพลาดระดับมาก (2) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานสูงกว่าวิธีอื่นๆ เมื่อข้อมูลเบนราบกว่าปกติ น้อย และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้น เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง โดยมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานมากกว่าร้อยละ 80 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 600 ขึ้นไปในโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (3) ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี WLS จะมีแนวโน้มที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานสูงกว่าวิธีอื่นๆเมื่อข้อมูลโด่งกว่าปกติ น้อย และโด่งกว่าปกติมาก และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย โดยมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานมากกว่าร้อยละ 80 ทุกขนาดตัวอย่าง และทุกโมเดลประชากร เมื่อโมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง (4) ดัชนี CFI มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่มีรูปแบบเดียวกันทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

ตารางที่ 4.47 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี CFI

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
เบนราบกว่าปกติ น้อย (ku=1)	ML	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0.004	0	0	0
	RML	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0.004	0	0	0
	GLS	0.134	0.019	0.001	0	0.168	0.032	0.010	0.002	0.157	0.047	0.008	0.001
	WLS	0.296	0.007	0.001	0	0.349	0.019	0.001	0	0.445	0.042	0	0.001
โด่งกว่าปกติ น้อย (ku=1)	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0.119	0.013	0.003	0	0.143	0.036	0.003	0.001	0.127	0.038	0.007	0.001
	WLS	0.513	0.093	0.017	0.002	0.579	0.176	0.035	0.005	0.658	0.2	0.054	0.009
โด่งกว่าปกติ มาก (ku=2)	ML	0	0	0	0	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0
	GLS	0.132	0.017	0.003	0	0.193	0.047	0.007	0	0.170	0.053	0.009	0.001
	WLS	0.562	0.128	0.028	0.003	0.634	0.208	0.048	0.015	0.708	0.234	0.056	0.021

ตารางที่ 4.48 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี CFI

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติ (ku=-1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.003	0	0	0	0.040	0.002	0	0	0.062	0.009	0.001	0
	RML	0.003	0	0	0	0.04	0.002	0	0	0.062	0.009	0.001	0
	GLS	0.189	0.110	0.040	0.021	0.560	0.694	0.771	0.820	0.002	0	0	0
	WLS	0.375	0.058	0.007	0	0.732	0.503	0.398	0.359	0.497	0.046	0.004	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.003	0	0	0	0.001	0.002	0	0	0.080	0.015	0.001	0.001
	RML	0.003	0	0	0	0.001	0.002	0	0	0.080	0.015	0.001	0.001
	GLS	0.267	0.147	0.089	0.046	0.147	0.718	0.824	0.875	0.003	0	0	0
	WLS	0.493	0.112	0.020	0.006	0.438	0.584	0.591	0.511	0.451	0.029	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.006	0	0	0	0.055	0.002	0	0	0.116	0.023	0.002	0
	RML	0.006	0	0	0	0.055	0.002	0	0	0.116	0.023	0.002	0
	GLS	0.279	0.183	0.121	0.043	0.606	0.761	0.849	0.897	0	0	0	0
	WLS	0.633	0.195	0.055	0.006	0.887	0.774	0.751	0.743	0.609	0.057	0	0.001
โค้งกว่าปกติ (ku=1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.001	0	0	0	0.039	0.001	0	0	0.071	0.006	0.001	0
	RML	0.001	0	0	0	0.039	0.001	0	0	0.071	0.006	0.001	0
	GLS	0.224	0.102	0.035	0.020	0.568	0.678	0.780	0.807	0.004	0	0	0
	WLS	0.680	0.321	0.148	0.077	0.927	0.857	0.910	0.912	0.428	0.022	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.002	0	0	0	0.039	0.002	0	0	0.081	0.010	0.002	0
	RML	0.002	0	0	0	0.039	0.002	0	0	0.081	0.010	0.002	0
	GLS	0.266	0.148	0.078	0.039	0.589	0.727	0.820	0.855	0	0	0	0
	WLS	0.708	0.394	0.230	0.146	0.919	0.880	0.909	0.935	0.299	0.003	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.005	0	0	0	0.062	0.004	0	0	0.115	0.020	0.007	0.001
	RML	0.005	0	0	0	0.062	0.004	0	0	0.115	0.020	0.007	0.001
	GLS	0.283	0.185	0.106	0.052	0.561	0.765	0.848	0.921	0.001	0	0	0
	WLS	0.793	0.450	0.282	0.162	0.941	0.909	0.929	0.966	0.389	0.006	0	0
โค้งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.001	0	0	0	0.044	0	0	0	0.083	0.01	0	0.001
	RML	0.001	0	0	0	0.044	0	0	0	0.083	0.01	0	0.001
	GLS	0.210	0.116	0.05	0.014	0.558	0.684	0.763	0.81	0.009	0	0	0
	WLS	0.685	0.371	0.207	0.140	0.911	0.884	0.918	0.944	0.420	0.011	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0	0	0	0	0.036	0.001	0	0	0.099	0.01	0.006	0.001
	RML	0	0	0	0	0.036	0.001	0	0	0.099	0.010	0.006	0.001
	GLS	0.258	0.170	0.090	0.057	0.589	0.733	0.798	0.884	0.002	0	0	0
	WLS	0.763	0.421	0.287	0.188	0.912	0.922	0.929	0.962	0.248	0.001	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.002	0	0	0	0.056	0.003	0.001	0	0.122	0.025	0.010	0.001
	RML	0.002	0	0	0	0.056	0.003	0.001	0	0.122	0.025	0.010	0.001
	GLS	0.287	0.209	0.144	0.068	0.588	0.775	0.853	0.913	0	0	0	0
	WLS	0.804	0.490	0.330	0.236	0.917	0.915	0.94	0.969	0.319	0.003	0	0

จากตารางที่ 4.49 พบว่า (1) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML RML และ GLS มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี WLS สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ทุกกรณี และจะมีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น

จากตารางที่ 4.50 พบว่า (1) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเป็น 0 เมื่อข้อมูลแบนราบกว่าปกติเล็กน้อย และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานใกล้เคียงกับ 0 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น เมื่อข้อมูลโด่งกว่าปกติเล็กน้อย โดยที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 เมื่อข้อมูลโด่งกว่าปกติมากในโมเดลประชากรที่ 3 ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด และมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 (2) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเป็น 0 เมื่อข้อมูลแบนราบกว่าปกติเล็กน้อย และโด่งกว่าปกติเล็กน้อย และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานใกล้เคียงกับ 0 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น เมื่อข้อมูลโด่งกว่าปกติมาก (3) ดัชนี GAMMA ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานใกล้เคียงกับ 0 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น โดยมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 ในโมเดลประชากรที่ 3 ทุกระดับการระบุโมเดลผิดพลาด และมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200

ตารางที่ 4.49 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี GAMMA

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบนราบกว่าปกติ ($k_u = -1$)	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.017	0	0	0	0.003	0	0	0	0.005	0	0	0
โด่งกว่าปกติ ($k_u = 1$)	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.011	0	0	0	0.008	0	0	0	0.007	0	0	0
โด่งกว่าปกติ มาก ($k_u = 2$)	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.019	0	0	0	0.013	0	0	0	0.012	0	0	0

ตารางที่ 4.50 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี GAMMA

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติ (ku=-1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.021	0	0	0	0.020	0	0	0	0.010	0	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.028	0	0	0	0.017	0	0	0	0.010	0	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.069	0	0	0	0.032	0	0	0	0.034	0	0	0
โค้งกว่าปกติ (ku=1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0.001	0	0	0
	RML	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0.001	0	0	0
	GLS	0.001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.141	0	0	0	0.112	0	0	0	0.091	0	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0	0	0	0	0.003	0	0	0	0.001	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0.003	0	0	0	0.001	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.021	0	0	0	0.080	0	0	0	0.062	0	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0	0.002	0	0	0
	RML	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0	0.002	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.249	0.001	0	0	0.110	0	0	0	0.095	0	0	0
โค้งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.062	0.009	0.001	0	0.071	0.006	0.001	0	0.083	0.010	0	0.001
	RML	0.062	0.009	0.001	0	0.071	0.006	0.001	0	0.083	0.010	0	0.001
	GLS	0.002	0	0	0	0.004	0	0	0	0.009	0	0	0
	WLS	0.497	0.046	0.004	0	0.428	0.022	0	0	0.420	0.011	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.080	0.015	0.001	0.001	0.081	0.01	0.002	0	0.099	0.01	0.006	0.001
	RML	0.080	0.015	0.001	0.001	0.081	0.01	0.002	0	0.099	0.01	0.006	0.001
	GLS	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0.002	0	0	0
	WLS	0.451	0.029	0	0	0.299	0.003	0	0	0.248	0.001	0	0
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.116	0.023	0.002	0	0.115	0.02	0.007	0.001	0.122	0.025	0.010	0.001
	RML	0.116	0.023	0.002	0	0.115	0.02	0.007	0.001	0.122	0.025	0.010	0.001
	GLS	0	0	0	0	0.001	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.609	0.057	0	0.001	0.389	0.006	0	0	0.319	0.003	0	0

จากตารางที่ 4.51 พบว่า (1) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML GLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี WLS มีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล แต่จะสามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล และมีแนวโน้มเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ในโมเดลประชากรที่ 3 มากกว่าโมเดลประชากรที่ 1 และโมเดลประชากรที่ 2 (3) ดัชนี MC ที่ได้จาก 4 ประมวลค่ามีลักษณะการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ไม่แตกต่างกันระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

จากตารางที่ 4.52 พบว่า (1) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี ML GLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเท่ากับ 0 เมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดน้อยและปานกลาง แต่ในกรณีที่มีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมาก จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น และมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานไม่เกินร้อยละ 80 ทุกกรณี (2) ดัชนี MC ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานสูงกว่าวิธีอื่น เมื่อโมเดลมีระดับการระบุผิดพลาดน้อย ระดับการระบุผิดพลาดปานกลาง และโมเดลมีระดับการระบุผิดพลาดระดับมากเมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 โดยจะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ในโมเดลประชากรที่ 1 ที่มีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมาก กรณีข้อมูลแบนราบกว่าปกติเล็กน้อย และในโมเดลประชากรที่ 1 และ 3 ที่มีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมาก กรณีข้อมูลโค้งกว่าปกติมาก (3) ดัชนี MC มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่มีรูปแบบเดียวกันทุกรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

ตารางที่ 4.51 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี MC

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบนราบกว่าปกติเล็กน้อย (ku=1)	ML	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0.004	0	0	0
	RML	0.002	0	0	0	0	0	0	0	0.004	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0.001	0	0	0
	WLS	0.095	0	0	0	0.088	0	0	0	0.122	0	0	0
โค้งกว่าปกติเล็กน้อย (ku=1)	ML	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0	0	0	0	0
	RML	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0	0	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.065	0	0	0	0.073	0	0	0	0.096	0	0	0
โค้งกว่าปกติมาก (ku=2)	ML	0	0	0	0	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0
	RML	0	0	0	0	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0.001	0	0	0
	WLS	0.063	0	0	0	0.068	0	0	0	0.099	0	0	0

ตารางที่ 4.52 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี MC

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติ (ku=-1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.004	0	0	0	0.038	0	0	0	0.414	0.317	0.238	0.219
	RML	0.004	0	0	0	0.038	0	0	0	0.414	0.317	0.238	0.219
	GLS	0.001	0	0	0	0.009	0	0	0	0.103	0.07	0.038	0.029
	WLS	0.153	0	0	0	0.460	0.020	0	0	0.824	0.518	0.298	0.197
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.006	0	0	0	0.001	0.002	0	0	0.386	0.333	0.286	0.227
	RML	0.006	0	0	0	0.001	0.002	0	0	0.386	0.333	0.286	0.227
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0.076	0.026	0.005	0.004
	WLS	0.158	0.001	0	0	0.126	0.014	0.001	0	0.795	0.376	0.157	0.065
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.004	0	0	0	0.054	0.001	0.001	0	0.476	0.403	0.368	0.366
	RML	0.004	0	0	0	0.054	0.001	0.001	0	0.476	0.403	0.368	0.366
	GLS	0.001	0	0	0	0.006	0	0	0	0.060	0.012	0.003	0.001
	WLS	0.281	0	0	0	0.403	0.011	0.001	0	0.744	0.173	0.054	0.153
โค้งกว่าปกติ (ku=1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.001	0	0	0	0.040	0.002	0	0	0.394	0.303	0.265	0.196
	RML	0.001	0	0	0	0.040	0.002	0	0	0.394	0.303	0.265	0.196
	GLS	0	0	0	0	0.006	0	0	0	0.115	0.061	0.04	0.023
	WLS	0.130	0	0	0	0.406	0.012	0	0	0.782	0.387	0.223	0.081
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.002	0	0	0	0.056	0.002	0	0	0.412	0.322	0.272	0.200
	RML	0.002	0	0	0	0.056	0.002	0	0	0.412	0.322	0.272	0.200
	GLS	0	0	0	0	0.005	0	0	0	0.062	0.024	0.009	0.001
	WLS	0.134	0.002	0	0	0.343	0.010	0	0	0.701	0.231	0.084	0.018
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.005	0	0	0	0.054	0.004	0.001	0	0.485	0.377	0.368	0.333
	RML	0.005	0	0	0	0.054	0.004	0.001	0	0.485	0.377	0.368	0.333
	GLS	0	0	0	0	0.005	0	0	0	0.067	0.018	0.003	0
	WLS	0.196	0	0	0	0.380	0.007	0	0	0.699	0.167	0.054	0.010
โค้งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.001	0	0	0	0.041	0.002	0	0	0.428	0.313	0.255	0.234
	RML	0.001	0	0	0	0.041	0.002	0	0	0.428	0.313	0.255	0.234
	GLS	0	0	0	0	0.007	0	0	0	0.132	0.078	0.046	0.035
	WLS	0.109	0	0	0	0.390	0.005	0.001	0	0.812	0.350	0.153	0.075
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0	0	0	0	0.048	0.001	0	0	0.400	0.352	0.260	0.234
	RML	0	0	0	0	0.048	0.001	0	0	0.400	0.352	0.260	0.234
	GLS	0	0	0	0	0.002	0	0	0	0.09	0.022	0.015	0.006
	WLS	0.102	0	0	0	0.324	0.003	0	0	0.677	0.181	0.043	0.015
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.002	0	0	0.048	0.002	0	0	0.481	0.373	0.346	0.378	0.333
	RML	0.002	0	0	0.048	0.002	0	0	0.481	0.373	0.346	0.378	0.333
	GLS	0	0	0	0.006	0	0	0	0.052	0.011	0.002	0.003	0
	WLS	0.182	0	0	0.578	0.054	0.002	0	0.868	0.450	0.247	0.012	0.007

จากตารางที่ 4.53 พบว่า (1) ดัชนี ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML GLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี WLS มีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 200 ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล แต่จะสามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (3) ดัชนี RMSEA ที่ได้จาก 4 ประมวลค่ามีลักษณะการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ไม่แตกต่างกันระหว่างรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

จากตารางที่ 4.54 พบว่า (1) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี ML GLS และ RML มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น และวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น แต่ทั้ง 3 วิธีมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานไม่ถึงร้อยละ 80 ทุกกรณี (2) ดัชนี RMSEA ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานสูงกว่าวิธีอื่น และมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น (3) ดัชนี MC ที่ได้จาก 4 ประมวลค่ามีลักษณะการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ไม่แตกต่างกันระหว่างประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล

ตารางที่ 4.53 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี RMSEA

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบนราบกว่าปกติ น้อย (ku=1)	ML	0.002	0	0	0	0.003	0	0	0	0.006	0	0	0
	RML	0.002	0	0	0	0.003	0	0	0	0.006	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0.002	0	0	0
	WLS	0.208	0	0	0	0.144	0	0	0	0.200	0	0	0
โด่งกว่าปกติ น้อย (ku=1)	ML	0.002	0	0	0	0.003	0	0	0	0.001	0	0	0
	RML	0.002	0	0	0	0.003	0	0	0	0.001	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	WLS	0.153	0	0	0	0.144	0	0	0	0.154	0	0	0
โด่งกว่าปกติ มาก (ku=2)	ML	0.002	0	0	0	0.004	0	0	0	0.003	0	0	0
	RML	0.002	0	0	0	0.004	0	0	0	0.003	0	0	0
	GLS	0	0	0	0	0	0	0	0	0.002	0	0	0
	WLS	0.139	0	0	0	0.154	0	0	0	0.166	0	0	0

ตารางที่ 4.54 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี RMSEA โดยใช้เกณฑ์มาตรฐาน

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติ (ku=-1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.009	0	0	0	0.083	0.009	0	0	0.535	0.521	0.497	0.512
	RML	0.009	0	0	0	0.083	0.009	0	0	0.535	0.521	0.497	0.512
	GLS	0.002	0	0	0	0.027	0	0	0	0.207	0.201	0.178	0.169
	WLS	0.257	0.002	0	0	0.576	0.065	0.003	0.001	0.888	0.68	0.551	0.459
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.014	0.001	0	0	0.003	0.012	0.001	0.001	0.523	0.531	0.531	0.51
	RML	0.014	0.001	0	0	0.003	0.012	0.001	0.001	0.523	0.531	0.531	0.51
	GLS	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0.133	0.115	0.063	0.04
	WLS	0.262	0.001	0	0	0.194	0.05	0.005	0.002	0.877	0.568	0.374	0.268
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.008	0	0	0	0.096	0.009	0.002	0	0.544	0.526	0.495	0.536
	RML	0.008	0	0	0	0.096	0.009	0.002	0	0.544	0.526	0.495	0.536
	GLS	0.001	0	0	0	0.012	0.001	0	0	0.090	0.031	0.014	0.004
	WLS	0.366	0.001	0	0	0.483	0.022	0.001	0	0.798	0.283	0.101	0.299
โค้งกว่าปกติ (ku=1)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.009	0	0	0	0.078	0.013	0.003	0.001	0.519	0.521	0.501	0.525
	RML	0.009	0	0	0	0.078	0.013	0.003	0.001	0.519	0.521	0.501	0.525
	GLS	0.001	0	0	0	0.023	0	0	0	0.204	0.189	0.199	0.155
	WLS	0.229	0.001	0	0	0.543	0.035	0.006	0	0.875	0.592	0.467	0.325
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.005	0	0	0	0.103	0.014	0.003	0	0.539	0.505	0.536	0.493
	RML	0.005	0	0	0	0.103	0.014	0.003	0	0.539	0.505	0.536	0.493
	GLS	0.002	0	0	0	0.02	0.001	0	0	0.152	0.087	0.075	0.033
	WLS	0.247	0.004	0	0	0.495	0.027	0.002	0	0.817	0.43	0.253	0.127
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.009	0	0	0	0.089	0.009	0.001	0	0.556	0.525	0.495	0.512
	GLS	0.002	0	0	0	0.014	0	0	0	0.098	0.037	0.014	0.003
	WLS	0.278	0.002	0	0	0.481	0.018	0	0	0.775	0.261	0.101	0.039
	RML	0.009	0	0	0	0.089	0.009	0.001	0	0.556	0.525	0.495	0.512
โค้งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.007	0	0	0	0.098	0.009	0.002	0.002	0.549	0.511	0.524	0.519
	RML	0.007	0	0	0	0.098	0.009	0.002	0.002	0.549	0.511	0.524	0.519
	GLS	0.001	0	0	0	0.024	0.001	0	0	0.244	0.217	0.194	0.164
	WLS	0.207	0	0	0	0.497	0.047	0.002	0	0.872	0.546	0.357	0.268
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.010	0.001	0	0	0.102	0.012	0.002	0.003	0.549	0.56	0.521	0.506
	RML	0.010	0.001	0	0	0.102	0.012	0.002	0.003	0.549	0.56	0.521	0.506
	GLS	0.001	0	0	0	0.021	0	0	0	0.163	0.105	0.057	0.045
	WLS	0.189	0	0	0	0.447	0.029	0	0	0.796	0.379	0.164	0.081
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.009	0	0	0.081	0.005	0	0	0.548	0.495	0.490	0.527	0.512
	RML	0.009	0	0	0.081	0.005	0	0	0.548	0.495	0.490	0.527	0.512
	GLS	0.002	0	0	0.012	0.002	0	0	0.085	0.032	0.009	0.013	0.004
	WLS	0.249	0	0	0.655	0.1	0.005	0	0.906	0.582	0.374	0.061	0.021

จากตารางที่ 4.55 พบว่า (1) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 เป็น 0 ทุกขนาดตัวอย่าง ประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล (2) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล และมีแนวโน้มที่สามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 600 ขึ้นไป (3) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี WLS มีแนวโน้มที่จะมีความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น ทุกประเภทของโมเดล และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล และมีแนวโน้มที่สามารถควบคุมความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 เมื่อมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 เป็นอย่างน้อย

จากตารางที่ 4.56 พบว่า (1) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีระดับของการระบุโมเดลผิดพลาดเพิ่มขึ้น และมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเพิ่มขึ้นเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นในโมเดลที่มีระดับการระบุผิดพลาดมาก โดยมีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 เมื่อมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมาก และมีขนาดตัวอย่างเท่ากับ 800 (2) ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานมากกว่าวิธีอื่นกรณีที่ข้อมูลแบนราบกว่าปกติ และโมเดลมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดระดับน้อย และระดับการระบุโมเดลผิดพลาดระดับปานกลาง เมื่อมีขนาดตัวอย่างตั้งแต่ 400 ขึ้นไป (3) เมื่อโมเดลมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดระดับน้อย ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS และ WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น แต่โมเดลมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดระดับปานกลาง ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS และ WLS มีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น และดัชนี TLI ที่ได้จากทุกวิธีประมาณค่ามีแนวโน้มที่จะมีอำนาจการทดสอบสมมติฐานลดลงเมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น เมื่อโมเดลมีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดระดับมาก

ตารางที่ 4.55 ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี TLI

ประเภทของโมเดล	วิธีประมาณค่า	โมเดลประชากรที่ 1				โมเดลประชากรที่ 2				โมเดลประชากรที่ 3			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติ ($ku=-1$)	ML	0.005	0	0	0	0.007	0	0	0	0.012	0	0	0
	RML	0.005	0	0	0	0.007	0	0	0	0.012	0	0	0
	GLS	0.204	0.054	0.017	0.001	0.215	0.081	0.031	0.008	0.202	0.087	0.026	0.006
	WLS	0.457	0.044	0.007	0	0.690	0.074	0.011	0.002	0.576	0.117	0.008	0.001
โค้งกว่าปกติ ($ku=1$)	ML	0.003	0	0	0	0.007	0	0	0	0.006	0	0	0
	RML	0.003	0	0	0	0.007	0	0	0	0.006	0	0	0
	GLS	0.171	0.039	0.014	0.002	0.215	0.096	0.024	0.008	0.181	0.087	0.025	0.004
	WLS	0.639	0.211	0.063	0.021	0.690	0.294	0.106	0.031	0.735	0.306	0.118	0.040
โค้งกว่าปกติ มาก ($ku=2$)	ML	0.004	0	0	0	0.007	0	0	0	0.008	0	0	0
	RML	0.004	0	0	0	0.007	0	0	0	0.008	0	0	0
	GLS	0.193	0.057	0.016	0.002	0.258	0.099	0.025	0.013	0.233	0.091	0.032	0.008
	WLS	0.664	0.256	0.093	0.021	0.713	0.326	0.117	0.057	0.765	0.341	0.127	0.059

ตารางที่ 4.56 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี TLI

ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	วิธีประมาณค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
แบบราบกว่าปกติน้อย ($ku=-1$)													
โมเดลประชากรที่ 1	ML	0.022	0	0	0	0.146	0.036	0.004	0.004	0.653	0.683	0.721	0.769
	RML	0.022	0	0	0	0.146	0.036	0.004	0.004	0.653	0.683	0.721	0.769
	GLS	0.277	0.212	0.147	0.097	0.659	0.807	0.893	0.957	0.939	1	1	1
	WLS	0.583	0.183	0.048	0.018	0.848	0.73	0.709	0.735	0.984	0.999	1	1
โมเดลประชากรที่ 2	ML	0.022	0.001	0	0	0.005	0.028	0.002	0.001	0.598	0.649	0.686	0.694
	RML	0.022	0.001	0	0	0.005	0.028	0.002	0.001	0.598	0.649	0.686	0.694
	GLS	0.336	0.28	0.211	0.141	0.189	0.818	0.925	0.960	0.940	1	1	1
	WLS	0.659	0.263	0.111	0.041	0.569	0.778	0.814	0.812	0.990	0.999	1	1
โมเดลประชากรที่ 3	ML	0.021	0	0	0	0.155	0.023	0.008	0.001	0.710	0.747	0.802	0.853
	RML	0.021	0	0	0	0.155	0.023	0.008	0.001	0.710	0.747	0.802	0.853
	GLS	0.342	0.272	0.227	0.154	0.626	0.842	0.921	0.979	0.924	0.999	1	1
	WLS	0.743	0.311	0.138	0.298	0.953	0.943	0.966	0.988	0.995	1	1	1
โค้งกว่าปกติน้อย ($ku=1$)													
โมเดลประชากรที่ 1	ML	0.015	0.001	0	0	0.133	0.024	0.012	0.005	0.651	0.712	0.737	0.78
	RML	0.015	0.001	0	0	0.133	0.024	0.012	0.005	0.651	0.712	0.737	0.78
	GLS	0.288	0.204	0.139	0.093	0.651	0.809	0.917	0.95	0.951	0.999	1	1
	WLS	0.782	0.473	0.336	0.245	0.952	0.932	0.966	0.978	0.994	0.999	1	1
โมเดลประชากรที่ 2	ML	0.010	0	0	0	0.147	0.018	0.006	0.001	0.618	0.633	0.697	0.682
	RML	0.010	0	0	0	0.147	0.018	0.006	0.001	0.618	0.633	0.697	0.682
	GLS	0.328	0.265	0.22	0.154	0.661	0.844	0.918	0.962	0.940	0.999	1	1
	WLS	0.794	0.547	0.399	0.334	0.947	0.931	0.965	0.980	0.996	1	1	1
โมเดลประชากรที่ 3	ML	0.015	0	0	0	0.149	0.033	0.007	0.002	0.703	0.764	0.802	0.844
	RML	0.015	0	0	0	0.149	0.033	0.007	0.002	0.703	0.764	0.802	0.844
	GLS	0.350	0.276	0.240	0.173	0.647	0.862	0.927	0.963	0.921	0.999	1	1
	WLS	0.844	0.574	0.482	0.389	0.943	0.949	0.983	0.983	0.996	1	1	1

ตารางที่ 4.56 อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี TLI (ต่อ)

ระดับการ ระบุโมเดล ผิดพลาด	วิธี ประมาณ ค่า	โมเดลระบุผิดพลาดระดับน้อย				โมเดลระบุผิดพลาดระดับปานกลาง				โมเดลระบุผิดพลาดระดับมาก			
		200	400	600	800	200	400	600	800	200	400	600	800
โด่งกว่าปกติมาก (ku=2)													
โมเดล ประชากร ที่ 1	ML	0.014	0	0	0	0.152	0.033	0.009	0.004	0.677	0.704	0.734	0.787
	RML	0.014	0	0	0	0.152	0.033	0.009	0.004	0.677	0.704	0.734	0.787
	GLS	0.273	0.240	0.136	0.1	0.658	0.812	0.886	0.953	0.955	1	1	1
	WLS	0.768	0.525	0.375	0.324	0.955	0.942	0.973	0.990	0.997	1	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 2	ML	0.014	0.001	0	0	0.145	0.023	0.007	0.005	0.625	0.685	0.684	0.708
	RML	0.014	0.001	0	0	0.145	0.023	0.007	0.005	0.625	0.685	0.684	0.708
	GLS	0.352	0.295	0.209	0.16	0.658	0.850	0.916	0.969	0.963	0.999	1	1
	WLS	0.827	0.577	0.443	0.368	0.955	0.960	0.966	0.985	0.997	1	1	1
โมเดล ประชากร ที่ 3	ML	0.019	0	0	0.137	0.023	0.003	0.002	0.687	0.725	0.801	0.810	0.862
	RML	0.019	0	0	0.137	0.023	0.003	0.002	0.687	0.725	0.801	0.810	0.862
	GLS	0.338	0.301	0.152	0.663	0.842	0.941	0.964	0.914	0.999	1	1	1
	WLS	0.853	0.599	0.048	0.933	0.868	0.882	0.884	0.995	1	1	1	1

จากตารางที่ 4.57 พบว่าความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี p-value มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .607$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .260$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .003$, p-value=.808) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .002$, p-value=.853) ไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี p-value อย่างมีนัยสำคัญ

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี CFI มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .358$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .346$, p-value=.000) ในระดับมาก และมีความไวต่อรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .020$, p-value=.259) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .008$, p-value=.593) ในระดับน้อย

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี GAMMA มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .196$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .196$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .009$, p-value=.544) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .006$, p-value=.674) ไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี GAMMA อย่างมีนัยสำคัญ

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี MC มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .250$, p-value=.000) ในระดับมาก แต่วิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .002$, p-value=.855) ประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .003$, p-value=.796) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .002$, p-value=.855) ไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี MC อย่างมีนัยสำคัญ

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี RMSEA มีความไวต่อขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .262$, p-value=.000) และวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .243$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .001$, p-value=.966) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .001$, p-value=.927) ไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี RMSEA อย่างมีนัยสำคัญ

ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี TLI มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .463$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .381$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .018$, p-value=.301) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .008$, p-value=.598) ไม่ส่งผลต่อความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ของดัชนี TLI อย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 4.57 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1

ดัชนีวัดความสอดคล้อง	ปัจจัย	p-value	Partial Eta Squared
เชิงประจักษ์	วิธีประมาณค่า	.000	.607
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.260
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.808	.003
	ประเภทของโมเดล	.853	.002
p-value	วิธีประมาณค่า	.000	.358
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.346
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.259	.020
	ประเภทของโมเดล	.593	.008
CFI	วิธีประมาณค่า	.000	.196
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.196
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.544	.009
	ประเภทของโมเดล	.674	.006
GAMMA	ขนาดตัวอย่าง	.000	.250
	วิธีประมาณค่า	.855	.002
	ประเภทของโมเดล	.796	.003
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.855	.002
MC	วิธีประมาณค่า	.000	.196
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.196
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.544	.009
	ประเภทของโมเดล	.674	.006

ตารางที่ 4.57 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (ต่อ)

ดัชนีวัดความสอดคล้อง เชิงประจักษ์	ปัจจัย	p-value	Partial Eta Squared
RMSEA	ขนาดตัวอย่าง	.000	.262
	วิธีประมาณค่า	.000	.243
	ประเภทของโมเดล	.966	.001
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.927	.001
TLI	วิธีประมาณค่า	.000	.463
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.381
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.301	.018
	ประเภทของโมเดล	.598	.008

จากตารางที่ 4.58 พบว่าอำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี p-value มีความไวต่อระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .832$, p-value=.000) ขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .422$, p-value=.000) และวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .264$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .013$, p-value=.066) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .011$, p-value=.108) ไม่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี p-value อย่างมีนัยสำคัญ

อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี CFI มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .753$, p-value=.000) และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .679$, p-value=.000) ในระดับมาก และมีความไวต่อ ประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .029$, p-value=.002) ขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .024$, p-value=.017) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .023$, p-value=.008) ระดับน้อย

อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี GAMMA มีความไวต่อประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .189$, p-value=.000) ในระดับมาก มีความไวต่อวิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .102$, p-value=.000) และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .095$, p-value=.000) ระดับปานกลาง และมีความไวต่อรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .033$, p-value=.001) ในระดับน้อย ส่วนประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .003$, p-value=.557) ไม่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบสมมติฐานของดัชนี GAMMA อย่างมีนัยสำคัญ

อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี MC มีความไวต่อระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .454$, p-value=.000) วิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .174$, p-value=.000) และขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .150$, p-value=.000) ในระดับมาก ส่วนประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .010$, p-value=.133) และรูปทรง

การแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .001$, p-value=.736) ไม่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี MC อย่างมีนัยสำคัญ

อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี RMSEA มีความไวต่อระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .611$, p-value=.000) วิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .218$, p-value=.000) ในระดับมาก และมีความไวต่อขนาดตัวอย่าง ($\eta^2 = .115$, p-value=.000) ในระดับปานกลาง ส่วนประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .006$, p-value=.270) และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .001$, p-value=.771) ไม่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี RMSEA อย่างมีนัยสำคัญ

อำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี TLI มีความไวต่อระดับการระบุโมเดลผิดพลาด ($\eta^2 = .744$, p-value=.000) วิธีประมาณค่า ($\eta^2 = .682$, p-value=.000) ในระดับมาก และมีความไวต่อรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ($\eta^2 = .021$, p-value=.012) และประเภทของโมเดล ($\eta^2 = .020$, p-value=.013) ระดับน้อย ส่วนขนาดตัวอย่างไม่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบสมมติฐาน ของดัชนี TLI อย่างมีนัยสำคัญ ($\eta^2 = .006$, p-value=.459)

ตารางที่ 4.58 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของอำนาจการทดสอบสมมติฐาน

ดัชนีวัดความสอดคล้อง	ปัจจัย	p-value	Partial Eta Squared
เชิงประจักษ์	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.832
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.422
	วิธีประมาณค่า	.000	.264
	ประเภทของโมเดล	.066	.013
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.108	.011
CFI	วิธีประมาณค่า	.000	.753
	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.679
	ประเภทของโมเดล	.002	.029
	ขนาดตัวอย่าง	.017	.024
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.008	.023
GAMMA	ขนาดตัวอย่าง	.000	.189
	วิธีประมาณค่า	.000	.102
	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.095
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.001	.033
	ประเภทของโมเดล	.557	.003

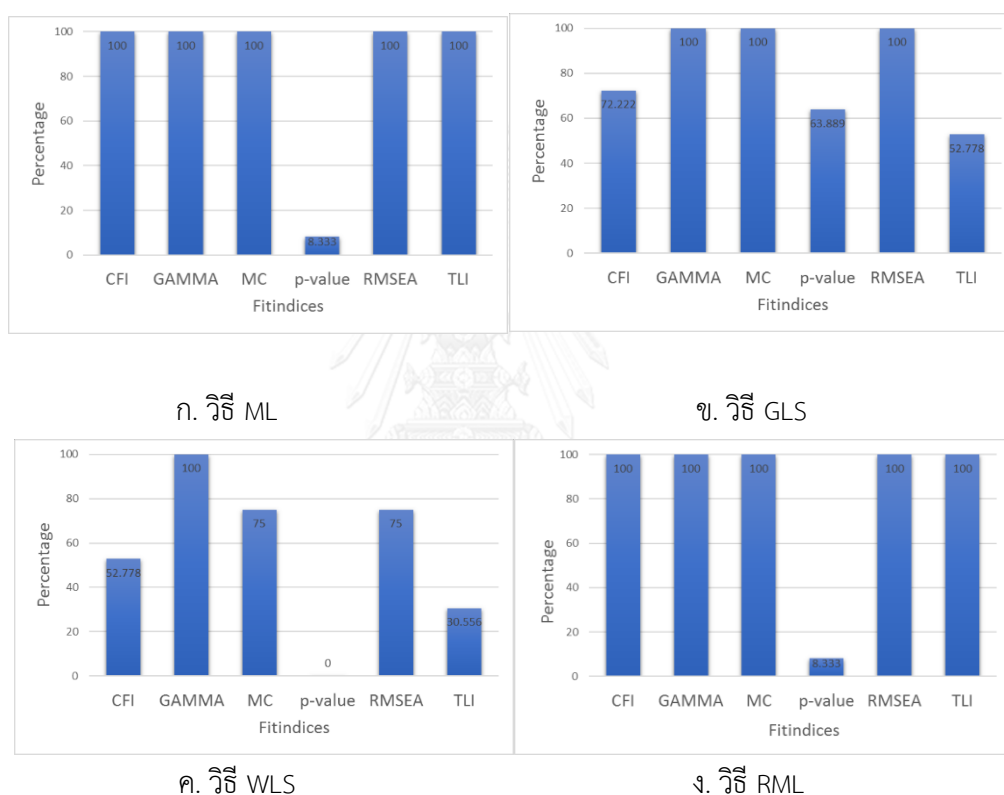
ตารางที่ 4.58 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (ต่อ)

ดัชนีวัดความสอดคล้อง เชิงประจักษ์	ปัจจัย	p-value	Partial Eta Squared
MC	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.454
	วิธีประมาณค่า	.000	.174
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.150
	ประเภทของโมเดล	.133	.010
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.736	.001
RMSEA	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.611
	วิธีประมาณค่า	.000	.218
	ขนาดตัวอย่าง	.000	.115
	ประเภทของโมเดล	.270	.006
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.771	.001
TLI	ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด	.000	.744
	วิธีประมาณค่า	.000	.682
	รูปทรงการแจกแจงของข้อมูล	.012	.021
	ประเภทของโมเดล	.013	.020
	ขนาดตัวอย่าง	.459	.006

จากตารางที่ 4.59 และภาพที่ 4.55 พบว่าดัชนี CFI SRMR และ TLI ที่ได้จากวิธี ML และ RML สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 ทุกกรณี โดยที่ดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี GLS และ WLS สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ร้อยละ 72.222 และ ร้อยละ 52.778 ตามลำดับ ดัชนี SRMR ที่ได้จากวิธี GLS และ WLS สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ร้อยละ 100 และ 72.222 ตามลำดับ ดัชนี TLI ที่ได้จากวิธี GLS และ WLS สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ร้อยละ 52.778 และ 30.556 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.59 ร้อยละการควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ที่ไม่เกินร้อยละ 5 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

วิธีประมาณค่า	ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์					
	CFI	GAMMA	MC	p-value	RMSEA	TLI
ML	100	100	100	8.333	100	100
GLS	72.222	100	100	63.889	100	52.778
WLS	52.778	100	75	0	75	30.556
RML	100	100	100	8.333	100	100

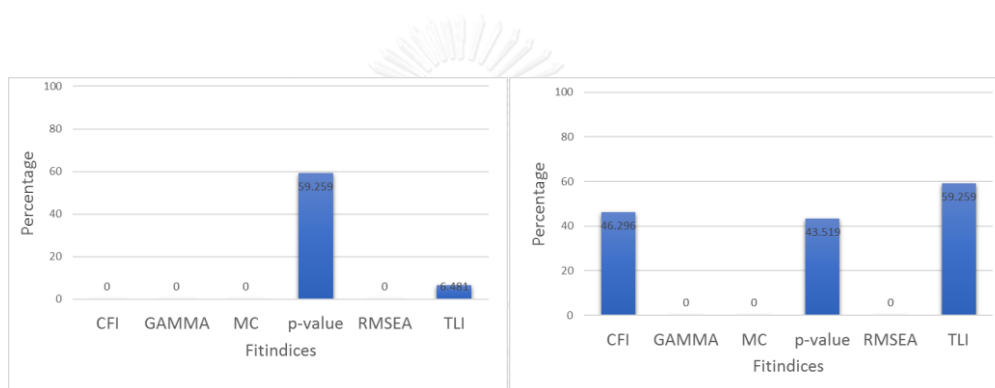


ภาพที่ 4.55 ร้อยละการควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ที่ไม่เกินร้อยละ 5 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

จากตารางที่ 4.60 และภาพที่ 4.56 พบว่าดัชนี CFI ที่ได้จากวิธี ML และ RML ไม่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินร้อยละ 80 ทุกกรณี ส่วนวิธี GLS และ WLS จะให้ดัชนี CFI ที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินเกณฑ์ร้อยละ 46.296 และ 57.407 ตามลำดับ ดัชนี SRMR ที่ได้จากวิธี ML GLS WLS และ RML ที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินเกณฑ์ร้อยละ 23.148 23.148 36.111 และ 12.037 ตามลำดับ และดัชนี TLI ได้จากวิธี ML GLS WLS และ RML ที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินเกณฑ์ร้อยละ 6.481 59.259 65.741 และ 6.481 ตามลำดับ

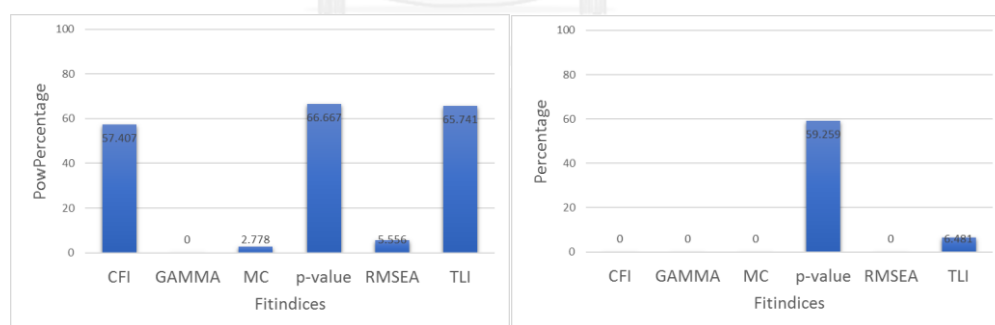
ตารางที่ 4.60 ร้อยละอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินร้อยละ 80 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

วิธีประมาณ ค่า	ดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์					
	CFI	GAMMA	MC	p-value	RMSEA	TLI
ML	0	0	0	59.259	0	6.481
GLS	46.296	0	0	43.519	0	59.259
WLS	57.407	0	2.778	66.667	5.556	65.741
RML	0	0	0	59.259	0	6.481



ก. วิธี ML

ข. วิธี GLS



ค. วิธี WLS

ง. วิธี RML

ภาพที่ 4.56 ร้อยละอำนาจการทดสอบสมมติฐานที่เกินร้อยละ 80 ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด และมีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ การวิจัยใช้ระเบียบวิจัยเชิงทดลองโดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล ภายใต้ 576 เงื่อนไขการจำลองจาก 5 ปัจจัย ประกอบด้วย (1) ประเภทของพารามิเตอร์ที่ระบุผิดพลาด (2) ระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด (3) รูปทรงการแจกแจงของตัวแปรสังเกตได้ (4) ขนาดตัวอย่าง (5) วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยแต่ละเงื่อนไขการจำลองจะทำซ้ำ 1000 รอบ โดยใช้ค่าความไว (sensitivity) ค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์ (RB) ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (MCSE) ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (Type I error) และอำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test) เป็นเกณฑ์การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ และประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์

สรุปผลการวิจัย

ผู้วิจัยแบ่งการนำเสนอผลการวิจัยออกเป็น 2 ตอน ตามวัตถุประสงค์ในการวิจัยครั้งนี้ คือ 1) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลระบุผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ 2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ในโมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันภายใต้สถานการณ์ที่โมเดลระบุผิดพลาดโดยที่ตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงไม่ปกติ ผลการวิจัยสามารถสรุปได้เป็นดังนี้

1. สรุปผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ที่ 1

ประสิทธิภาพของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ จะพิจารณาความแม่นยำของวิธีการประมาณค่าด้วยความเอนเอียงสัมพัทธ์ (relative bias : RB) พิจารณาความถูกต้องของวิธีประมาณค่าด้วยค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo standard error: MCSE) โดยจะนำเสนอในรูปของสัมประสิทธิ์การแปรผัน (coefficient of variation : CV) และผลกระทบต่อวิธีประมาณค่าด้วยความไว (sensitivity : η^2) พบว่า วิธี ML และ RML เป็นวิธีประมาณค่าที่มี

ความแม่นยำไม่แตกต่างกัน และมีความแม่นยำมากกว่าวิธี WLS และ GLS ตามลำดับ แต่วิธี RML จะมีความตรงที่มากกว่าวิธี ML GLS และ WLS ตามลำดับ โดยที่ปัจจัยระดับการระบุโมเดลผิดพลาดส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์มากที่สุด และปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ส่งผลต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันมากที่สุด

ความเอนเอียงสัมพัทธ์ที่ได้จากวิธี ML และ RML ได้รับผลกระทบจาก ประเภทของโมเดล ประเภทของพารามิเตอร์ และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด แต่วิธี GLS และ WLS จะได้รับผลกระทบจาก ประเภทของโมเดล ประเภทของพารามิเตอร์ ขนาดตัวอย่าง และระดับการระบุโมเดลผิดพลาด คือ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบผิดพลาด จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์โมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์ ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนผิดพลาด และโมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงผิดพลาด (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงจะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน และพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมากขึ้น จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์มากขึ้นตามลำดับ (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น จะมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ลดลงตามลำดับ

สัมประสิทธิ์การแปรผันที่ได้จากวิธี ML และ RML ได้รับผลกระทบจาก ประเภทของโมเดล ประเภทของพารามิเตอร์ ขนาดตัวอย่าง ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล แต่วิธี GLS และ WLS ได้รับผลกระทบจาก ประเภทของพารามิเตอร์ ขนาดตัวอย่าง ระดับการระบุโมเดลผิดพลาด และรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล คือ (1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบผิดพลาด จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์โมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนผิดพลาด และโมเดลที่มีการระบุพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงผิดพลาด (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงจะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน และพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ (3) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีระดับการระบุโมเดลผิดพลาดมากขึ้น จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากขึ้นตามลำดับ (4) การประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อมีขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันลดลงตามลำดับ (5) การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี เมื่อข้อมูลมีความโค้งกว่าปกติมาก จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์เมื่อข้อมูลมีความโค้งกว่าปกติน้อย และข้อมูลแบนราบกว่าปกติ

กล่าวโดยสรุปคือวิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพัทธ์ไม่แตกต่างกัน และมีความเอนเอียงสัมพัทธ์จํากว่าวิธี GLS และ WLS แต่วิธี RML จะมีสัมประสิทธิ์การแปรผันต่ำกว่าวิธี ML GLS และ WLS ทั้งในกรณีที่ไม่มีการระบุโมเดลผิดพลาด โดยที่ปัจจัยระดับของการระบุโมเดลผิดพลาด ส่งผลต่อความเอนเอียงสัมพัทธ์มากที่สุด และปัจจัยประเภทของพารามิเตอร์ส่งผลต่อสัมประสิทธิ์การแปรผันมากที่สุด

2. สรุปผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ที่ 2

ประสิทธิภาพของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ จะพิจารณาจากความไวของดัชนีต่อตัวแปรแทรกซ้อนอื่น (sensitivity) ความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (Type I error) ในโมเดลที่ระบุไม่ผิดพลาด และ อำนาจการทดสอบสมมติฐาน (power of the test) ในโมเดลที่ระบุผิดพลาด พบว่าในภาพรวมดัชนี p-value, CFI, GAMMA, MC, RMSEA, TLI เป็นดัชนีที่มีประสิทธิภาพมากกว่าดัชนีอื่นๆ เนื่องจากมีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดมาก และมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนอื่นๆในระดับน้อยถึงปานกลาง โดย (1) กรณีที่โมเดลระบุไม่ผิดพลาดดัชนี GAMMA, MC, RMSEA สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ไม่เกินร้อยละ 5 ได้ทุกกรณี เมื่อใช้วิธี WL, RML และ GLS ในการประมาณค่า แต่เมื่อใช้วิธี WLS ในการประมาณค่า ทุกดัชนีจะควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ลดลง ยกเว้นดัชนี GAMMA ที่ยังคงสามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ทุกกรณี (2) กรณีที่โมเดลระบุผิดพลาด พบว่าดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี ML และ RML มีกรณีที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 มากกว่าดัชนีอื่นๆ ดัชนี CFI และ TLI ที่ได้จากวิธีประมาณค่า GLS และ WLS มีกรณีที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 มากกว่าดัชนีอื่นๆ แต่อย่างไรก็ตามทุกดัชนีที่ได้จากทั้ง 4 วิธีประมาณค่า มีกรณีที่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานเกินร้อยละ 80 ยังคงต่ำอยู่ แสดงให้เห็นว่าการใช้เกณฑ์พิจารณาในแต่ละดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์เพียงเกณฑ์เดียวกับสถานการณ์ที่มีความหลากหลายนั้นไม่เหมาะสม

อภิปรายผลการวิจัย

การอภิปรายผลการวิจัยในครั้งนี้จะนำเสนอตามวัตถุประสงค์การวิจัย และผลสรุปการวิจัยเป็นดังนี้

1. อภิปรายผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ที่ 1

ผลจากการเปรียบเทียบความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผันของการประมาณค่าพารามิเตอร์ พบว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงมีความเอนเอียงสัมพัทธ์ และสัมประสิทธิ์การแปรผันมากกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ความแปรปรวนร่วม

ระหว่างความคลาดเคลื่อน และพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบ เนื่องจากตัวแปรแฝงที่ใช้ในโมเดลการวิจัย เป็นตัวแปรที่ผู้วิจัยไม่สามารถกำหนดเองได้โดยตรง ทำให้ผู้วิจัยต้องหาตัวแปรสังเกตได้อื่น ๆ ที่สามารถวัดได้โดยตรงมาชี้วัดตัวแปรแฝงเหล่านั้น จึงทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการวัด (Jichuan Wang, Xiaoquin Wang ; 2012)

วิธี ML และ RML มีความเอนเอียงสัมพันธ์ไม่แตกต่างกัน แต่วิธี RML มีสัมประสิทธิ์การแปรผันต่ำกว่าวิธี ML เนื่องจากวิธี RML เป็นวิธีที่พัฒนามาจากวิธี ML โดยมีการปรับแก้สูตรการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานให้มีให้มีความแกร่งต่อข้อมูลที่ไม่มีแจกแจงแบบปกติ นอกจากนี้วิธี ML และ RML ยังมีความเอนเอียงสัมพันธ์น้อยกว่าวิธี GLS และ WLS เนื่องจาก (1) วิธี GLS จะมีแนวโน้มให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความเอนเอียงเมื่อมีการฝ่าฝืนข้อตกลงเบื้องต้น เช่นการแจกแจงของข้อมูลไม่เป็นแบบปกติ (Boomsma & Hoogland, 2001; Lei & Lomax, 2005; Min, 2008; Olsson et al., 2000; Shimizu & Kano, 2008) โดยผลการวิจัยครั้งนี้พบว่าวิธี GLS ยังคงคงมีความเอนเอียงสัมพันธ์มากกว่าวิธี ML และ RML ถึงแม้ว่าข้อมูลจะมีการแจกแจงแตกต่างไปจากการแจกแจงปกติไม่มาก (2) ถึงแม้ว่าในเชิงทฤษฎีวิธี WLS เป็นวิธีที่ไม่มีข้อจำกัดเกี่ยวกับการแจกแจงของข้อมูล แต่จากงานวิจัยของ Boomsma & Hoogland (2001) พบว่าวิธี WLS ต้องการขนาดตัวอย่างจำนวนมากในการวิเคราะห์ จึงจะได้ค่าประมาณที่มีประสิทธิภาพ และมีความคงเส้นคงวา โดยขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมควรมีค่าเท่ากับ 40 เท่าต่อจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดล วิธี WLS จึงจะมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธี ML แต่ในการวิจัยครั้งนี้ใช้จำนวนขนาดตัวอย่างเท่ากับ 20 เท่าต่อจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดล จึงทำให้ WLS มีประสิทธิภาพที่ต่ำกว่าวิธี ML และ RML Boomsma & Hoogland (2001); Curran, West, & Finch (1996); Fan & Wang (1998); Fan & Sivo (2007); Min (2008); Olsson, Foss, Troye, & Howell (2000)

ปัจจัยรบกวนการแจกแจงของข้อมูลไม่มีนัยสำคัญต่อความเอนเอียงสัมพันธ์ ซึ่งไม่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Benson & Fleishman (1994); Curran et al. (1996); Lei & Lomax (2005); Min (2008); Olsson et al. (2000) ที่มีผลการวิจัยว่ารูปแบบการแจกแจงของข้อมูลส่งผลต่อประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ เนื่องจากในการวิจัยครั้งนี้ศึกษาเฉพาะสัมประสิทธิ์ความโด่งเพียง 3 ระดับ คือ -1 1 และ 2 ซึ่งอาจมีความแตกต่างกันน้อยเกินไปจนไม่สามารถวิเคราะห์ความแตกต่างของผลการวิเคราะห์ได้ โดยในงานวิจัยของ Curran et al. (1996) พบว่าข้อมูลที่มีการแจกแจงไม่ปกติโดยมี สัมประสิทธิ์ความเบ้เท่ากับ 2 และ สัมประสิทธิ์ความโด่งเท่ากับ 7 จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์

2. อภิปรายผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์ที่ 2

ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าดัชนี CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI มีความเหมาะสมกว่าดัชนีอื่นๆ เนื่องจากมีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาด และมีความไวต่อตัวแปรแทรกซ้อนอื่นๆ ในระดับน้อย สอดคล้องกับงานวิจัยของ Hu & Bentler (1999) และ Fan & Sivo (2007) Patricia E.a & Victoria & Libo (2012) Cangur & Ercan (2015) และ Yu (2002)

ผลการวิจัยพบว่าดัชนี CFI ไม่ได้รับอิทธิพลจากรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล ซึ่งขัดแย้งกับงานวิจัยของ Patricia E.a & Victoria & Libo (2012) เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยดังกล่าวมีค่าสัมประสิทธิ์ความโค้งเท่ากับ 7 และ 21 โดยในงานวิจัยในครั้งนี้ใช้สัมประสิทธิ์ความโค้งเพียง -1 1 และ 2 เท่านั้น จึงทำให้อาจจะไม่พบอิทธิพลของรูปทรงการแจกแจงที่มีต่อดัชนีอย่างมีนัยสำคัญ และผลการวิจัยพบว่าดัชนี CFI และ TLI ได้รับอิทธิพลจากวิธีประมาณค่า สอดคล้องกับงานวิจัยของ Hu & Bentler (1998) ที่พบว่าดัชนี CFI และ TLI จะได้รับอิทธิพลจากวิธีประมาณค่าเมื่อข้อมูลมีการแจกแจงไม่ปกติ แต่จะไม่ได้รับอิทธิพลจากวิธีประมาณค่าเมื่อข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ

ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้

1. ผลการวิจัยเสนอให้ใช้วิธี RML ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้งในกรณีที่โมเดลระบุไม่ผิดพลาดและ โมเดลระบุผิดพลาด เนื่องจากเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพ ดีกว่าวิธีอื่นๆ โดยมีความเอนเอียงสัมพัทธ์โดยเฉลี่ยเท่ากับ 0.035 (ร้อยละ 3.5) และมีสัมประสิทธิ์การแปรผันโดยเฉลี่ยเท่ากับ 0.118 (ร้อยละ 11.8)

2. ในภาพรวม ผลการวิจัยเสนอให้ใช้ดัชนี p-value, CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI ในการวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ เนื่องจากเป็นดัชนีที่มีความไวต่อการระบุโมเดลผิดพลาดระดับมาก และมีความไวต่อปัจจัยแทรกซ้อนอื่นๆ ในระดับน้อยถึงปานกลาง แต่เมื่อพิจารณาถึงการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยใช้วิธี RML ที่มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีอื่นๆ การใช้ดัชนี CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI ที่ได้จากวิธี RML จะสามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้ทุกกรณี ส่วนดัชนี p-value สามารถควบคุมการเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 ได้เพียงบางกรณี เมื่อโมเดลระบุไม่ผิดพลาด แต่ในกรณีที่โมเดลระบุผิดพลาด พบว่าดัชนี p-value ที่ได้จากวิธี RML จะมีการตีความที่แม่นยำกว่ามาตรฐานเกินร้อยละ 80 มากกว่าดัชนีอื่นๆ ดังนั้นควรใช้ดัชนี p-value, CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI ร่วมกันในงานวิจัย แต่การที่จะทำให้ดัชนี CFI, GAMMA, MC, RMSEA และ TLI มีอำนาจในการทดสอบสมมติฐานต่ำเมื่อโมเดลมีการระบุผิดพลาด ไม่ได้หมายความว่า

ว่าดัชนีเหล่านี้ไม่มีประสิทธิภาพ แต่เป็นเพราะเกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจปฏิเสธสมมติฐานหลักของแต่ละดัชนีไม่เหมาะสม

ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

1. ประยุกต์วิธีดำเนินการวิจัยไปใช้กับโมเดลการวิเคราะห์อื่น ๆ เช่น การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling: SEM) เพื่อศึกษาอิทธิพลของพารามิเตอร์อื่น ๆ ในการวิเคราะห์เพิ่มเติม

2. การวิจัยครั้งนี้ใช้เกณฑ์ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์เพียงเกณฑ์เดียวในสถานการณ์การทดลอง พบว่าดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ส่วนใหญ่มีอำนาจการทดสอบสมมติฐานไม่เกินร้อยละ 80 ดังนั้นการวิจัยครั้งถัดไปควรใช้เกณฑ์ที่มีความหลากหลายตามสถานการณ์การทดลอง โดยมีงานวิจัยที่พัฒนาวิธีการกำหนดเกณฑ์ของดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์ เช่นงานวิจัยของ Pornprasertmanit (2014)

3. ขยายกรอบแนวคิดการวิจัยให้ตัวแปรรูปทรงการแจกแจงของข้อมูล และขนาดตัวอย่างมีความหลากหลายมากขึ้น เช่นเพิ่มการแจกแจงของข้อมูลที่มีทั้งความเบ้ และความโด่ง เพื่อที่จะให้ได้ผลการวิจัยที่มีความชัดเจนและครอบคลุม เนื่องจากผลการวิจัยครั้งนี้ใช้ขนาดตัวอย่างไม่เพียงพอต่อการศึกษาความเอนเอียงของวิธี WLS ได้อย่างชัดเจน และยังไม่สามารถวิเคราะห์อิทธิพลของรูปทรงการแจกแจงของข้อมูลต่อความเอนเอียงของการประมาณค่าพารามิเตอร์ได้อย่างมีนัยสำคัญ รวมถึงศึกษาผลกระทบของปัจจัยอื่นๆที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพของวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ และดัชนีวัดความสอดคล้องเชิงประจักษ์เพิ่มเติม เช่นจำนวนตัวแปรในโมเดล หรือขนาดของโมเดล ข้อมูลสูญหาย เป็นต้น

รายการอ้างอิง

- กชกร เกียรติศรศรี. (2554). *การวิเคราะห์องค์ประกอบ ระดับ และตัวแปรที่สัมพันธ์กับความยึดมั่นผูกพันกับการวิจัยของครู*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- กมลวรรณ พลับจิ้น. (2556). *การวิเคราะห์กลุ่มแฝงอัตลักษณ์เชิงวิชาชีพครู*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- คณิตพันธุ์ ทองสีบสาย. (2552). *การพัฒนาแบบวัดความฉลาดทางสังคมสำหรับนักศึกษาปริญญาโทมหาบัณฑิต*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวัดและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- คุณิกร ศรีประดู่. (2554). *การวิเคราะห์องค์ประกอบสมรรถนะการสัมภาษณ์ของนิสิตบัณฑิตศึกษา โดยใช้เทคนิคการสัมภาษณ์เชิงพฤติกรรม*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- เจณิกา วังสถาพร. (2555). *การติดตั้งและความผูกใจมั่นในงาน : สาเหตุเชิงแรงจูงใจ และผลด้านความเหนื่อยหน่ายในงาน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาจิตวิทยา. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- จันทนา เริ่มสินธุ์. (2553). *ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่านิยมชีวิตของนักศึกษาครูมหาวิทยาลัยราชภัฏ : การวิเคราะห์และประเมินพหุระดับ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวัดและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- จันทวรรณ พลวัฒน์. (2557). *ปัจจัยเชิงสาเหตุและผลของเวลาการเรียนรู้เชิงวิชาการในชั้นเรียนวิจัย การศึกษาของนักศึกษาครู*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- จურიพร ปานแก้ว. (2552). *การพัฒนาตัวบ่งชี้ประสิทธิผลของโครงการคุรุทายาทตำรวจตระเวนชายแดน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ชลธิดา ดวงงามยิ่ง. (2553). *การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของการคิดอภิमानของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนต้น*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

- ชุตินา ไชยสิทธิ์. (2554). การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของความรับผิดชอบต่อสังคมของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลาย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ญาติกา เอกวัฒน์พันธ์. (2555). การเข้าถึงความรู้สึกนึกเรียนของครูมัธยมศึกษา : การวิจัยแบบผสมวิธี. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ณิชากา จันทร์เพ็ญ. (2555). การพัฒนาตัวบ่งชี้และแบบวัดสมรรถนะข้ามวัฒนธรรมของครู : การทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดตามภูมิภาคหลังของครู. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ธนวัต ปุณยกันก. (2553). โมเดลเจตจำนงต่อการแสวงหาความช่วยเหลือจากนักวิชาชีพ : บทบาทการส่งผ่านของการประทับใจต่อการรับรู้และเจตคติต่อการแสวงหาความช่วยเหลือ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาจิตวิทยาการศึกษา. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ธนา จินดาโชตินันท์. (2556). อิทธิพลของแรงจูงใจในกิจกรรมและการรับรู้การสนับสนุนจากองค์กรต่อความตั้งใจลาออก โดยมีความผูกพันกับองค์กรเป็นตัวแปรส่งผ่าน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาจิตวิทยาประยุกต์. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ธีรศักดิ์ ศรีสุรกุล. (2555). การพัฒนารูปแบบการมีส่วนร่วมของชุมชนในการจัดการศึกษานอกระบบและการศึกษาตามอัธยาศัยของ กศน.ตำบล : การประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันและการวิจัยปฏิบัติการ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาการศึกษาอกระบบโรงเรียน. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- นงลักษณ์ วิรัชชัย. (2542). โมเดลลิสเรล : สถิติวิเคราะห์สำหรับการวิจัย (พิมพ์ครั้งที่ 3 ed.): กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- นงลักษณ์ กำจัดภัย. (2551). การวิเคราะห์องค์ประกอบและพัฒนามาตรวัดคุณลักษณะการเรียนรู้ด้วยการนำตนเองของนักเรียนระดับประถมศึกษาปีที่ 6
- นวพร กาญจนศรี. (2551). การพัฒนาและตรวจสอบความตรงของโมเดลความล้มพันธ์เชิงสาเหตุของสมรรถภาพบัณฑิตของนิสิตบัณฑิตศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- เบญจพร จุพัฒน์กุล. (2556). อิทธิพลของการมองโลกในแง่ดี ความสามารถในการฟื้นคืนได้ การรับรู้การสนับสนุนจากองค์กร ต่อพฤติกรรมการเป็นสมาชิกที่ดีขององค์กร โดยมีความสุขเชิงอัต

- วิสัยเป็นตัวแปรส่งผ่าน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาจิตวิทยาประยุกต์. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- บุญทริกา ลีวเฉลิมวงศ์. (2556). *ความสัมพันธ์ระหว่างการสนับสนุนของผู้ปกครองด้านอาชีพและความพึงพอใจในการเลือกเส้นทางอาชีพของนักเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนปลายโดยมีการรับรู้ความสามารถของตนในการตัดสินใจเลือกเส้นทางอาชีพเป็นตัวแปรส่งผ่าน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาจิตวิทยา. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- บุษราคัม ดุลบุตร. (2555). *การวิเคราะห์ความตรงเชิงจำแนกของแบบประเมินการฝึกประสบการณ์วิชาชีพครูสำหรับนิสิต/นักศึกษาวิชาชีพครู : การศึกษาพหุลักษณะและแหล่งข้อมูลพหุ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวัดและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ประชุม สุวดี. (2553). *ทฤษฎีการอนุมาณเชิงสถิติ (พิมพ์ครั้งที่ 3 ปรับปรุงแก้ไข ed.)*: กรุงเทพฯ : โครงการส่งเสริมและพัฒนาเอกสารวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์
- ปรางทิพย์ นวลใหม่. (2557). *การพัฒนาแบบวัดการสนับสนุนทางวิชาการจากครอบครัวสำหรับนักเรียนมัธยมศึกษาปีที่ 1*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวัดและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ปาจริย์ รัตนานุสนธิ์. (2556). *การพัฒนาตัวบ่งชี้คุณลักษณะความเป็นพลโลกของนักเรียนมัธยมศึกษา*
- ปารมี ตีระบุลกุล. (2557). *อิทธิพลของการปฏิบัติงานแบบสะท้อนคิดและความสามารถด้านการนิเทศที่มีต่อการวิจัยปฏิบัติการในชั้นเรียนของนิสิตนักศึกษาครูโดยมีการแก้ปัญหาเชิงสร้างสรรค์เป็นตัวแปรส่งผ่าน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ปิยพัฒน์ วงศ์สินอุดม. (2557). *ความหวัง การมองโลกในแง่ดี การเผชิญปัญหา และความวิตกกังวลของผู้สูงอายุที่มีความเจ็บป่วยเรื้อรังในชุมชน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาจิตวิทยาการ. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- พจนา อาภาอนุรักษ์. (2556). *บทบาทการส่งผ่านของความร่วมมือของครูในการศึกษาปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีต่อการเรียนรู้และการปฏิบัติงานในชั้นเรียนของครู*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- พรรณวดี ยืนยงค์นาน. (2554). *การพัฒนาแบบวัดความตระหนักต่อโลกของนักเรียนมัธยมศึกษา : การทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดตามตัวแปรเพศ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- เพ็ญญา ศรีโสม. (2557). *การเปรียบเทียบอิทธิพลของวิธีการวัดที่มีต่อผลการวัดสุขภาพจิตที่มาจาก การตอบตามความพึงปรารถนาของสังคม : การประยุกต์ใช้เทคนิคซีอีแอลและเทคนิคซี*

- อีเอ็มแอล. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา.
คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- พักตร์วิภา หน่อสุวรรณ. (2555). การพัฒนาตัวบ่งชี้ความกล้าหาญทางจริยธรรมของครู : การทดสอบ
ความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดตามภูมิหลังของครู. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต.
สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- พิรุณเทพ เพชรบุรี. (2551). การพัฒนาแบบตรวจสอบรายการประเมินตนเองเพื่อใช้ในการเทียบเคียง
การปฏิบัติงานทางวิชาชีพครู. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา.
คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- พิรยुทธ ภัคดีเจริญ. (2552). โมเดลเชิงสาเหตุและผลของความเหนื่อยหน่ายของครูใน
กรุงเทพมหานคร : การศึกษาเชิงปริมาณและคุณภาพ. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต.
สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- มณิการ์ ชูทอง. (2557). การพัฒนาเครื่องมือประเมินแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ของนักเรียนโดยใช้แองเคอร์
ริง วินเยตต์. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- มนัสชนน คุณาพรสุจริต. (2555). เหตุการณ์ในชีวิตทางลบ การนับถือศาสนา สุขภาวะทางจิต
วิญญาณ และความสุขในบริบทพุทธธรรมของนักศึกษามหาวิทยาลัย. วิทยานิพนธ์ปริญญา
มหาบัณฑิต. สาขาจิตวิทยา. คณะจิตวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- เมทินี ยอดเสาวดี. (2554). การพัฒนาตัวบ่งชี้คุณลักษณะความเป็นนักวิจัยของนักเรียนมัธยมศึกษา :
การทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดตามตัวแปรสังกัด. วิทยานิพนธ์ปริญญา
มหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- มณฑนา ชูไกรไทย. (2553). การพัฒนาตัวชี้วัดสมรรถนะสำคัญของผู้เรียนตามหลักสูตรแกนกลาง
การศึกษาขั้นพื้นฐานพุทธศักราช 2551. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยา
การศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- มารยาท โยทองยศ. (2556). การพัฒนาโมเดลการวัดและโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของการรู้สถิติ
ของนิสิตนักศึกษาปริญญาตรีที่มีภูมิหลังเป็นตัวแปรกำกับ: การเปรียบเทียบระหว่าง PLS-
SEM และ CB-SEM. วิทยานิพนธ์ปริญญาดุษฎีบัณฑิต. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุ
ศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ระเบียบ เพราะผักแว่น. (2551). การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของทักษะชีวิตของนักเรียนชั้น
มัธยมศึกษาปีที่ 3 ในจังหวัดนครราชสีมา : การวิเคราะห์กลุ่มพหุ. วิทยานิพนธ์ปริญญา
มหาบัณฑิต. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

- วรรณวิสา กิจสนิท. (2552). การพัฒนาตัวบ่งชี้คุณลักษณะที่พึงประสงค์ของครูตามปรัชญาเศรษฐกิจพอเพียง. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- วิธัญญา วัฒนโณ. (2556). ทฤษฎีวิทยาเชิงบวกในการทำงานกลุ่มของนิสิตนักศึกษา: การวิจัยและพัฒนาโมเดลการวัดและโปรแกรมเสริมสร้าง. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- วีรพร สีสถาน. (2557). การพัฒนาแบบวัดจิตอาสาสำหรับนักเรียนระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นโดยใช้แนวคิดทฤษฎีความสามารถในการให้เหตุผลเชิงจริยธรรมของโคลเบอร์ก. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ศรีประภา เหล่าโชคชัยกุล. (2552). การพัฒนาตัวบ่งชี้ความอยู่ดีมีสุขของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนต้น : การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างกลุ่มพหุ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- ศิริชัย กาญจนวาสี. (2555). สถิติประยุกต์สำหรับการวิจัย (พิมพ์ครั้งที่ 6 (ฉบับปรับปรุงใหม่) ed.): กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- สามารถ พันคง. (2552). ความแกร่งของสถิติทดสอบที เมื่อประชากรมีการแจกแจงไม่เป็นโค้งปกติ: 2552.
- สิวะโชติ ศรีสิทธิยากร. (2550). การจำลองตัวแบบความถดถอยเชิงลำดับขั้น เมื่อการแจกแจงความคลาดเคลื่อนสุ่มไม่ได้มีการแจกแจงปกติ
- สิวะโชติ ศรีสิทธิยากร. (2555). วิธีการประมาณค่าแบบเบย์สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลพหุระดับที่ตัวแปรมีความคลาดเคลื่อนจากการวัด : การศึกษาสถานการณ์จำลองแบบมอนติคาร์โลและข้อมูลจริง
- สิริกร โตสติ. (2557). การสร้างเสริมการรู้จักตนเองเพื่อการพัฒนาตนเองของนักเรียนโดยใช้กระบวนการสืบสอบและการประเมินแบบขึ้นชม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาการศึกษาและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- สุนารี มีใหม่. (2557). การพัฒนาแบบวัดจิตวิทยาศาสตร์ของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลาย: การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลการวัดระหว่างแผนการเรียน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิจัยการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- หทัยนันท์ ตาลเจริญ. (2557). การพัฒนาแบบวัดความถนัดทางเทคโนโลยีการศึกษาสำหรับการสอบคัดเลือก. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาเทคโนโลยีการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

- อนันดา สันฐิตวิณิชย์. (2551). *การพัฒนาแบบวัดความสามารถในการอ่าน คิควิเคราะห์ และเขียนสื่อความสำหรับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3*. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาวัดและประเมินผลการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- เอื้ออารี จันทร. (2557). *การพัฒนากระบวนการเรียนรู้จากการทำงานแบบผสมผสานและเสริมศักยภาพด้วยเทคโนโลยีเพื่อพัฒนาทักษะการสื่อสารสำหรับผู้ดูแลเด็ก สังกัดองค์กรปกครองส่วนท้องถิ่น กระทรวงมหาดไทย*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาเทคโนโลยีและการสื่อสารการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- อังคณา จรรยา. (2556). *การพัฒนาตัวบ่งชี้คุณลักษณะนักวิจัยของนักเรียนทหาร: การทดสอบความไม่แปรเปลี่ยนของการวัดตามเหล่าทัพ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- อัจฉราลักษณ์ วิเศษ. (2556). *การพัฒนาตัวบ่งชี้คุณธรรมจริยธรรมของครูพลศึกษา*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาสุขศึกษาและพลศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- อัญชุลี ศิริประพนธ์โรจน์. (2557). *การพัฒนาเครื่องมือประเมินความสามารถในการให้เหตุผลเชิงกรณีของนิสิตนักศึกษาครูโดยใช้เอ็มไอคิวและสคริปต์คอนคอร์ดแดนซ์*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- อาทิตยา ดวงมณี. (2555). *การพัฒนายุทธศาสตร์การบริหารงานวิจัยโดยการเทียบเคียงสมรรถนะตามเกณฑ์คุณภาพการศึกษาเพื่อการดำเนินการที่เป็นเลิศของวิทยาลัยพยาบาลสังกัดกระทรวงกลาโหม*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาอุดมศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- อิสราภรณ์ ผิวขำ. (2555). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อสุขภาวะทางจิตของครูโดยมีความขัดแย้งระหว่างงานกับครอบครัวเป็นตัวแปรส่งผ่าน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทศึกษาศาสตร์. สาขาวิชาวิธีวิทยาการศึกษา. คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- Baghdarnia, M., Soreh, R. F., & Gorji, R. (2014). The Comparison of Two Methods of Maximum Likelihood (ML) and Diagonally Weighted Least Squares (DWLS) in Testing Construct Validity of Achievement Goals.
- Benson, J., & Fleishman, J. A. (1994). The robustness of maximum likelihood and distribution-free estimators to non-normality in confirmatory factor analysis. *Quality and Quantity*, 28(2), 117-136.

- Boomsma, A., & Hoogland, J. J. (2001). The robustness of LISREL modeling revisited. *Structural equation models: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog*, 139-168.
- Brosseau-Liard, P. E., & Savalei, V. (2014). Adjusting incremental fit indices for nonnormality. *Multivariate behavioral research*, 49(5), 460-470.
- Cangur, S., & Ercan, I. (2015). Comparison of Model Fit Indices Used in Structural Equation Modeling Under Multivariate Normality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 14(1), 14.
- Cohen, J. (1992). Statistical Power Analysis. *Current Directions in Psychological Science*, 1(3), 98-101. doi:10.1111/1467-8721.ep10768783
- Curran, P. J. (1994). *The robustness of confirmatory factor analysis to model misspecification and violations of normality*. ProQuest Information & Learning.
- 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.
- Fan, X., & Sivo, S. A. (2007). Sensitivity of fit indices to model misspecification and model types. *Multivariate Behavioral Research*, 42(3), 509-529.
- Fan, X., & Wang, L. (1998). Effects of potential confounding factors on fit indices and parameter estimates for true and misspecified SEM models. *Educational and Psychological Measurement*, 58(5), 701-735.
- Finch, J. F., West, S. G., & MacKinnon, D. P. (1997). Effects of sample size and nonnormality on the estimation of mediated effects in latent variable models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 4(2), 87-107. doi:10.1080/10705519709540063
- Foldnes, N., & Olsson, U. H. (2016). A Simple Simulation Technique for Nonnormal Data with Prespecified Skewness, Kurtosis, and Covariance Matrix. *Multivariate Behavioral Research*, 51(2-3), 207-219. doi:10.1080/00273171.2015.1133274
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993). Monte Carlo evaluations of goodness-of-fit indices for structural equation models. *SAGE FOCUS EDITIONS*, 154, 40-40.
- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Articles*, 2.

- Hu, L. t., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural equation modeling: a multidisciplinary journal*, 6(1), 1-55.
- Hu, L.-t., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological methods*, 3(4), 424.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1996). *LISREL 8: User's reference guide*: Scientific Software International.
- Komunjer, I. (2007). Asymmetric power distribution: theory and applications to risk measurement. *Journal of Applied Econometrics*, 22(5), 891-921.
- Lei, M., & Lomax, R. G. (2005). The effect of varying degrees of nonnormality in structural equation modeling. *Structural equation modeling*, 12(1), 1-27.
- Li, C.-H. (2015). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavior research methods*, 1-14.
- Li, S. (2011). *Three essays on econometrics: asymmetric exponential power distribution, econometric computation, and multifactor model*. Rutgers University-Graduate School-New Brunswick.
- Mardia, K. V. (1974). Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics, Series B*, 36(2), 115-128.
- Min, Y. (2008). *Robustness in confirmatory factor analysis: The effect of sample size, degree of non-normality, model, and estimation method on accuracy of estimation for standard errors*. Citeseer.
- Mineo, A. M., & Ruggieri, M. (2005). A software tool for the exponential power distribution: The normalp package. *Journal of Statistical Software*, 12(4), 1-24.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2010). *Mplus User's Guide: Statistical Analysis with Latent Variables: User's Guide*: Muthén & Muthén.
- Olsson, U. H., Foss, T., Troye, S. V., & Howell, R. D. (2000). The performance of ML, GLS, and WLS estimation in structural equation modeling under conditions of

misspecification and nonnormality. *Structural equation modeling*, 7(4), 557-595.

Pornprasertmanit, S. (2014). The Unified Approach for Model Evaluation in Structural Equation Modeling.

Shimizu, S., & Kano, Y. (2008). Use of non-normality in structural equation modeling: Application to direction of causation. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 138(11), 3483-3491.

Tabachnick, B. G., Fidell, L. S., & Osterlind, S. J. (2001). Using multivariate statistics.

Wang, J., & Wang, X. (2012). *Structural equation modeling: Applications using Mplus*: John Wiley & Sons. Wang, J., & Wang, X. (2012). *Structural equation modeling: Applications using Mplus*: John Wiley & Sons.





ภาคผนวก ก

คำสั่งที่ใช้ในการศึกษาด้วยวิธีการจำลองแบบมอนติคาร์โลด้วยโปรแกรม R โดยจะนำเสนอเฉพาะคำสั่งในการจำลองข้อมูลในโมเดลประชากรที่ระบุไม่ผิดพลาด โดยมีคำสั่งเป็นดังนี้

1. เรียกใช้แพ็คเกจที่ใช้ในการวิเคราะห์

```
library(simsem)
library(lavaan)
library(normalp)
library(copula)
library(lmomco)
library(psych)
library(fBasics)
library(MASS)
library(lavaan)
library(matrixcalc)
```



2. กำหนดจำนวนตัวแปรสังเกตได้ ตัวแปรแฝง ขนาดตัวอย่าง และจำนวนรอบในการจำลอง

```
p<-12 #number of observed var.
q<-3 #number of latent var.
n<-200, 400, 600, 800 #sample size
rep<-1000 #replicate
```

3. กำหนดโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์

โมเดลประชากรที่ 1

```
popModel <- "
f1 =~ 0.7*y1 + 0.7*y2 + 0.7*y3 + 0.7*y4
```

$$f2 \sim 0.7*y5 + 0.7*y6 + 0.7*y7 + 0.7*y8$$

$$f3 \sim 0.7*y9 + 0.7*y10 + 0.7*y11 + 0.7*y12$$

$$f1 \sim 1*f1$$

$$f2 \sim 1*f2$$

$$f3 \sim 1*f3$$

$$f1 \sim 0.3*f2$$

$$f1 \sim 0.3*f3$$

$$f2 \sim 0.3*f3$$

$$y1 \sim 0.45*y1$$

$$y2 \sim 0.45*y2$$

$$y3 \sim 0.45*y3$$

$$y4 \sim 0.45*y4$$

$$y5 \sim 0.45*y5$$

$$y6 \sim 0.45*y6$$

$$y7 \sim 0.45*y7$$

$$y8 \sim 0.45*y8$$

$$y9 \sim 0.45*y9$$

$$y10 \sim 0.45*y10$$

$$y11 \sim 0.45*y11$$

$$y12 \sim 0.45*y12$$

$$y1 \sim 0.08*y5$$

$$y4 \sim 0.135*y9$$

$$y8 \sim 0.175*y12$$

"

analyzeModel <- "

$$f1 \sim NA*y1 + y2 + y3 + y4$$

$$f2 \sim NA*y5 + y6 + y7 + y8$$

$$f3 \sim NA*y9 + y10 + y11 + y12$$

$$f1 \sim 1*f1$$

$$f2 \sim 1*f2$$

$$f3 \sim 1*f3$$



f1 ~ f2

f1 ~ f3

f2 ~ f3

y1 ~ y1

y2 ~ y2

y3 ~ y3

y4 ~ y4

y5 ~ y5

y6 ~ y6

y7 ~ y7

y8 ~ y8

y9 ~ y9

y10 ~ y10

y11 ~ y11

y12 ~ y12

y1 ~ y5

y4 ~ y9

y8 ~ y12

"



popModel <- "

f1 =~ 0.7*y1 + 0.7*y2 + 0.7*y3 + 0.7*y4 + 0.133*y5

f2 =~ 0.7*y5 + 0.7*y6 + 0.7*y7 + 0.7*y8 + 0.235*y9

f3 =~ 0.32*y1 + 0.7*y9 + 0.7*y10 + 0.7*y11 + 0.7*y12

f1 ~ 1*f1

f2 ~ 1*f2

f3 ~ 1*f3

f1 ~ 0.3*f2

f1 ~ 0.3*f3

f2 ~ 0.3*f3

y1 ~ 0.45*y1

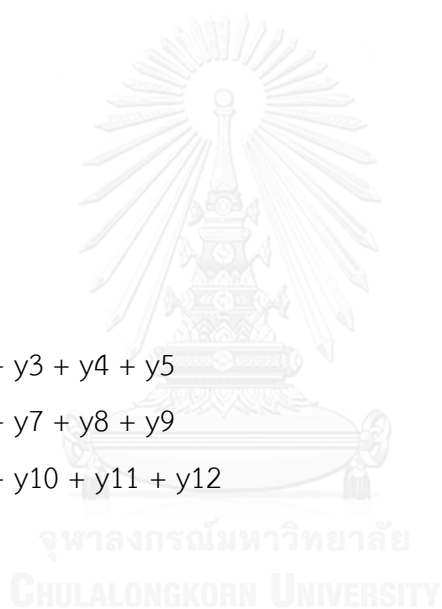
$y_2 \sim 0.45*y_2$
 $y_3 \sim 0.45*y_3$
 $y_4 \sim 0.45*y_4$
 $y_5 \sim 0.45*y_5$
 $y_6 \sim 0.45*y_6$
 $y_7 \sim 0.45*y_7$
 $y_8 \sim 0.45*y_8$
 $y_9 \sim 0.45*y_9$
 $y_{10} \sim 0.45*y_{10}$
 $y_{11} \sim 0.45*y_{11}$
 $y_{12} \sim 0.45*y_{12}$

"

โมเดลประชากรที่ 2

analyzeModel <- "

$f_1 \sim NA*y_1 + y_2 + y_3 + y_4 + y_5$
 $f_2 \sim NA*y_5 + y_6 + y_7 + y_8 + y_9$
 $f_3 \sim NA*y_1 + y_9 + y_{10} + y_{11} + y_{12}$
 $f_1 \sim 1*f_1$
 $f_2 \sim 1*f_2$
 $f_3 \sim 1*f_3$
 $f_1 \sim f_2$
 $f_1 \sim f_3$
 $f_2 \sim f_3$
 $y_1 \sim y_1$
 $y_2 \sim y_2$
 $y_3 \sim y_3$
 $y_4 \sim y_4$
 $y_5 \sim y_5$
 $y_6 \sim y_6$
 $y_7 \sim y_7$



```

y8 ~ y8
y9 ~ y9
y10 ~ y10
y11 ~ y11
y12 ~ y12
"

popModel <- "
  f1 =~ 0.7*y1 + 0.7*y2 + 0.7*y3 + 0.7*y4
  f2 =~ 0.7*y5 + 0.7*y6 + 0.7*y7 + 0.7*y8
  f3 =~ 0.7*y9 + 0.7*y10 + 0.7*y11 + 0.7*y12
  f1 ~ 1*f1
  f2 ~ 1*f2
  f3 ~ 1*f3
  f1 ~ 0.18*f2
  f1 ~ 0.336*f3
  f2 ~ 0.405*f3
  y1 ~ 0.45*y1
  y2 ~ 0.45*y2
  y3 ~ 0.45*y3
  y4 ~ 0.45*y4
  y5 ~ 0.45*y5
  y6 ~ 0.45*y6
  y7 ~ 0.45*y7
  y8 ~ 0.45*y8
  y9 ~ 0.45*y9
  y10 ~ 0.45*y10
  y11 ~ 0.45*y11
  y12 ~ 0.45*y12
"

```



โมเดลประชากรที่ 3

```
analyzeModel <- "
  f1 =~ NA*y1 + y2 + y3 + y4
  f2 =~ NA*y5 + y6 + y7 + y8
  f3 =~ NA*y9 + y10 + y11 + y12
  f1 ~~ 1*f1
  f2 ~~ 1*f2
  f3 ~~ 1*f3
  f1 ~~ f2
  f1 ~~ f3
  f2 ~~ f3
  y1 ~~ y1
  y2 ~~ y2
  y3 ~~ y3
  y4 ~~ y4
  y5 ~~ y5
  y6 ~~ y6
  y7 ~~ y7
  y8 ~~ y8
  y9 ~~ y9
  y10 ~~ y10
  y11 ~~ y11
  y12 ~~ y12
"
```



4. สร้างเมทริกซ์เก็บค่าต่างๆจากการวิเคราะห์

```
estimate.ml <-matrix(nrow=33,ncol=rep) # สร้าง matrix เก็บค่าประมาณของทุกพารามิเตอร์
ในแต่ละวิธี (33ตัว)
estimate.gls<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
estimate.wls<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
estimate.mlm<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
```

```

fitindices.ml<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
fitindices.gls<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
fitindices.wls<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
fitindices.mlm<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
sk<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
ku<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
mean<-matrix(nrow=12,ncol=rep)
var<-matrix(nrow=12,ncol=rep)

```

5. กำหนดลักษณะของข้อมูลที่จะจำลอง

```

dist <- bindDist(skewness = rep(0,12), kurtosis = rep(1,12)) #กำหนดสัมประสิทธิ์ความเบ้
และความโด่งตามเงื่อนไขวิจัย
k<-0
for (i in 1:rep)
{
k<-k+1
cat("replicate=",k,"\n")
dat <- generate(popModel,n,indDist=dist)
sk[,i]<-skewness(dat)
ku[,i]<-kurtosis(dat)
mean[,i]<-colMeans(dat)
var[,i]<-diag(var(dat))

output.ML <-cfa(analyzeModel,data=dat,estimator="ML")
output.GLS <-cfa(analyzeModel,data=dat,estimator="GLS")
output.WLS <-cfa(analyzeModel,data=dat,estimator="WLS")
output.MLM <-cfa(analyzeModel,data=dat,estimator="MLM")

```

6. เก็บค่าพารามิเตอร์ใส่ในเมทริกซ์ที่สร้างไว้

```
#### 1.1 เก็บค่า estimate (ML)
#factorloading
ml.fl1 <-parameterEstimates(output.ML)[1:4,4]
ml.fl2 <-parameterEstimates(output.ML)[5:8,4]
ml.fl3 <-parameterEstimates(output.ML)[9:12,4]
ml.fl <-c(ml.fl1,ml.fl2,ml.fl3)
#latent covariance
ml.lc1 <-parameterEstimates(output.ML)[13,4]
ml.lc2 <-parameterEstimates(output.ML)[14,4]
ml.lc3 <-parameterEstimates(output.ML)[15,4]
ml.lc4 <-parameterEstimates(output.ML)[16,4]
ml.lc5 <-parameterEstimates(output.ML)[17,4]
ml.lc6 <-parameterEstimates(output.ML)[18,4]
ml.lc <-c(ml.lc1,ml.lc2,ml.lc3,ml.lc4,ml.lc5,ml.lc6)
#measurement covariance
ml.mc1 <-parameterEstimates(output.ML)[19,4]
ml.mc2 <-parameterEstimates(output.ML)[20,4]
ml.mc3 <-parameterEstimates(output.ML)[21,4]
ml.mc4 <-parameterEstimates(output.ML)[22,4]
ml.mc5 <-parameterEstimates(output.ML)[23,4]
ml.mc6 <-parameterEstimates(output.ML)[24,4]
ml.mc7 <-parameterEstimates(output.ML)[25,4]
ml.mc8 <-parameterEstimates(output.ML)[26,4]
ml.mc9 <-parameterEstimates(output.ML)[27,4]
ml.mc10 <-parameterEstimates(output.ML)[28,4]
ml.mc11 <-parameterEstimates(output.ML)[29,4]
ml.mc12 <-parameterEstimates(output.ML)[30,4]
ml.mc15 <-parameterEstimates(output.ML)[31,4]
ml.mc49 <-parameterEstimates(output.ML)[32,4]
```

```

ml.mc812 <-parameterEstimates(output.ML)[33,4]
ml.mc <-
c(ml.mc1,ml.mc2,ml.mc3,ml.mc4,ml.mc5,ml.mc6,ml.mc7,ml.mc8,ml.mc9,ml.mc10,ml
.mc11,ml.mc12,ml.mc15,ml.mc49,ml.mc812)

estimate.ml[,i]<-c(ml.fl,ml.lc,ml.mc) #เก็บค่าประมาณที่ได้ไว้ในmatrix colum ที่ i (รอบที่1
เก็บค่าไว้ในคอลัมที่1)
#### 1.2 เก็บค่า estimate (GLS)
#factorloading
gls.fl1 <-parameterEstimates(output.GLS)[1:4,4]
gls.fl2 <-parameterEstimates(output.GLS)[5:8,4]
gls.fl3 <-parameterEstimates(output.GLS)[9:12,4]
gls.fl <-c(gls.fl1,gls.fl2,gls.fl3)
#latent covariance
gls.lc1 <-parameterEstimates(output.GLS)[13,4]
gls.lc2 <-parameterEstimates(output.GLS)[14,4]
gls.lc3 <-parameterEstimates(output.GLS)[15,4]
gls.lc4 <-parameterEstimates(output.GLS)[16,4]
gls.lc5 <-parameterEstimates(output.GLS)[17,4]
gls.lc6 <-parameterEstimates(output.GLS)[18,4]
gls.lc <-c(gls.lc1,gls.lc2,gls.lc3,gls.lc4,gls.lc5,gls.lc6)
#measurement covariance
gls.mc1 <-parameterEstimates(output.GLS)[19,4]
gls.mc2 <-parameterEstimates(output.GLS)[20,4]
gls.mc3 <-parameterEstimates(output.GLS)[21,4]
gls.mc4 <-parameterEstimates(output.GLS)[22,4]
gls.mc5 <-parameterEstimates(output.GLS)[23,4]
gls.mc6 <-parameterEstimates(output.GLS)[24,4]
gls.mc7 <-parameterEstimates(output.GLS)[25,4]
gls.mc8 <-parameterEstimates(output.GLS)[26,4]
gls.mc9 <-parameterEstimates(output.GLS)[27,4]

```

```

gls.mc10 <-parameterEstimates(output.GLS)[28,4]
gls.mc11 <-parameterEstimates(output.GLS)[29,4]
gls.mc12 <-parameterEstimates(output.GLS)[30,4]
gls.mc15 <-parameterEstimates(output.GLS)[31,4]
gls.mc49 <-parameterEstimates(output.GLS)[32,4]
gls.mc812 <-parameterEstimates(output.GLS)[33,4]
gls.mc <-
c(gls.mc1,gls.mc2,gls.mc3,gls.mc4,gls.mc5,gls.mc6,gls.mc7,gls.mc8,gls.mc9,gls.mc10,gls.
mc11,gls.mc12,gls.mc15,gls.mc49,gls.mc812)

```

estimate.gls[,i]<-c(gls.fl,gls.lc,gls.mc) #เก็บค่าประมาณที่ได้ไว้ในmatrix colum ที่ i (รอบที่1
เก็บค่าไว้ในคอลัมที่1)

1.3 เก็บค่า estimate (WLS)

#factorloading

wls.fl1 <-parameterEstimates(output.WLS)[1:4,4]

wls.fl2 <-parameterEstimates(output.WLS)[5:8,4]

wls.fl3 <-parameterEstimates(output.WLS)[9:12,4]

wls.fl <-c(wls.fl1,wls.fl2,wls.fl3)

#latent covariance

wls.lc1 <-parameterEstimates(output.WLS)[13,4]

wls.lc2 <-parameterEstimates(output.WLS)[14,4]

wls.lc3 <-parameterEstimates(output.WLS)[15,4]

wls.lc4 <-parameterEstimates(output.WLS)[16,4]

wls.lc5 <-parameterEstimates(output.WLS)[17,4]

wls.lc6 <-parameterEstimates(output.WLS)[18,4]

wls.lc <-c(wls.lc1,wls.lc2,wls.lc3,wls.lc4,wls.lc5,wls.lc6)

#measurement covariance

wls.mc1 <-parameterEstimates(output.WLS)[19,4]

wls.mc2 <-parameterEstimates(output.WLS)[20,4]

wls.mc3 <-parameterEstimates(output.WLS)[21,4]

```

wls.mc4 <-parameterEstimates(output.WLS)[22,4]
wls.mc5 <-parameterEstimates(output.WLS)[23,4]
wls.mc6 <-parameterEstimates(output.WLS)[24,4]
wls.mc7 <-parameterEstimates(output.WLS)[25,4]
wls.mc8 <-parameterEstimates(output.WLS)[26,4]
wls.mc9 <-parameterEstimates(output.WLS)[27,4]
wls.mc10 <-parameterEstimates(output.WLS)[28,4]
wls.mc11 <-parameterEstimates(output.WLS)[29,4]
wls.mc12 <-parameterEstimates(output.WLS)[30,4]
wls.mc15 <-parameterEstimates(output.WLS)[31,4]
wls.mc49 <-parameterEstimates(output.WLS)[32,4]
wls.mc812 <-parameterEstimates(output.WLS)[33,4]
wls.mc <-
c(wls.mc1,wls.mc2,wls.mc3,wls.mc4,wls.mc5,wls.mc6,wls.mc7,wls.mc8,wls.mc9,wls.m
c10,wls.mc11,wls.mc12,wls.mc15,wls.mc49,wls.mc812)

estimate.wls[,i]<-c(wls.fl,wls.lc,wls.mc) #เก็บค่าประมาณที่ได้ไว้ในmatrix colum ที่ i (รอบที่1
เก็บค่าไว้ในคอลัมที่1)
#### 1.4 เก็บค่า estimate (MLM)
#factorloading
mlm.fl1 <-parameterEstimates(output.MLM)[1:4,4]
mlm.fl2 <-parameterEstimates(output.MLM)[5:8,4]
mlm.fl3 <-parameterEstimates(output.MLM)[9:12,4]
mlm.fl <-c(mlm.fl1,mlm.fl2,mlm.fl3)

#latent covariance
mlm.lc1 <-parameterEstimates(output.MLM)[13,4]
mlm.lc2 <-parameterEstimates(output.MLM)[14,4]
mlm.lc3 <-parameterEstimates(output.MLM)[15,4]
mlm.lc4 <-parameterEstimates(output.MLM)[16,4]
mlm.lc5 <-parameterEstimates(output.MLM)[17,4]

```

```

mlm.lc6 <-parameterEstimates(output.MLM)[18,4]
mlm.lc <-c(mlm.lc1,mlm.lc2,mlm.lc3,mlm.lc4,mlm.lc5,mlm.lc6)
#measurement covariance
mlm.mc1 <-parameterEstimates(output.MLM)[19,4]
mlm.mc2 <-parameterEstimates(output.MLM)[20,4]
mlm.mc3 <-parameterEstimates(output.MLM)[21,4]
mlm.mc4 <-parameterEstimates(output.MLM)[22,4]
mlm.mc5 <-parameterEstimates(output.MLM)[23,4]
mlm.mc6 <-parameterEstimates(output.MLM)[24,4]
mlm.mc7 <-parameterEstimates(output.MLM)[25,4]
mlm.mc8 <-parameterEstimates(output.MLM)[26,4]
mlm.mc9 <-parameterEstimates(output.MLM)[27,4]
mlm.mc10 <-parameterEstimates(output.MLM)[28,4]
mlm.mc11 <-parameterEstimates(output.MLM)[29,4]
mlm.mc12 <-parameterEstimates(output.MLM)[30,4]
mlm.mc15 <-parameterEstimates(output.MLM)[31,4]
mlm.mc49 <-parameterEstimates(output.MLM)[32,4]
mlm.mc812 <-parameterEstimates(output.MLM)[33,4]
mlm.mc <-
c(mlm.mc1,mlm.mc2,mlm.mc3,mlm.mc4,mlm.mc5,mlm.mc6,mlm.mc7,mlm.mc8,ml
m.mc9,mlm.mc10,mlm.mc11,mlm.mc12,mlm.mc15,mlm.mc49,mlm.mc812)

estimate.mlm[,i]<-c(mlm.fl,mlm.lc,mlm.mc) #เก็บค่าประมาณที่ได้ไว้ในmatrix colum ที่ i
(รอบที่1เก็บค่าไว้ในคอลัมที่1)

#### 2.1 เก็บค่า fit indices(ML)
fit1 <-fitMeasures(output.ML, c("chisq", "df", "pvalue", "gfi", "agfi", "srmr", "rmsea", "cfi",
"nfi", "tli"))
fit2 <-fitMeasures(output.GLS, c("chisq", "df", "pvalue", "gfi", "agfi", "srmr", "rmsea", "cfi",
"nfi", "tli"))

```

```
fit3 <-fitMeasures(output.WLS, c("chisq", "df", "pvalue", "gfi", "agfi", "srmr", "rmsea", "cfi",
"nfi", "tli"))
```

```
fit4 <-fitMeasures(output.MLM, c("chisq", "df", "pvalue", "gfi", "agfi", "srmr", "rmsea", "cfi",
"nfi", "tli"))
```

```
ml.chisq <-fit1[1]
```

```
ml.rchisq <-fit1[1]/fit1[2]
```

```
ml.pvalue <-fit1[3]
```

```
ml.gfi <-fit1[4]
```

```
ml.agfi <-fit1[5]
```

```
ml.srmr <-fit1[6]
```

```
ml.rmsea <-fit1[7]
```

```
ml.cfi <-fit1[8]
```

```
ml.nfi <-fit1[9]
```

```
ml.tli <-fit1[10]
```

```
ml.gamma <-p/(p+(2*fit1[2])*(fit1[7]^2))
```

```
ml.Mc <-exp(-1*(fit1[1]-fit1[2])/(2*n))
```

```
fitindices.ml[,i]<-
```

```
c(ml.chisq,ml.rchisq,ml.pvalue,ml.gfi,ml.agfi,ml.srmr,ml.rmsea,ml.cfi,ml.nfi,ml.tli,ml.ga  
mma,ml.Mc)
```

```
names(fitindices.ml)[2]<-"rchisq"
```

```
names(fitindices.ml)[11]<-"gamma"
```

```
names(fitindices.ml)[12]<-"Mc"
```

```
#### 2.2 เก็บค่า fit indices(GLS)
```

```
g.chisq <-fit2[1]
```

```
g.rchisq <-fit2[1]/fit2[2]
```

```
g.pvalue <-fit2[3]
```

```
g.gfi <-fit2[4]
```

```
g.agfi <-fit2[5]
```

```
g.srmr <-fit2[6]
```



```

g.rmsea <-fit2[7]
g.cfi <-fit2[8]
g.nfi <-fit2[9]
g.tli <-fit2[10]
g.gamma <-p/(p+(2*fit2[2])*(fit2[7]^2))
g.Mc <-exp(-1*(fit2[1]-fit2[2])/(2*n))

```

```

fitindices.gls[,i]<-
c(g.chisq,g.rchisq,g.pvalue,g.gfi,g.agfi,g.srmr,g.rmsea,g.cfi,g.nfi,g.tli,g.gamma,g.Mc)
names(fitindices.gls)[2]<-"rchisq"
names(fitindices.gls)[11]<-"gamma"
names(fitindices.gls)[12]<-"Mc"

```

2.3 เก็บค่า fit indices(WLS)

```

w.chisq <-fit3[1]
w.rchisq <-fit3[1]/fit3[2]
w.pvalue <-fit3[3]
w.gfi <-fit3[4]
w.agfi <-fit3[5]
w.srmr <-fit3[6]
w.rmsea <-fit3[7]
w.cfi <-fit3[8]
w.nfi <-fit3[9]
w.tli <-fit3[10]
w.gamma <-p/(p+(2*fit3[2])*(fit3[7]^2))
w.Mc <-exp(-1*(fit3[1]-fit3[2])/(2*n))

```

```

fitindices.wls[,i]<-
c(w.chisq,w.rchisq,w.pvalue,w.gfi,w.agfi,w.srmr,w.rmsea,w.cfi,w.nfi,w.tli,w.gamma,w.Mc)
names(fitindices.wls)[2]<-"rchisq"
names(fitindices.wls)[11]<-"gamma"

```

```

names(fitindices.wls)[12]<-"Mc"

#### 2.4 เก็บค่า fit indices(MLM)
mlm.chisq <-fit4[1]
mlm.rchisq <-fit4[1]/fit4[2]
mlm.pvalue <-fit4[3]
mlm.gfi <-fit4[4]
mlm.agfi <-fit4[5]
mlm.srmr <-fit4[6]
mlm.rmsea <-fit4[7]
mlm.cfi <-fit4[8]
mlm.nfi <-fit4[9]
mlm.tli <-fit4[10]
mlm.gamma <-p/(p+(2*fit4[2])*(fit4[7]^2))
mlm.Mc <-exp(-1*(fit4[1]-fit4[2])/(2*n))
fitindices.mlm[,i]<-
c(mlm.chisq,mlm.rchisq,mlm.pvalue,mlm.gfi,mlm.agfi,mlm.srmr,mlm.rmsea,mlm.cfi,mlm.nfi,mlm.tli,mlm.gamma,mlm.Mc)
names(fitindices.mlm)[2]<-"rchisq"
names(fitindices.mlm)[11]<-"gamma"
names(fitindices.mlm)[12]<-"Mc"
}

```

7. ตรวจสอบการจำลองที่มีความแปรปรวนในการประมาณค่าพารามิเตอร์ติตลบ

```

negative.ml<-ifelse(estimate.ml[19:33,]>=0,0,1)
sumneg.ml<-ifelse(colSums(negative.ml)>0,1,0)
seq.ml<-seq(sumneg.ml)*sumneg.ml
estimate.ml[,seq.ml]<-NA
newrep.ml<-sum(1-sumneg.ml)
negative.gls<-ifelse(estimate.gls[19:33,]>=0,0,1)
sumneg.gls<-ifelse(colSums(negative.gls)>0,1,0)

```

```

seq.gls<-seq(sumneg.gls)*sumneg.gls
estimate.gls[,seq.gls]<-NA
newrep.gls<-sum(1-sumneg.gls)
negative.wls<-ifelse(estimate.wls[19:33,]>=0,0,1)
sumneg.wls<-ifelse(colSums(negative.wls)>0,1,0)
seq.wls<-seq(sumneg.wls)*sumneg.wls
estimate.wls[,seq.wls]<-NA
newrep.wls<-sum(1-sumneg.wls)
negative.mlm<-ifelse(estimate.mlm[19:33,]>=0,0,1)
sumneg.mlm<-ifelse(colSums(negative.mlm)>0,1,0)
seq.mlm<-seq(sumneg.mlm)*sumneg.mlm
estimate.mlm[,seq.mlm]<-NA
newrep.mlm<-sum(1-sumneg.mlm)
#####

```

8. คำนวณค่าความเอนเอียงสัมพัทธ์

```

theta<-
c(0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,0.7,1,1,1,0.3,0.3,0.3,0.45,0.45,0.45,0.45,0.45,0.4
5,0.45,0.45,0.45,0.45,0.45,0.45,0.08,0.175,0.135)
#relative bias by ml
ml.theta.hatbar<-rowMeans(estimate.ml,na.rm=T)
ml.rb<-abs(ml.theta.hatbar-theta)/theta

#relative bias by gls
gls.theta.hatbar<-rowMeans(estimate.gls,na.rm=T)
gls.rb<-abs(gls.theta.hatbar-theta)/theta

#relative bias by wls
wls.theta.hatbar<-rowMeans(estimate.wls,na.rm=T)
wls.rb<-abs(wls.theta.hatbar-theta)/theta

```

```
#relative bias by mlm
mlm.theta.hatbar<-rowMeans(estimate.mlm,na.rm=T)
mlm.rb<-abs(mlm.theta.hatbar-theta)/theta
##calculate monte carlo standard error
```

9. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานแบบมอนติคาร์โล

```
#mcse by ml
se.ml<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
for (i in 1:rep)
{
se.ml[,i]<-(estimate.ml[,i]-ml.theta.hatbar)^2/newrep.ml
}
mcse.ml<-sqrt(rowSums(se.ml,na.rm=T))

#mcse by gls
se.gls<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
for (i in 1:rep)
{
se.gls[,i]<-(estimate.gls[,i]-gls.theta.hatbar)^2/newrep.gls
}
mcse.gls<-sqrt(rowSums(se.gls,na.rm=T))

#mcse by wls
se.wls<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
for (i in 1:rep)
{
se.wls[,i]<-(estimate.wls[,i]-wls.theta.hatbar)^2/newrep.wls
}
mcse.wls<-sqrt(rowSums(se.wls,na.rm=T))
```

```

#mcse by mlm
se.mlm<-matrix(nrow=33,ncol=rep)
for (i in 1:rep)
{
  se.mlm[,i]<-(estimate.mlm[,i]-mlm.theta.hatbar)^2/newrep.mlm
}
mcse.mlm<-sqrt(rowSums(se.mlm,na.rm=T))

```

```

#All mean fit indices
fitindices.ml[,seq.ml]<-NA
fitindices.gls[,seq.gls]<-NA
fitindices.wls[,seq.wls]<-NA
fitindices.mlm[,seq.mlm]<-NA
rowMeans(fitindices.ml,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.gls,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.wls,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.mlm,na.rm=TRUE)
#All mean relative bias
mean(ml.rb[1:12],na.rm=TRUE)
mean(ml.rb[13:18],na.rm=TRUE)
mean(ml.rb[19:33],na.rm=TRUE)
mean(gls.rb[1:12],na.rm=TRUE)
mean(gls.rb[13:18],na.rm=TRUE)
mean(gls.rb[19:33],na.rm=TRUE)
mean(wls.rb[1:12],na.rm=TRUE)
mean(wls.rb[13:18],na.rm=TRUE)
mean(wls.rb[19:33],na.rm=TRUE)
mean(mlm.rb[1:12],na.rm=TRUE)
mean(mlm.rb[13:18],na.rm=TRUE)
mean(mlm.rb[19:33],na.rm=TRUE)

```

```

#All mean mcse
mean(mcse.ml[1:12],na.rm=TRUE)
mean(mcse.ml[13:18],na.rm=TRUE)
mean(mcse.ml[19:33],na.rm=TRUE)
mean(mcse.gls[1:12],na.rm=TRUE)
mean(mcse.gls[13:18],na.rm=TRUE)
mean(mcse.gls[19:33],na.rm=TRUE)
mean(mcse.wls[1:12],na.rm=TRUE)
mean(mcse.wls[13:18],na.rm=TRUE)
mean(mcse.wls[19:33],na.rm=TRUE)
mean(mcse.mlm[1:12],na.rm=TRUE)
mean(mcse.mlm[13:18],na.rm=TRUE)
mean(mcse.mlm[19:33],na.rm=TRUE)

#All mean var sk ku
rowMeans(mean)
rowMeans(var)
rowMeans(sk)
rowMeans(ku)

#All mean estimation
rowMeans(estimate.ml,na.rm = TRUE)
rowMeans(estimate.gls,na.rm = TRUE)
rowMeans(estimate.wls,na.rm = TRUE)
rowMeans(estimate.mlm,na.rm = TRUE)

write.csv(c(rowMeans(fitindices.ml,na.rm = TRUE),rowMeans(fitindices.gls,na.rm =
TRUE),rowMeans(fitindices.wls,na.rm = TRUE),rowMeans(fitindices.mlm,na.rm =
TRUE)), "fitindices(200nomissku1).csv")
write.csv(c(rowMeans(mean),rowMeans(var)), "mean&var(200nomissku1).csv")
write.csv(c(rowMeans(sk),rowMeans(ku)), "skew&kur(200nomissku1).csv")

```

```

write.csv(c(mean(ml.rb[1:12],na.rm = TRUE),mean(ml.rb[13:18],na.rm =
TRUE),mean(ml.rb[19:33],na.rm = TRUE),mean(gls.rb[1:12],na.rm =
TRUE),mean(gls.rb[13:18],na.rm = TRUE),mean(gls.rb[19:33],na.rm =
TRUE),mean(wls.rb[1:12],na.rm = TRUE),mean(wls.rb[13:18],na.rm =
TRUE),mean(wls.rb[19:33],na.rm = TRUE),mean(mlm.rb[1:12],na.rm =
TRUE),mean(mlm.rb[13:18],na.rm = TRUE),mean(mlm.rb[19:33],na.rm =
TRUE)), "rb(200nomissku1).csv")
write.csv(c(mean(mcse.ml[1:12],na.rm = TRUE),mean(mcse.ml[13:18],na.rm =
TRUE),mean(mcse.ml[19:33],na.rm = TRUE),mean(mcse.gls[1:12],na.rm =
TRUE),mean(mcse.gls[13:18],na.rm = TRUE),mean(mcse.gls[19:33],na.rm =
TRUE),mean(mcse.wls[1:12],na.rm = TRUE),mean(mcse.wls[13:18],na.rm =
TRUE),mean(mcse.wls[19:33],na.rm = TRUE),mean(mcse.mlm[1:12],na.rm =
TRUE),mean(mcse.mlm[13:18],na.rm = TRUE),mean(mcse.mlm[19:33],na.rm =
TRUE)), "mcse(200nomissku1).csv")
write.csv(c(rowMeans(estimate.ml,na.rm = TRUE),rowMeans(estimate.gls,na.rm =
TRUE),rowMeans(estimate.wls,na.rm = TRUE),rowMeans(estimate.mlm,na.rm =
TRUE)), "estimate(200nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[1,],fitindices.gls[1,],fitindices.wls[1,],fitindices.mlm[1,]), "chisq(20
0nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[2,],fitindices.gls[2,],fitindices.wls[2,],fitindices.mlm[2,]), "relativec
hisq(200nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[3,],fitindices.gls[3,],fitindices.wls[3,],fitindices.mlm[3,]), "p-
value(200nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[4,],fitindices.gls[4,],fitindices.wls[4,],fitindices.mlm[4,]), "GFI(200n
omissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[5,],fitindices.gls[5,],fitindices.wls[5,],fitindices.mlm[5,]), "AGFI(200
nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[6,],fitindices.gls[6,],fitindices.wls[6,],fitindices.mlm[6,]), "SRMR(20
0nomissku1).csv")
write.csv(c(fitindices.ml[7,],fitindices.gls[7,],fitindices.wls[7,],fitindices.mlm[7,]), "RMSEA(2
00nomissku1).csv")

```

```
write.csv(c(fitindices.ml[8,],fitindices.gls[8,],fitindices.wls[8,],fitindices.mlm[8,]),"CFI(200nomissku1).csv")
```

```
write.csv(c(fitindices.ml[9,],fitindices.gls[9,],fitindices.wls[9,],fitindices.mlm[9,]),"NFI(200nomissku1).csv")
```

```
write.csv(c(fitindices.ml[10,],fitindices.gls[10,],fitindices.wls[10,],fitindices.mlm[10,]),"TLI(200nomissku1).csv")
```

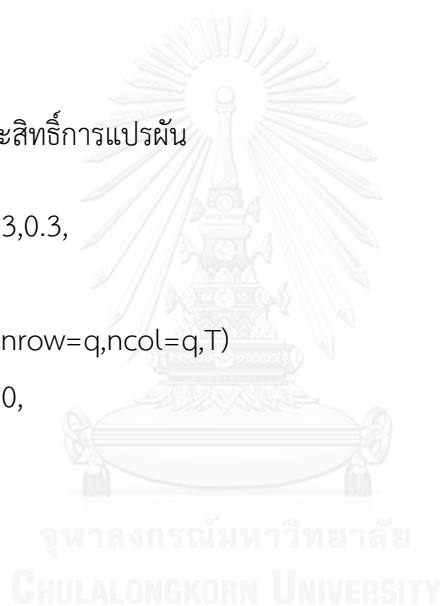
```
write.csv(c(fitindices.ml[11,],fitindices.gls[11,],fitindices.wls[11,],fitindices.mlm[11,]),"GAMMA(200nomissku1).csv")
```

```
write.csv(c(fitindices.ml[12,],fitindices.gls[12,],fitindices.wls[12,],fitindices.mlm[12,]),"MC(200nomissku1).csv")
```

10. คำนวณค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน

```
phi<-matrix( c(1.0,0.3,0.3,
               0.3,1.0,0.3,
               0.3,0.3,1.0),nrow=q,ncol=q,T)
```

```
lam<-matrix( c(0.7,0,0,
               0.7,0,0,
               0.7,0,0,
               0,0.7,0,
               0,0.7,0,
               0,0.7,0,
               0,0.7,0,
               0,0,0.7,
               0,0,0.7,
               0,0,0.7,
               0,0,0.7),nrow=p,ncol=q,T)
```




```

td <-diag(0.45,p)
td[1,5]<-0.133
td[9,2]<-0.235
td[1,3]<-0.32
Sigma.sim<-cov(dat) #simulated empirical covariance matrix
Sigma.theory<-lam%*%phi%*%t(lam)+td
Sigma.theory-Sigma.sim
write.csv(Sigma.theory-Sigma.sim,"sigma(200nomissku1).csv")

```

11. คำนวณค่า eta square

```

model<-rep("measurement",1000)
level<-rep("nomiss",1000)
example<-rep(n,1000)
kurtosis<-rep(1,1000)
chisq.ml      <-fitindices.ml[1,]
rchisq.ml    <-fitindices.ml[2,]
pvalue.ml    <-fitindices.ml[3,]
gfi.ml       <-fitindices.ml[4,]
agfi.ml      <-fitindices.ml[5,]
srmr.ml      <-fitindices.ml[6,]
rmsea.ml     <-fitindices.ml[7,]
cfi.ml       <-fitindices.ml[8,]
nfi.ml       <-fitindices.ml[9,]
tli.ml       <-fitindices.ml[10,]
gamma.ml     <-fitindices.ml[11,]
mc.ml        <-fitindices.ml[12,]

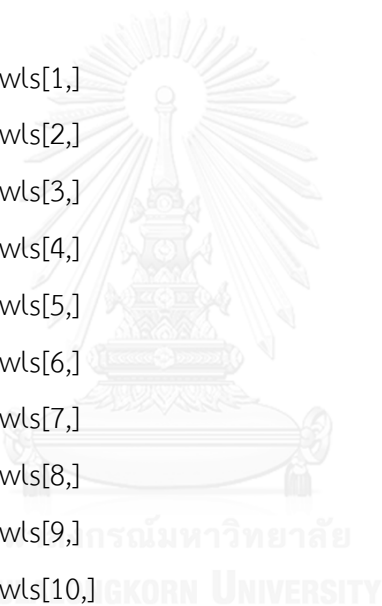
chisq.gls    <-fitindices.gls[1,]
rchisq.gls   <-fitindices.gls[2,]
pvalue.gls   <-fitindices.gls[3,]

```

gfi.gls <-fitindices.gls[4,]
 agfi.gls <-fitindices.gls[5,]
 srmr.gls <-fitindices.gls[6,]
 rmsea.gls <-fitindices.gls[7,]
 cfi.gls <-fitindices.gls[8,]
 nfi.gls <-fitindices.gls[9,]
 tli.gls <-fitindices.gls[10,]
 gamma.gls <-fitindices.gls[11,]
 mc.gls <-fitindices.gls[12,]

chisq.wls <-fitindices.wls[1,]
 rchisq.wls <-fitindices.wls[2,]
 pvalue.wls <-fitindices.wls[3,]
 gfi.wls <-fitindices.wls[4,]
 agfi.wls <-fitindices.wls[5,]
 srmr.wls <-fitindices.wls[6,]
 rmsea.wls <-fitindices.wls[7,]
 cfi.wls <-fitindices.wls[8,]
 nfi.wls <-fitindices.wls[9,]
 tli.wls <-fitindices.wls[10,]
 gamma.wls <-fitindices.wls[11,]
 mc.wls <-fitindices.wls[12,]

chisq.mlm <-fitindices.mlm[1,]
 rchisq.mlm <-fitindices.mlm[2,]
 pvalue.mlm <-fitindices.mlm[3,]
 gfi.mlm <-fitindices.mlm[4,]
 agfi.mlm <-fitindices.mlm[5,]
 srmr.mlm <-fitindices.mlm[6,]
 rmsea.mlm <-fitindices.mlm[7,]
 cfi.mlm <-fitindices.mlm[8,]



```

nfi.mlm      <-fitindices.mlm[9,]
tli.mlm      <-fitindices.mlm[10,]
gamma.mlm    <-fitindices.mlm[11,]
mc.mlm       <-fitindices.mlm[12,]
out<-data.frame(model, level, example, kurtosis, chisq.ml, rchisq.ml, pvalue.ml,
gfi.ml, agfi.ml,srmr.ml,rmsea.ml, cfi.ml,nfi.ml,tli.ml,gamma.ml,mc.ml,
chisq.gls, rchisq.gls,pvalue.gls,gfi.gls,agfi.gls,srmr.gls,rmsea.gls, cfi.gls,
nfi.gls,tli.gls, gamma.gls, mc.gls,chisq.wls,rchisq.wls,pvalue.wls,
gfi.wls,agfi.wls,srmr.wls,rmsea.wls,cfi.wls,nfi.wls, tli.wls,gamma.wls,mc.wls,
chisq.mlm,rchisq.mlm,pvalue.mlm, gfi.mlm,agfi.mlm,srmr.mlm,rmsea.mlm, cfi.mlm,
nfi.mlm,tli.mlm,gamma.mlm,mc.mlm)
write.csv(out,"mout200nomissku1.csv")

```

รวมไฟล์ fitindices หา eta square (แบบค่าเฉลี่ย)

```

model2<-rep("1",4)
level<-rep("1",4)
example<-rep(n,4)
kurtosis<-rep(1,4)
out2<-data.frame(1,1,200,1,rowMeans(fitindices.ml,na.rm=TRUE))
rowMeans(fitindices.ml,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.gls,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.wls,na.rm=TRUE)
rowMeans(fitindices.mlm,na.rm=TRUE)

```

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายกันตินันท์ นันทนาติศัย เกิดวันศุกร์ที่ 24 เมษายน พ.ศ. 2535 จังหวัด กรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาบัณฑิต สาขาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ปีการศึกษา 2556 และเข้าศึกษาระดับปริญญาโท สาขาสถิติการศึกษาคณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2558

