# การเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

นางสาวกมลทิพย์ ศรีหาเศษ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาครุศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา
คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2555
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ในแหล่งเก็บรวบรวมวิทยานิพนธ์ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย
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 Graduate School.

# A COMPARISON OF THE QUALITY OF MISSING DATA TREATMENT METHODS FOR ESTIMATION OF ITEM AND EXAMINEES' ABILITY PARAMETERS

Miss Kamontip Srihaset

A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Doctor of Philosophy Program in Educational Measurement and Evaluation

Department of Educational Research and Psychology

Faculty of Education Chulalongkorn University

Academic Year 2012

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

โดย นางสาว กมลทิพย์ ศรีหาเศษ

สาขาวิชา การวัดและประเมินผลการศึกษา

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ศาสตราจารย์ ดร.ศิริชัย กาญจนวาสี

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม รองศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ศรีสุโข

---

คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

……..……..……..คณบดีคณะครุศาสตร์

(รองศาสตราจารย์ ดร. ชนิตา รักษ์พลเมือง)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

…… ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร. ศิริเดช สุชีวะ)

……... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ศาสตราจารย์ ดร.ศิริชัย กาญจนวาสี)

…… อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(รองศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ศรีสุโข)

…… กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.โชติกา ภาษีผล)

…… กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.วรรณี แกมเกตุ)

…… กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(อาจารย์ ดร. สังวรณ์ งัดกระโทก)

กมลทิพย์ ศรีหาเศษ: การเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ (A COMPARISON OF THE QUALITY OF MISSING DATA TREATMENT METHODS FOR ESTIMATION OF ITEM AND EXAMINEES' ABILITY PARAMETERS) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ศ.ดร.ศิริชัย กาญจนวาสี, อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม: รศ.ดร.ดิเรก ศรีสุโข, 288 หน้า.

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์2 ประการ คือ1) เพื่อวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบเมื่อมีวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี และ 2) เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธีสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบเงื่อนไขที่ทำการศึกษามี 144 เงื่อนไข (3X2X3X4X2) ประกอบด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี คือ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) สภาวะการสูญหายของข้อมูล 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม(missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ดำเนินการศึกษาจากการจำลองข้อมูลภายใต้ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยมีการตรวจให้คะแนน2 ค่า การจำลองข้อมูลมีการดำเนินงาน3 ขั้นตอน คือ1) การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ และแบบแผนการตอบของนักเรียนแต่ละคน 2) การสร้าง สภาวะการสูญหายของข้อมูลแบบ MAR และ MNAR และประมาณค่าทดแทนข้อมูลสูญหาย และ 3) การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบตามโมเดล 3PL เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย พิจารณาจากดัชนี ค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เปรียบเทียบความแตกต่างของดัชนีค่าความลำเอียงด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ(One-way repeated measure ANOVA) สรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

1. ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี พบว่า ภายใต้สภาวะการสูญหาย ทั้ง 2 ประเภท ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน โดยวิธี EM ให้ค่าอำนาจจำแนก (a) ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบมากที่สุด ส่วนค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่า โอกาสในการเดา (c) วิธี ML ให้ค่าพารามิเตอร์ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมากที่สุด ภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 ประเภท ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี นั้น วิธี ML ให้ค่าพารามิเตอร์ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมากที่สุด

2. ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของ ข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี พบว่า ผลที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบจากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ส่วนใหญ่ให้คุณภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ ของ ข้อสอบและความสามารถของผู้สอบไม่ต่างกัน โดยภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 แบบ วิธี EM ให้ค่า BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) น้อยที่สุด ส่วนวิธี ML ให้ค่า BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) น้อยที่สุด ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) วิธี ML ให้ค่าดัชนี BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) น้อยที่สุด ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) วิธี MI ให้ค่าดัชนี BIAS ในการประมาณค่า พารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) น้อยที่สุด แต่เมื่อพิจารณา ดัชนี RMSE ทั้ง 3 วิธี ให้ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ใกล้เคียงกัน

| | |
|---|---|
| ภาควิชา วิจัยและจิตวิทยาการศึกษา | ลายมือชื่อนิสิต ..... |
| สาขาวิชา การวัดและประเมินผลการศึกษา | ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ..... |
| ปีการศึกษา 2555 | ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ..... |

## 5184201127: MAJOR EDUCATIONAL MEASUREMENT AND EVALUATION
KEY WORD: MISSING DATA / UNIDIMENSIONAL ITEM RESPONSE THEORY / ESTIMATION OF ITEM PARAMETERS / ESTIMATION OF EXAMINEES'ABILITY PARAMETERS /

KAMONTIP SRIHASET: A COMPARISON OF THE QUALITY OF MISSING DATA TREATMENT METHODS FOR ESTIMATION OF ITEM AND EXAMINEES' ABILITY PARAMETERS. ADVISOR: PROF.SIRICHAI KANJANAWASEE, Ph.D., CO-ADVISOR: ASSOC.PROF.DEREK SRISUKHO, Ph.D., 288 pp.

The purposes of the present study were 1) to analyze the item parameters and the examinees' ability by using three treatment methods of missing data and 2) to compare the quality of the three treatment methods of missing data for estimation of the item parameters and the examinees' ability. In this research, 144 conditions (3X2X3X4X2) were studied. These included three treatment methods of missing data-- multiple imputation (MI), expectation-maximization algorithm (EM) and maximum likelihood estimation (ML). Two types of missing data consisted of missing at random (MAR) and missing not at random (MNAR). There were three groups of sample size, that is, 1,500, 3,000, and 4,500. There were four missing rates--5%, 10%, 15%, and 20% as well as two levels of test length--20 and 40 items. The data modeling was performed by using the three-parameter logistic model (3PL) with dichotomous item response. There were three steps of data modeling--1) generating the item parameters, the examinees' ability, and the response patterns, 2) performing the stages of missing data for MAR and MNAR and estimating the compensation of missing data, and 3) estimating item parameters and examinees' ability based on the 3PL model. To compare the quality of the treatment methods of missing data, the BIAS index and the index of square-root of quadratic average deviation (RMSE) were taken into account. A one-way repeated measure ANOVA was performed in order to compare the BIAS indexes. The research findings were as follows:

1. The results of the analysis of the item parameters by using three treatment methods of missing data (MI, EM, ML) revealed that--within the two types of missing data (MAR, MNAR)--the item parameters obtained from the three methods of estimation were similar. Among the three methods, the discrimination power (a) from the EM method was closest to the true item parameter. By using the ML method, the difficulty (b) and pseudo-guessing (c) were closest to the true parameter. In addition, the ML method yielded the examinees' ability ($\theta$) that was closest to the true parameter.

2. According to the comparison of the quality of the three treatment methods of missing data for estimation of the item parameters and the examinees' ability, the results showed that there was no significant difference either in the item parameter estimation or in the examinee's ability estimation. Under the conditions of the two missing data settings (MAR, MNAR), when estimating the discrimination power (a), the EM method yielded the smallest values of the BIAS and RMSE whereas the ML method yielded the smallest values of these two indexes when estimating the difficulty (b) and pseudo-guessing (c). Under the condition of MAR, the ML method yielded the smallest values of BIAS and RMSE when estimating the examinees' ability ($\theta$). In contrast, under the condition of MNAR, the MI method yielded the smallest value of BIAS when estimating the examinees' ability ($\theta$). However, the three treatment methods yielded the similar values of RMSE when estimating the examinees' ability ($\theta$).

Department: Educational Research and Psychology Student's Signature .....
Field of Study: Educational Measurement and Evaluation Advisor's Signature .....
Academic Year: 2012 Co-advisor's Signature .....

# กิตติกรรมประกาศ

การทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยได้รับความรู้และคำแนะนำต่าง ๆ ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจากอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก คือ ศ.ดร.ศิริชัย กาญจนวาสี และอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม คือ รศ. ดร.ดิเรก ศรีสุโข ซึ่งอาจารย์ทั้งสองท่านได้ให้ความรู้ในหลักวิชามากมายอันทรงคุณค่ายิ่ง ทั้งยังได้คอยดูแลเอาใจใส่คอยติดตามความก้าวหน้าของผู้วิจัยตลอดมาผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างยิ่งด้วยความเคารพมาณ ที่นี้ด้วย

ขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร. ศิริเดช สุชีวะ รศ.ดร.โชติกา ภาษีผล รศ.ดร.วรรณี แกมเกตุ และ อ.ดร. สังวรณ์ งัดกระโทก ซึ่งเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่ามาร่วมสอบวิทยานิพนธ์ ตลอดจนให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนสมบูรณ์ และขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.ดวงกมล ไตรวิจิตรคุณ และ คณาจารย์ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่คอยให้การสนับสนุนและเป็นกำลังใจด้วยดีตลอดมา

ขอขอบพระคุณ Prof. Holmes Finch ซึ่งเป็นผู้จุดประกายความคิดที่ทำให้ผู้วิจัยสนใจทำวิจัยเรื่องนี้พร้อมทั้งแนะนำเอกสารงานวิจัยที่เป็นประโยชน์ยิ่งต่อการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอขอบพระคุณ Prof.Gary King, Prof.Uwe Ligges, Prof.Stef van Buuren, ASS.Prof.Matthew Blackwell และ Ass.Prof.Dimitris Rizopoulos ที่สละเวลาอันมีค่ายิ่ง ในการช่วยตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมทางคอมพิวเตอร์ พร้อมทั้งให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ต่อการจำลองข้อมูล จนงานวิจัยเสร็จสมบูรณ์ด้วยดีเส มอมา และขอขอบคุณเป็นพิเศษสำหรับ ดร.สิวะโชติ ศรีสุทธิยากร ที่สละเวลามาคอยให้ความช่วยเหลือและแนะนำวิธีการเขียนโปรแกรมทางคอมพิวเตอร์จนสำเร็จลุล่วงลงด้วยดี

ขอขอบคุณบัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่มอบทุน “ 90 ปี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย” กองทุนรัชดาภิเษกสมโภช ทำให้ผู้วิจัยสามารถพัฒนาวิทยานิพนธ์ได้อย่างเต็มที่

งานวิจัยนี้จะไม่เสร็จสมบูรณ์ไปด้วยดี ถ้าไม่ได้รับความช่วยเหลือจาก อ.ดร.ถมรัตน์ ศิริภาพ อ.ดร.ศิวะพร ภู่พันธ์ ดร. สิทธิพันธุ์ ยศยอดยิ่ง คุณอนงค์ ทิพเกตุ คุณวรนุช มงคลบุตร์ คุณฑิตยา สิทธิโสภาสกุล และคุณปัณยาดา ฤทธิจักร ในการ ตรวจสอบเรื่องสำนวนการเขียนวิทยานิพนธ์ของผู้วิจัย และกำลังใจอันมีค่ายิ่งจากพี่ ๆและเพื่อน ๆ ที่ร่วมศึกษาในระดับดุษฎีบัญฑิต ระดับมหาบัญฑิต รวมทั้งพี่ ๆ และเพื่อน ๆ ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษาที่ให้กำลังด้วยดีตลอดมา

คุณค่าและประโยชน์ที่อาจมีต่อผู้อื่นของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแก่ คุณพ่ออนันต์ และคุณแม่วารินทร์ ศรีหาเศษ ที่ได้ให้ความอบอุ่น ความห่วงใยและสนับสนุนในทุก ๆ ด้าน จนผู้วิจัยมีความสำเร็จมาถึงจุดนี้

# สารบัญ


หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

สารบัญตาราง ..... ญ

สารบัญภาพ ..... ณ

บทที่

1 บทนำ ..... 1

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ..... 1

คำถามวิจัย ..... 8

วัตถุประสงค์การวิจัย ..... 9

ขอบเขตของการวิจัย ..... 10

คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย ..... 11

กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย ..... 16

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ..... 18

2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ..... 19

ตอนที่ 1 มโนทัศน์เกี่ยวกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบและการประมาณ

ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ..... 19

โมเดลพื้นฐานของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ..... 19

โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ..... 22

ข้อตกลงเบื้องต้นของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ..... 30

การประมาณค่าพารามิเตอร์ ..... 33

ตอนที่ 2 มโนทัศน์เกี่ยวกับแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหาย ..... 37

ความหมายของข้อมูลสูญหาย ..... 37

ความสำคัญและสาเหตุการเกิดข้อมูลสูญหาย ..... 37

ประเภทของข้อมูลสูญหาย ..... 40

บทที่ หน้า

วิธีจัดการกับข้อมูลสูญหาย 43

ตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย 62

ตอนที่ 3 การศึกษาแบบมอนติคาร์โล 63

ตอนที่ 4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 66

3 วิธีดำเนินการวิจัย 88

ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย 89

ตอนที่ 1 เงื่อนไขที่ใช้ในการจำลองข้อมูล 91

ตอนที่ 2 การศึกษาการจำลองข้อมูล 95

ตอนที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลและเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ 100

ตอนที่ 4 การตรวจสอบเงื่อนไขและความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล 106

4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล 112

ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) 119

ตอนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) 143

ตอนที่ 3 สรุปผลการวิเคราะห์ตามวัตถุประสงค์การวิจัย 228

5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ 235

สรุปผลการวิจัย 236

บทที่ หน้า

อภิปรายผลการวิจัย 238

ข้อเสนอแนะ 242

ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลไปใช้ 242

ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต 246

รายการอ้างอิง 248

ภาคผนวก 260

ภาคผนวก ก รายชื่อผู้เชี่ยวชาญในการตรวจสอบโปรแกรมที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น 261

ภาคผนวก ข ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) 263

ภาคผนวก ค ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) 272

ภาคผนวก ง ตัวอย่างค่าการลู่เข้าของการทำซ้ำ (replication) 1,000 ครั้ง 280

ภาคผนวก จ ตัวอย่างรูปแบบการสูญหายและอัตราการสูญหายของข้อมูล 283

ภาคผนวก ฉ ตัวอย่างการทดสอบสภาวะการสูญหายด้วย Little's test of MCAR 285

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 288

# สารบัญตาราง


ตารางที่ หน้า

2.1 สรุปกลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบเก่าหรือแบบดั้งเดิม ..... 53

2.2 วิธีจัดการข้อมูลสูญหายจำแนกตามรูปแบบการสูญหายและอัตราสูญหายของข้อมูล ..... 55

2.3 ตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย ..... 62

2.4 สรุปประเด็นรายละเอียดในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการจัดการกับข้อมูลสูญหาย ..... 75

3.1 ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบที่ใช้ในการจำลองข้อมูลเพื่อการศึกษา ..... 96

4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 121

4.2 ผลการวิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าความยากของข้อสอบ ( b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 122

4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าโอกาสในการเดา ( c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 123

4.4 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 125

ตารางที่ หน้า

4.5 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ ค่าความยากของข้อสอบ ( b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 126

4.6 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าโอกาสการเดา ( c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 127

4.7 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 129

4.8 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าความยากของข้อสอบ ( b) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 130

4.9 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าโอกาสในการเดา ( c) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 131

4.10 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 132

4.11 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าความยากของข้อสอบ ( b) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 133

ตารางที่ หน้า

4.12 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าโอกาสในการเดา ( c) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 134

4.13 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 136

4.14 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 138

4.15 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 140

4.16 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 142

4.17 ผลการวิเคราะห์ ค่า BIAS ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 144

4.18 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ ค่าความยากของข้อสอบ ( b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 146

ตารางที่ หน้า

4.19 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 148
4.20 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 150
4.21 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 151
4.22 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 152
4.23 ผลการเปรียบเทียบรายคู่ของค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 153
4.24 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 155
4.25 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ ค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 157
4.26 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 159
4.27 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 161
4.28 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 162
4.29 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 163
4.30 ผลการเปรียบเทียบรายคู่ของค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 165

ตารางที่ หน้า

4.31 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 167
4.32 ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 173
4.33 ผลการ วิเคราะห์ ค่า RMSE ของ ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 179
4.34 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 185
4.35 ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 191
4.36 ผลการ วิเคราะห์ ค่า RMSE ของ ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 197
4.37 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 203
4.38 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 206
4.39 ผลการเปรียบเทียบรายคู่ของค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ..... 207
4.40 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ ..... 210

ตารางที่ หน้า

4.41 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 213

4.42 ผลการเปรียบเทียบรายคู่ของค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ..... 214

4.43 ผลการ วิเคราะห์ ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบตามลำดับ ..... 217

4.44 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ ..... 223

4.45 สรุปผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ..... 230

4.46 สรุปผลการวิเคราะห์ BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ..... 233

# สารบัญภาพ


| ภาพที่ | | หน้า |
|---|---|---|
| 1.1 | กรอบแนวคิดการวิจัย | 17 |
| 2.1 | โค้งลักษณะข้อสอบแบบ one-parameter logistic model ของตัวอย่างข้อสอบ 5 ข้อ (Partchev, 2004) | 26 |
| 2.2 | โค้งลักษณะข้อสอบแบบ two-parameter logistic model ของตัวอย่างข้อสอบ 3 ข้อ (Partchev, 2004) | 28 |
| 2.3 | โค้งลักษณะข้อสอบแบบ three-parameter logistic model ของตัวอย่างข้อสอบ 1 ข้อ (Partchev, 2004) | 30 |
| 3.1 | แบบแผนการจำลองข้อมูล | 94 |
| 3.2 | ขั้นตอนหลักที่ใช้ในการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) (van Buuren and Groothuis- Oudshoorn, 2011) | 101 |
| 3.3 | ขั้นตอนการจำลองข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล | 111 |
| 4.1 | ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ | 169 |
| 4.2 | ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ | 170 |
| 4.3 | ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ | 171 |
| 4.4 | ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ | 175 |
| 4.5 | ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ | 176 |

ภาพที่ หน้า

4.6 ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ ( b) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ ..... 177

4.7 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ ..... 181

4.8 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ ..... 182

4.9 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ ..... 183

4.10 ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 187

4.11 ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 188

4.12 ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 189

4.13 ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 193

4.14 ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 194

ภาพที่ หน้า

4.15 ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 195

4.16 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 199

4.17 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 200

4.18 ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 201

4.19 ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 219

4.20 ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 220

4.21 ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 221

4.22 ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 225

4.23 ค่า RMSE ของ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 226

ภาพที่ หน้า

4.24 ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ ..... 227

# บทที่ 1
# บทนำ

## ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในบริบททางการศึกษาของประเทศไทยนั้น การประเมินผลการเรียนรู้ของผู้เรียนเพื่อวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนหรือความสามารถของผู้เรียน ได้มีการพัฒนาและปรับเปลี่ยนวิธีการวัดและประเมินให้มีความหลากหลายและสอดคล้องกับเนื้อหาสาระของแต่ละกลุ่มสาระการเรียนรู้ เพื่อให้ผลของการวัดที่ได้ถูกต้อง แต่อย่างไรก็ตามในการวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนหรือการสอบคัดเลือกบุคคลเพื่อเข้าศึกษาต่อในระดับอุดมศึกษานั้น การใช้แบบสอบเป็นเครื่องมือ ยังมีความจำเป็นอย่างยิ่งเนื่องจากสามารถนำผลการวิเคราะห์ข้อสอบไปใช้ในการวินิจฉัยปัญหาการเรียนรู้ของผู้เรียนและพัฒนาความรู้ของผู้เรียนได้ (เอมอร จังศิริพรปกรณ์, 2548)

อย่างไรก็ตาม ในสภาพความเป็นจริงแล้ว นักจิตวิทยา นักวิจัย และผู้เชี่ยวชาญด้านการวัดผล ประเมินผลส่วนใหญ่ มักประสบปัญหาคล้ายกันเกี่ยวกับปรากฏการณ์การสูญหายของการตอบสนองข้อสอบหรือแบบสอบ โดยในส่วนของการวัดผลทั้งด้านความสามารถทางสมองและอารมณ์ความรู้สึก ผู้สอบอาจละเว้นการตอบ สนอง ข้อสอบหนึ่งข้อหรือมากกว่าหนึ่งข้อขึ้นไป เนื่องจากความ ไม่ตั้งใจ ไม่ทราบคำตอบ หรือไม่กล้าเดา คำตอบ ส่วนการตอบแบบสอบถาม นั้น ผู้ตอบ บางคน อาจเกิดความรู้สึกต่อต้าน ไม่อยากตอบ คำถามบางลักษณะ และยับยั้งการตอบข้อคำถาม ซึ่ง เป็นประเด็นที่ไวต่อความรู้สึก ของผู้ตอบ (sensitive topic) ซึ่ง สาเหตุเหล่านี้ล้วน นำไปสู่ ปัญหา ข้อมูลสูญหาย (missing data) ทั้งสิ้น (Finch, 2008; Howell, 2009; Robitzsch and Rupp, 2009; Schafer and Graham, 2002)

จากการศึกษาของ Schafer and Graham (2002) พบว่ามีงานวิจัยจำนวนมากได้ศึกษาเกี่ยวกับผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการวิเคราะห์ทางสถิติด้วยวิธีการที่หลากหลาย ซึ่งได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อจัดการกับปัญหาข้อมูลสูญหายนี้ เช่น การลบตามรายการ (listwise data deletion) การลบเป็นรายคู่ (pairwise data deletion) การแทนที่ด้วยค่าเฉลี่ย ( mean substitution) วิธีการถดถอย ( regression method) การประมาณค่าทดแทน hot deck (hot deck imputation) แนวคิดค่าคาดหมายสูงสุด (expectation maximization approach) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดด้วยข้อมูลดิบ ( raw maximum likelihood methods) การประมาณค่าทดแทนแบบพหุ (multiple imputation) การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (corrected item mean substitution imputation) และ การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง (response function imputation) เป็นต้น

นอกจากนี้ Schafer and Graham (2002) ยังได้ศึกษาและอภิปรายเชิงลึกเกี่ยวกับลักษณะพิเศษของข้อมูลสูญหาย ซึ่งผู้วิจัยอาจพบได้ในทางปฏิบัติ (Bernaards and Sijtsma, 1999; Peng and Zhu, 2008; Schafer, 1997; Schafer and Olsen, 1998; Sinharay, Stern, and Russell, 2001) ทั้งนี้ การพิจารณาลักษณะการสูญหายของข้อมูลแบ่งได้เป็น 3 ประเภท คือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) (Allison, 2002; Baraldi and Enders, 2010; Finch, 2008; Howell, 2009; Little and Rubin, 2002; Robitzsch and Rupp, 2009; Rubin, 1976; Schafer and Graham, 2002) โดยข้อมูลที่เป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) นั้น พิจารณาจากการสูญหายที่เกิดขึ้นนั้นมีสาเหตุของการสูญหายอย่างไม่มีระบบ เช่น ข้อมูลสูญหาย เกิดจากตัวอย่างการสุ่มอย่างง่าย จากข้อมูลการสังเกต (Schafer, 1997) หากข้อมูลเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ความน่าจะเป็นของค่าที่สูญหาย จะขึ้นอยู่กับคุณลักษณะการวัดบาง คุณลักษณะ ของตัวแปรอิสระที่ไม่ใช่ค่าสูญหายของตัวมันเอง ส่วนข้อมูลที่เป็นการสูญหาย ที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ความน่าจะเป็นของค่าที่สูญหายจะขึ้นอยู่กับค่าสูญหายของตัวมันเอง เป็นต้น

ในบริบทของข้อมูลการสอบจริง นั้น เหตุผลของการละเว้นไม่ตอบ สนองข้อสอบ ส่วนใหญ่เป็นผลมาจากผู้สอบเชื่อว่าตนเองไม่ทราบคำตอบ (De Ayala, Plake, and Impara, 2001) หรือความไม่ตั้งใจในการละเว้นข้อสอบ (Huisman and Molenaar, 2001) ซึ่งกรณีศึกษาที่ผ่านมาเป็นการนำเสนอตัวอย่างของการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) คือการไม่ตอบ สนองข้อสอบ ของผู้สอบสัมพันธ์กับความสามารถแฝงภายในของผู้สอบ (underlying latent trait) แต่การตอบสนองข้อสอบไม่เกิดขึ้น หรือการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ซึ่งการไม่ตอบสนองข้อสอบของผู้สอบมีความสัมพันธ์โดยตรงกับการตอบ สนองข้อสอบในความเป็นจริง ขณะที่การศึกษาในระยะต่อมามีการนำเสนอข้อมูลการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่งเป็นกลไกการสูญหายอย่างไม่มีระบบที่สัมพันธ์กับการไม่ตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ (Finch, 2008)

Mislevy and Wu (1988) รายงานผลการประมาณค่าความสามารถเมื่อผู้สอบไม่ตอบสนองข้อสอบทั้งหมดและพบข้อสนับสนุนเพิ่มเติมที่ เป็นข้อขัดแย้งว่า เมื่อกลไกที่ก่อให้เกิดข้อมูลสูญหายไม่มีความสัมพันธ์กับ ค่าพารามิเตอร์ที่ศึกษาแล้ว ในที่นี้ Mislevy and Wu หมายถึงความสามารถของผู้สอบ คุณภาพของการประมาณค่า จะไม่มีผลกระทบมากนัก ในทางตรงกันข้าม เมื่อสาเหตุของการที่ผู้สอบไม่ตอบ สนองข้อสอบไม่สามารถตรวจสอบได้ Mislevy and Wu (1996) แนะนำว่า หากเป็นไปได้ อาจรวมกลไกข้อมูลสูญหาย ไปในการประมาณค่าพารามิเตอร์

เพื่อหลีกเลี่ยงผลที่จะเกิดความลำเอียงที่เป็นไปได้ ถ้าการรวมนั้นไม่สามารถทำได้ จะมีความเป็นไปได้สูงที่การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและ ความสามารถของ ผู้สอบจะเกิดความลำเอียง

ส่วนการศึกษาของ Finch (2008) ศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีข้อมูลสูญหาย โดย Finch แสดงให้เห็นว่าข้อมูลสูญหายอาจสร้างปัญหาในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยเฉพาะอย่างยิ่งถ้าข้อสอบถูกละเลย ในขณะเดียวกัน วิธีการประมาณค่าทดแทน (imputation) ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหาข้อมูลสูญหายที่เกิดขึ้นในงานวิจัยของศาสตร์หรือสาขาอื่น ที่นอกเหนือการศึกษาในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ และผลของการพัฒนาวิธีการเหล่านั้น ผู้พัฒนาได้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิผลของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ดังนั้น ในการศึกษาของ Finch จึงใช้วิธีการประมาณค่าทดแทนที่พบว่ามีประโยชน์ในการจัดการข้อมูลสูญหายจากบริบทอื่น มาศึกษาสมรรถนะของวิธีการประมาณค่าทดแทนเหล่านั้นในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีข้อมูลสูญหาย โดยใช้การจำลองข้อมูลในการศึกษา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิธีการประมาณค่าทดแทนเหล่านั้น มีความหลากหลายของระดับประสิทธิผลในการประมาณค่าทดแทนและความถูกต้องของการประมาณค่ากลุ่มตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์ความยาก และค่าอำนาจจำแนกตามลำดับ

ในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้น มีการประยุกต์ใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบ ในการสำรวจเชิงเปรียบเทียบซึ่งเป็นข้อตกลงเบื้องต้นที่แสดงนัยของคำถามที่มีความเท่าเทียมกั นในเรื่อง ของความเข้าใจใน ทิศทาง เดียวกันของระบบที่แตกต่างกัน (Suchman and Jordan, 1990) แต่การสำรวจที่อิงการศึกษาเชิงเปรียบ เทียบมีความหมายว่า การวัดของข้อสอบในการสำรวจควรมีความคงที่ข้ามกลุ่มผู้สอบ มิเช่นนั้นจะทำให้เกิดผลสรุปที่ไม่เป็นจริงและทำให้เกิดความเข้าใจผิดได้ (Andrich, 1988; Reise, Widaman, and Pugh, 1993)

นอกจากนี้ Martin, Campanelli, and Fay (1991) ยัง พบว่าผู้ตอบที่อธิบายคำถามเกี่ยวกับการทำงาน ได้แตกต่างกันนั้น คำตอบของผู้ตอบเป็นผลมาจากอิทธิพลของคุณลักษณะและประสบการณ์ของผู้ตอบ หรือ ความแตกต่างข้ามกลุ่มประชากรในตัวแปรแฝงภายใน เช่น ความสามารถในการรับรู้เรื่องความแตกแยกของครอบครัว เป็นต้น สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ การเปลี่ยนแปลงใน degree ซึ่งบ่งชี้ความแตกต่างกันจริงในตัวแปรแฝงข้ามกลุ่มผู้ตอบและเปลี่ยนแปลงในรูปแบบซึ่งเป็นกลุ่มความแตกต่างในการอธิบายของข้อคำถามในแบบสำรวจ (Andrich, 1988) ซึ่งการประยุกต์ใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบดังที่กล่าวมาข้างต้น เป็น

การประยุกต์ใช้ที่อิงความเชื่อพื้นฐานของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบว่าพฤติกรรมของบุคคลถูกกำหนดโดยคุณลักษณะภายในหรือความสามารถที่อยู่ภายในบุคคล

ทั้งนี้ นอกจากการประยุกต์ใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบในการศึกษาเชิงสำรวจหรือเชิงเปรียบเทียบในบริบททางการศึกษาทั่วไปแล้ว ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ยังเป็นทฤษฎีการวัดที่สำคัญในการวัดและประเมินผลทางการศึกษาเป็นอย่างยิ่ง เนื่องจากโมเดลการวัดของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเป็นระบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่ร่วมกันสำหรับทำนายตัวแปรตาม และทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเป็นทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถที่มีอยู่ภายในบุคคลกับผลการตอบสนองข้อสอบหรือข้อคำถาม โดยใช้โค้งลักษณะข้อสอบที่มีการกำหนดลักษณะข้อสอบด้วยพารามิเตอร์ของข้อสอบคือ ค่าพารามิเตอร์ความยาก อำนาจจำแนก และโอกาสในการเดาข้อสอบถูก ซึ่งการศึกษาภายใต้บริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีข้อตกลงความ เป็นเอกมิติและมีความเป็นอิสระ ซึ่งความเป็นเอกมิติกำหนดว่าข้อสอบวัดคุณลักษณะเดียวหรือมิติเดียวของปัจจัย ขณะที่ความเป็นอิสระบ่งชี้ว่าการควบคุมระดับความสามารถของผู้สอบ และความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบแต่ละข้อเป็นอิสระจากกัน (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550; Thissen and Steinberg, 1988)

นอกจากนี้ ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบยังมีพื้นฐานความเชื่อว่าพฤติกรรมการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ถูกกำหนดโดยคุณลักษณะภายในหรือความสามารถที่อยู่ภายในบุคคล ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง วิธีหนึ่งในทางปฏิบัติคือการใช้แบบสอบที่วิเคราะห์ผลภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบหรือความสามารถของผู้สอบ แต่การสอบทุกครั้งย่อมมีความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าความสามารถ ($\theta$) (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) ซึ่งอาจ ทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์แตกต่าง หรือคลาดเคลื่อนจากค่าที่ควรจะเป็น โดยหนึ่งในประเด็นปัญหาที่พบบ่อยครั้งในการวัดผลประเมินผลคือ การพบว่าชุดข้อมูลทางการศึกษาเกิดค่าสูญหาย (missing value) โดยอาจเกิดจากการละเลยของผู้สอบหรือการออกแบบการศึกษา ซึ่งข้อมูลสูญหายอาจเป็นผลมาจากการไม่ตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ การที่ผู้ตรวจอ่านลายมือที่ผู้สอบเขียนคำตอบไม่ออก หรือความคลาดเคลื่อนในการป้อนข้อมูลเพื่อวิเคราะห์ ในส่วนของการศึกษาระยะยาวนั้น ผู้เรียนซึ่งเป็นกลุ่มตัวอย่างอาจไม่มาแสดงตัวในช่วงระหว่างการเก็บข้อมูล หรือการย้ายสถานศึกษาของผู้เรียนจากการสำรวจของ Gibson and Olejnik (2003) พบว่าบ่อยครั้งที่การสูญหายของข้อมูล เกิดจากการวางแผนการศึกษาของผู้วิจัย เช่น การใช้ประโยชน์ของการออกแบบในการเก็บรวบรวมข้อมูลสารสนเทศจากการนำเข้ากลุ่มตัวอย่าง แต่ข้อมูลที่ได้มาส่วนใหญ่เป็นข้อมูลที่ครอบคลุมข้อมูลเพียงบางส่วน

ของกลุ่มตัวอย่างเท่านั้น โดยทั่วไป ถ้าข้อมูลสูญหายมีจำนวนน้อยและไม่มีหลักฐานว่าข้อมูลนั้นสูญหายอย่างเป็นระบบแล้ว ผู้วิจัยส่วนใหญ่มักแนะนำว่าไม่จำเป็นต้องสนใจในปัญหาการสูญหายนั้น เนื่องจากอาจไม่มีผลต่อการวิเคราะห์ข้อมูล แต่อย่างไรก็ตาม ในบริบทของการวิจัยซึ่งเป็นกระบวนการศึกษาความจริงในประเด็นปัญหาที่สนใจนั้น หากข้อมูลสูญหายมีจำนวนมากหรือข้อมูลสูญหายนั้นเป็นส่วนหนึ่งของการออกแบบการวิจัยแล้ว อาจมีผลต่อกระบวนการทางสถิติซึ่งอาจนำไปสู่ความไม่น่าเชื่อถือของผลการวิจัยที่ได้ (Gibson and Olejnik, 2003)

ผลลัพธ์ของข้อมูลสูญหายที่สำคัญสองประการคือ 1) การลดลงของอำนาจการทดสอบทางสถิติที่จัดการกับการสูญหายของข้อมูลสารสนเทศ และ 2) ความเป็นไปได้ของความลำเอียงในการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Roth, 1994) ซึ่งกระบวนการทางสถิติส่วนใหญ่ต้องการข้อมูลที่สมบูรณ์ในการวิเคราะห์ กรณีที่ข้อมูลสูญหายเนื่องจากการถูกละเลย ในกระบวนการสำหรับพหุตัวแปรนั้น likelihood จะใช้การเพิ่มจำนวนตัวแปรแทนตัวแปรที่สูญหายไป (Gleason and Staelin, 1975) ซึ่งการลดลงของขนาดกลุ่มตัวอย่าง จะทำให้อำนาจการทดสอบทางสถิติในการตรวจสอบผลกระทบลดลงด้วย นอกจากนี้ ในการศึกษากลุ่มตัวอย่าง อาจไม่เป็นตัวแทนของประชากร ซึ่งกรณีนี้เกิดขึ้นได้เมื่อจำนวนกลุ่มตัวอย่างที่ลดลงแตกต่างอย่างเป็นระบบจากกลุ่มตัวอย่างที่มีข้อมูลสมบูรณ์ ซึ่งกระบวนการในการวิเคราะห์ภายใต้เงื่อนไขเหล่านี้ทำให้เกิดความลำเอียงในการประมาณค่า และนำไปสู่การอธิบายผลการวิจัยที่ไม่ถูกต้อง (Roth, 1994)

การวิจัยที่มีการจัดการข้อมูลสูญหายในอดีตที่ผ่านมา เป็นการประเมินพื้นฐานโดยประยุกต์ใช้วิธีการอย่างง่าย เช่น การลบตามรายการ ( listwise deletion) การลบเป็นรายคู่ (pairwise deletion) การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ย (mean imputation) หรือ การประมาณค่าทดแทนถดถอย (regression) ซึ่งส่วนใหญ่เป็นการศึกษาผลการทดสอบวิธีจัดการข้อมูลสูญหายในบริบทของการถดถอยเชิงเส้น ( linear regression) ซึ่งขนาดกลุ่มตัวอย่าง และร้อยละของข้อมูลสูญหายเป็นการศึกษาผลที่เกิดจากตัวแปรอิสระ (Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; Enders, 2001; Huisman and Molenaar, 2001) ส่วนใหญ่มีความเห็นสอดคล้องกันว่า วิธีการทั่วไป ทั้ง การลบตามรายการ ( listwise deletion) และ การลบเป็นรายคู่ ( pairwise deletion) สามารถประมาณค่าของการถ่วงน้ำหนักถดถอย (regression) ได้ดี เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่และจำนวนของข้อมูลสูญหายมีขนาดเล็ก นอกจากนี้วิธีการประมาณค่าทดแทนยังแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มในการให้ผลการประมาณค่าที่ดีกว่าเมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเล็กและสัดส่วนของข้อมูลสูญหายมีค่าสูง

แม้ว่าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิมจะนิยมใช้กันทั่วไป แต่ไม่มีวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิมวิธีใดที่ระบุว่าสามารถใช้แก้ปัญหาข้อมูลสูญหายได้เหมาะสม ยกเว้นภายใต้สถานการณ์ที่มีลักษณะเฉพาะ ซึ่งวิธีการเหล่านี้อาจให้ผลที่ลำเอียงทั้งในทางบวกและทางลบ การเพิ่ม Type II error และการประมาณค่าสหสัมพันธ์และน้ำหนักสัมประสิทธิ์การทำนายต่ำ ทั้งนี้ การลบตามรายการ ( listwise deletion) เหมาะกับข้อมูลที่สูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) และกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ การใช้การลบเป็นรายคู่ ( pairwise deletion) เหมาะกับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) แต่ทำให้เกิด covariance matrix ซึ่งมีความสัมพันธ์ทางบวกไม่ชัดเจน แต่ทำให้เกิดความลำเอียงน้อยสำหรับกรณีข้อมูลสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) แต่ความเหมาะสมขององศาอิสระสำหรับทดสอบนัยสำคัญนั้นยังไม่ชัดเจนนัก ส่วนการแทนที่ด้วยค่าเฉลี่ย ( mean substitution) อาจเป็นทางเลือกที่ไม่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากทำให้ความแปรปวนลดลงและทำให้เกิดความไม่แน่นอนของความลำเอียงเมื่อจำนวนค่าสูญหายของตัวแปรที่แตกต่างกันมีความแตกต่างกันสูง (Acock, 2005; Baraldi and Enders, 2010; Peugh and Enders, 2004)

ส่วนแนวคิดใหม่สำหรับจัดการกับข้อมูลสูญหายที่มีอยู่ และการพัฒนาโปรแกรมเพื่อช่วยอำนวยความสะดวกในการวิเคราะห์ข้อมูลเป็นทางเลือกที่ดีกว่าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิม เช่น วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( EM) เป็นวิธีการในโปรแกรม SPSS ที่สามารถคำนวณชุดข้อมูลใหม่ที่ไม่มีค่าสูญหาย ส่วนการประมาณค่าทดแทนแบบพหุ ( MI) พัฒนาแนวคิดนี้โดยใช้ความสอดคล้องหรือไม่สอดคล้องของการประมาณค่าซึ่งได้มาจากการประมาณค่าทดแทนแบบพหุ (MI) และสามารถประมาณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่ไม่ก่อให้เกิดความลำเอียง ซึ่งการเพิ่มจำนวนขึ้นอย่างรวดเร็วและความหลากหลายของซอฟต์แวร์สำหรับวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแนวใหม่นั้นค่อนข้างแตกต่างกัน เช่น ซอฟต์แวร์โมเดลสมการโครงสร้าง structural equation modeling software: SEM) ซอฟต์แวร์พหุระดับ ( multilevel software) และฟังก์ชันความเป็นไปได้สูงสุดด้วยสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด ( full information maximum likelihood: FIML) ในการแก้ปัญหาค่าสูญหาย ซึ่งสำหรับในแนวคิดฟังก์ชันความเป็นไปได้สูงสุดด้วยสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด ( FIML) นั้น ค่าสูญหายไม่ได้ถูกประมาณค่าทดแทน แต่จะใช้ค่าสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมดสร้างการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดของพารามิเตอร์ (Acock, 2005; Finch, 2008)

การศึกษาในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้นมีการศึกษาในหลายประเด็นอย่างกว้างขวาง เช่น ปัญหาของความลำเอียงที่เป็นไปได้ในการประเมินผลในแบบสอบทั้งระดับ

รายข้อหรือชุดข้อสอบ ที่ในปัจจุบันนักวัดผลและนักประเมินผลส่วนใหญ่ได้เปลี่ยนมาใช้คำว่า "*การทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ* " แทน "*ความลำเอียงของข้อสอบ* " โดยในส่วนของการศึกษาเกี่ยวกับการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบนั้น เป็นการศึกษา ขนาดผลกระทบ ของการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ และวิธีตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ (Robitzsch and Rupp, 2009)

อย่างไรก็ตาม ยังมีประเด็นหรือปัญหาหนึ่งของการศึกษาในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่ยังไม่ได้รับการศึกษาวิจัยมากนัก นั่นคือ การศึกษาวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย และผลกระทบของความแตกต่างของการจัดการข้อมูลสูญหาย (missing data) และการวิเคราะห์ในระดับทุติยภูมิ ซึ่งปัญหาข้อมูลสูญหายนี้ นับเป็นปัญหาที่ส่งผลกระทบต่อผลการวิเคราะห์และความน่าเชื่อถือทางการวิจัย เนื่องจาก หากขนาดของข้อมูลสูญหายเพิ่มมากขึ้น นั่นหมายความว่าขนาดข้อมูลสมบูรณ์ที่ใช้ได้ย่อมน้อยลงตามไปด้วย และยิ่งรวมถึงการ ทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์แตกต่าง หรือคลาดเคลื่อนจากค่า ที่ควรจะเป็น ด้วย ดังนั้น การศึกษาคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของ ข้อสอบและความสามารถของผู้สอบจึงเป็นประเด็นที่ควรพิจารณาเป็นอย่างยิ่ง เนื่องจากทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบซึ่งมีพื้นฐานความเชื่อว่า พฤติกรรมการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ถูกกำหนดโดยคุณลักษณะภายในหรือความสามารถที่อยู่ภายในบุคคล ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง วิธีหนึ่งในทางปฏิบัติคือการใช้แบบสอบที่วิเคราะห์ผลภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบหรือ ความสามารถของ ผู้สอบ ซึ่งการวัดแต่ละครั้งย่อมมีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นเสมอ ทั้งนี้ โมเดลการวัดของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ซึ่งเป็นระบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่ร่วมกันสำหรับทำนายตัวแปรตาม ในการอธิบายสิ่งที่ต้องการวัดนั้นพัฒนาขึ้นภายใต้ข้อตกลงที่ว่าข้อมูลการตอบของผู้สอบสมบูรณ์ เมื่อเกิดข้อมูลสูญหายขึ้น เนื่องจากผู้สอบละเว้นการตอบสนองข้อสอบ หรือตอบสนองข้อสอบไม่ครบทุกข้อ ย่อมทำให้ความคลาดเคลื่อนในการวัดเพิ่มมากยิ่งขึ้น ซึ่งจะส่งผลกระทบโดยตรงต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบหรือความสามารถของผู้สอบ ดังนั้น เมื่อการสอบมีค่าสูญหายเนื่องจากการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบเกิดขึ้น จึงเกิดคำถามว่า จำนวนข้อมูลสมบูรณ์ที่เหลืออยู่นั้นยังคงมีความเป็นตัวแทนของประชากร และเพียงพอที่จะวิเคราะห์ข้อมูลและให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบหรือ ความสามารถของ ผู้สอบ ที่น่าเชื่อถือ เกิดความยุติธรรมและความถูกต้องแม่นยำได้หรือไม่ และวิธีการที่ใช้จัดการวิธีใดจึงจะให้เกิดความยุติธรรมและ

ความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบได้ดีที่สุด

ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้จึงมุ่งศึกษาคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( ML) เพื่อแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนใน ประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ในกรณีที่มีข้อมูลสูญหายเนื่องจากผู้สอบละเว้นการตอบสนองข้อสอบหรือตอบสนองข้อสอบไม่ครบทุกข้อซึ่งอาจมีสาเหตุมาจากผู้สอบไม่ตั้งใจละเว้นข้อสอบ ผู้สอบละเว้นการตอบสนองข้อสอบเนื่องจากไม่ทราบคำตอบ หรือผู้สอบตั้งใจละเว้นการตอบสนองข้อสอบแม้ว่าจะสามารถตอบข้อสอบข้อนั้นได้ โดยใช้การจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ซึ่งเป็นวิธีการหนึ่งที่ใช้ในกระบวนการออกแบบจำลองสถานการณ์ โดยสุ่มข้อมูลตามเงื่อนไขต่าง ๆ ทำให้ครอบคลุมเงื่อนไขทั้งหมดที่เป็นไปได้ และได้ข้อค้นพบที่ครอบคลุมในทุกกรณีตัวอย่าง ในการจำลองข้อมูลเพื่อ การศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจำลองข้อมูลครอบคลุมเงื่อนไขภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดกลุ่มตัวอย่าง อัตราการสูญหายของข้อมูล และความยาวแบบสอบที่ต่างกัน เพื่อให้เกิดความยุติธรรมและความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมากที่สุด และเป็นการขยายองค์ความรู้และเป็นประโยชน์ต่อวงการศึกษาของประเทศไทยทั้งในปัจจุบันและอนาคต

สำหรับเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพครั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) โดยเปรียบเทียบค่าที่ได้ ถ้าเงื่อนไขที่ศึกษาใดมีค่าที่น้อยกว่าแสดงว่ามีคุณภาพใน การประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ได้ดีกว่า ซึ่งผลที่ได้จากการวิจัยครั้งนี้จะเป็นประโยชน์เพื่อประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้วิธี จัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่เหมาะสมและสอดคล้องกับสถานการณ์ที่ต้องการศึกษามากที่สุด เพื่อเป็นสารสนเทศที่สำคัญทั้งในสถานศึกษาการสอบทั่วไป

**คำถามวิจัย**

1. วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธี การประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (ML) ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนอง

ข้อสอบจะให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ แตกต่างกันอย่างไร

2. วิธีที่ใช้จัดการข้อมูลสูญหายวิธีใดให้ความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบได้ดีที่สุด

**วัตถุประสงค์การวิจัย**

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายเพื่อนำมาใช้ในการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ ของ ข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ โดยมีจุดมุ่งหมายเฉพาะดังนี้

1. เพื่อวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธี การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) ภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดกลุ่มตัวอย่าง อัตราการสูญหายของข้อมูล และความยาวแบบสอบที่ต่างกัน

2. เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 ได้แก่ วิธี การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดกลุ่มตัวอย่าง อัตราการสูญหายของข้อมูล และความยาวแบบสอบที่ต่างกัน

**ขอบเขตของการวิจัย**

1. การวิจัยครั้งนี้ใช้วิธีการศึกษาโดยการจำลองข้อมูล เพื่อศึกษา การประมาณค่าของค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ในการ จำลองข้อมูล แต่ละ เงื่อนไขการศึกษาที่กำหนด ผู้วิจัยทำซ้ำจำนวน 1,000 ครั้ง (replication) โดยมีตัวแปรและเงื่อนไขในการศึกษาดังนี้

**ตัวแปรอิสระ** คือ วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่

1) วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI)

2) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM)

3) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML)

**ตัวแปรตาม** คือ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบ ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) ดังนี้

1) ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ซึ่งประกอบด้วย

1.1) ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)

1.2) ค่าความยากของข้อสอบ (b)

1.3) ค่าโอกาสในการเดา (c)

2) ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)

**เงื่อนไขที่ทำการศึกษา** ประกอบด้วย

1) สภาวะการสูญหายของข้อมูล มี 2 ประเภท คือ

1.1) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

1.2) การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก (correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM) ทั้งนี้ตรวจสอบสภาวะการสูญหายของข้อมูลด้วย Little's test of MCAR

2) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง มี 3 ขนาด คือ

2.1) 1,500 คน 2.2) 3,000 คน

2.3) 4,500 คน

3) อัตราการสูญหายของข้อมูล มี 4 ระดับคือ

3.1) 5% 3.2) 10%

3.3) 15% 3.4) 20%

4) ความยาวแบบสอบ มี 2 ระดับคือ

4.1) 20 ข้อ 4.2) 40 ข้อ

2. โมเดลการวัดที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นโมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยมีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า

3. ดัชนีที่นำมาใช้ในการประเมิน คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบประกอบด้วย ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) โดยเปรียบเทียบค่าที่ได้

ถ้าเงื่อนไขที่ศึกษาใดมีค่าดัชนีที่น้อยกว่าแสดงว่ามีคุณภาพในประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบได้ดีกว่า

4. แบบสอบที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ เป็นแบบสอบที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) คือ ผู้สอบได้ 1 คะแนนเมื่อตอบข้อสอบถูก และได้ 0 คะแนนเมื่อตอบข้อสอบผิด โดยไม่มีการลงโทษเมื่อผู้สอบตอบข้อสอบผิดหรือละเว้นการตอบสนองข้อสอบ นั่นคือ ไม่มีการให้คะแนนติดลบกรณีผู้สอบตอบข้อสอบผิดหรือละเว้นการตอบสนองข้อสอบ

**คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย**

**ข้อมูลสูญหาย (missing data)** หมายถึง การไม่ปรากฏ ค่าสังเกตได้ของการตอบสนองข้อสอบ ข้อมูลสูญหายที่เกิดขึ้นเป็นตัวบ่งบอกถึงการไม่ตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ( lack of response) อาจจะเกิดจากหลายสาเหตุ เช่น “ไม่ทราบ” “ไม่ตอบ/ปฏิเสธที่จะตอบ ” หรือ “ไม่มีความรู้เพียงพอ ” เป็นต้น ในการศึกษาครั้งนี้ ข้อมูลสูญหายเกิดจากการที่ผู้สอบละเว้นการตอบสนองข้อสอบ ( omitted) ซึ่งอาจมีลักษณะการสูญหาย อย่างสุ่ม (missing at random: MAR) หรือ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

**การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)** หมายถึง การขาดหายไปของข้อมูลโดยที่ ความน่าจะเป็นของการสูญหายเป็นผลจากค่าตัวแปรสังเกตได้อื่น ๆ เท่านั้น ซึ่งหมายความว่า กระบวนการสูญหายอาจสัมพันธ์กับการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่มจากเงื่อนไขของตัวแปรร่วมที่สังเกตได้ (observable covariates) เช่น การละเว้นหรือข้ามข้อสอบของผู้สอบไม่สัมพันธ์กับระดับความสามารถของผู้สอบนั่นคือ ผู้สอบละเว้นหรือข้ามข้อสอบของผู้สอบด้วยความตั้งใจแม้ว่าจะสามารถทำข้อสอบข้อนั้นได้ แต่เป็นผลมาจากการที่ผู้สอบมีระดับแรงจูงใจต่ำ ผู้สอบจึงละเว้นหรือข้ามข้อสอบ เป็นต้น ซึ่งสามารถเขียนสมการได้ดังสมการที่ (1.1)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mis}) = P(M \mid Y_{obs}) \qquad (1.1)$$

ในการศึกษาครั้งนี้ กำหนดให้ข้อมูลที่มีการ สูญหายอย่างสุ่ม เป็นผลมาจากตัวแปรแรงจูงใจในการสอบ ของผู้สอบ เช่น ผู้สอบที่มีระดับ แรงจูงใจในการสอบ ต่ำมีอัตราการละเว้นการตอบสนองข้อสอบสูงกว่าผู้สอบที่มีระดับ แรงจูงใจในการสอบ สูง (รายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก จ)

**การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)** หมายถึง การขาดหายไปของข้อมูลโดยที่ผลของตัวแปรอิสระที่สัมพันธ์กับการสูญหาย ไม่สามารถอธิบายการสูญหายด้วย

ตัวแปรสังเกตได้ เพราะการสูญหายเป็นผลที่เกิดขึ้นแน่นอนจากค่าที่ไม่ได้สังเกต ($Y_{mis}$) เช่น การที่ผู้สอบที่มีระดับความสามารถต่ำละเว้นหรือข้ามข้อสอบข้อที่ตนไม่ทราบคำตอบ หรือมีความรู้ไม่เพียงพอที่จะตอบข้อสอบข้อนั้นได้ถูกต้อง เป็นต้น ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (1.2)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mi}s) \neq P(M \mid Y_{obs}) \quad (1.2)$$

ในการศึกษาครั้งนี้ ศึกษาการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม โดยเพิ่มเงื่อนไขสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เข้าไปในเงื่อนไขสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) โดยที่ความน่าจะเป็นของค่าสูญหายที่เกิดขึ้นยังคงมีความสัมพันธ์กับตัวแปรของมันเอง ภายใต้การควบคุมตัวแปรสังเกตได้อื่นแล้ว นั่นคือ ข้อมูลที่มีการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เป็นผลมาจากการตอบถูกหรือตอบผิดในกลุ่มผู้สอบที่มีระดับ แรงจูงใจในการสอบ ต่ำเท่านั้น โดยผู้ตอบผิดในกลุ่มนี้มีอัตราการละเว้นการตอบสนองข้อสอบสูงกว่าผู้สอบในกลุ่มนี้ที่ตอบถูก หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ ผู้สอบที่มีระดับ แรงจูงใจในการสอบ ต่ำและมีระดับความรู้ความสามารถต่ำมีอัตราการละเว้นการตอบสนองข้อสอบสูงกว่าผู้สอบที่มีระดับ แรงจูงใจในการสอบ ต่ำแต่มีระดับความรู้ความสามารถสูง (รายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก จ)

**วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย** หมายถึง แนวทาง หรือเทคนิควิธีในการจัดการข้อมูลที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นให้มีความถูกต้องในการสรุปอ้างอิงเกี่ยวกับประชากรที่ศึกษา ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ใช้ 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML)

**การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI)** หมายถึง วิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่ใช้วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) ในการเพิ่มข้อมูลไปยังการแจกแจงเบื้องต้นจากข้อมูลที่เพิ่มขึ้นจากการสร้างค่าประมาณทดแทน กระบวนการประมาณค่าทดแทนนี้ประมาณค่าทดแทน ซ้ำ M ครั้ง (ชุดข้อมูลย่อย) เพื่อสร้างชุดข้อมูลตัวแปรอิสระ (Schafer and Olsen, 1998) แต่ละชุดข้อมูลจะกลายเป็นกรณีในการวิเคราะห์สิ่งที่สนใจศึกษาต่อไป เช่น การประมาณค่าพารามิเตอร์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ผลของการวิเคราะห์แยก M ในภายหลังจะรวมเป็นค่าเดียวในการศึกษาครั้งนี้

**วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation - maximization algorithm: EM)** หมายถึง วิธีการประมาณค่าทดแทนข้อมูล โดยรวมกระบวนการที่ซ้ำในการประมาณค่าเบื้องต้นของค่าข้อมูลสูญหายที่ได้มา และประมาณค่าของ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) และชุด

ของค่าเฉลี่ยที่ได้มา โดยใช้ในการวิเคราะห์ การถดถอย (regression) ซึ่งคำนวณทวนซ้ำ จนการเปลี่ยนแปลงในเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) มีค่าน้อยที่สุด

**วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML)** หมายถึง วิธีการที่ใช้ค่าสังเกตได้ทั้งหมดสร้างฟังก์ชันความน่าจะเป็น $L(U \mid \theta)$ ในลำดับแรก แล้วคำนวณเพื่อประมาณค่าความน่าจะเป็นไปได้ (likelihood) ของผู้สอบในขั้นตอนที่สองโดยแปรเปลี่ยนค่า $\theta$ ให้ครอบคลุมค่าความสามารถที่ควรจะเป็นของผู้สอบ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ ใช้วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดด้วยสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด ( full information maximum likelihood: FIML) ซึ่งเป็นวิธี direct ML ที่ดำเนินการประมาณค่าพารามิเตอร์จากข้อมูลที่เป็นไปได้ทั้งหมดโดยตรง โดยไม่มีการประมาณค่าทดแทนข้อมูลก่อน

**คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย** หมายถึง ความถูกต้องแม่นยำของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับ ประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ซึ่งดัชนีที่นำมาใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ในครั้งนี้ ประกอบด้วย ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) โดยเปรียบเทียบค่าที่ได้ ถ้าเงื่อนไขที่ศึกษาใดมีค่าที่น้อยกว่าแสดงว่ามีคุณภาพในการจัดการข้อมูลสูญหายได้ดีกว่า

**ดัชนีค่า ความลำเอียง** (BIAS) หมายถึง ความคลาดเคลื่อนในการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ โดยแสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าพารามิเตอร์ ที่ได้จากการ ประมาณค่าทดแทนค่าสูญหาย มีผลต่างจากค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงโดยเฉลี่ยมากน้อยเพียงใด ซึ่งดัชนี BIAS แสดงถึงความถูกต้อง (accuracy) ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยมีหลักเกณฑ์ในการพิจารณาจากการเปรียบเทียบค่าที่ได้ คือ ถ้ามีค่าดัชนี BIAS ใกล้ศูนย์มากกว่าสะท้อนให้เห็นถึงการประมาณค่าใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงมากกว่า โดยเครื่องหมายที่ได้จะเป็นตัวสะท้อนถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าที่ห่างจากค่าที่แท้จริงในลักษณะใด นั่นคือ ถ้าดัชนี BIAS ติดลบ (-) แสดงว่ามีการประมาณค่าต่ำกว่าความเป็นจริง (underestimate) ถ้าเป็นบวก (+) แสดงว่ามีการประมาณค่าสูงกว่าความเป็นจริง (overestimate) ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (1.3)

$$BIAS = \frac{\sum \left( \hat{\theta} - \theta_k \right)}{n_k} \quad (1.3)$$

เมื่อ $\theta$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง ณ ระดับความสามารถที่ (-4.0, -3.9, ...,4.0)

$\hat{\theta}$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่า

$n_k$ แทน จำนวนข้อมูลจำลอง ณ ระดับความสามารถที่ k

**ดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย** (Root-Mean Square Error: RMSE) หมายถึง ขนาดของความแตกต่างระหว่างการประมาณค่า พารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหายกับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงซึ่งดัชนี RMSE สะท้อนถึงความคงที่ (stability) ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่การประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายกับข้อมูลสมบูรณ์ โดยมีหลักเกณฑ์ในการพิจารณาจากการเปรียบเทียบค่าที่ได้คือ ถ้ามีค่าดัชนี RMSE น้อยกว่า แสดงว่ามีความคงที่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์สูงกว่า สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าพารามิเตอร์มีน้อย แต่ถ้ามีค่าดัชนี RMSE มากกว่า แสดงว่ามีความคงที่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่ำ สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าพารามิเตอร์มีมาก เขียนสมการได้ดังสมการที่ (1.4)

$$RMSE\ (\theta_k) = \sqrt{\frac{\sum \left( \theta - \hat{\theta} \right)^2}{n_k}} \quad (1.4)$$

เมื่อ $\theta$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง ณ ระดับความสามารถที่ (-4.0, -3.9, ...,4.0)

$\hat{\theta}$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่า

$n_k$ แทน จำนวนข้อมูลจำลอง ณ ระดับความสามารถที่ k

**การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ** ( estimating item parameter) หมายถึง การใช้แบบสอบที่วิเคราะห์ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์แบบสอบ โดยใช้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ได้ แล้วนำเสนอสารสนเทศสำหรับคุณลักษณะทางเทคนิคของข้อสอบในแบบสอบ

**การประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถ** ( estimating ability parameter) หมายถึง การวัดความสามารถของผู้สอบที่ได้มาจากผู้สอบแต่ละคนที่ทำแบบสอบนั้น

**การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ ทางเดียวเมื่อ มีการวัดซ้ำ** (One-way repeated Measure ANOVA) หมายถึง การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากประชากร ซึ่งแบ่งได้เป็น 2 กรณี คือ

กรณีที่ 1 ประชากรได้รับ Treatment เดียว และประชากร กลุ่มเดิมถูกวัดผลของ Treatment เดิมซ้ำกันมากกว่า 1 ครั้ง ส่วนกรณีที่ 2 ประชากรกลุ่มเดิมได้รับ การวัดซ้ำด้วย Treatment ที่แตกต่างกันมากกว่าหนึ่ง Treatment ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ เป็นการวัดซ้ำในกรณีที่ 2 คือ ข้อมูลสูญหายในแต่ละเงื่อนไขการศึกษาจะได้รับการประมาณค่าทดแทนข้อมูลสูญหายซ้ำด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี

**Mauchly's Test of Sphericity** หมายถึง การทดสอบข้อตกลงเบื้องต้น เกี่ยวกับ Compound Symmetry ของ การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ ซึ่งมีข้อตกลงว่าความแปรปรวนของคะแนนผลต่างระหว่างวิธีที่วัดซ้ำแต่ละคู่จะต้องเท่ากัน เช่น ในการศึกษาครั้งนี้แต่ละเงื่อนไขการศึกษาจะได้รับการประมาณค่าทดแทน ข้อมูลสูญหาย ซ้ำด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ดังนั้น Sphericity คือ

ความแปรปรวนระหว่างMI-EM=ความแปรปรวนระหว่างEM-ML=ความแปรปรวนระหว่างMI-ML

โดยมีสมมติฐานคือ

$H_0$ : ความแปรปรวนมีลักษณะเป็น Compound Symmetry

$H_1$ : ไม่เป็น Compound Symmetry

หากผลการวิเคราะห์ ยอมรับ $H_0$ ใช้ ค่า F จาก Sphericity Assumed แต่หาก ผลการวิเคราะห์ปฏิเสธ $H_0$ ใช้ค่า F ที่มีการปรับแก้ degree of freedom โดยวิธี Greenhouse-Geisser เมื่อค่าของการประมาณค่า ($\varepsilon$) น้อยกว่า 0.75 และ ใช้วิธี Huynh-Feldt เมื่อค่าของการประมาณค่า ($\varepsilon$) มากกว่า 0.75 (Girden, 1992) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ ใช้วิธีปรับแก้ degree of freedom ของ Greenhouse-Geisser เนื่องจากค่าของการประมาณค่า ($\varepsilon$) น้อยกว่า 0.75 ทุกเงื่อนไขการศึกษา

**Greenhouse-Geisser correction** หมายถึง วิธีปรับแก้ degree of freedom เมื่อผลการทดสอบ Mauchly's Test of Sphericity พบว่า ความแปรปรวนของคะแนนผลต่างระหว่าง วิธีที่วัดซ้ำไม่เท่ากัน

โดย $df_{Greenhouse\text{-}Geisser} = \varepsilon \times (n-1)$

เช่น ค่า $\varepsilon = .503$, $df = 2$

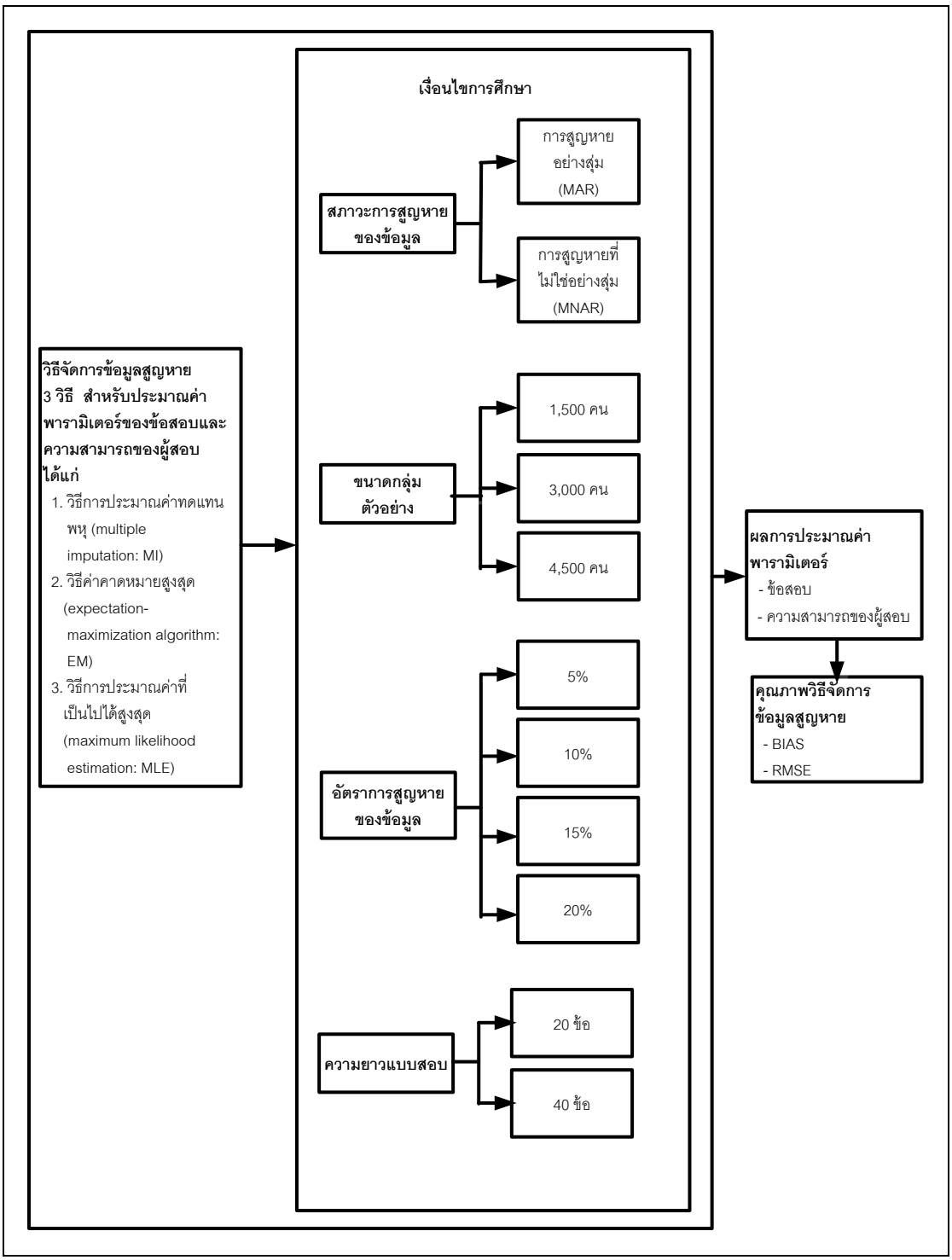
ดังนั้น $df_{Greenhouse\text{-}Geisser} = .503 \times 2 = 1.006$ เป็นต้น

**Type III Sum of Squares** หมายถึง การคำนวณค่า Sum of Squares ในลักษณะที่แต่ละอิทธิพลหลักในโมเดลจะมีการปรับ (adjust) ด้วยทุกอิทธิพลอื่น ๆ ในโมเดล Type III Sum of

Squares ใช้เมื่อผู้วิจัยให้ความสำคัญกับอิทธิพลทุกตัวเท่าเทียมกัน ดังนั้นการเรียงลำดับของอิทธิพลในโมเดลจึงไม่มีความสำคัญ (Girden, 1992)

**กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย**

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation - maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) โดยมีเงื่อนไขในการศึกษาคือ สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก (correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM) ใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธี พิจารณาจาก ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อประโยชน์ในการนำไปเลือกใช้กับสถานการณ์ต่าง ๆ ให้เหมาะสมกับข้อมูลจริงต่อไปในอนาคต โดยสามารถแสดงกรอบแนวคิดในการวิจัยดังภาพที่ 1.1




**ภาพที่** 1.1 กรอบแนวคิดการวิจัย

**ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ**

**1. ประโยชน์ทางด้านวิชาการ**

1.1 ได้ขยายองค์ความรู้ในด้าน วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับ ประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ทั้งทางทฤษฎีและการปฏิบัติเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการศึกษา โดยเฉพาะ การประมาณค่า พารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในการสอบสถานศึกษาและทั่วไป

1.2 ผลการวิจัยให้ข้อมูลสารสนเทศเกี่ยวกับผลการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธี การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation - maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) ในเงื่อนไขของการศึกษา คือ สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดกลุ่มตัวอย่าง อัตราการสูญหายของข้อมูล และความยาวแบบสอบที่แตกต่างกัน ทำให้ได้ผลสรุปที่ชัดเจนขึ้นเกี่ยวกับ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับ ประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ในสถานการณ์การศึกษาที่แตกต่างกันและเป็นพื้นฐานที่สำคัญในการวิจัยเกี่ยวกับการวัดและประเมินผล

1.3 ผลการวิจัย ก่อให้เกิดความยุติธรรมและความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในบริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมากที่สุด

**2. ประโยชน์ทางด้านการนำไปใช้**

2.1 ผลการวิจัยสามารถนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่เหมาะสมและสอดคล้องกับสถานการณ์ที่ต้องการศึกษามากที่สุด

2.2 ผลการวิจัยเป็นแนวทางในการนำไปใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถที่แท้จริงของผู้สอบ

2.3 ได้แนวทางการแก้ไขจุดอ่อนของแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายในประเด็นต่าง ๆ เพื่อให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบยังคงมีความน่าเชื่อถือ

# บทที่ 2
# เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ซึ่งประเด็นจากการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ แบ่งการนำเสนอเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องออกเป็น 4 ตอน คือ

ตอนที่ 1 มโนทัศน์เกี่ยวกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

ตอนที่ 2 มโนทัศน์เกี่ยวกับแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหาย

ตอนที่ 3 การศึกษาแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation Study)

ตอนที่ 4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โดยมีรายละเอียดในแต่ละตอนดังนี้

## ตอนที่ 1 มโนทัศน์เกี่ยวกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบนั้น ได้แบ่งหัวข้อการนำเสนอไว้ดังนี้ โมเดลพื้นฐานของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ข้อตกลงเบื้องต้นของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ การประมาณค่าพารามิเตอร์ ซึ่งประกอบด้วย การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ( estimating item parameter) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถ ของผู้สอบ ( estimating ability parameter) มีรายละเอียดแต่ละหัวข้อดังนี้

### 1.1 โมเดลพื้นฐานของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เป็นโมเดลแสดงความสัมพันธ์ระหว่างการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบและตัวแปรแฝงภายใน บ่อยครั้งที่ใช้ว่า “*ความสามารถ* ” ซึ่งวัดโดยเครื่องมือหรือแบบสอบ โดยตัวแปรแฝงภายในใช้สัญลักษณ์คือ theta ($\theta$) เป็นโครงสร้างที่มีความเป็นเอกมิติแบบต่อเนื่อง ซึ่งอธิบายได้ด้วยความแปรปรวนร่วมระหว่างการตอบสนองข้อสอบ (Steinberg and Thissen, 1995) โดยผู้สอบที่มีระดับความสามารถ ( $\theta$) สูง จะมีความน่าจะเป็นสูงในการตอบ

ข้อสอบถูกหรือเห็นด้วยกับข้อคำถามของแบบสอบถาม (Baker, 1992; Hambleton and Swaminathan, 1985; Reeve, 2003)

โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ใช้การตอบสนองข้อสอบในการได้มาซึ่งการประมาณค่ามาตรวัดของความสามารถ ($\theta$) รวมถึงการวัดคุณลักษณะของข้อสอบและการสอบ (Mellenbergh, 1994) ข้อสอบแต่ละข้อจะถูกทำให้มีลักษณะเฉพาะด้วยหนึ่งโมเดลพารามิเตอร์หรือมากกว่านั้น ความยากของข้อสอบ (item difficulty หรือ threshold) เรียกอีกอย่างว่าพารามิเตอร์ b เป็นจุดบนมาตรวัดความสามารถ ($\theta$) เมื่อผู้สอบมีโอกาสตอบข้อสอบข้อนั้นถูกร้อยละ 50 ข้อสอบที่มีจุดเริ่มของระดับความยากสูง จะมีจำนวนผู้ตอบถูกน้อย (Steinberg and Thissen, 1995) ความชันหรืออำนาจจำแนกซึ่งแทนด้วย พารามิเตอร์ a จะอธิบายถึงจุดแข็งของอำนาจจำแนกของข้อสอบระหว่างผู้สอบที่มีระดับความสามารถ ($\theta$) ต่ำและสูงกว่าจุดเริ่มต้นของพารามิเตอร์ b โดยพารามิเตอร์ a อาจอธิบายว่าข้อสอบสัมพันธ์กับระดับความสามารถของผู้สอบซึ่งวัดโดยมาตรวัด และเป็นความสัมพันธ์ทางตรงได้อย่างไรภายใต้ข้อตกลงของการแจกแจงปกติของ $\theta$ โดยการทดสอบสหสัมพันธ์ของข้อสอบแบบ biserial ($\rho$) (Linden and Hambleton, 1997) สำหรับข้อสอบข้อที่ i จะมีความสัมพันธ์ดังสมการที่ (2.1)

$$a_i = \frac{\rho_i}{\sqrt{1-\rho_i^2}} \quad (2.1)$$

ความชันของพารามิเตอร์นั้น บ่อยครั้งที่เข้าใจว่า ถูกทำให้เป็นความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงภายใต้เงื่อนไขบางประการกับค่าน้ำหนักที่ผันแปร ( variable loading) ในการวิเคราะห์องค์ประกอบ โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบบางโมเดลในการวิจัยทางการศึกษาประกอบด้วย lower-asymptote parameter หรือ พารามิเตอร์โอกาสในการเดา (c) ที่เป็นไปได้ในการอธิบายว่า ทำไมผู้สอบที่มีระดับความสามารถ ($\theta$) ต่ำจึงตอบข้อสอบข้อนั้น ๆ ถูกได้

โมเดลความสัมพันธ์ของความน่าจะเป็นของการตอบสนองข้อสอบถูกในเงื่อนไขข้อสอบบนตัวแปรระดับความสามารถ ($\theta$) นั้น โค้งลักษณะข้อสอบ ( the item characteristic curve: ICC) ในการประมาณค่าจากพารามิเตอร์ข้อสอบส่วนใหญ่จะใช้การวาดกราฟโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ในการวิจัยจะสมมติว่าฟังก์ชันปกติสะสม ( normal ogive function) หรือฟังก์ชันโลจิสติก (logistic function) จะอธิบายความสัมพันธ์นี้ถูกต้องแม่นยำและสอดคล้องกับข้อมูล ฟังก์ชันโลจิสติก (logistic function) ใกล้เคียงกับฟังก์ชันปกติสะสม (normal ogive function) และเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ง่ายต่อการนำไปใช้ โดยผลที่ได้มีอิทธิพลมาก

ในการนำไปใช้ในงานวิจัย ซึ่งโค้งลักษณะข้อสอบ (the item characteristic curve: ICC) สามารถให้ภาพ เช่น การวิเคราะห์ถดถอย ( regression) ของคะแนนข้อสอบบนตัวแปรแฝงภายใน (Lord, 1980)

ความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบถูกตามเงื่อนไขข้อสอบ บนระดับความสามารถของผู้สอบ กลุ่มที่มีระดับความสามารถสูง จะมีความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบถูกมากกว่าตอบผิด สำหรับข้อสอบ ที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) ความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบผิดจะสูงสำหรับกลุ่มที่มีระดับความสามารถต่ำ และจะลดลงเมื่อผู้สอบมีระดับความสามารถสูง

นอกจากนี้ ลักษณะอื่น ๆ ที่สำคัญของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ คือฟังก์ชันสารสนเทศ ช่วงของดัชนีตัวบ่งชี้ของระดับความสามารถ ($\theta$) ทำให้ข้อสอบหรือแบบสอบถามมีประโยชน์มากในการจำแนกผู้สอบแต่ละคน หรืออีกนัยหนึ่ง ฟังก์ชันสารสนเทศเป็นลักษณะพิเศษเฉพาะของความแม่นยำในการวัดผู้สอบที่มีความสามารถแตกต่างกันตามความสามารถแฝงภายในซึ่งสารสนเทศสูงจะแสดงถึงความแม่นยำที่สูงกว่าด้วย ในโค้งลักษณะข้อสอบนั้น รูปร่างของฟังก์ชันสารสนเทศข้อสอบจะขึ้นกับพารามิเตอร์ข้อสอบ ข้อสอบที่มีอำนาจจำแนกสูงจะมียอดแหลมที่สุดในฟังก์ชันสารสนเทศ ดังนั้น พารามิเตอร์ข้อสอบที่มีอำนาจจำแนกที่สูงจะให้สารสนเทศของผู้สอบที่มากกว่า สำหรับผู้สอบที่มีระดับความสามารถ $\theta$ เข้าใกล้ค่าความยากของข้อสอบ พารามิเตอร์ความยากของข้อสอบจะกำหนดให้ฟังก์ชันสารสนเทศข้อสอบมีความเป็นอิสระ (Flannery, Reise, and Widaman, 1995) จากข้อตกลงเบื้องต้นของความเป็นอิสระ ( local independence) ค่าสารสนเทศของข้อสอบจะสามารถรวมทุกข้อในมาตรวัดในรูปโค้งสารสนเทศของข้อสอบ (Lord, 1980)

ในแต่ละระดับความสามารถแฝงภายใน ($\theta$) ฟังก์ชันสารสนเทศจะถูกประมาณค่าเท่ากับค่าคาดหมายของส่วนกลับของรากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (root mean square error: RMSE) ของการประมาณค่าความสามารถแฝงภายใน ($\theta$) (Lord, 1980) ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการวัดที่น้อยที่สุด ( standard error of measurement: SEM) จะให้สารสนเทศหรือความแม่นยำของมาตรวัดในการนำเสนอเกี่ยวกับความสามารถแฝงภายใน ($\theta$)

การให้คะแนนในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีข้อดีกว่าทฤษฎีการทดสอบแบบดั้งเดิม เพราะในทฤษฎีการทดสอบแบบดั้งเดิม คะแนนรวมจะขึ้นอยู่กับความยากของข้อสอบที่ใช้ ดังนั้นจึงเป็นการวัดระดับความสามารถของผู้สอบที่ไม่แม่นยำ ซึ่งแนวทางกำหนดว่าการให้คะแนนในข้อสอบแต่ละข้อของการนำเสนอมาตรวัดเท่ากับระดับความสามารถแฝงภายใน ($\theta$) (Cooke

and Michie, 1997) ในทางตรงกันข้าม ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบประมาณค่าระดับความสามารถแฝงภายในของผู้สอบโดยให้คะแนนอิงสารสนเทศทั้งหมดในรูปแบบการตอบสนองของผู้สอบ ซึ่งทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ พิจารณาทั้งข้อสอบที่ผู้สอบตอบถูกและตอบผิด และใช้ประโยชน์ของพารามิเตอร์ความยากและอำนาจจำแนกของข้อสอบในการประมาณค่าระดับความสามารถของผู้สอบ (Weiss, 1995) ผู้สอบซึ่งมีผลรวมของคะแนนสอบเหมือนกันแต่มีรูปแบบการตอบที่แตกต่างกันอาจมีคะแนนความสามารถในการประมาณค่าทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแตกต่างกัน ผู้สอบคนหนึ่งอาจตอบข้อสอบที่มีอำนาจจำแนกและความยากสูง ทำให้มีคะแนนความสามารถสูงกว่าผู้สอบอีกคนที่ตอบข้อสอบด้วยจำนวนที่เท่ากันแต่เป็นข้อสอบที่มีอำนาจจำแนกและความยากต่ำกว่า การประมาณค่าระดับความสามารถแฝงในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ใช้โค้งการตอบสนองข้อสอบร่วมกับรูปแบบการตอบของผู้สอบ วิธีกา ร ทางสถิติ เช่น การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) การหาค่าสูงสุดของ ฟังก์ชันความเป็นไปได้ (likelihood function) โดยสร้างจากผลของการแจกแจงประชากรด้วยโค้งลักษณะผู้สอบกับการตอบถูกหรือผิดของข้อสอบในแต่ละข้อ

**1.2 โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ**

การวัดข้อสอบมีความเชื่อในความไม่แปรเปลี่ยนถ้ากลุ่มผู้สอบแตกต่างกัน ถ้าผู้ตอบมีระดับตัวแปรแฝงภายใน ($\theta$) เท่ากันแล้ว ความน่าจะเป็นของการเห็นด้วยในข้อคำถามควรเท่ากัน (Andrich, 1988) ในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (item response theory: IRT) ได้เสนอวิธีการสำหรับเปรียบเทียบการวัดข้อสอบข้ามกลุ่มผู้สอบ โดยโมเดลการตอบสนองข้อสอบเป็นฟังก์ชันของระดับความสามารถของผู้สอบและคุณลักษณะของข้อสอบในแบบสอบ (Andrich, 1988; Embretson and Reise, 2000) และยอมให้ข้อสอบที่ใช้ในการสอบมีความแตกต่างของฟังก์ชันข้อสอบและความไม่เท่าเทียมกันในการวัด (Embretson and Reise, 2000) ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบถูกนำไปประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในงานวิจัยทางการศึกษาและจิตวิทยา และในปัจจุบันยังมีการนำไปประยุกต์ใช้ในสาขาสังคมวิทยาด้วย (Ghuman, Lee, and Smith, 2004; MacIntosh, 1998; Smith and Furstenberg, 1994; Smith and Morgan, 1994) โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่มีความสัมพันธ์กับความน่าจะเป็นของการตอบที่แสดงถึงความสามารถของผู้สอบและคุณลักษณะของข้อสอบ มาตรวัดทั่วไปมีจุดกึ่งกลางการตัดสินใจคือศูนย์ หน่วยของการวัดของค่าในหนึ่งหน่วยอยู่ในช่วง -4 ถึง +4 ซึ่งเป็นคะแนนที่เรียกว่า z score (Camilli and Shepard, 1994) แต่ละค่าของตัวแปรแฝงในมาตรวัด

การวัด เป็นความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบของผู้สอบซึ่งเป็น การตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) นั้น ความน่าจะเป็นจะต่ำในกลุ่มผู้สอบที่มีระดับความสามารถต่ำ และสูงสำหรับกลุ่มผู้สอบที่มีระดับความสามารถสูง ซึ่งฟังก์ชันของพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ จะเป็นโค้งความน่าจะเป็นที่มีรูปร่างแบบ S-shaped แต่มีข้อยกเว้นสำหรับข้อสอบที่มีค่าอำนาจจำแนกต่ำ ซึ่งโค้งนี้เป็นที่รู้จักกันดีในชื่อของโค้งลักษณะข้อสอบ (item characteristic curve: ICC) และเป็นโค้งลักษณะ เฉพาะของข้อสอบ (Baker, 2001; Embretson and Reise, 2000)

โค้งลักษณะข้อสอบจะมี 2 คุณลักษณะคือ ความยากและอำนาจจำแนก ซึ่งความยากจะอธิบายถึงตำแหน่งการวัดของข้อสอบแต่ละข้อในมาตรวัดระดับความสามารถ ของผู้สอบ จุดเปลี่ยนโค้งจะตรงกับค่าความน่าจะเป็น 0.5 ซึ่งผู้สอบมีโอกาสตอบถูกหรือผิดเท่ากัน จุดโค้งของข้อสอบที่ง่ายจะเกิดขึ้นได้น้อยกว่าข้อสอบที่ยากในแต่ละระดับความสามารถของผู้สอบ นั่นคือโค้งลักษณะข้อสอบของข้อสอบที่ยากจะต่ำกว่าโค้งลักษณะของข้อสอบข้อที่ง่ายกว่า คุณลักษณะที่สองของอำนาจจำแนกของข้อสอบ คือการวัดความชันของเส้นโค้ง และข้อสอบจะจำแนกผู้สอบที่มีความสามารถสูงกว่าจุดเปลี่ยนโค้งกับผู้สอบที่ระดับความสามารถต่ำกว่าจุดเปลี่ยนโค้ง อำนาจจำแนกยังเป็นหน่วยการวัดความเที่ยง ข้อสอบที่มีอำนาจจำแนกสูงจะมีเส้นโค้งชันกว่าและความเที่ยงสูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับข้อสอบที่ง่ายกว่า นั่นคือความน่าจะเป็นในการตอบจะเพิ่มขึ้นตามการเพิ่มระดับความสามารถของผู้สอบ (Tfaily, 2006) ดัชนีอำนาจจำแนกของข้อสอบเป็นตัวแปรอิสระของระดับความยากของข้อสอบข้อนั้น ๆ (Baker, 2001; Embretson and Reise, 2000) มาตรวัดความชันเป็นส่วนกลับของมาตรวัดความยาก และด้วยเหตุนี้ ในการศึกษาโดยทั่วไปการประมาณค่าสองพารามิเตอร์จึงไม่ควรเปรียบเทียบโดยตรง (Camilli and Shepard, 1994) นอกจากนี้ คุณลักษณะที่สำคัญของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบอีกประการคือการประมาณค่าของพารามิเตอร์ข้อสอบซึ่งเป็นตัวแปรอิสระของการแจกแจงของความสามารถของกลุ่มตัวอย่าง (Bond and Fox, 2001)

ทฤษฎีในการวัดของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้น Thissen and Orlando (2001) ได้อภิปรายถึงสองแนวคิดของการสร้างโมเดลในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบดังนี้

แนวคิดแรกเป็นการพัฒนาเป็นโมเดลความสอดคล้องพอดี (well – fitting model) ในการสะท้อนข้อมูลของการตอบสนองข้อสอบด้วยพารามิเตอร์ความสามารถหรือปัจจัยที่สนใจ รวมทั้งคุณลักษณะของข้อสอบ เป้าหมายของแนวคิดนี้คือ การวิเคราะห์ข้อสอบ ซึ่งโมเดลควรสะท้อนถึงคุณลักษณะของข้อมูลการตอบสนองข้อสอบด้านความพอเพียงและความถูกต้องแม่นยำ ดังนั้น พฤติกรรมของข้อสอบจึงเป็นผลรวมของพารามิเตอร์ข้อสอบ ปรัชญาของข้อสอบ

ถูกกำหนดโดยการวัดของข้อสอบ ไม่ใช่สิ่งที่วัดควรจะเป็น ซึ่งแนวคิดนี้ การสร้างโมเดลมีความเชื่อว่าทฤษฎีของการวัดจะนำไปสู่การอธิบายข้อมูล

ส่วนอีกแนวคิดหนึ่งของการสร้างทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เป็นการได้มาซึ่งคุณลักษณะเฉพาะของการวัด ซึ่งนิยามโดยโมเดลของข้อมูลการตอบสนองข้อสอบต้องสอดคล้องกัน ถ้าข้อสอบหรือผู้สอบไม่มีความสอดคล้องภายในของคุณลักษณะในการวัดของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ การประเมินผลโดยการวิเคราะห์ส่วนที่เหลือ เช่น ความสอดคล้องทางสถิติของข้อสอบและผู้สอบ ข้อสอบหรือผู้สอบจะถูกปฏิเสธ แนวคิดนี้ดำเนินตามแนวคิดโมเดลของ Rasch (1960) และในกรณีที่ข้อมูลสอดคล้องกับโมเดล จะนำเสนอการอธิบายอย่างง่าย สำหรับการวิเคราะห์ข้อสอบและมาตรการให้คะแนน แนวคิดนี้ การสร้างโมเดลมีความเชื่อว่าการวัดที่ดีที่สุดเป็นการนิยามทางคณิตศาสตร์ ซึ่งนักวิจัยในกลุ่มนี้เชื่อว่าโมเดลในตระกูลของ Rasch เป็นตัวเลือกที่เหมาะสมที่สุดของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เนื่องจากยังคงคุณลักษณะทางคณิตศาสตร์ไว้อย่างเหนียวแน่น โดยตัวอย่างการศึกษามีวัตถุประสงค์เฉพาะ เช่น การแยกการประมาณค่าพารามิเตอร์ผู้สอบและพารามิเตอร์ข้อสอบ และรวมคะแนนจำนวนที่พอเพียงอย่างง่ายที่ไม่ใช่สารสนเทศจากรูปแบบการตอบสนองที่ต้องการ

ทั้งนี้ Embretson and Reise (2000) ได้เสนอแนะเกี่ยวกับการใช้โมเดล Rasch ว่า ควรใช้โมเดลตระกูลของ Rasch เมื่อข้อสอบแต่ละข้อได้รับการถ่วงน้ำหนักเท่ากัน นั่นคือ ข้อสอบแต่ละข้อมีความสำคัญเท่ากัน ในการนิยามตัวแปรแฝงภายใน และเมื่อคุณลักษณะของโมเดลการวัดมีจุดแข็ง นั่นคือ มีวัตถุประสงค์เฉพาะหรือมีความพอเพียงอย่างง่ายซึ่งเป็นสิ่งที่ควรจะมี ถ้าหนึ่งในความสอดคล้องที่ต้องการของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเป็นการคงอยู่ของข้อมูลหรือการประมาณค่าที่มีความถูกต้องแม่นยำสูงแล้ว โมเดลที่มีความสมบูรณ์มากกว่าจะถูกนำมาใช้

นอกจากนี้ โมเดลที่สัมพันธ์กับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก (logistic model) ที่สำคัญมี 3 โมเดล คือ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL), โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) และโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550 ; Baker, 1992; Hambleton and Swaminathan, 1985; Reeve, 2003) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

### 1.2.1 โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL)

การพัฒนาของ Rasch model เป็นตัวแปรเริ่มต้นของการพัฒนา โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) แต่ทั้ง Rasch model และ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) มีลักษณะที่คล้ายกันทางคณิตศาสตร์ โดยโค้งคุณลักษณะของโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) สำหรับข้อสอบข้อที่ i (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.2)

$$P_i(\theta) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta - b_i)}} \quad (2.2)$$

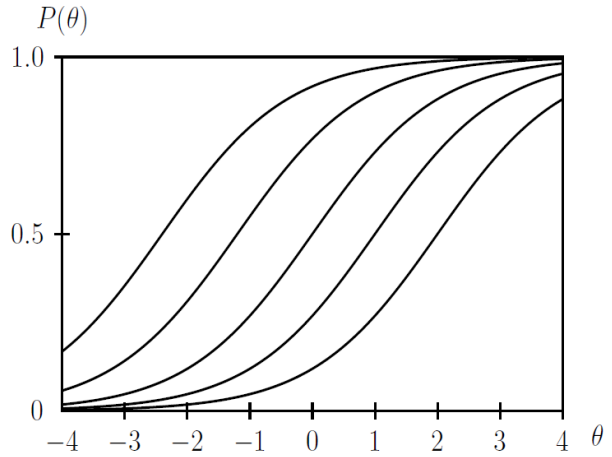
เมื่อ $P_i(\theta)$ แทน ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ $\theta$ จะตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง

$b_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของโค้งลักษณะข้อสอบ ณ จุด $\theta$ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก 0.50

e แทน ค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.718

ใน Rasch model กำหนดความชันที่แน่นอนสำหรับข้อสอบทั้งหมด และ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) ต้องการเพียงความชันที่มีค่าเท่ากันสำหรับข้อสอบทั้งหมด (Thissen and Orlando, 2001)

การแจกแจงของประชากรของตัวแปรความสามารถ ($\theta$) สำหรับ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) เป็นลักษณะเฉพาะทั่วไปที่มีค่าเฉลี่ยของประชากรเป็นศูนย์และความแปรปรวนเป็นหนึ่ง พารามิเตอร์ความยาก ($b_i$) มีความสัมพันธ์เป็นศูนย์ ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยระดับความสามารถในประชากรและความชัน พารามิเตอร์ a นำค่าความสัมพันธ์ไปยังหน่วยของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $\theta$ ดังนั้น โมเดลของตัวแปรความสามารถ ($\theta$) จึงกำหนดให้มีการแจกแจงปกติ ไม่ใช่การตอบสนองข้อสอบที่ไม่ต่อเนื่อง (Thissen and Orlando, 2001; Thissen and Steinberg, 1988) ซึ่งโค้งลักษณะข้อสอบของ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one - parameter logistic model: 1PL) แสดงได้ดังภาพที่ 2.1




**ภาพที่ 2.1** โค้งลักษณะข้อสอบแบบ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one- parameter logistic model: 1PL) ของตัวอย่างข้อสอบ 5 ข้อ (Partchev, 2004)

### 1.2.2 โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL)

Birnbaum (1968) กล่าวว่า โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two - parameter logistic model: 2PL) จะพิจารณาความชันหรือพารามิเตอร์อำนาจจำแนก (a) ที่แปรเปลี่ยนข้ามข้อสอบ แทนที่จะถูกจำกัดให้มีค่าเท่ากันดังใน โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one - parameter logistic model: 1PL) หรือ Rasch model ความสัมพันธ์ที่สำคัญของความแตกต่างระหว่างระดับความสามารถของผู้สอบและความยากของข้อสอบ ถูกกำหนดด้วยขนาดของอำนาจจำแนกของข้อสอบ (Embretson and Reise, 2000) โค้งคุณลักษณะข้อสอบของ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) สำหรับความน่าจะเป็นของโมเดลการตอบข้อสอบข้อที่ i ถูก สำหรับผู้สอบที่มีระดับความสามารถ $\theta$ (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.3)

$$P_i(\theta) = \frac{1}{1 + e^{-Da_i(\theta - b_i)}} \quad (2.3)$$

เมื่อ $P_i(\theta)$ แทน ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ $\theta$ จะตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง

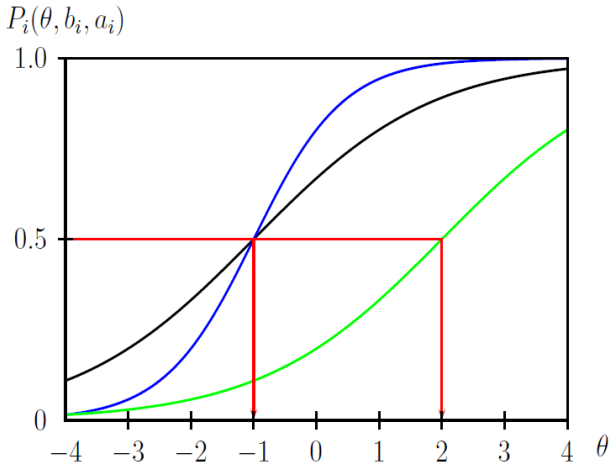
$b_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของโค้งลักษณะข้อสอบ ณ จุด $\theta$ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก 0.50

$a_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์อำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าความชันของโค้งลักษณะข้อสอบ ณ ตำแหน่ง $b_i$

e แทน ค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.718

D แทน ค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1.70

ในโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) ค่าคงที่ D ซึ่งเท่ากับ 1.70 จะถูกเพิ่มเข้าไปในโมเดล โดยเป็นการจัด โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก (logistic model) ให้ใกล้เคียงกับโมเดลปกติสะสม (normal ogive model) จากการศึกษาเอกสารที่เกี่ยวข้องโดย Thissen and Steinberg (1988) พบว่าครึ่งหนึ่งจากเอกสารที่เกี่ยวข้องทั้งหมดเป็นการศึกษาเกี่ยวกับวิธีการประมาณค่า ในขณะที่อีกครึ่งหนึ่งเป็นการศึกษาในวิธีการอื่น ๆ ซึ่งโค้งลักษณะข้อสอบของ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) แสดงได้ดังภาพที่ 2.2




**ภาพที่ 2.2** โค้งลักษณะข้อสอบแบบ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two- parameter logistic model: 2PL) ของตัวอย่างข้อสอบ 3 ข้อ (Partchev, 2004)

### 1.2.3 โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL)

Lord (1980) กล่าวว่าโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) ได้รับการพัฒนาในการสอบทางการศึกษาที่ขยายผลการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบไปยังแบบสอบหลายตัวเลือก ซึ่งอาจนำมาซึ่งการเดา โดยสำหรับข้อสอบข้อที่ i โค้งคุณลักษณะข้อสอบของ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.4)

$$P_i(\theta) = c_i + \frac{1 - c_i}{1 + e^{-Da_i(\theta - b_i)}} \quad (2.4)$$

เมื่อ $P_i(\theta)$ แทน ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ $\theta$ จะตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง

$b_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของโค้งลักษณะข้อสอบ ณ จุด $\theta$ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก $\frac{1 + c_i}{2}$

$a_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์อำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าความชันของโค้งลักษณะข้อสอบ ณ ตำแหน่ง $b_i$

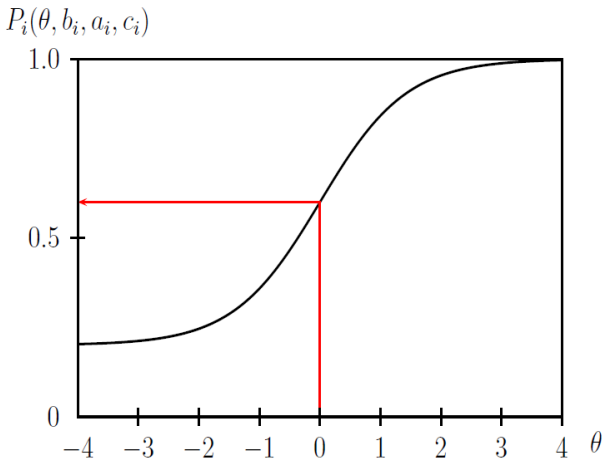
$c_i$ แทน ค่าพารามิเตอร์โอกาสในการเดา

e แทน ค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.718

D แทน ค่าคงที่ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1.70

พารามิเตอร์โอกาสในการเดา (c) เป็นความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบถูกในข้อสอบข้อที่ i แม้ว่าผู้สอบจะไม่ทราบคำตอบ เมื่อ c = 0 แล้วโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three - parameter logistic model: 3PL) จะเทียบเท่ากับโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) และพารามิเตอร์โอกาสในการเดาจะเปลี่ยนแปลงการอธิบายของพารามิเตอร์อื่นในโมเดลด้วย พารามิเตอร์ความยาก (b) เป็นค่าของ $\theta$ ที่ผู้สอบมีโอกาสของการตอบข้อสอบข้อนั้นถูก (0.50 + 0.5c) x 100% (Thissen and Orlando, 2001)

การอธิบายพารามิเตอร์โอกาสในการเดาสำหรับแบบสอบหลายตัวเลือกในการวัดผลทางการศึกษามีการศึกษาอย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตาม พารามิเตอร์โอกาสในการเดาอาจให้สารสนเทศซึ่งเข้าใจอย่างถ่องแท้ในการเข้าใจพฤติกรรมของผู้สอบจากข้อสอบ สิ่งที่ควรพิจารณาของผู้สอบในการศึกษาว่า การที่ผู้สอบตอบสนองข้อสอบถูกนั้น อาจเป็นผลมาจากตัวแปรอื่นในการวัด การทดสอบความสามารถในบริบทของการศึกษา โดยทั่วไปกำหนดว่าผู้สอบทำให้ระดับความสามารถสูงขึ้นได้จากการเดาคำตอบได้ถูกต้อง (Reeve, 2003) ซึ่งโค้งลักษณะข้อสอบของโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) แสดงได้ดังภาพที่ 2.3




**ภาพที่** 2.3 โค้งลักษณะข้อสอบแบบ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) ของตัวอย่างข้อสอบ 1 ข้อ (Partchev, 2004)

จากที่กล่าวมา จะพบว่า ข้อสอบใน โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) ซึ่งบางครั้งเรียกว่า Rasch model กำหนดว่ามีอำนาจจำแนกเท่ากัน และมีเพียงพารามิเตอร์ความยากเท่านั้นที่เปลี่ยนแปลง ผู้สอบทุกคนที่มีคะแนนการตอบถูกเท่ากันจะถูกประมาณค่าว่ามีระดับความสามารถเดียวกัน แต่กรณีนี้จะไม่จริงในกรณีของ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) หรือ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) ซึ่งในส่วนของโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) จะพิจารณาการเดาในการตอบข้อสอบด้วย

### 1.3 ข้อตกลงเบื้องต้นของโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ

โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ข้อสอบใช้วัดด้วยตัวแปรแฝง ($\theta$) ที่มีความต่อเนื่องลักษณะเดียว โดยมีช่วง $-\infty$ ถึง $\infty$

ความเป็นเอกมิติของการวัด (unidimensionality of a scale) สามารถวัดได้จากการดำเนินการวิเคราะห์องค์ประกอบของระดับข้อสอบ ( item-level factor analysis) ออกแบบการวัดโครงสร้างองค์ประกอบภายใต้การสังเกตความแปรปรวนร่วมระหว่างการตอบสนองข้อสอบข้อตกลงนี้ สามารถทดสอบได้โดยเปรียบเทียบอัตราส่วนของค่า eigen ตัวที่หนึ่งและสองของ

แต่ละเม ทริกซ์มาตรวัดของสหสัมพันธ์ tetrachoric ซึ่งอัตราส่วนนี้เป็นดัชนีของจุดแข็งของมิติที่หนึ่งของข้อมูล ในทำนองเดียวกัน ตัวบ่งชี้อื่น ๆ ของความเป็นเอกมิติคือการอธิบายองค์ประกอบแรกสำหรับสัดส่วนเนื้อหาของเม ทริกซ์ความแปรปรวน ( matrix variance) (Lord, 1980; Reise and Waller, 1990) สำหรับแบบสอบถามที่มีการใช้ข้อสอบหลายข้อ ข้อตกลงเบื้องต้นของความเป็นเอกมิติอาจไม่เป็นจริง แต่อย่างไรก็ตาม Cooke and Michie (1997) กล่าวว่าโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีความแกร่งปานกลาง ( moderately robust) ในการฝ่าฝืนจากความเป็นเอกมิติ ถ้ามีความเป็นพหุมิติ การศึกษาอาจต้องพิจารณาการแบ่งแบบสอบถามหรือแบบสอบออกเป็นชุดย่อยโดยอิงทั้งทฤษฎีและโครงสร้างองค์ประกอบในการนำเสนอ โดยการวิเคราะห์องค์ประกอบระดับของข้อสอบ

ในโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ การตอบสนองข้อสอบกำหนดความเป็นอิสระ (local independence) ว่า ความสัมพันธ์อย่างเดียวเท่านั้นระหว่างข้อสอบจะถูกอธิบายด้วยเงื่อนไขความสัมพันธ์กับตัวแปรแฝงภายใน ($\theta$) หรือในอีกทางหนึ่ง ความเป็นอิสระหมายความว่าถ้าระดับความสามารถ ($\theta$) ถูกควบคุมให้คงที่แล้ว ไม่ควรจะเกิดความสัมพันธ์ระหว่างการตอบสนองข้อสอบรายข้อ (ศิริชัย กาญจนวาสี , 2550; Thissen and Steinberg, 1988) ซึ่งการฝ่าฝืนข้อตกลงนี้ อาจทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์แตกต่างจากที่ควรจะเป็น เมื่อข้อมูลมีความเป็นอิสระ ดังนั้น การเลือกข้อสอบสำหรับการสร้างมาตรวัดโดยอิงการประมาณค่าอาจนำไปสู่การตัดสินใจที่ไม่ถูกต้อง (Chen and Thissen, 1997)

ข้อตกลงของความเป็นเอกมิติและความเป็นอิสระมีความสัมพันธ์กันโดยข้อสอบที่มีความเป็นอิสระจะเกิดการแบ่งแยกมิติในการวิเคราะห์องค์ประกอบ

สำหรับโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบบางโมเดล ตัวแปรแฝงที่ไม่ใช่ข้อมูลการแจกแจงการตอบสนองข้อสอบ จะกำหนดว่าเป็นการแจกแจงปกติของประชากร นอกจากข้อตกลงเบื้องต้นนี้ การประมาณค่าความสามารถ ของ ผู้สอบ ($\theta$) สำหรับบางรูปแบบการตอบสนอง เช่น ผู้สอบที่ตอบไม่ถูกเลย ไม่ว่าข้อสอบในมาตรวัดใด จะไม่มีค่าผลสรุปที่สิ้นสุดในการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่แน่นอน (Chen and Thissen, 1997)

นอกจากความเป็นเอกมิติ (unidimensionality) และความเป็นอิสระ (local independence) ดังที่กล่าวมาข้างต้นแล้ว ศิริชัย กาญจนวาสี (2550) ยังได้กล่าวถึงข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเกี่ยวกับโมเดลการตอบสนองข้อสอบ (item response model) และการสอบที่ไม่แข่งขันด้านเวลา (nonspeeded test administration) ดังนี้

1) โมเดลการตอบสนองข้อสอบ (item response model) ที่นิยมใช้ประกอบด้วย โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two-parameter logistic model: 2PL) และโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) ซึ่งแต่ละโมเดลมีข้อตกลงเบื้องต้นดังนี้

1.1) โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) มีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ข้อสอบแต่ละข้อมีพารามิเตอร์ c = 0 และพารามิเตอร์ a เท่ากัน แต่มีความแตกต่างกันเฉพาะพารามิเตอร์ b เท่านั้น

1.2) โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two - parameter logistic model: 2PL) มีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ข้อสอบแต่ละข้อมีพารามิเตอร์ c = 0 แต่มีความแตกต่างกันของพารามิเตอร์ a และ b

1.3) โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three-parameter logistic model: 3PL) มีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ข้อสอบแต่ละข้อมีความแตกต่างกันได้ทั้งพารามิเตอร์ a, b และ c

การตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดลการตอบสนองข้อสอบกับข้อมูล (model-data fit) โมเดลจะต้องสอดคล้องกับข้อมูลเพื่อให้ผลการวิเคราะห์มีความถูกต้องน่าเชื่อถือ โดยการตรวจสอบความสอดคล้องนั้น ศิริชัย กาญจนวาสี (2550) กล่าวว่า ควรพิจารณา ทั้งความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณความสามารถ ของผู้สอบ (invariance of ability parameter estimates) และความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณพารามิเตอร์ของข้อสอบ (invariance of item parameter estimates)

2) การสอบที่ไม่แข่งขันด้านเวลา (nonspeeded test administration) เนื่องจากทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบถือว่าความสามารถ ($\theta$) เป็นปัจจัยสำคัญต่อผลการสอบ ความเร็วในการตอบจะต้องไม่มีอิทธิพลต่อผลการตอบ การจัดการสอบจึงต้องไม่อยู่ในสถานการณ์ที่สอบแข่งขันกันด้วยเวลา การสอบจะต้องอยู่ในลักษณ์ที่ผู้สอบซึ่งมีความสามารถมีเวลาเพียงพอในการทำข้อสอบ (power test administration)

เป้าหมายสูงสุดของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบคือการทดสอบความสามารถของบุคคล ดังนั้น ความสนใจในเบื้องต้นจึงมุ่งเป้าหมายไปที่การสร้างตำแหน่งเฉพาะของผู้สอบในบางมิติที่แฝงอยู่ เนื่องจากปัจจัยแฝง (latent traits) นั้น ในทางการศึกษาใช้คำว่า “ *ความสามารถ (ability)*”

ซึ่งในความเป็นจริง ความสามารถไม่ใช่สิ่งที่สามารถวัดได้โดยตรง แต่ไม่มีปัญหาในทางทฤษฎี เนื่องจากความสามารถในทางทฤษฎีนั้น กำหนดข้อตกลงว่าเป็นสิ่งที่ทราบค่า ซึ่งลักษณะที่ชัดเจนที่สุดของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบคือ ใช้โมเดลแน่นอนสำหรับความน่าจะเป็นของการตอบสนองข้อสอบที่เป็นไปได้ในการสอบ หรือที่รู้จักกันในอีกชื่อคือ “ *ทฤษฎีการตอบสนองความน่าจะเป็น (probabilistic test theory)*” (Partchev, 2004)

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เกิดจากความน่าจะเป็นของแต่ละการตอบสนองข้อสอบในรูปฟังก์ชันของความสามารถและพารามิเตอร์ข้อสอบ และใช้โมเดลเดียวกันนี้ในการได้มาซึ่งความเป็นไปได้ของความสามารถในรูปฟังก์ชันของการตอบสนองข้อสอบที่สังเกตได้ทั้งหมดและพารามิเตอร์ข้อสอบ ค่าความสามารถที่มีความเป็นไปได้สูงสุดจะนำไปสู่การประมาณค่าความสามารถต่อไป

### 1.4 การประมาณค่าพารามิเตอร์

ในส่วนของการประมาณค่าพารามิเตอร์แบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และการประมาณค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของ ผู้สอบ ซึ่งรายละเอียดสามารถสรุปได้ดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550; Baker, 2001)

#### 1.4.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (estimating item parameter)

เนื่องจากค่าตามสภาพจริงของพารามิเตอร์ข้อสอบในแบบสอบเป็นค่าที่ยังไม่ทราบค่าที่แท้จริงและไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง วิธีหนึ่งในทางปฏิบัติคือการใช้แบบสอบที่วิเคราะห์ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์แบบสอบ โดยใช้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ได้ แล้วนำเสนอสารสนเทศสำหรับคุณลักษณะทางเทคนิคของข้อสอบในแบบสอบ นั่นคือ พารามิเตอร์ของข้อสอบหนึ่งข้อจะประมาณค่าภายใต้ข้อตกลงที่ว่าทราบคะแนนความสามารถของผู้สอบ ซึ่งความเป็นจริงคะแนนนี้เป็นสิ่งที่ไม่ทราบค่า แต่เป็นเรื่องง่ายในการอธิบายว่า การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบจะสมบูรณ์ได้อย่างไร เมื่อข้อตกลงนี้ถูกสร้างขึ้น

Backer (2001) ยกตัวอย่างของแบบสอบว่า สำหรับกลุ่มตัวอย่างผู้สอบ M คน ที่ตอบข้อสอบ N ข้อในแบบสอบ คะแนนความสามารถ ของผู้สอบเหล่านี้จะแจกแจงเหนือช่วงของระดับความสามารถบนมาตรวัดความสามารถ โดยการนำเสนอ ผู้สอบจะถูกแบ่งออกเป็น J กลุ่มตามมาตรวัด ดังนั้น ผู้สอบทั้งหมดภายในกลุ่มเดียวกันจะมีระดับความสามารถเดียวกัน $\theta_j$ นั้น สัดส่วนคะแนนที่สังเกตได้ของการตอบสนองข้อสอบถูกเป็น $p(\theta_j) = r_j/m_j$ ซึ่งเป็นการประมาณค่า

ความน่าจะเป็นของการตอบสนองข้อสอบถูก ณ ระดับความสามารถนั้น เมื่อค่าของ $r_j$ ที่ได้มาและ $p(\theta_j)$ คำนวณสำหรับแต่ละระดับความสามารถ j ที่สร้างตามมาตรวัดความสามารถ

ข้อควรระวังที่สำคัญภายในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้น Backer (2001) กล่าวว่า คือความสอดคล้องของโมเดลโค้งลักษณะข้อสอบกับข้อมูลการตอบสนองข้อสอบ สำหรับข้อสอบข้อนั้น ๆ ข้อตกลงของสัดส่วนของค่าสังเกตของการตอบถูกและการให้ผลเหล่านั้นด้วย ความสอดคล้องของโค้งลักษณะข้อสอบสำหรับข้อสอบ เป็นการวัดด้วย Chi-square goodness of fit index ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.5)

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^{J} m_j \frac{[p(\theta_j) - P(\theta_j))]^2}{P(\theta_j)Q(\theta_j)} \quad (2.5)$$

เมื่อ j แทน จำนวนของกลุ่มความสามารถ

$\theta_j$ แทน ระดับความสามารถของกลุ่มที่ j

$m_j$ แทน จำนวนของผู้สอบที่มีความสามารถ $\theta_j$

$p(\theta_j)$ แทน สัดส่วนที่สังเกตได้ของการตอบถูกสำหรับกลุ่มที่ j

$P(\theta_j)$ แทน ความน่าจะเป็นของการตอบถูกสำหรับกลุ่มที่ j ซึ่งคำนวณจากโมเดลโค้งลักษณะข้อสอบที่ใช้การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ

ถ้าค่าของตัวบ่งชี้ที่ได้มามากกว่าค่าที่เป็นเกณฑ์ โค้งลักษณะข้อสอบจะกำหนดด้วยค่าของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ไม่ใช่ความสอดคล้องของข้อมูล ซึ่งอาจมีสาเหตุ 2 ประการคือ

1) โมเดลโค้งลักษณะข้อสอบที่ไม่ถูกต้องถูกนำมาใช้

2) ค่าของสัดส่วนที่สังเกตได้ของการตอบถูกที่การกระจายมากเกินไป

แบบสอบส่วนใหญ่ที่มีจำนวนข้อสอบน้อยข้อ อาจให้ค่า chi-square index ที่มากเกินไปตามเหตุผลข้อที่สองที่กล่าวมา อย่างไรก็ตามถ้าข้อสอบมีจำนวนมากพอที่จะทำให้ผลของโค้งลักษณะข้อสอบมีความสอดคล้องดี ก็อาจเป็นอีกเหตุผลหนึ่งที่ทำให้เกิดข้อสงสัยได้ว่าโมเดลที่นำมาใช้ไม่ถูกต้อง

### 1.4.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ (estimating ability parameter)

ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ จุดมุ่งหมายเบื้องต้นในการบริหารการสอบใน ผู้สอบ คือพื้นฐานของบุคคลในแต่ละช่วงความสามารถ เช่น แบบสอบการวัดความสามารถอาจ ได้มาจากผู้สอบแต่ละคนที่ทำแบบสอบนั้น ซึ่งเป้าหมายที่อาจบรรลุผลสำเร็จสองประการคือ การวัดความสามารถภายในที่ผู้สอบมีและการเปรียบเทียบระหว่างผู้สอบที่ทำข้อสอบว่ามี จุดมุ่งหมายเพื่อระดับผลการเรียนหรือชิงทุนการศึกษาเป็นต้น (Baker, 2001)

แบบสอบที่ใช้วัดตัวแปรแฝงที่ไม่ทราบค่าจะประกอบด้วยข้อสอบ N ข้อ ในแต่ละ การวัดบางฟาเซท (facet) ของตัวแปรแฝงหรือความสามารถนั้น โดย Baker (2001) กล่าวว่า การจัดกระทำกับพารามิเตอร์ข้อสอบและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบนั้น มีข้อตกลง ว่า พารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบแต่ละคนนั้นทราบค่า ในทางตรงกันข้าม ในการประมาณ ค่าที่ไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ จะตกลงว่า ตัวเลขของพารามิเตอร์ของ เมตริกซ์มาตรวัดความสามารถจะเหมือนกับเมตริกซ์ของพารามิเตอร์ข้อสอบที่ทราบค่า เมื่อ แบบสอบถูกใช้ ผู้สอบจะตอบแต่ละข้อของข้อสอบ N ข้อ ในแบบสอบ และการตอบจะ ตรวจให้ คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) ผลที่ได้จะเป็นคะแนน 1 หรือ 0 สำหรับข้อสอบแต่ละข้อใน แบบสอบ ในทางปฏิบัติโดยทั่วไปจะอ้างอิงถึงคะแนนข้อสอบที่เป็น 1 หรือ 0 ของการตอบสนอง ข้อสอบของผู้สอบ ดังนั้น รายการของคะแนน “1” หรือ “0” สำหรับข้อสอบ N ข้อ จะเรียกว่า เวกเตอร์ของการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ซึ่งจะใช้เวกเตอร์การตอบสนองข้อสอบนี้ และ พารามิเตอร์ข้อสอบที่ทราบค่า ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถที่ไม่ทราบค่าของ ผู้สอบ

*1.4.2.1 วิธีการประมาณค่าความสามารถ* ในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) ถูกใช้ใน การประมาณค่าความสามารถ ของผู้สอบ ตามลักษณะของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของ ข้อสอบ วิธีการนี้เป็นกระบวน การคำนวณทวนซ้ำ (iteration) ที่เริ่มจากค่าเบื้องต้นสำหรับ ความสามารถของผู้สอบและข้อสอบที่ทราบค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบแล้ว ใช้การคำนวณ ความน่าจะเป็นของการตอบถูกในแต่ละข้อของผู้สอบ แล้วกำหนดการประมาณค่าความสามารถที่ ได้มา ซึ่งปรับปรุงการคำนวณทวนซ้ำจนการตัดสินมีค่าเล็กพอจนการเปลี่ยนแปลงในการประมาณ ค่าความสามารถเปลี่ยนไปเพียงเล็กน้อย ผลที่ได้เป็นค่าประมาณของพารามิเตอร์ความสามารถ ของผู้สอบแต่ละคนที่ทำแบบสอบ อย่างไรก็ตาม วิธีการนี้อิงแนวคิดที่ว่าความสามารถของผู้สอบ แต่ละคนแตกต่างกัน

ดังนั้น ประเด็นพื้นฐานในการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบหนึ่งคนได้อย่างไรนั้น สามารถเขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.6)

$$\hat{\theta}_{s+1} = \hat{\theta}_s + \frac{\sum_{i=1}^{N} a_i\left[u_i - P_i(\hat{\theta}_s)\right]}{\sum_{i=1}^{N} a_i^2 P_i(\hat{\theta}_s) Q_i(\hat{\theta}_s)} \quad (2.6)$$

เมื่อ $\hat{\theta}_s$ แทน ค่าประมาณความสามารถของผู้สอบภายในการวนซ้ำ s ครั้ง

$a_i$ แทน พารามิเตอร์อำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i, i = 1. 2 …N

$u_i$ แทน การตอบสนองการทำข้อสอบข้อที่ i ของผู้สอบซึ่ง

$u_i$ = 1 สำหรับการตอบถูก

$u_i$ = 0 สำหรับการตอบผิด

$P_i(\hat{\theta}_s)$ แทน ความน่าจะเป็นของการตอบถูกในข้อสอบข้อที่ i ภายใต้โค้งลักษณะข้อสอบที่ระดับความสามารถ $\hat{\theta}$ ภายในการวนซ้ำ s ครั้ง

$\hat{\theta},(\hat{\theta}_s) = 1 - P_i(\hat{\theta}_s)$ แทน ความน่าจะเป็นของการตอบผิดในข้อสอบข้อที่ i ภายใต้โค้งลักษณะข้อสอบที่ระดับความสามารถ $\hat{\theta}$ ภายในการวนซ้ำ s ครั้ง

*1.4.2.2 วิธีการประมาณค่าร่วมกันสำหรับพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ (joint estimation of item and ability parameter)* (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550)

*1) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าร่วมกัน (joint maximum likelihood estimation procedure: JMLE)* มีการคำนวณแบบ 2 ขั้นตอน คือ **ขั้นตอนแรก** มีการกำหนดค่าเริ่มต้นของ $\theta$ โดยใช้ค่า log ของอัตราส่วนจำนวนข้อที่ตอบถูก ต่อจำนวนข้อที่ตอบผิดสำหรับผู้สอบแต่ละคน แปลงเป็นคะแนนมาตรฐานเพื่อใช้เป็นค่าเริ่มต้นของ $\theta$ จากนั้นทำเสมือนทราบค่า $\theta$ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ **ขั้นตอนที่สอง** จากค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณได้จากขั้นตอนแรก ทำเสมือนทราบค่าพารามิเตอร์ของ

ข้อสอบ เพื่อประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ วิธีนี้จะกระทำซ้ำตามขั้นตอนทั้งสองจนกระทั่งได้ค่าประมาณ 2 ครั้งหลังที่ไม่เปลี่ยนแปลง

*2) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าปลายทาง (marginal maximum likelihood estimation procedure: MMLE)* พัฒนาโดย Bock and Liebeman และพัฒนาต่อมาโดย Bock and Aitkin (Bock and Liebeman, 1981; Bock and Aitkin, 1981 อ้างถึงใน ศิริชัย กาญจนวาสี , 2550) ซึ่งช่วยแก้ปัญหาความไม่คงเส้นคงวาของการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบไม่อิงกับข้อสอบกับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบร่วมกัน มีการประมาณการแจกแจงความสามารถของผู้สอบ เพื่อให้ได้ฟังก์ชันความน่าจะเป็นปลายทางของพารามิเตอร์ของข้อสอบ เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบได้แล้วนำมาใช้ประมาณค่าความสามารถของผู้สอบต่อไป

**ตอนที่ 2 มโนทัศน์เกี่ยวกับแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหาย**

จากการศึกษาเอกสารที่เกี่ยวข้องเกี่ยวกับแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหาย ซึ่งได้แบ่งหัวข้อการนำเสนอไว้ดังนี้ ความหมายของข้อมูลสูญหาย ความสำคัญและสาเหตุการเกิดข้อมูลสูญหาย ประเภทของข้อมูลสูญหาย วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย ซึ่งมีรายละเอียดแต่ละหัวข้อดังนี้

**2.1 ความหมายของข้อมูลสูญหาย**

การให้ความหมายหรือคำจำกัดความของคำว่า ข้อมูลสูญหายนั้น Schafer and Graham, (2002) และ Little and Rubin (1987) ให้ความหมายหรือคำจำกัดความสอดคล้องไปในทิศทางเดียวกันว่า ข้อมูลสูญหาย ( missing data) เป็น ค่าสังเกตได้ที่ต้องการทราบค่าแต่ไม่สามารถทราบค่าได้ ซึ่งเป็นตัวบ่งบอกถึงความไม่พอเพียงของการตอบ ( lack of response) เช่น “ไม่ทราบ” “ไม่ตอบ/ปฏิเสธที่จะตอบ” “ไม่มีความรู้เพียงพอ” หรือเหตุผลอื่น ๆ ส่วน Azar (2002) กล่าวว่าข้อมูลสูญหายคือปัญหาที่สำคัญที่สุดของการออกแบบทางสถิติและการวิจัย

**2.2 ความสำคัญและสาเหตุการเกิดข้อมูลสูญหาย**

ในกระบวนการวิจัยนั้น บ่อยครั้งที่พบว่าข้อมูลที่ใช้ในการศึกษามีนัยที่บ่งบอกถึงความไม่พอเพียงของการตอบของกลุ่มตัวอย่าง เช่น การไม่ทราบ การปฏิเสธ ความไม่พอเพียงของความรู้ หรืออื่น ๆ ซึ่งล้วนเป็นสาเหตุของการเกิดข้อมูลสูญหาย ดังนั้น ก่อนประยุกต์ใช้กระบวนการ

จัดการกับข้อมูลสูญหายจึงควรพิจารณาเงื่อนไขภายใต้ความถูกต้องของค่าที่มีหรือค่าที่สูญหาย ซึ่งบางคำตอบอาจไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง โดยเฉพาะการเก็บข้อมูลในเชิงของการสำรวจที่คำตอบของข้อคำถามมีนัยความหมายมากกว่าหนึ่งความหมาย เมื่อกลุ่มตัวอย่างตอบว่า "ไม่" ซึ่งหมายถึง การไม่ปฏิบัติในสิ่งที่ข้อคำถามถาม ณ ช่วงเวลาที่กำลังดำเนินการเก็บข้อมูล หรือไม่ในความหมายที่แสดงนัยถึงการไม่ปฏิบัติตลอดชีวิต ซึ่งส่งผลต่อการข้ามข้อคำถามที่ไม่เกี่ยวข้อง ทั้งนี้ ผู้วิจัยจำนวนมากจะละเลยไม่พิจารณาการข้ามข้อที่ทำให้เกิดการสูญหาย ซึ่งความคลาดเคลื่อนในการตอบนั้น และอาจทำให้เกิดความผิดพลาดในการสันนิษฐานว่า ข้อมูลในส่วนที่ผู้ตอบข้ามหรือเว้นคำตอบไว้มีค่าเท่ากับศูนย์ เนื่องจากบางคำถามเป็นคำถามเริ่มต้นที่ไม่ถูกต้อง (Leite and Beretvas, 2004; Raaijmakers, 1999; Schafer and Graham, 2002)

ส่วนในการศึกษาระยะยาวนั้น ประเด็นที่น่าสนใจที่เกิดขึ้นซึ่งมักเกิดปัญหาที่ทำให้การวัดไม่สามารถกระทำได้ เนื่องจากกลุ่มตัวอย่างเสียชีวิตนั้น Schafer and Graham (2002) เสนอแนะในประเด็นนี้ว่า ควรพิจารณาคุณลักษณะของกลุ่มตัวอย่างที่จะส่งผลต่อการสูญหายของข้อมูลในภายหลัง แต่ทั้งนี้ ในบางบริบทอาจมีเหตุผลเพียงพอที่จะทำให้เกิดการสูญหายของข้อมูล เช่น ถ้าการขาดหายของกลุ่มตัวอย่างเนื่องจากกลุ่มตัวอย่างเสียชีวิตนั้น ไม่สัมพันธ์กับข้อเท็จจริงของสิ่งที่กำลังศึกษาอยู่แล้ว ผู้วิจัยอาจใช้การประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับฉายภาพอุดมคติ ( ideal scenario) ในกรณีที่ไม่มีกลุ่มตัวอย่างเสียชีวิตระหว่างการศึกษา นอกจากนี้ ผู้วิจัยอาจบรรยายคุณลักษณะของกลุ่มตัวอย่างที่ยังมีชีวิตอยู่เท่านั้น และอาจดำเนินการวิเคราะห์เพิ่มเติมกับกรณีกลุ่มตัวอย่างเสียชีวิต ซึ่งเป็นการแสดงผลที่ตามมา

อย่างไรก็ตาม ในบางครั้งอาจเหมาะสมกว่าในการสันนิษฐานการมีอยู่ของข้อมูลสูญหาย กรณีที่มีเทคโนโลยี เครื่องคำนวณ หรือโปรแกรมสำเร็จรูปช่วยในการแก้ปัญหาข้อมูลสูญหาย (Schafer and Graham, 2002; Statistics Solutions, 2009; University of Texas, 2004)

ค่าสูญหาย (missing values) เป็นส่วนหนึ่งของแนวคิดของข้อมูลพื้นฐานทั่วไป ซึ่งประกอบด้วย จำนวนที่มีการจัดกลุ่ม (grouped) รวมกลุ่ม ( aggregated) หมุนรอบ ( rounded) ตัดตอนแก้ไข ( censored) หรือการตัดส่วนยอดออก ( truncated) ซึ่งเป็นผลทำให้สารสนเทศบางส่วนสูญหาย (Heitjan and Rubin, 1991) ส่วนตัวแปรแฝงเป็นแนวคิดพื้นฐานทางจิตวิทยาที่สัมพันธ์กับข้อมูลสูญหายมาก เนื่องจากตัวแปรแฝงเป็นปริมาณที่ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง เช่น เชาวน์ปัญญา เป็นต้น ดังนั้น การวัดตัวแปรแฝงด้วยแบบสอบถามเท่านั้นอาจยังไม่สมบูรณ์ วิธีการคำนวณสำหรับข้อมูลสูญหายอาจประมาณค่าพารามิเตอร์ให้ง่ายขึ้นได้โดยใช้โมเดลตัวแปรแฝง

ซึ่งตัวอย่างที่ดีอย่างหนึ่งคือ วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm หรือ EM algorithm: EM) (Clogg and Goodman, 1984; Schafer and Graham, 2002)

ในบริบทการศึกษาทางจิตวิทยานั้น นักจิตวิทยาเองบางครั้งอาจสร้างความแตกต่างระหว่างค่าสูญหายในตัวแปรอิสระหรือตัวทำนายและค่าสูญหายบนตัวแปรตามหรือผลที่ตามมา (outcomes) จากการฉายภาพพบว่าทั้งสองกลุ่มมีหลักการเบื้องต้นไม่ต่างกัน ซึ่งเป็นความจริงในประเด็นที่ว่า ภายใต้ข้อตกลงเบื้องต้นที่แน่นอน ค่าสูญหายในตัวแปรตามอาจมีประสิทธิภาพในการควบคุมโดยวิธีการที่ง่ายมาก เช่น กรณีการลบทิ้ง ( deletion) แต่ในทางตรงกันข้าม กระบวนการในการจัดการข้อมูลสูญหายที่ดีสำหรับตัวแปรอิสระ อาจมีความยากมากกว่าในการประยุกต์ใช้ (Schafer and Graham, 2002)

ข้อมูลสูญหายส่งผลกระทบทางลบ 2 ประการหลัก คือ อำนาจการทดสอบทางสถิติ (Roth et al., 1999) และความลำเอียงในการประมาณค่า (Madlow et al., 1983; Roth et al., 1999)

ในประเด็นของผลกระทบทางลบต่ออำนาจการทดสอบทางสถิตินั้น Verma and Goodale (1995) กล่าวว่า แม้ว่าอำนาจการทดสอบทางสถิติ จะขึ้นกับองค์ประกอบ 3 องค์ประกอบ คือ ระดับนัยสำคัญ (significance level) ขนาดอิทธิพล (effect size) และ ขนาดกลุ่มตัวอย่าง (sample size) แต่ในทางปฏิบัติจะใช้เพียงขนาดกลุ่มตัวอย่างเท่านั้นในการควบคุมอำนาจการทดสอบทางสถิติ เนื่องจากระดับนัยสำคัญทางสถิติกำหนดที่ .05 หรือค่าอื่นที่เหมาะสม เช่น .01 ในขณะที่ขนาดอิทธิพลอาจกำหนดเป็นตัวที่ไม่ทราบค่า เนื่องจากนักวิจัยทั่วไปไม่สามารถเปลี่ยนขนาดอิทธิพลของข้อเท็จจริง ดังนั้น ขนาดกลุ่มตัวอย่างจึงเป็นเพียงองค์ประกอบเดียวที่สามารถใช้ในการออกแบบการศึกษาที่ส่งผลต่ออำนาจการทดสอบทางสถิติ

ส่วนประเด็นความลำเอียงในการประมาณค่านั้น ผลการวัดเป็นไปได้ 3 ประการคือ 1) อาจมีแนวโน้มของความลำเอียงสูงหรือต่ำกว่าค่าที่ควร จะเป็นขึ้นอยู่กับการแจกแจงของข้อมูลสูญหายที่ปรากฏ 2) การวัดการกระจายอาจมีผลจากการแจกแจงบางส่วนของข้อมูลสูญหาย และ 3) ข้อมูลสูญหายอาจทำให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ลดลง ซึ่งความลำเอียงที่ลดลงมีความเป็นไปได้ในกลุ่มที่มีคะแนนสูงหรือต่ำ ซึ่งทำให้สูญเสียการควบคุมความแปรปรวนในตัวแปรหนึ่ง และลดสหสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น อย่างไรก็ตาม การตระหนักถึงความสำคัญทางทฤษฎีหรือผลการศึกษาที่ผ่านมามีความสำคัญอย่างยิ่งในการคาดหมายความลำเอียงในการประมาณค่า ถ้าผลการศึกษาที่ผ่านมาไม่ได้กล่าวถึงลักษณะสำคัญของความสัมพันธ์ระหว่างค่าสูญหายกับตัวแปรอื่นแล้ว นักวิจัยอาจคาดว่าไม่มีความลำเอียงเกิดขึ้น (Tsikriktsis, 2005)

**2.3 ประเภทของข้อมูลสูญหาย**

ชนิดหรือประเภทของข้อมูลสูญหาย (missing data) นั้น เป็นปรากฏการณ์ทั่วไปที่พบมากในข้อมูลที่ได้จากการสังเกตและข้อมูลจากการทดลอง ซึ่งอาจเกี่ยวกับโครงสร้างการออกแบบของการประเมินผลในกรณีที่เป็นการประเมินผล large-scale ของผลสัมฤทธิ์ของผู้เรียน ซึ่งใช้การออกแบบ complex rotation ในการทดสอบความแตกต่างของข้อสอบเพื่อนำไปสู่ความแตกต่างของกลุ่มผู้เรียน นอกจากนี้ ข้อมูลสูญหายยังอาจเกี่ยวกับลักษณะการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ซึ่งอาจเป็นตัวแปรอิสระของการออกแบบการศึกษา เช่น ความเหนื่อยล้าของผู้สอบ ความไม่พอเพียงของเวลา หรือการลังเลในการตอบสนองข้อสอบที่มาจากสาเหตุอื่น ซึ่งประเภทของข้อมูลสูญหายนั้น จำแนกลักษณะพิเศษระหว่างข้อมูลสูญหายได้เป็น 3 ประเภท คือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ทั้งนี้ ในการจำแนกประเภทของข้อมูลสูญหายตามแนวคิดของนักวิชาการนั้น แบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกแบ่งประเภทของข้อมูลสูญหายเป็น 2 ประเภทคือ การสูญหายที่สามารถละเลยได้ ( ignorable missing) กับการสูญหายที่ละเลยไม่ได้ ( nonignorable missing) (นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2552; Garson, 2008; Statistics Solutions, 2009) ส่วนกลุ่มหลังแบ่งประเภทของข้อมูลสูญหายเป็น 3 ประเภท คือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) (Allison, 2002; Finch, 2008; Howell, 2009; Little and Rubin, 2002; Robitzsch and Rupp, 2009; Rubin, 1976; Schafer and Graham, 2002)

ในที่นี้จะจำแนกประเภทข้อมูลสูญหายเป็น 3 ประเภท ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

**2.3.1 การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม(missing completely at random: MCAR)**

ในการสูญหายของข้อมูลนั้นมีเหตุผลหลายประการว่าเพราะเหตุใดข้อมูลจึงเกิดการสูญหาย ซึ่งอาจสูญหายจากความบกพร่องของเครื่องมือที่ใช้ ปัญหาเนื่องจากสภาพอากาศ หรือการเจ็บป่วยของกลุ่มตัวอย่าง หรือการนำเข้าข้อมูลไม่ถูกต้อง เหล่านี้เรียกว่าการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) เมื่อกล่าวว่าข้อมูลเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) นั้น มีความหมายว่า ความน่าจะเป็นของค่าสังเกต ($X_i$) เป็นการสูญหายที่ไม่สัมพันธ์กับค่าสังเกต ($X_i$) หรือค่าของตัวแปรอิสระตัวอื่น

สมการความน่าจะเป็นของการสูญหาย สามารถอธิบายเพิ่มเติมได้ดังนี้ (Allison, 2002; Little and Rubin, 2002; Schafer and Graham, 2002)

เมื่อให้ $Y_{com}$ แทน ชุดข้อมูลสมบูรณ์ (complete data set) ซึ่งเป็นชุดข้อมูลซึ่งประกอบด้วยข้อมูลจากการสังเกต (observed data: $Y_{obs}$) และข้อมูลสูญหาย (missing data: $Y_{mis}$) และ M แทนเมตริกซ์ซึ่งมีตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลเป็นการสูญหายหรือไม่

ข้อมูลซึ่งเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) จะมีรูปแบบการสูญหายเป็นผลที่เกิดขึ้นหรือเป็นตัวแปรตามที่ไม่ใช่ผลจากค่าของตัวแปรอิสระที่ได้จากการวัดและค่าที่ไม่ได้สังเกตของตัวแปรนั้น การแจกแจงของรูปแบบการสูญหายเมื่อให้ข้อมูลสมบูรณ์นั้น เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.7)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mis}) = P(M) \quad (2.7)$$

นอกจากนี้ Rubin (1976) ยกตัวอย่างว่า กรณีการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) นี้อาจเป็นผลมาจากการที่ผู้สอบไม่มีสมาธิ หรืออาจเป็นผลมาจากการออกแบบเงื่อนไขการวัด (facet) เช่น การใช้หลักฐานคะแนนผู้สอบจากมาตรวัดประสิทธิภาพตนเองแบบสั้น (short form of the efficacy scale) ซึ่งผู้วิจัยออกแบบการเก็บรวบรวมข้อมูลโดยการสุ่มชุดข้อมูลผู้สอบจากการสอบฉบับเต็ม

ข้อดีของข้อมูลประเภทการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) คือการไม่เกิดความลำเอียงในการวิเคราะห์ ซึ่งอาจเสียอำนาจการทดสอบจากการออกแบบการศึกษา แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์จะไม่เกิดความลำเอียงเนื่องจากการสูญหายของข้อมูล

**2.3.2 การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)**

บ่อยครั้งที่การสูญหายของข้อมูลไม่ใช่การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม แต่จัดอยู่ในประเภทการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) สำหรับข้อมูลที่เป็นการ สูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) นั้น ความน่าจะเป็นของค่าสังเกต ($X_i$) ซึ่งเกิดการสูญหายนั้นไม่สัมพันธ์กับค่าสังเกต ( $X_i$) หรือตัวแปรอื่นในการวิเคราะห์ แต่ข้อมูลจะพิจารณาว่าเป็นข้อมูลสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพบเงื่อนไขว่าการสูญหายนั้นไม่ได้ขึ้นกับค่าสังเกต ( $X_i$) ภายหลังการควบคุมตัวแปรอื่นแล้ว

สำหรับข้อมูลซึ่งเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) นั้น ความน่าจะเป็นของการสูญหายเป็นผลจากค่าตัวแปรสังเกตได้อื่น ๆ เท่านั้น ซึ่งหมายความว่า กระบวนการสูญหายอาจสัมพันธ์กับการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) จากเงื่อนไขของตัวแปรร่วมที่สังเกตได้ (observable covariates) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.8)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mis}) = P(M \mid Y_{obs}) \quad (2.8)$$

นอกจากนี้ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ยังสามารถเรียกได้อีกอย่างว่า การสูญหายที่ละเลยได้ ( ignorable missing) เนื่องจากในการดำเนินการในการกระบวนการสรุปอ้างอิง เช่น การประมาณค่าที่อิง likelihood ข้อมูลที่ไม่ได้สังเกตอาจถูกละเลยใน likelihood

ในกรณีนี้ Rubin (1976) ยกตัวอย่างว่า ผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจต่ำมักจะข้ามการตอบข้อคำถามในแบบสอบถามการประเมินประสิทธิภาพตนเอง นอกจากนี้ ค่าสูญหายที่เกิดขึ้นในกลุ่มผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจต่ำ เมื่อพิจารณาเทียบกับกลุ่มที่มีแรงจูงใจระดับปกติ พบว่าไม่มีความสัมพันธ์กันระหว่างแนวโน้มของค่าสูญหายหรือประสิทธิภาพตนเองของผู้สอบ ซึ่งหมายความว่า ไม่มีความสัมพันธ์ส่วนที่เหลือระหว่างการสูญหายกับประสิทธิภาพตนเองเมื่อระดับแรงจูงใจถูกควบคุมแล้ว จึงเป็นข้อสังเกตที่สำคัญของการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่คะแนนแรงจูงใจถูกรวมเข้าไปในการวิเคราะห์คะแนนประสิทธิภาพตนเอง

อย่างไรก็ตาม หากคะแนนแรงจูงใจไม่ได้รวมผลการวัดเข้าไปในโมเดลการวิเคราะห์แล้วกลไกการสูญหายจะมีลักษณะเป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

**2.3.3 การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)**

ถ้าข้อมูลไม่ได้เกิดการสูญหายอย่างสุ่ม หรือสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่มแล้ว การสูญหายของข้อมูลจะเป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

สำหรับข้อมูลที่เป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น ไม่สามารถอธิบายการสูญหายด้วยตัวแปรสังเกตได้ เพราะการสูญหายเป็นผลที่เกิดขึ้นแน่นอนจากค่าที่ไม่ได้สังเกต ($Y_{mis}$) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.9)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mis}) \neq P(M \mid Y_{obs}) \quad (2.9)$$

นอกจากนี้ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) สามารถเรียกได้อีกอย่างว่า การสูญหายที่ละเลยไม่ได้ ( nonignorable missing) และวิธีการเฉพาะภายใต้ข้อมูลสูญหายซึ่งต้องใช้โมเดลในการกำจัดความลำเอียงในการอ้างอิงผลสรุป

ตัวอย่างเกี่ยวกับ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นี้ Rubin (1976) ยกตัวอย่างว่า ผู้สอบที่มีระดับความสามารถทางคณิตศาสตร์ต่ำจะข้ามข้อสอบที่ผู้สอบไม่มีความเชื่อมั่นว่าจะแก้ปัญหาเพื่อหาคำตอบได้ ซึ่งในกรณีนี้ ค่าสูญหายจะสัมพันธ์กับระดับของการประเมิน

ความสามารถของผู้สอบ หรืออาจกล่าวได้อีกอย่างหนึ่งว่า การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่มเป็นผลของตัวแปรอิสระที่สัมพันธ์กับการสูญหาย

กรณีที่ผู้วิจัยมีข้อมูลสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ปัญหาที่เกิดขึ้นนั้น แนวทางเดียวที่จะได้มาซึ่งการประมาณค่าที่ไม่ลำเอียงของค่าพารามิเตอร์คือการสร้างโมเดลการสูญหาย นอกจากนี้ อาจจำเป็นต้องเขียนโมเดลซึ่งอธิบายการสูญหายของข้อมูล โดยโมเดลนี้จะถูกรวมเข้าไปในโมเดลที่สมบูรณ์กว่าภายหลังสำหรับการประมาณค่าการสูญหายซึ่งเป็นเรื่องที่สามารถทำได้

## 2.4 วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย

### 2.4.1 การพัฒนาวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย

นับแต่อดีตจนถึงปี ค.ศ. 1970 ค่าสูญหายถูกจัดการเบื้องต้นด้วยการแก้ไขข้อมูล ซึ่ง Rubin (1976) ได้พัฒนากรอบการสรุปอ้างอิงจากข้อมูลสมบูรณ์ที่ยังคงใช้กันในปัจจุบัน เช่น สูตรของวิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm หรือ EM algorithm: EM) (Dempster, Laird, and Rubin, 1977) ทำให้มีความเป็นไปได้ในการคำนวณการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) ในปัญหาข้อมูลสูญหายหลาย ๆ ปัญหา (Schafer and Graham, 2002) ซึ่งตรงข้ามกับวิธีการลบข้อมูลที่สูญหายทิ้งหรือเติมข้อมูลในกรณีที่ข้อมูลไม่สมบูรณ์

วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood: ML) จะจัดการตัวแปรข้อมูลสูญหายอย่างสุ่มโดยการกำจัดข้อมูลสูญหายออกไปจาก ฟังก์ชันความเป็นไปได้ (likelihood function) ให้เหมือนประหนึ่งว่าข้อมูลสูญหายที่กำจัดออกไปนั้นไม่เคยเป็นกลุ่มตัวอย่าง ( Schafer and Graham, 2002) นอกจากนี้ Rubin (1987) ได้แนะนำแนวคิดของวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) ซึ่งค่าสูญหายแต่ละค่าถูกแทนที่ด้วย $m>1$ ซึ่งการจำลองค่าของข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ด้วยวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) นั้น จะใช้คอมพิวเตอร์และเทคนิควิธีการจำลองข้อมูลใหม่ ๆ ที่ช่วยอำนวยความสะดวกให้การจำลองข้อมูลเพื่อศึกษาด้วยวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) ง่ายและสะดวกมากยิ่งขึ้น ส่วนวิธีการจำลองข้อมูลแบบ Bayesian นั้น เกิดขึ้นในช่วงหลังปี ค.ศ. 1980 ( Schafer and Graham, 2002)

ทั้งวิธีการประมาณค่าแบบการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood: ML) และการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) กำลังกลายมาเป็นวิธีมาตรฐานในปัจจุบันเพราะสามารถใช้โปรแกรมสำเร็จรูปต่าง ๆ มาช่วยได้ ซึ่งรายละเอียดจะกล่าวในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องต่อไป

นอกจากนี้ ในปี 1990 พบว่ามีการพัฒนาวิธีการใหม่ ๆ เกิดขึ้น เช่น การถ่วงน้ำหนักซ้ำ (reweighting) และจากการสำรวจระเบียบวิธีต่าง ๆ พบว่ามีความเสนอแนวคิดสำหรับจัดการกับข้อมูลสูญหายในโมเดลถดถอย (regression model) กับตัวแปรร่วมสูญหาย (Ibrahim, 1990) วิธีการใหม่ของการวิจัยที่มุ่งเป้าไปยังประเด็นเกี่ยวกับการจัดการข้อมูลสูญหายว่าจะทำอย่างไรกับข้อมูลสูญหายเพื่อหลีกเลี่ยงข้อกำหนดเฉพาะของ full parametric model สำหรับประชากร (Robins, Rotnitzky, and Zhao, 1994) และวิธีการใหม่สำหรับโมเดลที่ละเลยไม่ได้ ซึ่งความน่าจะเป็นของการไม่ตอบสนองเป็นผลมาจากค่าสูญหายของตัวแปรสังเกตได้

**2.4.2 เป้าหมายและเกณฑ์การพิจารณาข้อมูลสูญหาย**

ในกรณีที่ข้อมูลปราศจากข้อมูลสูญหาย เป้าหมายของวิธีการทางสถิติคือการทำให้การสรุปอ้างอิงมีความเป็นเหตุเป็นผลและมีประสิทธิภาพในการอ้างอิงเกี่ยวกับประชากรที่ศึกษา ไม่ใช่เพื่อการประมาณค่า การทำนาย หรือการกู้คืนค่าการสังเกตที่สูญหาย หรือเพื่อให้ได้มาซึ่งผลลัพธ์เดียวกันกับข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งในบางครั้ง การพยายามกู้คืนข้อมูลสูญหายอาจทำให้คุณค่าของการสรุปอ้างอิงลดลง เช่น วิธีจัดการข้อมูลสูญหายด้วยวิธีการแทนที่ค่าเฉลี่ย (mean substitution) ซึ่งเป็นการแทนที่แต่ละค่าสูญหายของตัวแปร ด้วยค่าเฉลี่ยของค่าสังเกตซึ่งอาจทำให้สามารถทำนายข้อมูลได้ถูกต้องแม่นยำ แต่เป็นการบิดเบือนการประมาณค่าความแปรปรวนและสหสัมพันธ์ ดังนั้น การจัดการค่าสูญหายจึงไม่สามารถประเมินแยกต่างหากได้อย่างเหมาะสมจากโมเดล การประมาณค่าหรือการทดสอบกระบวนการในการจัดการข้อมูลสูญหายจึงยังคงต้องยึดถือไว้ (Little and Rubin, 1987, 2002; Rubin, 1987; Schafer and Graham, 2002)

Neyman and Pearson ได้สร้างเกณฑ์เบื้องต้นสำหรับวิธีการประเมินทางสถิติขึ้น (Neyman, 1937; Neyman and Pearson,1933) โดยให้ Q แทนจำนวนประชากรในการประมาณค่าและ $\hat{Q}$ แทนการประมาณค่าของ Q โดยอิงข้อมูลตัวอย่าง เมื่อข้อมูลประกอบด้วยค่าสูญหายแล้ว วิธีจัดการกับข้อมูลควรพิจารณาถึงวิธีการทั้งหมดสำหรับคำนวณ $\hat{Q}$ ถ้าวิธีการนั้น ๆ ใช้ได้ดีแล้ว $\hat{Q}$ จะมีค่าใกล้เคียงกับ Q โดยค่าเฉลี่ยของ $\hat{Q}$ และ Q จะมีค่าใกล้เคียงกันทุกครั้งในการทำซ้ำกับกลุ่มตัวอย่าง เนื่องจาก เป้าหมายของวิธีที่ใช้คือต้องการให้ความลำเอียงหรือแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ย $\hat{Q}$ และ Q มีค่าน้อย ๆ นอกจากนี้ เพื่อให้ความแปรปรวนหรือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $\hat{Q}$ มีค่าน้อย ๆ ด้วย เมื่อความลำเอียงและความแปรปรวนถูกรวมเข้าไปในการวัดเชิงเดียวหลายครั้ง หรือที่เรียกว่า ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (mean square error) ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของผลต่างกำลังสอง $\left(\hat{Q} - Q\right)^2$ เหนือการทำซ้ำกลุ่มตัวอย่าง ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย จะมีค่าเท่ากับความลำเอียงกำลังสองบวกความแปรปรวน (Schafer and Graham, 2002)

ความลำเอียง ความแปรปรวน และความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เป็นค่าอธิบายพฤติกรรมของการประมาณค่า แต่นอกจากนี้ ผู้วิจัยยังต้องการความเที่ยงตรงในการวัดความแน่ใจในสิ่งที่ผู้วิจัยกำลังศึกษาด้วย ( Little and Rubin, 1987, 2002; Rubin, 1987; Schafer and Graham, 2002)

ในการรายงานความคลาดเคลื่อนมาตรฐานนั้น $SE(\hat{Q})$ จะต้องใกล้เคียงกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่เป็นจริงของ $\hat{Q}$ ซึ่งวิธีการสำหรับช่วงความเชื่อมั่น เช่น $\hat{Q} \pm SE(\hat{Q})$ สำหรับช่วงความเชื่อมั่น 95% ควรครอบคลุม Q ด้วยความน่าจะเป็นที่ใกล้เคียงกับ อัตรานามบัญญัติ (nominal rate) ถ้าอัตราความครอบคลุม (coverage rate) มีความถูกต้องแม่นยำแล้ว ความน่าจะเป็นของ Type I error จะมีความถูกต้องแม่นยำด้วย ซึ่งในประเด็นของความถูกต้องแม่นยำของขอบเขตการศึกษานั้น Schafer and Graham (2002) กล่าวว่า ต้องการให้เกิดช่วงแคบ เนื่องจากช่วงแคบจะลดอัตราของ Type II error และเพิ่มอำนาจการทดสอบให้สูงขึ้น

เมื่อค่าสูญหายเกิดขึ้นจากเหตุผลที่เกินกว่าผู้วิจัยจะควบคุมได้นั้น ผู้วิจัยต้องกำหนดข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับกระบวนการที่ก่อให้เกิดค่าสูญหายเหล่านั้นขึ้น ซึ่งข้อตกลงปกติไม่สามารถทดสอบได้ การแนะนำในทางวิทยาศาสตร์ที่ดีคือ ข้อตกลงควรสร้างความชัดเจนและความไวของผลสรุปของการเบี่ยงเบนหรือคลาดเคลื่อนทางการศึกษา ซึ่งความหวังหนึ่งคือการสรุปที่เหมือนกันจะเป็นไปตามความหลากหลายของความเป็นไปได้ของข้อตกลงที่เป็นทางเลือก เมื่อเหตุการณ์ไม่เกิดขึ้นควรรายงานความไวด้วย

นอกจากนี้ Schafer and Graham (2002) กล่าวเพิ่มเติมว่า ควรหลีกเลี่ยงการแก้ไขปัญหาข้อมูลสูญหายให้ เกิด ความชัดเจน แต่ควรแก้ไขนิยามความจริงของพารามิเตอร์หรือประชากรใหม่ เช่น การพิจารณา การถดถอยเชิงเส้น (linear regression) ของ Y บน X และเสนอตัวบ่งชี้ dummy Z มีค่าเป็นหนึ่งเมื่อ X เป็นค่าที่สูญหายและมีค่าเป็นศูนย์เมื่อ X เป็นค่าสังเกต วิธีการนี้เป็นการแก้ไขสัมประสิทธิ์เท่านั้นในโมเดลเดิม เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.10)

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X \quad (2.10)$$

เมื่อ E แทน ค่าคาดหมาย

$\beta_0$ และ $\beta_1$ แทน จุดตัดและความชันของประชากรทั้งหมด

ในการขยายโมเดล เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.11)

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Z \quad (2.11)$$

เมื่อ $\beta_0$ และ $\beta_1$ แทน จุดตัดและความชันของผู้ตอบข้อมูล

$\beta_0 + \beta_2$ แทน ค่าเฉลี่ยของ Y ระหว่างผู้ไม่ตอบข้อมูล

สำหรับตัวอย่างอื่นที่สนับสนุนค่าสูญหายที่เกิดขึ้นในผลที่ตามมาแบบ นามบัญญัติ (nominal) ด้วยการตอบไม่ต่อเนื่อง 1, 2, ..., k วิธีการจัดกระทำข้อมูลสูญหายวิธีหนึ่งคือจัดเป็นข้อมูลไม่ต่อเนื่อง k+1 แต่แก้ไขข้อมูลไม่ต่อเนื่อง 1, 2, ..., k ในการประยุกต์ใช้กับผู้ตอบข้อมูลเท่านั้น

**2.4.3 วิธีการที่ใช้จัดการข้อมูลสูญหาย**

วิธีการต่าง ๆ ที่ใช้จัดการกับข้อมูลสูญหายในปัจจุบันส่วนใหญ่มีซอฟต์แวร์โปรแกรมทางสถิติที่ได้มาตรฐานที่เหมาะสมหลายโปรแกรม เช่น SAS, SPSS หรือ BILOG รวมถึงการประมาณค่าทดแทนข้อมูล วิธีการที่ไม่รวมการประมาณค่าทดแทนข้อมูล รวมถึงการจัดการข้อสอบสูญหาย เช่น การไม่แสดงคำตอบ ( no presented: NP) ตอบผิด (incorrect: IN) และตอบถูกบางส่วน (fractionally correct: FR) ซึ่งสามารถดำเนินการได้โดยตรงโดยใช้โปรแกรมการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ BILOGMG (Zimowski, Muraki, Mislevy, and Bock, 2003) การประมาณค่าทดแทนที่เป็นหลักฐานจากแหล่งที่มาอื่น ๆ ของสารสนเทศ เช่น การสังเกตที่ไม่มีการสูญหายในชุดข้อมูล ซึ่งค่าข้อมูลสูญหายอาจเกิดขึ้น เช่น ในบริบทของการสอบ ค่าการตอบข้อสอบสูญหายสามารถประมาณค่าทดแทนโดยใช้การตอบของผู้สอบในข้อสอบข้ออื่นของแบบสอบ รวมทั้งการตอบของผู้สอบคนอื่น ๆ (Finch, 2008)

วิธีการที่ใช้ในการจัดกระทำกับข้อมูลสูญหายมีหลายวิธี แต่ทั้งนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบเก่าหรือแบบดั้งเดิม กับกลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบใหม่ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550 ; Allison, 2002; Enders, 2004; Finch,

2008; Garson, 2008; Gibson and Olejnik, 2003; Leite and Beretvas, 2004; Little and Rubin, 1987; Schafer and Graham, 2002)

**2.4.3.1 กลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบเก่าหรือแบบดั้งเดิม**

**1) การลบเป็นกรณี (case deletion)** ในบรรดาวิธีแบบเก่าสำหรับจัดการกับข้อมูลสูญหายนั้น วิธีที่เป็นที่นิยมที่สุดในการกำจัดข้อมูลเพื่อให้สารสนเทศที่สมบูรณ์คือ การลบเป็นกรณี (case deletion) หรือที่รู้จักกันทั่วไปคือ การลบตามรายการ ( listwise deletion: LD) และการลบเป็นกรณีแบบสมบูรณ์ ( complete case analysis) ซึ่งใช้โดยการกำหนดในโปรแกรมทางสถิติทั้งหลาย แต่รายละเอียดของการประยุกต์ใช้วิธีการเหล่านี้แตกต่างกันออกไปดังนี้

*1.1) การลบตามรายการ (listwise deletion: LD)* จะกำหนดขอบเขตการศึกษาของหน่วยการศึกษาว่า เป็นค่าสังเกตได้สำหรับตัวแปรทั้งหมด ภายใต้การพิจารณา เช่น การคำนวณตัวอย่าง เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) สำหรับข้อสอบข้อที่ $X_1$, …, $X_p$ นั้น การลบตามรายการจะละเว้นการพิจารณาไม่ว่ากรณีใดก็ตามที่มีค่าสูญหายในไม่ว่าตัวแปร $X_1$, …, $X_p$ ใด ๆ

*1.2) การวิเคราะห์กรณีที่เป็นไปได้ทั้งหมดที่เหมาะสม ( available-case analysis*: AC) เป็นวิธีตรงกันข้ามกับการลบตามรายการ ( listwise deletion: LD) โดยใช้ชุดของหน่วยตัวอย่างที่แตกต่างกันสำหรับพารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน ในการประมาณค่าความแปรปรวนร่วม ซึ่งบางครั้งเรียกว่า การลบเป็นรายคู่ ( pairwise deletion หรือ pairwise inclusion) เช่น การใช้ทุกค่าสังเกตได้ของ $X_j$ ในการประมาณค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $X_j$ และทุกคู่ของค่าสังเกตได้ ( $X_j$, $X_k$) ในการประมาณค่าความแปรปรวนร่วมของ $X_j$ และ $X_k$ สำหรับสหสัมพันธ์ระหว่าง $X_j$ และ $X_k$ ซึ่งอาจคำนวณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่างโดยใช้ชุดของหน่วยตัวอย่างเดียวกัน โดยใช้การประมาณค่าความแปรปรวนร่วม นอกจากนี้ อาจแบ่งการประมาณค่าความแปรปรวนร่วมโดยการประมาณค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งภายหลังปรากฏว่าวิธีการนี้มีประสิทธิภาพมากกว่า แต่วิธีนี้มีความเป็นไปได้ที่จะทำให้สหสัมพันธ์อยู่นอกช่วง [-1, 1] ซึ่งมีสาเหตุมาจากค่า eigen หนึ่งค่าหรือมากกว่านั้นเป็นลบ ซึ่งเชื่อว่าภายใต้หลักการวิเคราะห์ available-case analysis เพื่อสร้างข้อมูลที่ใช้ได้ทั้งหมดนั้น มีความเป็นเหตุเป็นผลสูง แต่กรณีการลบทิ้งนี้ เป็นวิธีการที่ไม่ดีนักในการคำนวณ ซึ่งข้อจำกัดอื่น ๆ ของการวิเคราะห์กรณีที่เป็นไปได้ทั้งหมดที่เหมาะสม (available- case analysis: AC) คือ เนื่องจากพารามิเตอร์ถูกประมาณค่าจากชุดของหน่วยตัวอย่างที่แตกต่างกัน จึงยากที่จะคำนวณ

ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของวิธีการวัดแบบอื่นที่มีความคลุมเครือ หรือความไม่ชัดเจน เช่น วิธีการวิเคราะห์ที่ยุ่งยาก และกระบวนการอื่น ๆ ที่น่าสนใจกว่าในการให้ผลการประมาณค่าคุณลักษณะที่ดีกว่า

ลักษณะของการลบเป็นกรณี ( properties of case deletion) นั้น อาจเป็นวิธีการที่ถูกกระตุ้น เช่น กรณีของข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่งนิยามของ integral ของ $P(Y_{com}, \theta)$ ที่สัมพันธ์กับ $Y_{mis}$ เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.12)

$$P(Y_{obs}; \theta) = \int P(Y_{com}; \theta) dY_{mis} \qquad (2.12)$$

ซึ่งจากสมการการแจกแจงการสุ่มสำหรับ $Y_{obs}$ เป็นผลภายใต้เงื่อนไขการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) เท่านั้น มีเพียงบางกรณีเท่านั้นที่มีการสร้างการสรุปอ้างอิงที่เหมาะสมภายใต้การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เช่น ภายใต้รูปแบบการสูญหายตัวแปรสุ่มหนึ่งตัว (univariate missingness pattern) พารามิเตอร์ของ สมการถดถอย (regression) ของ Y บนทุกชุดข้อมูลย่อย (subset) ของ $X_1, \ldots, X_p$ สามารถประมาณค่าจากกรณีที่สมบูรณ์และการประมาณค่ามีเหตุผลและประสิทธิภาพภายใต้การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) (Graham and Donaldson, 1993) อย่างไรก็ตาม ข้อสรุปนี้ไม่สามารถขยายผลไปยังการวัดของสถานการณ์อื่นระหว่าง Y และ X เช่น สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือพารามิเตอร์ของขอบเขตการแจกแจงของ Y เมื่อข้อมูลสูญหายไม่ใช่การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม ข้อสรุปของการลบกรณีทิ้ง อาจเกิดความลำเอียง เนื่องจากข้อมูลที่สมบูรณ์อาจไม่ได้เป็นตัวแทนของประชากรทั้งหมด ถ้าการเบี่ยงเบนจากการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ไม่สำคัญแล้ว ผลกระทบของความลำเอียงนี้อาจไม่สำคัญ แต่ในทางปฏิบัติเป็นเรื่องยากที่จะตัดสินว่าความลำเอียงควรมีขนาดใหญ่แค่ไหน

ในการจัดการข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) การลบเป็นกรณี อาจไม่มีประสิทธิภาพ จึงควรพิจารณารูปแบบ ตัวแปรต้นหนึ่งตัว (univariate) อีกครั้ง และหากต้องการประมาณค่าลักษณะของขอบเขตการแจกแจงของ Y สามารถทำนายได้จาก X ได้อย่างใกล้เคียง การประมาณค่าโดยอิงกรณีการลบเป็นกรณีในการลดตัวอย่างของค่า Y โดยการละเลยสารสนเทศการทำนายที่เด่นที่มีใน $X_s$ ผู้วิจัยควรทราบความรุนแรงของการขาดประสิทธิภาพของกรณีการลบเป็นกรณีในการวิเคราะห์พหุตัวแปรที่รวมข้อสอบหลายข้อในอัตราที่ไม่รุนแรงของค่าสูญหายในข้อสอบแต่ละข้อ อาจเป็นส่วนหนึ่งของสาเหตุใหญ่ของกลุ่มตัวอย่างที่ถูกตัดออก

คุณสมบัติหลักที่ดีของการลบเป็นกรณีคือ ความง่าย ถ้าปัญหาข้อมูลสูญหายสามารถแก้ไขได้โดยการตัดออกเพียงส่วนน้อยของกลุ่มตัวอย่างเท่านั้นแล้ว วิธีการนี้อาจมีประสิทธิภาพมาก อย่างไรก็ตาม ในสถานการณ์นั้นควรสำรวจข้อมูลเพื่อสร้างความมั่นใจว่าการลบเป็นกรณีจะไม่เกิดผลสะท้อนที่ไม่เหมาะสม

**2) Reweighting** ในบางสถานการณ์ที่ไม่ใช่การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) มีความเป็นไปได้ที่จะลดความลำเอียงจากวิธีการลบเป็นกรณี โดยการประยุกต์ใช้ความเหมาะสมของการถ่วงน้ำหนัก ภายหลังการคัดกรณีที่ไม่สมบูรณ์ออกแล้ว ข้อมูลสมบูรณ์ที่เหลืออยู่จากการถ่วงน้ำหนัก ดังนั้น การแจกแจงของข้อมูลที่เหลือจะใกล้เคียงกับข้อมูลสมบูรณ์ของกลุ่มตัวอย่างหรือประชากรกับความสัมพันธ์ของตัวแปรสนับสนุน การถ่วงน้ำหนักจะได้มาจากความน่าจะเป็นของการตอบ ซึ่งประมาณค่าจากข้อมูล เช่น โดยวิธี โลจิสติก (logistic) หรือ สมการถดถอยโพรบิต (probit regression) การถ่วงน้ำหนักสามารถกำจัดความลำเอียงเนื่องจากการตอบที่แตกต่างกันสัมพันธ์กับตัวแปรที่ใช้ในโมเดลความน่าจะเป็นของการตอบ แต่วิธีนี้เป็นวิธีที่ไม่ถูกต้องสำหรับความลำเอียงที่สัมพันธ์กับตัวแปรที่ไม่สามารถวัดได้ทั้งหมด

การถ่วงน้ำหนักใน nonparametric ซึ่งไม่มีโมเดลสำหรับการแจกแจงของค่าข้อมูลในประชากร แต่กำหนดบางโมเดลสำหรับความน่าจะเป็นของการตอบ การถ่วงน้ำหนักเป็นวิธีที่ง่ายในการประยุกต์ใช้สำหรับ univariate และ monotone สำหรับรูปแบบที่ไม่มีความสมเหตุสมผลของค่าสูญหาย (arbitrary pattern) วิธีการถ่วงน้ำหนักนี้ ไม่เป็นที่สนใจเนื่องจากต้องมีความเป็นไปได้ในการคำนวณชุดของการถ่วงน้ำหนักที่แตกต่างกันสำหรับแต่ละตัวแปร ซึ่งในปัจจุบัน วิธีการถ่วงน้ำหนักกำลังกลับมาได้รับความสนใจอีกครั้ง ด้วยวิธีการใหม่สำหรับ parametric และ semi parametric regression ที่เกิดขึ้นใน biostatistics

**3) Averaging the Available Items** หลายคุณลักษณะที่น่าสนใจของนักจิตวิทยา เช่น การเห็นคุณค่าในตนเอง ภาวะซึมเศร้า ความวิตกกังวล คุณภาพชีวิต เป็นต้น ซึ่งไม่สามารถวัดความเที่ยงได้ด้วยข้อคำถามข้อเดียว ดังนั้น นักวิจัยจำนวนมากจึงสร้างมาตรวัดโดยการเฉลี่ยการตอบจากข้อสอบจำนวนมาก ซึ่งค่าเฉลี่ยอาจถูกกระตุ้นด้วยความคิดที่ว่าข้อสอบสามารถแทนที่กันได้ ( exchangeable) การวัดความเท่ากันของความเที่ยงของปัจจัยเชิงเดี่ยว (unidimensional trait) ข้อสอบจะเป็นฉบับมาตรฐานที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นหนึ่ง ก่อนนำมาหาค่าเฉลี่ย ถ้าผู้สอบมีค่าสูญหายสำหรับข้อสอบหนึ่งข้อหรือมากกว่าหนึ่งข้อขึ้นไป ซึ่งมีความสมเหตุสมผลมากกว่าในการหาค่าเฉลี่ยของข้อสอบที่สมบูรณ์

มากกว่าการรายงานค่าสูญหายสำหรับมาตรวัดทั้งหมด วิธีการนี้มีการนำไปปฏิบัติอย่างกว้างขวาง แต่ความน่าจะเป็นของวิธีนี้ยังมีส่วนที่ไม่ได้ศึกษาอีกมาก เช่น วิธีนี้ไม่ได้ทำให้เกิดความเท่าเทียมกันระหว่างกลุ่มที่นำมาจำแนก ซึ่งแท้จริงแล้ว ผู้วิจัยบางคนอาจใช้วิธีนี้โดยไม่ได้เข้าใจว่า เป็นเทคนิคสำหรับจัดการกับข้อมูลสูญหาย แต่เลือกใช้แทนที่จะพิจารณาวิธีนี้ในส่วนของนิยามมาตรวัด ซึ่งบางครั้งอาจเรียกว่า case-by-case item deletion ซึ่งมีนักวิชาการแนะนำในรูปของ ipsative mean imputation เนื่องจากเป็นวิธีที่มีความเท่าเทียมในการแทนที่ค่าเฉลี่ยการตอบของผู้สอบแต่ละคนที่มีข้อมูลการตอบสนองข้อสอบสูญหาย

การหาค่าเฉลี่ยของข้อสอบที่เหมาะสมเป็นเรื่องยากที่จะพิสูจน์ความถูกต้องของทฤษฎีจากการสุ่มตัวอย่างหรือ likelihood perspective ตรงข้ามกับวิธีการลบเป็นกรณี ซึ่งอาจนำไปสู่ความลำเอียงภายใต้การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่ง Schafer and Graham (2002) ยกตัวอย่างว่า มาตรวัดถูกนิยามด้วยค่าเฉลี่ยของข้อสอบหกข้อ และคำนวณค่าเฉลี่ยสำหรับผู้สอบแต่ละคนที่ตอบข้อสอบไม่น้อยกว่าสามข้อ ซึ่งความแปรปรวนของข้อมูลสูญหายของมาตรวัดมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เนื่องจาก เป็นการผสมของค่าเฉลี่ยของข้อสอบจำนวน 3 ข้อ 4 ข้อ 5 ข้อ หรือ 6 ข้อ ซึ่งมากกว่าค่าเฉลี่ยของข้อสอบทั้ง 6 ข้อ นอกจากนี้ ยังทำให้ความเที่ยงของมาตรวัดน้อยลงด้วย เนื่องจากความเที่ยงจะลดลงตามจำนวนของข้อสอบที่มีจำนวนน้อย (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) นอกจากนี้ วิธีการนี้ยังยกระดับความยากของแนวคิดพื้นฐานขึ้นอีกด้วย มาตรวัดอาจนิยามใหม่จากค่าเฉลี่ยของการใช้ชุดข้อสอบในการหาค่าเฉลี่ยที่เหมาะสมทั้งหมด การนิยามในปัจุบัน นิยามว่า มาตรวัดเป็นผลมาจากอัตราส่วนและรูปแบบเฉพาะของการไม่ตอบสนองในกลุ่มตัวอย่างปัจจุบัน และยังแปรปรวนเนื่องจากผู้สอบหนึ่งคนหรือเหตุผลอื่น ซึ่งการฝ่าฝืนหลักการนี้ในการประมาณค่าจะเป็นการนิยามลักษณะของประชากรไม่ใช่การสร้างขึ้นของชุดข้อมูลเฉพาะ

**4) Single Imputation** เมื่อหน่วยตัวอย่างนำเสนอสารสนเทศบางส่วน ซึ่งเป็นการกระตุ้นให้แทนที่ข้อสอบสูญหายด้วยค่าที่เป็นได้ ( plausible values) และดำเนินการด้วยการวิเคราะห์ที่ต้องการมากกว่าการคัดออกจากหน่วยตัวอย่างทั้งหมด การประมาณค่าทดแทน (imputation) ซึ่งเป็นการดำเนินการเติมเต็มในข้อมูลสูญหาย ซึ่งมีรูปแบบที่ต้องการเป็นจำนวนมาก และเป็นวิธีที่เป็นไปได้ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าการลบเป็นกรณี เนื่องจากไม่มีหน่วยตัวอย่างถูกคัดออก เป็นการคงไว้ซึ่งกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด ซึ่งจะช่วยป้องกันการสูญเสียของอำนาจในการสรุปผลจากการทำให้ขนาดของกลุ่มตัวอย่างลดลง นอกจากนั้น ถ้าข้อมูลที่สังเกตมีสารสนเทศที่เป็นประโยชน์ในการทำนายค่าสูญหาย วิธีการประมาณค่าทดแทนสามารถใช้ให้เป็น

ประโยชน์ในสารสนเทศและคงความถูกต้องสูงไว้ การประมาณค่าทดแทนยังทำให้เกิดความชัดเจนของชุดข้อมูลสมบูรณ์ โดยอาจวิเคราะห์ด้วยวิธีการมาตรฐานและโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับผู้ใช้ข้อมูลค่าทางการปฏิบัติของความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้เทคนิคหรือโปรแกรมสำเร็จรูปอย่างกว้างขวาง ในท้ายที่สุดแล้ว เมื่อข้อมูลถูกวิเคราะห์โดยผู้สอบจำนวนมากหรือข้อมูลจริงที่มีอยู่ การประมาณค่าทดแทนหนึ่งครั้งก่อนการวิเคราะห์ทั้งหมด จะช่วยรับประกันว่า ชุดของหน่วยตัวอย่างที่เหมือนกันจะพิจารณาด้วยข้อมูลที่มีอยู่จริง ซึ่งจะช่วยอำนวยความสะดวกในการเปรียบเทียบผลสรุป ในทางตรงกันข้าม การประมาณค่าทดแทนอาจยากในการทำให้สำเร็จโดยเฉพาะในระบบพหุตัวแปรบางวิธีการประมาณค่าทดแทนที่เกี่ยวกับข้อมูลสูญหายโดยเฉพาะ (ad hoc imputation methods) สามารถบิดเบือนการแจกแจงและความสัมพันธ์ของข้อมูล ซึ่งวิธีการในกลุ่มของ Single Imputation มีดังนี้

4.1) *Imputing unconditional means* ในการพิจารณาวิธีปฏิบัติที่เป็นที่นิยมในการแทนที่ค่าเฉลี่ย โดยการแทนที่ค่าสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของค่าที่สังเกตได้สำหรับข้อสอบข้อนั้น ๆ ค่าเฉลี่ยของตัวแปรจะถูกสงวนไว้ แต่ลักษณะอื่น เช่น การแจกแจง ความแปรปวน quantiles และอื่น ๆ จะถูกแก้ไขด้วยลักษณะที่เป็นไปได้

4.2) *Imputing from unconditional distributions* แนวคิดภายใต้การแทนที่ค่าเฉลี่ยเพื่อทำนายค่าข้อมูลสูญหายเป็นส่วนหนึ่งของการเข้าใจผิดว่าเป็นวิธีที่ดีในการคงไว้ซึ่งการแจกแจงของตัวแปร ระเบียบวิธีทางการสำรวจ เพื่อแก้ความเข้าใจผิดนี้ มีนักวิชาการได้พัฒนาลำดับของวิธีการประมาณค่าทดแทนที่มีประสิทธิภาพในการคงไว้ซึ่งรูปร่างของการแจกแจง (Madow, Nisselson, and Olkin, 1983) หนึ่งในกลุ่มของวิธีนี้คือ hot deck imputation ซึ่งทำให้ข้อมูลของผู้สอบที่ไม่ตอบเต็มด้วยค่าจากผู้สอบตามความเป็นจริง ใน simple univariate hot deck จะแทนที่แต่ละค่าสูญหายด้วยการเขียนอย่างสุ่มจากค่าที่สังเกตได้ hot deck imputation ไม่มีโมเดล parametric แต่เป็นการแก้ปัญหาบางส่วนของการอธิบายที่ยังไม่แน่นอน เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของข้อสอบที่ไม่บิดเบือน อย่างไรก็ตาม หากปราศจากการกลั่นกรองต่อไป วิธีการนี้ยังคงทำให้สหสัมพันธ์เกิดการบิดเบือนและการวัดอื่น ๆ ของความสัมพันธ์

4.3) *Imputing conditional means* ในสถานการณ์ของ univariate โมเดลถดถอย (regression moel) สำหรับการทำนาย Y จาก X = ($X_1$, …, $X_p$) อาจทำให้พื้นฐานสำหรับการประมาณค่าทดแทน โมเดลนี้เป็นความสอดคล้องอันดับแรกกับกรณีที่ Y ทราบค่า จากนั้น เชื่อมค่าของ X สำหรับผู้สอบที่ไม่ตอบข้อสอบเข้าไปในสมการ ถดถอย (regression) จะได้

การทำนาย $\hat{Y}$ สำหรับค่าสูญหายของ Y การแทนที่ Y ด้วย $\hat{Y}$ เรียกว่า การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไข ( conditional mean imputation) เนื่องจาก $\hat{Y}$ ประมาณค่าเงื่อนไขค่าเฉลี่ยของ Y ซึ่งกำหนดให้ X ทั้งนี้ การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไข ( conditional mean imputation) เป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับกลุ่มจำกัด ปัญหาการประมาณค่า ถ้าการแก้ไขเฉพาะนี้ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน ค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X และ Y (Schafer and Schenker, 2000) วิธีนี้ ไม่แนะนำให้ใช้ในการวิเคราะห์ความแปรปวนร่วมหรือสหสัมพันธ์ เนื่องจากให้ค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X และ Y ที่ดีเกินจริง นั่นคือ multiple regression $R^2$ ในค่าประมาณทดแทนเป็น 1.00 ถ้าไม่มีความสัมพันธ์ระหว่าง Y และ ตัวแปรร่วม X แล้ว จะปรับไปใช้ ordinary mean substitution

4.4) *Imputing from a conditional distribution* การบิดเบือนของความแปรปรวนร่วมอาจถูกกำจัดถ้าค่าสูญหายแต่ละค่าของ Y ถูกแทนที่โดยสร้างอย่างสุ่ม (random draw) จากเงื่อนไขหรือการแจกแจงการทำนายของ Y ซึ่งกำหนดให้ X โดยที่ไม่ใช้การแทนที่ด้วยการทำนาย ถดถอย (regression) จากโมเดลเชิงเส้นมาตรฐาน (standard linear model) โดยอาจเพิ่ม $\hat{Y}$ ซึ่งเป็นการเขียนความคลาดเคลื่อนส่วนที่เหลือ ( residual error) จากการแจกแจงปกติ โดยค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และความแปรปรวนประมาณค่าด้วย residual mean square ในสมการถดถอยโลจิสติก ( logistic regression) สำหรับการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) Y อาจคำนวณความน่าจะเป็นความสอดคล้อง $\hat{p}$ สำหรับแต่ละกรณี ด้วยตัวแปรสุ่มเอกรูปอย่างสุ่มu (random uniform variate u) และ เซตY = 1 เมื่อ $u \leq \hat{p}$ และY = 0 เมื่อ $u > \hat{p}$

โดยทั่วไป ถ้ามีข้อมูล $Y_{com} = (Y_{obs}, Y_{mis})$ จากการแจกแจง $P(Y_{obs}, Y_{mis}; \theta)$ ประมาณค่าทดแทนจากการแจกแจงค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไข เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.13)

$$P\left(Y_{mis} \middle| Y_{obs}; \theta\right) = \frac{P\left(Y_{obs} \middle| Y_{mis}; \theta\right)}{P\left(Y_{obs}; \theta\right)} \quad (2.13)$$

เมื่อตัวหารได้จากสมการที่ (2.14)

$$P(Y_{obs}; \theta) = \int P(Y_{com}; \theta) dY_{mis} \quad (2.14)$$

ในทางปฏิบัติ พารามิเตอร์เป็นสิ่งที่ไม่ทราบค่าและต้องประมาณค่า ในกรณีข้างต้น เป็นการสร้างจาก $P\left(Y_{mis} \middle| Y_{obs}; \hat{\theta}\right)$ เมื่อ $\hat{\theta}$ เป็นการประมาณค่าของ $\theta$ ที่ได้มาจาก $Y_{obs}$ โดยค่าประมาณทดแทน $P\left(Y_{mis} \middle| Y_{obs}; \theta\right)$ กำหนดเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม ซึ่งวิธีการใกล้เคียงกับการประมาณค่าที่ไม่ลำเอียง ประชากรจำนวนมากภายใต้การสูญหายอย่างสุ่มถ้าโมเดล $P\left(Y_{mis} \middle| Y_{obs}; \theta\right)$ กำหนดถูกต้อง สูตรของการแจกแจงอย่างมีเงื่อนไขและการสร้างจากสูตร $P\left(Y_{mis} \middle| Y_{obs}; \theta\right)$ มีแนวโน้มง่ายที่สุดที่จะเป็นรูปแบบ univariate missing data patterns จาก monotone pattern การแจกแจงแบบมีเงื่อนไขอาจแสดงสัญลักษณ์ได้ด้วยลำดับของ สมการถดถอย (regression) สำหรับ $Y_j$ .ให้ $Y_1, \ldots, Y_{j-1}$ สำหรับ $j = 1, \ldots, p$ ซึ่งไม่ยากเกินไป จาก arbitrary patterns การแจกแจงแบบมีเงื่อนไขอาจค่อนข้างยุ่งยากซับซ้อนและอาจต้องใช้ full multiple imputation ซึ่งมีคุณสมบัติที่เหนือกว่า

ในอดีตนักวิจัยมีวิธีการหลากหลายวิธีที่ใช้จัดการกับค่าสูญหาย แต่วิธีที่นิยมใช้กันทั่วไป คือการลบทิ้ง (deletion) และการประมาณค่าทดแทนเชิงเดี่ยว (single imputation) (Baraldi and Enders,2010; Peugh and Enders, 2004) ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2.1

**ตารางที่** 2.1 สรุปกลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบเก่าหรือแบบดั้งเดิม

| วิธีการ | ลักษณะ | ข้อดี | ข้อเสีย |
|---|---|---|---|
| deletion methods<br>listwise deletion หรือ complete-case analyses | เป็นวิธีการกำจัดค่าสูญหายออกจากทุกกรณีให้เหลือเพียงข้อมูลสมบูรณ์สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล | ใช้ง่าย ได้ชุดข้อมูลสมบูรณ์สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล | ลดขนาดกลุ่มตัวอย่างและทำให้อำนาจการทดสอบลดลง ใช้กับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) หากฝ่าฝืนจะเกิดความลำเอียงในการประมาณค่า |
| pairwise deletion หรือ available-case analyses | เป็นวิธีการกำจัดข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์และใช้เฉพาะข้อมูลบางส่วนที่สมบูรณ์ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรายคู่ เหมาะสำหรับข้อมูลสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และมีอัตราการสูญหายน้อยกว่า 10% | ดีกว่า listwise deletion เนื่องจากข้อมูลลดลงน้อยกว่า listwise deletion ในการวิเคราะห์ข้อมูล และมีความถูกต้องมากกว่า listwise deletion | ลดขนาดกลุ่มตัวอย่างและทำให้อำนาจการทดสอบลดลง ใช้กับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) หากฝ่าฝืนจะเกิดความลำเอียงในการประมาณค่า และสหสัมพันธ์หรือความแปรปรวนร่วม (covariance) อาจเกิดความลำเอียง |

**ตารางที่** 2.1 (ต่อ)

| วิธีการ | ลักษณะ | ข้อดี | ข้อเสีย |
|---|---|---|---|
| **single imputation methods** | | | |
| mean imputation | เป็นวิธีการแทนค่าสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยเลขคณิตของข้อมูลที่ใช้ได้ สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่ำและมีอัตราการสูญหายน้อยกว่า 10% | คงจำนวนข้อมูลทั้งหมดไว้และใช้ง่าย | เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าเฉลี่ยเลขคณิต และส่งผลทางลบต่อการประมาณค่าความแปรปรวนและองศาอิสระ (degree of freedom) |
| total mean imputation | เป็นวิธีการแทนที่ค่าสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของคำตอบของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด ใช้เมื่อความสัมพันธ์ของสหสัมพันธ์ต่ำ ($r < \|.20\|$) ระหว่างตัวแปรที่มีค่าสูญหายกับตัวแปรอื่น | คงจำนวนข้อมูลทั้งหมดไว้และใช้ง่าย | เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าความแปรปรวน (variance) และ ความแปรปรวนร่วม (covariance) |
| subgroup mean imputation | เป็นวิธีการแทนที่ค่าสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของกลุ่มย่อย | ให้ผลการประมาณค่าดีกว่าวิธี total mean imputation | ความแปรปรวนลดลง |
| case mean imputation | เป็นวิธีการแทนที่ค่าสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ไม่สูญหายของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน | เหมาะกับคะแนนของมาตรวัดเชิงโครงสร้าง และคงกลุ่มตัวอย่างไว้ | กำหนดให้ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากันระหว่างตัวทำนายกับตัวแปรที่มีค่าสูญหาย |
| regression imputation | เป็นวิธีการแทนที่ค่าสูญหายด้วยคะแนนทำนายที่ได้จากสมการ regression | ไม่เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าค่าเฉลี่ยสำหรับข้อมูลที่สูญหายแบบ MCAR และ MAR | เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าพารามิเตอร์ และบิดเบือนขนาดองศาอิสระ และความสัมพันธ์เทียมเพิ่มขึ้น |
| stochastic regression imputation | เป็นวิธีการประมาณค่าทดแทนมาตรฐานด้วยสมการการถดถอย (regression) และสร้างค่าทำนายสำหรับตัวแปรที่ไม่สมบูรณ์ | ไม่เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าค่าเฉลี่ยสำหรับข้อมูลที่สูญหายแบบ MCAR และ MAR | เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าพารามิเตอร์ |
| hot deck imputation | เป็นวิธีการแทนที่ค่าสูญหายด้วยคะแนนจากกรณีที่คล้ายกันในชุดข้อมูล | ข้อมูลถูกแทนที่ด้วยค่าที่เป็นไปได้และไม่บิดเบือนการแจกแจงของข้อมูล | มีทฤษฎีหรือการศึกษาจำนวนน้อยที่ทดสอบความถูกต้องและยังเป็นประเด็นที่ต้องศึกษากรณีที่ไม่มีกรณีคล้ายกับค่าสูญหาย |

นอกจากนี้ Roth (1994) และ Tsikriktsis (2005) ได้แนะนำวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่เหมาะสมในการนำไปใช้กับข้อมูลสูญหายที่มีอัตราการสูญหายต่างกัน ดังสรุปได้ดังตารางที่ 2.2

**ตารางที่** 2.2 วิธีจัดการข้อมูลสูญหายจำแนกตามรูปแบบการสูญหายและอัตราสูญหายของข้อมูล

| อัตราการสูญหาย | รูปแบบการสูญหาย | | |
|---|---|---|---|
| | MCAR | MAR | MNAR |
| 1-5% | 1) pairewise<br>2) regression<br>3) hot deck | 1) hot deck<br>2) regression<br>3) ML | 1) hot deck<br>2) regression<br>3) ML |
| 6-10% | 1) pairewise<br>2) regression<br>3) hot deck | 1) hot deck<br>2) regression<br>3) ML | 1) hot deck<br>2) regression<br>3) ML |
| 11-15% | 1) pairewise<br>2) regression<br>3) hot deck | 1) hot deck<br>2) regression<br>3) ML | 1) ML |
| 16-20% | 1) pairewise<br>2) regression<br>3) hot deck | 1) hot deck<br>2) ML | 1) ML |

**หมายเหตุ** MCAR หมายถึง การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random)
MAR หมายถึง การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random)
MNAR หมายถึง การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random)

แม้ว่าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิมจะนิยมใช้กันทั่วไป แต่ไม่มีวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิมวิธีใดที่ระบุว่าสามารถใช้แก้ปัญหาข้อมูลสูญหายได้เหมาะสม ยกเว้นภายใต้สถานการณ์ที่มีลักษณะเฉพาะ ซึ่งวิธีการเหล่านี้อาจให้ผลที่ลำเอียงทั้งในทางบวกและทางลบ การเพิ่ม Type II error และการประมาณค่าสหสัมพันธ์และน้ำหนักสัมประสิทธิ์การทำนายต่ำ ทั้งนี้ การลบตามรายการ (listwise deletion) เหมาะกับข้อมูลที่สูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) และกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ การใช้วิธีลบรายคู่ ( pairwise deletion) เหมาะกับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) แต่ทำให้เกิดเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) ซึ่งมีความสัมพันธ์ทางบวกไม่ชัดเจน แต่ทำให้เกิดความลำเอียงน้อยสำหรับกรณีข้อมูลสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) แต่ความเหมาะสมขององศาอิสระสำหรับทดสอบนัยสำคัญนั้นยังไม่ชัดเจนนัก ส่วนการแทนที่ค่าเฉลี่ย ( mean substitution) อาจเป็นทางเลือกที่ที่ไม่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากทำให้ความแปรป รวนลดลงและทำให้เกิดความไม่แน่นอนของความลำเอียงเมื่อจำนวนค่าสูญหาย

ของตัวแปรที่แตกต่างกันมีความแตกต่างกันสูง (Acock, 2005; Baraldi and Enders,2010; Peugh and Enders, 2004)

**2.4.3.2 กลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบใหม่**

**1) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation maximization approach: EM)** ในบริบทของการประมาณค่าทดแทนข้อมูลแบบวิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm หรือ EM algorithm) (Little and Rubin, 2002; Schafer, 1997) นั้น EM algorithm รวมกระบวนการ คำนวณทวนซ้ำ ในการประมาณค่าเบื้องต้นของค่าข้อมูลสูญหายที่ได้มา เช่น การใช้ regression กับการเพิ่มรูปความคลาดเคลื่อนอย่างสุ่ม เป็นต้น และนอกจากนั้น การประมาณค่าของ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) และเซตของค่าเฉลี่ยที่ได้มา ในขั้นตอนต่อไป เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) ที่ได้มาใหม่และเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยจะใช้ในการวิเคราะห์ ถดถอย (regression) อื่นที่ได้การประมาณค่าใหม่สำหรับค่าสูญหาย ซึ่งขั้นตอนนี้คำนวณทวนซ้ำ จนการเปลี่ยนแปลงในเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (covariance matrix) มีค่าน้อยที่สุด ซึ่ง ณ จุดนี้ ขั้นตอน algorithm จะหยุดและได้ค่าประมาณทดแทนเรียบร้อยสำหรับใช้ในการวิเคราะห์ขั้นอื่นต่อไป ในบริบทของการวิเคราะห์ข้อมูลไม่ต่อเนื่องอาจจำเป็นที่การหมุนรอบค่าเหล่านี้อาจเป็นลักษณะที่ไม่ใช่จำนวนเต็ม ซึ่งสามารถใช้ซอฟต์แวร์ SAS ในกระบวนการ PROC MI procedure (SAS Institute, 2004) ในการศึกษาเพื่อสร้างการประมาณค่าทดแทนแบบ EM algorithm หรือกล่าวได้ว่าวิธีนี้อาศัยหลักของกระบวน การคำนวณทวนซ้ำ (iterative procedure) ระหว่าง 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรก เรียกว่า expectation step (E-step) ซึ่งจะทำการประมาณค่าคาดหวังจากฟังก์ชัน ความเป็นไปได้ (likelihood function) ภายใต้ข้อมูลที่สมบูรณ์ ส่วนในขั้นตอนที่สอง เรียกว่า maximization step (M-step) จะทำการแทนค่าคาดหวังของข้อมูลสูญหายด้วยค่าที่ได้จาก E-step แล้วประมาณค่าคาดหวังจากฟังก์ชัน ความเป็นไปได้ (likelihood function) ในกรณีถ้าไม่เกิดข้อมูลสูญหาย โดยจะทำการคำนวณทวนซ้ำ ระหว่าง 2 ขั้นตอนจนกว่าจะเกิดค่าที่ลู่เข้า ( convergence) หรือค่าที่มีการเปลี่ยนแปลงน้อยมาก แล้วใช้ค่านั้นแทนค่าข้อมูลสูญหายที่เกิดขึ้น

**2) การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (corrected item mean substitution imputation: CM)** การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (Bernaards and Sijtsma, 2000; Huisman and Molenaar, 2001; Sijtsma and van der Ark, 2003) เป็นการรวบรวมผลการคำนวณการถ่วงน้ำหนักที่สะท้อนความสัมพันธ์สมรรถนะของผู้สอบในการตอบสนองข้อสอบที่ไม่มีการสูญหายและการประยุกต์ใช้น้ำหนักของค่าเฉลี่ยของสมรรถนะของผู้สอบข้ามข้อสอบ

ในขั้นแรก ค่าเฉลี่ยของผู้สอบ (person mean: PM) คำนวณจากสมการที่ (2.15)

$$PM_i = \frac{\sum_j x_{ij}}{J_i} \quad (2.15)$$

เมื่อ $x_{ij}$ แทน การตอบสนองข้อสอบข้อที่ j เมื่อ $x_{ij}$ ไม่สูญหายสำหรับผู้สอบคนที่ i

$J_i$ แทน จำนวนของข้อสอบที่ไม่สูญหายสำหรับผู้สอบคนที่ i

ในทำนองเดียวกัน ค่าเฉลี่ยของข้อสอบ (item mean: IM) คำนวณจากสมการที่ (2.16)

$$IM_j = \frac{\sum_i x_{ij}}{I_j} \quad (2.16)$$

เมื่อ $I_j$ แทน จำนวนของตัวแปรอิสระกับการตอบสนองที่ไม่สูญหายสำหรับข้อสอบข้อที่ j

ขั้นตอนสุดท้าย การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (CM) คำนวณจากสมการที่ (2.17)

$$\tilde{x}_{ij} = \left[ \frac{PM_i}{\frac{1}{\#\ obs(i)} \sum_j IM_j} \right] IM_j \quad (2.17)$$

เมื่อ $\tilde{x}_{ij}$ แทน ค่าประมาณทดแทนสำหรับผู้สอบคนที่ i ข้อสอบข้อที่ j

obs(i) แทน จำนวนของการตอบข้อสอบที่ไม่มีการสูญหายสำหรับผู้สอบคน ที่ i

กล่าวโดยสรุปคือ ค่าเฉลี่ยของผู้สอบ (PM) เป็นค่าเฉลี่ยการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบหนึ่งคนข้ามข้อสอบทั้งหมดที่ไม่สูญหาย ในขณะที่ ค่าเฉลี่ยของข้อสอบ (IM) เป็นค่าเฉลี่ยการตอบสนองข้อสอบที่ไม่สูญหายของข้อสอบหนึ่งข้อข้ามผู้สอบทั้งหมด ซึ่งการถ่วงน้ำหนักจะมีค่ามากกว่า 1.0 สำหรับผู้สอบที่มีคะแนนสูงกว่าคะแนนเฉลี่ยของแบบสอบ และ

น้อยกว่า 1.0 สำหรับผู้สอบที่มีคะแนนต่ำกว่าคะแนนเฉลี่ยของสมรรถนะของแบบสอบ ซึ่งการถ่วงน้ำหนักนี้จะนำไปอธิบายความสัมพันธ์ของผู้สอบโดยการนำเสนอค่าประมาณทดแทนที่สูงสำหรับกลุ่มที่สมรรถนะสูงกว่าค่าเฉลี่ย และค่าประมาณทดแทนที่ต่ำกว่าสำหรับกลุ่มที่สมรรถนะต่ำกว่าค่าเฉลี่ย (Bernaards and Sijtsma, 2000) สำหรับการตอบสนองข้อสอบแบบ dichotomous จะแปลงไปยัง greater likelihood ของการประมาณค่าทดแทนการตอบสนองข้อที่ถูกสำหรับผู้สอบแต่ละคนที่ความสัมพันธ์ของสมรรถนะสูงกว่าผู้สอบส่วนใหญ่ในกลุ่มเดียวกัน ค่าประมาณทดแทนสำหรับการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายนี้เป็นการถ่วงน้ำหนักค่าเฉลี่ยของการตอบสนองข้อสอบที่ไม่สูญหายหมุนรอบ 0 หรือ 1

**3) การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง ( response function imputation: RF)** การประมาณค่าทดแทนข้อมูลการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายด้วยการประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง (Sijtsma and van der Ark, 2003) วิธีการนี้เป็นแบบ nonparametric ซึ่งมีข้อตกลงการนำเสนอภายใต้พารามิเตอร์ความสามารถ (ability parameter: $\theta$) ซึ่งวิธีนี้ไม่มีข้อตกลงที่เกี่ยวกับพารามิเตอร์ข้อสอบ (item parameters) รวมทั้งการทดลองประมาณค่าโดยการใช้ฟังก์ชัน ความเป็นไปได้ (likelihood function) เพื่อจะได้ค่าประมาณทดแทนของข้อสอบสูญหายข้อที่ j สำหรับผู้สอบคนที่ i คะแนนรวมคำนวณบนฐานของการตอบสนองข้อสอบที่ไม่สูญหาย $\hat{R}_{(-j)i}$ ซึ่งเป็นคะแนนส่วนที่เหลือ ( rest score) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (2.18)

$$\hat{R}_{(-j)i} = PM_i(J-1) \quad (2.18)$$

เมื่อ J แทน จำนวนข้อสอบทั้งหมด

$PM_i$ แทน ค่าเฉลี่ยของผู้สอบ

ความน่าจะเป็นของการประมาณค่าทดแทนการตอบสนองที่ถูกของข้อสอบข้อที่ j สำหรับผู้สอบคนที่ i โดยการให้ค่าจำนวนเต็มของ $\hat{R}_{(-j)i}$ เป็นการประมาณค่าโดยแบ่งสัดส่วนของผู้สอบด้วยคะแนนส่วนที่เหลือ $\hat{R}_{(-j)i}$ และปราศจากข้อมูลสูญหายโดยมีเป้าหมายที่ข้อสอบซึ่งผู้สอบตอบข้อสอบถูก ถ้าผู้สอบเกิดปัญหาว่าไม่มีค่าจำนวนเต็มสำหรับ $\hat{R}_{(-j)i}$ จะใช้การแบ่งสัดส่วนของผู้สอบที่ตอบข้อสอบข้อที่ j ถูก สำหรับค่าจำนวนเต็มที่น้อยกว่าและสูงกว่าของ $\hat{R}_{(-j)i}$ และใช้ linear interpolation ค้นหาการแบ่งสัดส่วนของการตอบสนองที่ถูก ซึ่งรองรับการประมาณค่าของความน่าจะเป็นของการตอบสนองที่ถูก การประมาณค่าทดแทน

การตอบสนองข้อสอบ จะนำมาจากการแจกแจง Bernoulli ที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Finch, 2008; Sijtsma and van der Ark, 2003)

**4) การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: (MI)** การประมาณค่าทดแทนพหุ ได้รับการอธิบายรายละเอียดที่สมบูรณ์ไว้ในบทความหลายเรื่อง (Leite and Beretvas, 2004; Schafer, 1997; Schafer and Graham, 2002; Schafer and Olsen, 1998; Sinharay, Stern, and Russell, 2001) ได้รับการพัฒนาโดย Rubin (1987) ที่ในเบื้องต้นมีจุดมุ่งหมายของการพัฒนาเพื่อให้เป็นทางเลือกของวิธีการที่ง่ายต่อการประมาณค่าทดแทน เช่น ตัวแทนของค่าเฉลี่ย (mean substitution) การประมาณค่าทดแทนแบบ hot deck การประมาณค่าทดแทนโดยใช้ regression-based และการประมาณค่าทดแทนโดยการพิจารณาการแจกแจง (Huisman and Molenaar, 2001; Madow, Nisselson, and Olkin, 1983) วิธีการดังที่ยกตัวอย่างมามีข้อแตกต่างกับเทคนิคการประมาณทดแทนเชิงเดี่ยวนี้ โดยการประมาณค่าทดแทนพหุใช้อธิบายสำหรับความคลุมเครือที่มีมาตั้งแต่เริ่มต้นในการสุ่มตัวอย่างจากประชากร โดยการนำเสนอ degree ของการสุ่ม ในการประมาณค่าทดแทนและสร้างชุดข้อมูลประมาณทดแทน M แต่ละวิธีสามารถวิเคราะห์ได้ด้วยวิธีมาตรฐาน การประมาณค่าทดแทนพหุสามารถรวมสารสนเทศจากตัวแทนอื่นเข้าด้วยกันในกระบวนการประมาณค่าทดแทนในการนำเสนอค่าที่ถูกต้องแม่นยำกว่า

การใช้การประมาณค่าทดแทนพหุ ต้องการข้อตกลงเกี่ยวกับรูปแบบความน่าจะเป็นภายใต้ชุดของข้อมูล เช่น การแจกแจงของพหุตัวแปรซึ่งในที่นี้คือความถี่ที่ใช้สำหรับตัวแปรต่อเนื่อง หรือการแจกแจงพหุเอกนามซึ่งปกติใช้กับตัวแปรไม่ต่อเนื่อง

ที่ผ่านมา รูปแบบความน่าจะเป็นที่ถูกเลือกในการประมาณค่าพารามิเตอร์ ทำไปถึงการใช้การแจกแจงแบบอิง Bayesian ภายหลัง ในการนำเสนอโมเดล likelihood function ข้อมูลจากการสังเกตและการแจกแจงในเบื้องต้น จะใช้วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) ในการเพิ่มข้อมูลไปยังการแจกแจงเบื้องต้นจากข้อมูลที่เพิ่มขึ้นจากการสร้างค่าประมาณทดแทน กระบวนการประมาณค่าทดแทนนี้ทำวนซ้ำ M ครั้ง เพื่อสร้างชุดข้อมูลตัวแปรอิสระ (Schafer and Olsen, 1998) แต่ละชุดข้อมูลจะกลายเป็นกรณีในการวิเคราะห์สิ่งที่สนใจศึกษาต่อไป เช่น การประมาณค่าพารามิเตอร์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ผลของการวิเคราะห์แยก M ในภายหลังจะรวมเป็นค่าเดียวจากสมการที่ (2.19)

$$\bar{Q} = \frac{\sum_{m} \hat{Q}_m}{M} \quad (2.19)$$

ความแปรปรวนของการประมาณค่านี้ประกอบด้วย 2 ส่วนคือ ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนและความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน

ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนได้จากสมการที่ (2.20)

$$B = \frac{\sum_{m} \left(\hat{Q}_m - \overline{Q}\right)^2}{M - 1} \quad (2.20)$$

ความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน ($\overline{U}$) เป็นค่าเฉลี่ยของการประมาณค่าความแปรปรวนข้ามการประมาณค่าทดแทน M ความแปรปรวนสำหรับการประมาณค่าทดแทนพหุ จะคำนวณภายหลังด้วยสมการที่ (2.21)

$$T = \overline{U} + \left(1 + \frac{1}{M}\right)B. \quad (2.21)$$

Schafer (1997) อธิบายวิธีการประมาณค่าทดแทนซึ่งมีลักษณะเฉพาะสำหรับข้อมูลไม่ต่อเนื่องโดยอิงการแจกแจงแบบพหุเอกนาม ขณะที่ทฤษฎีนี้เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลไม่ต่อเนื่อง Schafer ชี้แจงว่าสำหรับจำนวนตัวแปรที่เหมาะสมมีจำนวนน้อยใน saturated log-linear model จะทำให้คุณภาพของผลที่ได้ลดลงทำให้เป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติที่จะใช้กับปัญหาที่เกิดขึ้นจริงส่วนใหญ่ Schafer แนะนำต่อไปว่า การใช้วิธีการอิงการแจกแจงปกติ (normal-based) ในการประมาณค่าทดแทนพหุ อธิบายเหนือปรากฏการณ์ของผลการทำงานสำหรับปัญหาตัวแปรไม่ต่อเนื่องในหลายกรณี ซึ่งผู้วิจัยคนอื่น ๆ ได้แสดงให้เห็นถึงการใช้โมเดลการประมาณค่าทดแทนแบบพหุแบบปกติ ( normal multiple imputation) ในการประมาณค่าทดแทนข้อมูล ordinal ทำให้เกิดผลการวิจัยที่เป็นที่ยอมรับเมื่อข้อมูลมากกว่า 30% ถูกทำให้สูญหาย (Leite and Beretvas, 2004; Schafer, Khare, and Ezzati-Rice, 1993) เมื่อโมเดลแบบ normal ถูกใช้ประมาณค่าทดแทนข้อมูลไม่ต่อเนื่อง มีข้อเสนอแนะว่าค่าที่ไม่ใช่จำนวนเต็มจะยุติ ดังนั้น ข้อมูลประมาณค่าทดแทนทำให้สอดคล้องกับธรรมชาติของข้อมูลตามที่เป็นจริง เช่น เรียงลำดับ (ordinal) จำนวนเต็ม หรือ ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) เป็นต้น (Ake, 2005; Schafer, 1997) การวิเคราะห์เบื้องต้นในการศึกษาในปัจจุบันพบว่า การประมาณค่าทดแทนใช้รูปแบบพหุเอกนามซึ่งเป็นไปไม่ได้สำหรับข้อสอบที่มีมากกว่า 10 ข้อ

**5) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดด้วยข้อมูลดิบ (raw maximum likelihood methods)** เป็นวิธีที่ใช้ข้อมูลสมบูรณ์ในการสร้างค่า maximum likelihood ภายใต้รูปแบบทางสถิติที่เหมาะสม ได้แก่ structural equation model, regression model, ANOVA และ ANCOVA models

**6) แนวคิด ที่ไม่อิง วิธีการของ การประมาณค่าทดแทน (nonimputation - based approaches)** แนวคิดที่ไม่อิงวิธีการของการประมาณค่าทดแทนวิธีหนึ่งสำหรับจัดการกับการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายเป็นการจัดกระทำการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายแบบการไม่แสดงคำตอบ ( no presented: NP) ทางเลือกที่เหมาะสมจะใช้ใน BILOG-MG (Zimowski, Muraki, Mislevy, and Bock, 2003) ในกรณีนี้ การตอบสนองข้อสอบที่ถูกทำให้สูญหายสำหรับผู้สอบซึ่งไม่รวมอยู่ในการประมาณค่าของพารามิเตอร์ข้อสอบ ประหนึ่งว่า ผู้ตอบไม่เคยให้โอกาสในการตอบสนองข้อสอบ วิธีข้อมูลสูญหายลำดับที่สองที่เหมาะจะใช้สำหรับผู้ใช้ของ BILOG-MG เป็นการจัดกระทำการตอบสนองข้อสอบสูญหายแบบตอบผิด (incorrect: IN) ในทางตรงกันข้าม ไม่ว่าการตอบสนองข้อสอบสูญหายใดที่ถูกจัดกระทำเป็นแบบตอบผิดในการให้คะแนนของแบบสอบและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและผู้สอบ ลำดับสุดท้าย วิธีการที่ไม่อิงการประมาณค่าทดแทนสำหรับจัดการกับการตอบสนองข้อสอบสูญหายที่เป็นการจัดกระทำแบบตอบถูกบางส่วน (fractionally correct: FR) เช่น เมื่อใช้ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) จะหมายความว่า ถ้ามี 5 ทางเลือกที่การละเว้นการตอบจะให้คะแนนแบบตอบถูกบางส่วนด้วยสัดส่วน $\frac{1}{5}$ (Zimowski et al., 2003)

แนวคิดใหม่สำหรับการจัดการกับข้อมูลสูญหายที่มีอยู่ และการพัฒนาโปรแกรมเพื่อช่วยอำนวยความสะดวกในการวิเคราะห์ข้อมูลเป็นทางเลือกที่ดีกว่าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิม เช่น วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation maximization: EM) เป็นวิธีการในโปรแกรม SPSS ที่สามารถคำนวณชุดข้อมูลใหม่ที่ไม่มีค่าสูญหาย ส่วน การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) พัฒนาแนวคิดนี้โดยใช้ความสอดคล้องหรือไม่สอดคล้องของการประมาณค่าซึ่งได้มาจาก การประมาณค่าทดแทนพหุ และสามารถประมาณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานที่ไม่ก่อให้เกิดความลำเอียง ซึ่งการเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วและความหลากหลายของซอฟต์แวร์สำหรับวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแนวใหม่นั้นค่อนข้างแตกต่างกัน เช่น structural equation modeling software และ multilevel software สำหรับ full information

maximum likelihood ในการแก้ปัญหาค่าสูญหาย ซึ่งในแนวคิดนี้ค่าสูญหายไม่ได้ถูกประมาณค่าทดแทน แต่ค่าสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด จะใช้สร้างการประมาณค่า ความเป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood) ของพารามิเตอร์ (Acock, 2005; Finch, 2008)

### 2.5 ตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย

โปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย (software packages for handling missing data) ในปัจจุบันได้มีการพัฒนาโปรแกรมสำเร็จรูปมากมายเพื่อช่วยในการจัดการข้อมูลสูญหาย ดังรายละเอียดในตารางที่ 2.3

**ตารางที่** 2.3 ตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับจัดการข้อมูลสูญหาย

| ชื่อโปรแกรม | ผู้พัฒนา | วิธีการ | ประเภทข้อมูล | แหล่งที่มา |
|---|---|---|---|---|
| Amella* | Honaker el at. (Harvard University) | การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) | MAR | http://gking.harvard.edu/amelia/ |
| MX* | Virginia Commonwealth University | raw maximum likelihood | MAR | http://www.vcu.edu/mx/ |
| NORM* | Joseph L. Schafer (The Pennsylvania State University) | การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) | MAR | http://www.stat.psu.edu/~jls/misoftwa.html#aut |
| SAS base (เช่น PROC STANDARD) | Anthony J. Barr | การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ย (mean imputation) | MCAR | http://www.sas.com |
| SAS/IML Multiple imputation programs | SAS Institute, Inc. | การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) | MAR | http://www.sas.com |
| Paul Allison's SAS macro | Paul Allison | การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) | MAR | http://www.sas.com |
| SAS EM_COVAR.SAS | SAS Institute, Inc. | EM algorithm with bootstrapping option | MAR | http://www.sas.com |

**ตารางที่** 2.3 (ต่อ)

| ชื่อโปรแกรม | ผู้พัฒนา | วิธีการ | ประเภทข้อมูล | แหล่งที่มา |
|---|---|---|---|---|
| SPSS Base | Nye el at. (SPSS, Inc.) | การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ย (mean imputation) | MCAR | http://www.spss.com |
| SPSS Missing values analysis | Nye el at. (SPSS, Inc.) | EM algorithm | MAR | http://www.spss.com |
| AMOS | SPSS, Inc. | raw maximum likelihood | MAR | http://www.spss.com |
| SOLAS | Statistical Solutions | - การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI)<br>- Hot Deck<br>- Regression model | MAR หรือ MCAR | http://www.statsol.ie/solas/imputationtechniques.htm |
| SIRNORM SAS macro | Steve Gregorich | การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) | MAR | http://www.sas.com |

**หมายเหตุ** MAR หมายถึง การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random)
MCAR หมายถึง การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random)
* freeware

นอกจากตัวอย่างโปรแกรมสำเร็จรูปที่กล่าวมาข้างต้น ยังมีการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปอื่น ๆ เช่น BILOG, BILOG-MG, S-Plus และ ACER ConQuest เป็นต้น ที่นิยมใช้ในบริบททางการศึกษา

วิธีการที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลสูญหายในปัจุบันมีหลากหลายวิธี ซึ่งในบางวิธีการที่ใช้มีหลากหลายความหมายที่แสดงนัยถึงการจัดการกับข้อมูลสูญหายที่อาจไม่เหมาะสมกับลักษณะรูปแบบโครงสร้างภายในข้อมูลสูญหาย แม้ว่ายังคงมีการศึกษาผลกระทบของวิธีการที่แตกต่างกันในการใช้ประโยชน์ภายใต้วิธีการที่แตกต่างกันของข้อมูลสูญหาย ซึ่งจะนำเสนอในส่วนของการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องต่อไป

## **ตอนที่** 3 **การศึกษาแบบมอนติคาร์โล** (Monte Carlo simulation Study)

การจำลอง (simulation) เป็นวิธีการที่ใช้ศึกษาระบบหรือเป็นกระบวนการออกแบบจำลองระบบจริง โดยทดลอง สถานการณ์ที่จำลองขึ้นด้วยการ สุ่มข้อมูลตามเงื่อนไขต่าง ๆ ซึ่งเทคนิคในการจำลองข้อมูลนั้น เป็นเทคนิคที่ดำเนินการทดลองกับแบบจำลองของระบบ หรือกล่าวอีกนัย

หนึ่งคือ เป็นการสร้างเครื่องมือทดลอง ซึ่งจะทำงานเลียนแบบระบบของสิ่งที่สนใจ ( Eppen, Gould, and Schmidt, 1985; Frenkel, 2004; Hillier and Liebemen, 1980; Muthen and Muthen, 2007) เนื่องจากในโลกความเป็นจริงของระบบงานจริงนั้นมีความสลับซับซ้อน จึงเป็นไปได้ยากที่จะแก้ไขโดยคณิตศาสตร์ ดังนั้นการจำลองข้อมูลจึงเป็นการสร้างสถานการณ์ ที่น่าจะเป็นไปได้ โดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วยและใช้ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาเสมือนว่ามาจากระบบจริง แล้วทำการจำลองระบบขึ้นมา

การศึกษาแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation Study) เป็นวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ในการหาคำตอบทางสถิติ พิจารณาการจำลองสุ่มและกระทำซ้ำมาช่วยในการหาคำตอบที่ต้องการศึกษา ซึ่งการศึกษาแบบมอนติคาร์โลเป็นการศึกษาที่โดยทั่วไปจะใช้สำหรับการตรวจสอบประสิทธิภาพของค่าพารามิเตอร์ทางสถิติภายใต้สถานการณ์ที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ ยังเป็นเทคนิคหนึ่งสำหรับการจำลองข้อมูลทางทฤษฎีด้วย

เทคนิคการจำลองข้อมูลแบบมอนติคาร์โล เป็นการจำลองแบบด้วยคอมพิวเตอร์ (computer simulation) โดยอาศัยตัวเลขสุ่ม (random number) มาสร้างตัวแปรให้เหมือนสถานการณ์จริง และมีการทดลองซ้ำหลาย ๆ ครั้ง เพื่อให้ได้ค่าที่แน่นอนที่จะเป็นข้อสรุปหรืออธิบายปรากฏการณ์ต่าง ๆ ในสถานการณ์จริง หรือช่วยหาคำตอบในเรื่องต่าง ๆ ที่ยังไม่แน่ใจในผลที่เกิดขึ้น กล่าวคือ เป็นการจำลองที่อยู่ในรูปของคอมพิวเตอร์โปรแกรมซึ่งเป็นที่นิยมใช้กันมาก มีการนำข้อมูลเข้า ซึ่งต้องจัดเตรียมและวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งอาจใช้วิธีการทางสถิติช่วยได้ นอกจากนี้ การจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล ยังเป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้ในกระบวนการออกแบบจำลองสถานการณ์ สำหรับแก้ปัญหาทางด้านคณิตศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ หรือทางด้านสถิติ ซึ่งการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โลนั้นจะช่วยในการขยายความรู้ทางทฤษฎีทางด้านสถิติให้กว้างขวางมากยิ่งขึ้น

เทคนิคมอนติคาร์โล เป็นเทคนิคการสร้างข้อมูลด้วยการใช้ตัวเลขแบบสุ่ม และความน่าจะเป็นสะสม โดยมีขั้นตอนดังนี้

1. สร้างกราฟ หรือตารางความน่าจะเป็นสะสมของข้อมูลที่ต้องการ

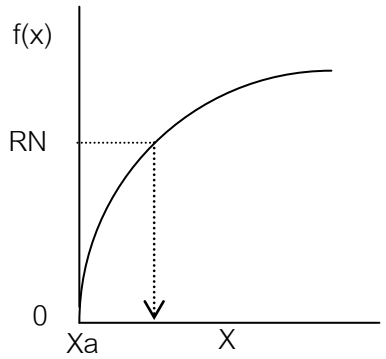
2. สร้างตัวเลขสุ่ม (generate random number) นิยมสร้างตัวเลขสุ่มเทียมโดยอาศัยสูตรทางคณิตศาสตร์ ซึ่ง การใช้เลขสุ่ม เป็นสิ่งที่มีความสำคัญมากต่อระเบียบวิธีการมอนติคาร์โล เนื่องจาก หลักการของเทคนิคมอนติคาร์โลนั้นอาศัยตัวเลขสุ่มที่มีลักษณะการกระจายแบบสม่ำเสมอ (uniform) ในช่วงตัวเลข (0,1) มาช่วยในการหาคำตอบของปัญหา

3. ใช้ค่าตัวเลขสุ่มที่ได้ในข้อ 2 แทนค่าความน่าจะเป็นสะสม หรือประยุกต์ใช้กับสถานการณ์หรือเงื่อนไขที่ต้องการศึกษา

4. ทดลองซ้ำหลาย ๆ ครั้ง เพื่อลดความคลาดเคลื่อน

5. อ่านค่าของข้อมูลจากกราฟหรือตารางซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นสะสมเท่ากับตัวเลขในข้อ 3 และค่าที่ได้นี้คือค่าของข้อมูลที่ต้องการ

เช่น สมมติว่าตัวแปรแบบสุ่ม X มีลักษณะการแจกแจงของความน่าจะเป็นสะสม




วิธีการอ่านค่าของข้อมูลจากกราฟ มีวิธีการดังนี้

5.1 จากตารางตัวเลขสุ่ม (หรือจากการสร้างตัวเลขแบบสุ่มด้วยวิธีอื่น ) ได้ตัวเลขสุ่ม (Random Number: RN)

5.2 กำหนด RN ให้ได้ค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยใส่จุดทศนิยมข้างหน้า

5.3 หาค่า RN บนแกนตั้ง ลากเส้นนอนจากแกนตั้งที่ค่า RN ตัดกับกราฟที่ใดลากเส้นดิ่งลงมาหาแกนนอนซึ่งเป็นแกนของค่าตัวแปรสุ่ม X มีค่า $x_a$

6. ทดลองกระทำ เมื่อประยุกต์ปัญหาที่ต้องการศึกษามาใช้กับตัวเลขสุ่มแล้ว จะใช้กระบวนการของการสุ่มมากระทำในลักษณะซ้ำๆ กัน เพื่อหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการ

**ข้อดีของการใช้ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล** มี 4 ประการได้แก่

1. การใช้ข้อมูลจากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โลจะเป็นการได้มาซึ่งข้อมูลที่สามารถทำซ้ำได้

2. มีประสิทธิภาพมากในการเก็บข้อมูลที่ใช้ในทฤษฎีของการแจกแจงความน่าจะเป็น

3. ง่ายที่จะเปลี่ยนพารามิเตอร์ของทฤษฎีการแจกแจง

4. ทำให้ได้ข้อมูลตามสถานการณ์ที่กำหนดได้ในหลายสถานการณ์ ซึ่งข้อมูลเชิงประจักษ์ที่ได้จากการเก็บรวบรวมนั้นจะให้รูปแบบของข้อมูลเพียงแบบเดียวเท่านั้น

**ตอนที่ 4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง**

การนำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการจัดการกับข้อมูลสูญหายในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีข้อมูลสูญหาย และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผลกระทบของข้อมูลสูญหายในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มีรายละเอียดดังนี้

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายและการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบเริ่มศึกษาโดย Lord (1974) และมีการศึกษาอย่างต่อเนื่องในปลายประเด็น จนถึงปัจจุบัน ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

Robitzsch and Rupp (2009) ศึกษาผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ โดยศึกษากรณีการวิเคราะห์ด้วยวิธี Mantel-Haenszel และ logistic regression โดยใช้การจำลองข้อมูลในการศึกษาวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 4 วิธีคือ 1) การลบตามรายการ ( listwise deletion) 2) zero imputation 3) two-way imputation และ 4) response function imputation ว่ามีปฏิสัมพันธ์อย่างไรกับวิธีการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบทั้งสองวิธีคือ Mantel-Haenszel statistic และ logistic regression analysis ภายใต้กลไกการสูญหายสามแบบคือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ที่ทำให้เกิดการประมาณค่าสูงหรือต่ำของขนาดผลกระทบและอัตราการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ และอัตราที่มีอิทธิพลมากที่สุดในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงความลำเอียง รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error) และอัตราการปฏิเสธ การจัดกระทำที่ไม่ถูกต้องของข้อมูลสูญหายอาจนำไปสู่การเพิ่มขึ้นของอัตราความคลาดเคลื่อนแบบ Type I และ Type II แต่อย่างไรก็ตาม Robitzsch and Rupp ให้ข้อคิดเห็นว่า ตัวเลือกระหว่างวิธีการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันสองวิธีที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ยังไม่ใช่วิธีที่ดีที่สุด

ส่วนการศึกษาของ Finch (2008) ได้ดำเนินการประเมินผลกระทบของวิธีการหลากหลายที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบสำหรับ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยในการวิจัยใช้ฐานการจำลองข้อมูลที่มีการศึกษามาก่อน โดยการทดสอบผลกระทบของการสูญหายของการตอบสนองข้อสอบในการประมาณค่าพารามิเตอร์ เช่น ความยาก แต่ไม่ใช่วิธีการประมาณค่าทดแทนข้อมูล (imputation) ขณะที่วิธีการต่าง ๆ ที่ใช้จัดการกับข้อมูลการตอบ

ข้อสอบที่สูญหายจะใช้ชุดข้อมูลที่เป็นอิสระจากกันโดยไม่ใช้วิธีการศึกษา Monte Carlo ในการศึกษา ซึ่งในงานวิจัย Finch เปรียบเทียบวิธีการที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลการตอบสนองข้อสอบที่สูญหาย โดยใช้การจำลองข้อมูลที่มีการตอบสนองข้อสอบที่สูญหาย ผลการศึกษาพบว่าแต่ละวิธีมีความหลากหลายของระดับการอภิปรายประสิทธิผลในการประมาณค่าทดแทนข้อมูล ความถูกต้องของการประมาณค่าตัวอย่างของพารามิเตอร์ความยาก และอำนาจจำแนกของข้อสอบตามลำดับ

Glas and Pimentel (2008) ศึกษาโมเดลข้อมูลสูญหายที่ละเลยไม่ได้ในแบบสอบ speed tests เนื่องจากในการสอบที่มีการจำกัดเวลานั้น บ่อยครั้งที่พบว่าผู้สอบทำข้อสอบในส่วนท้าย ๆ ของแบบสอบไม่ทัน ซึ่งโดยทั่วไป รูปแบบการตอบสนองข้อสอบที่สูญหายนั้น เป็นผลมาจากระดับความสามารถของผู้สอบ ดังนั้น ข้อมูลสูญหายในกรณีนี้จึงเป็นสิ่งที่ละเลยไม่ได้ในการอ้างอิงทางสถิติ ซึ่งในการศึกษาโมเดลข้อมูลสูญหายที่ละเลยไม่ได้ในแบบสอบ speed test นั้น Glas and Pimentel ใช้การรวมโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ 2 โมเดล คือ โมเดลสำหรับการสังเกตข้อมูลการตอบและโมเดลตัวบ่งชี้ข้อมูลสูญหาย ซึ่งในส่วนของโมเดลตัวบ่งชี้ข้อมูลสูญหายนั้น เป็นโมเดลที่เป็นผลมาจากการกำหนดเชิงเส้นตรงอิงพารามิเตอร์ข้อสอบ โดยรวมโมเดลด้วยข้อตกลงที่ว่า พารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบมี การแจกแจงปกติแบบพหุตัวแปรร่วมกัน (joint multivariate normal distribution) ซึ่งพารามิเตอร์ของโมเดลประมาณค่าด้วย การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าปลายทาง (marginal maximum likelihood estimation) ผลการศึกษาพบว่า การจัดกระทำข้อมูลสูญหายแบบการละเลย จะนำไปสู่ความลำเอียงที่เป็นข้อควรพิจารณาในการประมาณค่าพารามิเตอร์ นอกจากนี้ โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบสำหรับตัวบ่งชี้ข้อมูลสูญหายสามารถกำจัดความลำเอียงนี้ได้

Peng and Zhu (2008) ศึกษาผลการเปรียบเทียบวิธีการสองแบบในการจัดการตัวแปรร่วมสูญหายใน logistic regression โดย Peng and Zhu กล่าวว่า ในช่วง 25 ปีที่ผ่านมา ระเบียบวิธีในการจัดการข้อมูลสูญหายพัฒนาก้าวหน้าไปมาก โดยงานวิจัยส่วนใหญ่มุ่งเป้าศึกษาข้อมูลสูญหายของตัวแปรตามภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน ดังนั้น Peng and Zhu จึงมุ่งศึกษาเพื่อเติมเต็มความรู้ส่วนที่ขาดหายโดยการเปรียบเทียบวิธีการสองแบบสำหรับจัดการข้อมูลสูญหายในตัวแปรร่วมไม่ต่อเนื่องใน logistic regression คือ 1) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) ของการถ่วงน้ำหนัก และ 2) การประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) สุ่มข้อมูลตัวอย่างจากประชากรที่ทราบคุณลักษณะ ส่วนข้อมูลสูญหายที่เป็นตัวแปรร่วมใช้การจำลองข้อมูลภายใต้เงื่อนไขของรูปแบบการสูญหายสองแบบ คือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) และการสูญหายอย่างสุ่ม

(MAR) ที่มีอัตราการสูญหายต่างกัน ซึ่งศึกษาความสอดคล้องโมเดล logistic regression กับกลุ่มตัวอย่างแต่ละกลุ่มด้วย วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) หรือการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) โดยเปรียบเทียบผลการจัดการข้อมูลสูญหายโดยใช้เกณฑ์เปรียบเทียบ 4 แบบ คือ 1) ความลำเอียง 2) ประสิทธิภาพ 3) ความครอบคลุม และ 4) อัตราปฏิเสธ

Zhang and Walker (2008) ศึกษาผลกระทบของข้อมูลสูญหาย โดยทดสอบผลกระทบของข้อมูลสูญหายในโมเดลความสอดคล้องของผู้สอบและการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ ด้วยแบบสอบที่ตรวจให้คะแนน 2 ค่า ภายใต้กรอบการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ด้วยเทคนิคการจัดการกับข้อมูลสูญหาย 4 แบบ คือ 1) การลบเป็นรายคู่ 2) การให้รหัสการตอบสนองข้อสอบสูญหายแบบตอบผิด (coding missing responses as incorrect) 3) การประมาณค่าทดแทนแบบ hot deck และ 4) การประมาณค่าทดแทนอิงโมเดลการแจกแจงปกติ โดยใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 2 พารามิเตอร์ (two- parameter logistic model: 2PL) ผลการวิจัยพบว่า ข้อมูลสูญหายทำให้ความยากในประเมินโมเดลความสอดคล้องของผู้สอบเพิ่มขึ้น ทั้งโมเดลที่สอดคล้องและไม่สอดคล้องของผู้สอบ เมื่อสัดส่วนของข้อมูลสูญหายเพิ่มขึ้น พบว่า การวินิจฉัยความสามารถ ของผู้สอบจะไม่ถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการจัดการข้อมูลสูญหายด้วยวิธีการลบเป็นรายคู่เป็นวิธีที่ให้ผลการกู้คืนโมเดลความสอดคล้องของผู้สอบและระดับความสามารถของผู้สอบดีที่สุด ทั้งนี้ การให้รหัสการตอบสนองข้อสอบสูญหายแบบตอบผิดเป็นสาเหตุการสูญหายของข้อมูลการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบที่ทำให้โมเดลการวัดไม่สอดคล้อง ดังนั้น การประมาณค่าความสามารถของผู้สอบจึงเป็นผลลัพธ์ที่นำไปใช้ไม่ได้

Allison (2006) ศึกษาและขยายผลการศึกษางานของ Ake (2005) ต่อโดยทดสอบการใช้การประมาณค่าทดแทนพหุอิงการแจกแจงปกติ (normal based multiple imputation) กับข้อมูลที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า (dichotomous) ซึ่ง Allison พบว่าเมื่อค่าการประมาณค่าทดแทนพหุหมุนรอบใกล้จำนวนเต็ม 0 หรือ 1 มากที่สุดแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมาณค่าของค่าเฉลี่ยจะทำให้เกิดความลำเอียง ในทางตรงกันข้าม หากค่าของการประมาณค่าทดแทนพหุไม่ได้หมุนรอบใกล้จำนวนเต็ม 0 หรือ 1 แล้ว พบว่า ผลลัพธ์ที่ได้จากการประมาณค่าของค่าเฉลี่ยที่จะทำให้เกิดความลำเอียงจะพบน้อยมาก

Ake (2005) ศึกษาผลกระทบของการใช้การประมาณค่าทดแทนพหุอิงโมเดลการแจกแจงปกติ (normal based multiple imputation) กับข้อมูล ordinal พบว่า เมื่อค่าประมาณทดแทนหมุนรอบการประมาณค่าจำนวนเต็มของค่าเฉลี่ยที่ได้จากการเพิ่มความลำเอียง เช่น ร้อยละของ

ข้อมูลการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ที่เพิ่มขึ้น ในทางตรงกันข้าม Ake พบว่า เมื่อการหมุนรอบไม่ได้ถูกจัดกระทำแล้วจะมีความลำเอียงน้อยมากในการประมาณค่าเฉลี่ย

Velicer and Colby (2005) เปรียบเทียบวิธีจัดการข้อมูลสูญหายในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Arima (Arima time-series analysis) เนื่องจากข้อมูลสูญหายเป็นปัญหาทั่วไปในทางปฏิบัติสำหรับการออกแบบการศึกษาระยะยาว การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีการศึกษาที่ใช้เวลานานในการสังเกตหน่วยตัวอย่าง ซึ่งในการศึกษาของ Velicer and Colby ประเมินข้อมูลสูญหายด้วยวิธีการ 4 วิธี คือ 1) การลบทิ้ง (deletion) 2) การแทนที่ค่าเฉลี่ย (mean substitution) 3) mean of adjacent observations และ 4) การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation) โดยจำลองข้อมูลอนุกรมเวลาช่วง 100 หน่วยตัวอย่าง ด้วยเงื่อนไขที่แตกต่างกัน 50 เงื่อนไข เพื่อศึกษา 1) สหสัมพันธ์ภายในตัวเอง 5 ระดับ และ 2) ความชัน 2 ระดับ และสัดส่วนข้อมูลสูญหาย 5 ระดับ เพื่อเปรียบเทียบวิธีการโดยการพิจารณาความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ 4 แบบ คือ 1) level 2) error variance 3) degree of autocorrelation และ 4) slope ผลการศึกษาพบว่า การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดมีความถูกต้องแม่นยำในการประมาณค่าพารามิเตอร์มากที่สุดภายใต้เงื่อนไขการทดสอบทั้งหมด ส่วน mean of adjacent observations เป็นวิธีที่มีความถูกต้องแม่นยำน้อยที่สุด ดังนั้น การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดจึงเป็นวิธีการทางสถิติที่ดีสำหรับการประมาณค่าข้อมูลสูญหาย

Enders (2004) ศึกษาผลกระทบของวิธีในการจัดการกับข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าความเที่ยงสำหรับข้อมูลแบบ Likert โดยการใช้ Cronbach's alpha ผลการศึกษาพบว่าวิธี ค่าคาดหมายสูงสุด(EM) ให้ผลการศึกษาดีกว่าวิธีการลบตามรายการ ( listwise deletion) การลบเป็นรายคู่ (pairwise deletion) การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ย (mean imputation) ที่มีความลำเอียงรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error) และขอบเขตช่วงความช่วงความเชื่อมั่นของสัมประสิทธิ์แอลฟ่า (confidence interval coverage for coefficient alpha) โดย Enders ใช้การจำลองกลุ่มตัวอย่าง 200 คนในการตอบสนองข้อสอบ 7 ข้อ และกำหนดช่วงการประมาณข้อมูลสูญหายที่ 11% ซึ่งจากผลการศึกษานั้น Ender เสนอแนะว่าในการวิจัย ผู้วิจัยควรพิจารณาผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าความเที่ยง และ วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) เป็นวิธีที่ควรใช้ในการประมาณค่าทดแทนการตอบสนองข้อสอบที่สูญหาย

Leite and Beretvas (2004) ทดสอบสมรรถนะของการประมาณค่าทดแทนพหุอิงการแจกแจงปกติ (normal based multiple imputation) โดยการจำลองสหสัมพันธ์ (correlation)

ระหว่างมาตรวัด Likert แบบ ordinal ในการจำลองการศึกษาสำหรับข้อมูล การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ซึ่งผลการศึกษาพบว่า การประมาณค่าทดแทนพหุอิงการแจกแจงปกติ (normal based multiple imputation) สามารถให้ความถูกต้องแม่นยำในการจำลองค่าสหสัมพันธ์ระหว่างข้อสอบ (inter-item correlation values) สำหรับข้อมูลแบบ Likert โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับข้อมูลสูญหายที่มีระดับการสูญหายสูงขึ้น

Gibson and Olejnik (2003) ศึกษาปัญหาของข้อมูลสูญหายในขั้นที่สองของโครงสร้างข้อมูล hierarchical 2 ระดับ โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย ค.ศ. 1982 และก่อนปี 1982 โดยจัดการข้อมูลสูญหาย 5 วิธีคือ 1) การลบตามรายการ ( listwise deletion) 2) การแทนที่ค่าเฉลี่ยรวมทุกกรณี (overall mean substitution) 3) การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ยระดับกลุ่ม (group mean imputation) 4) วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด (EM) และ 5) การประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) ภายใต้เงื่อนไขการทดสอบ 4 เงื่อนไข คือ 1) จำนวนของตัวแปรขั้นที่สอง 2) ขนาดกลุ่มตัวอย่างขั้นที่สอง 3) สหสัมพันธ์จุดตัดความชัน และ 4) ร้อยละของข้อมูลสูญหาย ผลการศึกษาพบว่า วิธีการลบตามรายการ การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ยระดับกลุ่ม และ วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด (EM) ให้ผลการดำเนินการเท่ากันในระดับดีสำหรับตัวแปรที่มีค่าสูญหาย ส่วนตัวแปรที่ไม่มีค่าสูญหายนั้น วิธีการลบตามรายการ และ วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด (EM) ให้ผลการดำเนินการในระดับพอใจ มีเพียงวิธีการลบตามรายการเท่านั้นที่ให้ผลการดำเนินการในระดับดีในการประมาณค่าผลกระทบอย่างสุ่ม ยกเว้นกรณีขนาดกลุ่มตัวอย่างในขั้นที่สองสูญหายร้อยละ 30 หรือ 40

นอกจากการศึกษาการประมาณค่าทดแทนด้วยวิธี ค่าคาดหมายสูงสุด (EM) หรือการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) (Bernaards and Sijtsma, 1999) แล้ว ยังมีงานวิจัยบางส่วนศึกษาการประมาณค่าทดแทนด้วยวิธี การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (CM) และการประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง ( RF) ซึ่งออกแบบเฉพาะสำหรับข้อมูลการตอบสนองข้อสอบที่ไม่ต่อเนื่องซึ่งตรงกันข้ามกับวิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) และการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) โดยมีรายละเอียดงานวิจัยดังนี้

Sijtsma and van der Ark (2003) ขยายผลการศึกษาต่อจาก Bernaards and Sijtsma (2000) โดยรวมวิธี การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง ( RF) และทดสอบความแตกต่างของตัวแปรผลลัพธ์โดยใช้ข้อมูล dichotomous ซึ่ง Sijtsma and van der Ark ศึกษาความแตกต่างของค่าที่ได้จากชุดข้อมูลที่สมบูรณ์กับชุดข้อมูลที่ได้จากการประมาณค่า

ทดแทน โดยใช้ค่าสถิติ Cronbach's $\alpha$, Mokken's scalability coefficient, และ the goodness-of-fit chi-square statistics สำหรับ Rasch model ซึ่งผลการวิจัยพบว่า การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง ( RF) ให้ผลที่ถูกต้องแม่นยำมากที่สุดโดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ ทั้งนี้ Sijtsma and van der Ark เสนอแนะว่า ควรศึกษาและทดสอบสมรรถนะของการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) กับข้อมูล dichotomous เพิ่มในการวิจัยครั้งต่อไปด้วย

DeMars (2002) ศึกษาผลการทดสอบผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบโดยใช้วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าร่วมกัน ( joint maximum likelihood estimation) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าปลายทาง ( marginal maximum likelihood estimation) สำหรับข้อมูลสูญหายแบบการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) โดยการจำลองข้อมูลการศึกษาเป็นสองกลุ่ม ซึ่งกลุ่มหนึ่งมีค่าเฉลี่ยของระดับความสามารถต่ำกว่าอีกกลุ่มหนึ่ง ผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลที่จำลองให้เป็นกลุ่มผู้สอบที่ระดับความสามารถต่ำนั้นมีความเป็นไปได้สูงที่จะไม่ตอบสนองข้อสอบที่เป็นเป้าหมาย นอกจากนี้ DeMars วัดความลำเอียงในการประมาณค่าความยากสำหรับข้อสอบที่มีข้อมูลสูญหาย และพบว่า ในกลุ่มที่ผู้สอบที่ละเลยการตอบสนองข้อสอบจะมีความลำเอียงมากกว่าอีกกลุ่ม ซึ่งระดับความลำเอียงนั้นไม่สูงมากนัก

Smits, Mellenbergh and Vorst (2002) ศึกษาสมรรถนะของจำนวนเทคนิคการประมาณค่าทดแทนโดยใช้ชุดข้อมูลของวิธีการให้ผลการเรียน ( course grades) ซึ่งเทคนิคการประมาณค่าทดแทนที่ใช้ประกอบด้วย การแทนที่ค่าเฉลี่ยที่ไม่มีการถ่วงน้ำหนักและมีการถ่วงน้ำหนัก (unweighted and weighted mean substitution) หรือที่เรียกว่า รวมทั้งใช้ GPA สำหรับวิธีการให้ผลการเรียนที่ไม่สูญหาย การแทนที่สหสัมพันธ์ (correlation substitution) การประมาณค่าทดแทน regression การประมาณค่าทดแทน stochastic regression วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) และ การประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) โดยผลการวิจัยพบว่า สมรรถนะของเทคนิคการประมาณค่าทดแทนที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ไม่แตกต่างกัน นั่นคือ ไม่มีเทคนิคการประมาณค่าทดแทนใดที่ให้ผลดีกว่าเทคนิคการประมาณค่าทดแทนอื่น ทั้งนี้ Smits, Mellenbergh and Vorst แนะนำว่าเทคนิคการประมาณค่าทดแทนพหุ ( MI) และการประมาณค่าทดแทน stochastic regression ให้ผลการทำนายคงเส้นคงวากว่าวิธีอื่น ดังนั้น เทคนิคการประมาณค่าทดแทนพหุ ( MI) และการประมาณค่าทดแทน stochastic regression น่าจะดีกว่าวิธีอื่นที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้

De Ayala, Plake, and Impara (2001) ศึกษาผลกระทบของข้อมูลสูญหายและวิธีปกติทั่วไปที่ใช้จัดการกับข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าความสามารถที่มีอยู่ภายในผู้สอบ ( latent trait values for examinee) ใน โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) ผลการวิจัยพบว่า ในการประมาณค่าความสามารถที่มีอยู่ภายในผู้สอบนี้ จัดกระทำข้อมูลสูญหายเป็นแบบ การไม่แสดงคำตอบ ( NP) ให้ผลที่ถูกต้องแม่นยำกว่าการจัดกระทำข้อมูลสูญหายแบบ ตอบผิด (IN) นอกจากนี้ De Ayala et al. เสนอแนะว่า มีความเป็นไปได้ที่จะใช้วิธีการอื่นสำหรับจัดการกับการตอบสนองข้อสอบสูญหายโดยอาจจัดกระทำเป็นแบบ ตอบถูกบางส่วน (FR) พร้อมอ้างถึงคำแนะนำของ Lord (1974, 1983 อ้างถึงใน De Ayala et al., 2001) ว่าไม่ควรจัดกระทำข้อมูลสูญหายเป็นแบบตอบผิด เนื่องจากจะทำให้เกิดความลำเอียงในการประมาณค่าความสามารถ

Enders (2001) จำลองข้อมูลด้วย Monte Carlo เพื่อทดสอบความเหมาะสมของผลการประมาณค่าสารสนเทศแบบเต็มรูปที่เป็นไปได้สูงสุด (full information maximum likelihood) ในโมเดล multiple regression กับข้อมูลสูญหาย โดยทดสอบผลกระทบจากตัวแปรอิสระ 4 ตัว คือ 1) วิธีจัดการกับข้อมูลสูญหาย 2) อัตราการสูญหายของข้อมูล 3) ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง และ 4) ขนาดของสหสัมพันธ์ ที่มีต่อตัวแปรตาม 3 ตัว คือ 1) regression coefficient bias 2) $R^2$ bias และ 3) regression coefficient sampling variability ซึ่งรูปแบบข้อมูลสูญหายที่ใช้ทดสอบอิงทฤษฎีข้อมูลสูญหายของ Rubin คือ 1) การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) 2) การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และ 3) การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ผลการวิจัยพบว่า วิธีการประมาณค่าสารสนเทศแบบเต็มรูปที่เป็นไปได้สูงสุด ให้ผลการปฏิบัติที่ดีกว่าวิธีการลบตามรายการ การลบเป็นรายคู่ ( pairwise deletion) และการแทนที่ค่าเฉลี่ย นอกจากนี้ การประมาณค่าพารามิเตอร์แบบสารสนเทศแบบเต็มรูปที่เป็นไปได้สูงสุดยังให้ผลความลำเอียงและความผันแปรของกลุ่มตัวอย่างน้อยกว่าวิธีการทั้ง 3 แบบดังที่กล่าวมาข้างต้นด้วย

Huisman and Molenaar (2001) ศึกษาสมรรถนะของจำนวนวิธีการประมาณค่าทดแทนในบริบทของการตอบสนองข้อสอบด้วยวิธี hot deck การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) และโมเดลที่อิงทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) เช่น Mokken scaling และการประมาณค่าทดแทนโดยใช้ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one- parameter logistic model: 1PL) ผลการวิจัยพบว่า โมเดลที่อิง โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one- parameter logistic model: 1PL) ให้ความถูกต้องแม่นยำในการประมาณค่าความสามารถ ของผู้สอบ (ability estimation ) ส่วนเทคนิค Mokken

และการประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) ให้ค่าความถูกต้องแม่นยำต่ำกว่าโมเดลที่อิง โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) เล็กน้อยเท่านั้นซึ่ง Huisman and Molenaar เสนอแนะว่า เทคนิค Mokken และการประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) เป็นวิธีการที่ง่ายกว่า โมเดลที่อิง โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 1 พารามิเตอร์ (one-parameter logistic model: 1PL) ส่วนวิธี hot deck ให้ค่าความถูกต้องแม่นยำต่ำกว่าวิธีอื่น

Bernaards and Sijtsma (2000) ได้ขยายผลการศึกษาจากปี ค.ศ. 1999 โดยทดสอบสมรรถนะของวิธีการประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) กับ วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด(EM) ในการประมาณค่าความถูกต้องแม่นยำของค่าน้ำหนักองค์ประกอบสำหรับข้อมูล ordinal ซึ่งผลการวิจัยพบว่า วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด (EM) เป็นวิธีการที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลแบบ Likert แต่ทั้งนี้ Bernaards and Sijtsma อภิปรายเพิ่มเติมว่า การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) ก็สามารถทำได้และเป็นอีกทางเลือกที่ง่ายกว่า วิธี ค่าคาดหมายสูงสุด(EM) สำหรับการประมาณค่าทดแทนข้อมูลสูญหายที่ไม่ต่อเนื่อง

Bernaards and Sijtsma (1999) ทดสอบสมรรถนะของวิธีการต่าง ๆ ของเทคนิคการประมาณค่าทดแทนข้อมูลไม่ต่อเนื่อง เพื่อสร้างชุดข้อมูล ordinal ที่สมบูรณ์ เพื่อนำเสนอการประมาณค่าที่ถูกต้องแม่นยำของน้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) ผลการวิจัยพบว่า เทคนิคการประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( CM) ให้ความถูกต้องแม่นยำสูงกว่าวิธีการประมาณค่าทดแทนอย่างสุ่ม (random imputation) การประมาณค่าทดแทนค่าเฉลี่ย (mean imputation) และการลบตามรายการ (listwise deletion)

Ludlow and O'Leary (1999) ศึกษาการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลในทางปฏิบัติเกี่ยวกับปัญหาข้อมูลสูญหายที่มีสาเหตุการเกิดได้หลายประการ โดยเฉพาะอย่างยิ่งปัญหาเกี่ยวกับการสอบที่ผู้สอบทำข้อสอบข้ามข้อหรือทำข้อสอบไม่ทันภายในเวลาที่กำหนด โดย Ludlow and O'Leary มุ่งศึกษาผลการกระทบในทางปฏิบัติของการใช้วิธีการจัดกระทำทางสถิติที่แตกต่างกันกับข้อสอบที่ถูกละเว้นและทำไม่ทันโดยการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยวิธีการเฉพาะที่เลือกใช้สำหรับการให้คะแนน ผู้วิจัยใช้เกณฑ์การพิจารณาผลกระทบในการอธิบายผลลัพธ์ที่ได้ซึ่งจะเป็นหลักฐานสำหรับผลสรุปของผู้สอบหรือการประเมินผลระดับกลุ่มผู้สอบ

Patz and Junker (1999) ศึกษาวิธีการ Markov Chain Monte Carlo (MCMC) อิงการสุ่มตัวอย่างแบบ Metropolis-Hastings โดยอ้างอิงวิธีการ Bayesian ในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่สมบูรณ์ในการนำเสนอวิธีพื้นฐานโดยใช้ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด

2 พารามิเตอร์ (two- parameter logistic model: 2PL) ส่วนงานวิจัยของ Patz and Junker ขยายผลการศึกษาในประเด็นของ การไม่ตอบสนองข้อสอบ การออกแบบการสูญหายของข้อมูล การใช้ผู้ตรวจหลายคน พฤติกรรมการเดา และข้อสอบที่มีการให้คะแนนบางส่วนต่าง ๆ ดังนี้ โดยใช้วิธีการ Markov Chain Monte Carlo ในตัวอย่างสองแบบของการวัดผลระดับชาติในการทดสอบความก้าวหน้าทางการศึกษา ปี 1992 ในด้านการอ่าน คือ 1) ชุดทดสอบย่อย multiple item format (two-parameter logistic model (2PL), three-parameter logistic model (3PL) และการให้คะแนนบางส่วน) และ 2) ลำดับการให้คะแนนและ dichotomous short-response items โดยใช้โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบใหม่ที่เรียกว่า generalized linear logistic test model (GLLTM)

Raaijmakers (1999) ศึกษาประสิทธิผลของการจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกันในการสำรวจข้อมูลแบบ Likert ซึ่งเป็นการแทนที่ค่าสูญหายด้วยวิธีการแทนที่ค่าเฉลี่ยสัมพัทธ์ (relative mean substitution) โดยใช้การเปรียบเทียบกับวิธีการปกติทั่วไปที่ใช้ในการจัดการค่าสูญหายโดยใช้ข้อมูลจริง โดยมีเป้าหมายการศึกษาประสิทธิผลของวิธีการในสองลักษณะคือ
1) ความถูกต้องแม่นยำในการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างชนิดในเวลาเดียวกัน และ
2) ความถูกต้องแม่นยำในการประมาณค่าสำหรับมาตรวัดแบบ Likert กับคุณลักษณะการทดสอบทางจิตที่แตกต่างกัน โดยจัดกระทำภายใต้เงื่อนที่แตกต่างกัน ได้แก่ ความแตกต่างของจำนวนผู้ตอบ 1674, 400 และ 100 คน ตามลำดับ และความแตกต่างของการแจกแจงค่าสูญหาย ประกอบด้วย สถานการณ์ที่มีการแจกแจงอย่างสุ่มของข้อมูลสูญหายจำนวน 2 สถานการณ์ และสถานการณ์ที่ไม่ใช่การแจกแจงอย่างสุ่มจำนวน 3 สถานการณ์ ผลการวิจัยพบว่า วิธีการแทนที่ค่าเฉลี่ยสัมพัทธ์นี้ครอบคลุมการให้ผลการประมาณค่าที่ถูกต้องแม่นยำมากที่สุด ซึ่งส่วนใหญ่เนื่องมาจากการให้ผลการประมาณค่าที่ถูกต้องแม่นยำมากกว่าของความแปรปรวน และความอ่อนไหวในข้อคำถามที่เบี่ยงเบนจากค่าเฉลี่ยเป็นผลมาจากมาตรวัดแบบ Likert มีความเป็นเอกพันธ์เพียงพอ

Lord (1983) ขยายผลการศึกษาที่เคยทำไว้ในปี 1974 ไปยังการอธิบายความจริงที่ว่าความน่าจะเป็นของของการตอบถูกให้กลไกการตอบอย่างสุ่มเป็นฟังก์ชันเพิ่มอิงความสามารถ ของผู้สอบ Lord อภิปรายต่อว่า การจัดกระทำการละเว้นการตอบสนองข้อสอบแบบตอบผิด ไม่ใช่วิธีการที่ดีที่สุดถึงแม้จะเป็นวิธีปกติที่ใช้ในการปฏิบัติ

Lord (1974) แสดงให้เห็นว่าการละเว้นข้อสอบจะไม่เป็นการจัดกระทำแบบตอบผิดเมื่อเป็นการศึกษาความถูกต้องแม่นยำในการประมาณค่าอย่างใดอย่างหนึ่งระหว่างพารามิเตอร์

ความสามารถ ของผู้สอบหรือพารามิเตอร์ ของข้อสอบ โดย Lord อภิปรายว่า สำหรับวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบการประมาณค่าว่าวิธีการหนึ่งที่จะได้มาผู้สอบตอบสนองข้อสอบทั้งหมดอย่างสุ่มจากการละเว้นข้อสอบ

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการจัดการกับข้อมูลสูญหายสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2.4 ดังนี้

**ตารางที่** 2.4 สรุปประเด็นรายละเอียดในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการจัดการกับข้อมูลสูญหาย

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Robitzsch and Rupp (2009) | ผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ | จำลองข้อมูล | 1) listwise deletion<br>2) zero imputation<br>3) two-way imputation<br>4) two-way adjacent imputation<br>5) response function imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR, MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 500, 2,000 และ 8,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10% และ 30%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 20 และ 40<br>5) **ขนาดอิทธิพล DIF** 0, 2 ,4 และ 6<br>6) **วิธีตรวจสอบ DIF** Mantel-Haenszel statistic และ logistic regression analysis<br>7) **ผลกระทบ**<br>Negative: focal N(0, 1), reference N(–.5, 1)<br>Positive: focal N(0, 1), reference N(.5, 1)<br>None: focal N(0, 1), reference N(0, 1) |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Finch (2008) | ผลกระทบของวิธีการหลากหลายที่ใช้ในการจัดการกับข้อมูลสูญหาย ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ | จำลองข้อมูล | 1) multiple imputation<br>2) response function imputation<br>3) EM algorithm<br>4) corrected item mean substitution imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 500 และ 1,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 5%, 15% และ 30%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 20 |
| Glas and Pimentel (2008) | ศึกษาโมเดลข้อมูลสูญหายที่ละเลยไม่ได้ในแบบสอบ speed tests | จำลองข้อมูล | 1) joint maximum likelihood estimation<br>2) marginal maximum likelihood estimation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 500 และ 1,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 25% และ 50%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 10 และ 40<br>5) **ระดับความสัมพันธ์ระหว่างมิติความสามารถ** r=0, r=:2, r=:4, r=:6 และ r=:8 |
| Peng and Zhu (2008) | เปรียบเทียบวิธีการสองแบบในการจัดการตัวแปรร่วมสูญหายใน logistic regression | จำลองข้อมูล | 1) EM algorithm<br>2) multiple imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 200 และ 400<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10%, 20%, 30% และ 40% |
| Zhang and Walker (2008) | ผลกระทบของข้อมูลสูญหาย โดยทดสอบผลกระทบของข้อมูลสูญหายในโมเดลความสอดคล้อง | จำลองข้อมูล | 1) pairwise deletion<br>2) coding missing responses as incorrect<br>3) hot deck imputation<br>4) expected value imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 500, 1,000 และ 2,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 15%, 30% และ 50%.<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 10, 20 และ 40 |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Allison (2006) | ทดสอบการใช้การประมาณค่าทดแทนพหุอิงการแจกแจงปกติ | จำลองข้อมูล | 1) listwise deletion<br>2) linear imputation without rounding<br>3) linear imputation rounding<br>4) logistic regression imputation<br>5) discriminant function imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 500<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 1%, 5%, 20% และ 50% |
| Ake (2005) | ผลกระทบของการใช้การประมาณค่าทดแทนพหุอิงโมเดลการแจกแจงปกติ | จำลองข้อมูล | 1) Markov Chain Monte Carlo<br>2) multiple imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 200, 3,000, 5,000 และ 35,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 1%, 5%, 10%, 20% และ 40% |
| Velicer and Colby (2005) | วิธีจัดการข้อมูลสูญหายในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา | จำลองข้อมูล | 1) deletion<br>2) mean substitution<br>3) mean of adjacent observations<br>4) maximum likelihood estimation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 100<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10%, 20%, 30%, 40%, 50% และ 60%<br>4) **degrees of dependency** –.80, –.40, .00, .40 และ .80<br>5) **ลักษณะของความชัน** 0 และ a positive slope of 15° |
| Enders (2004) | ผลกระทบของวิธีการในการจัดการกับข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าความเที่ยงสำหรับข้อมูลแบบ Likert | จำลองข้อมูล | 1) EM algorithm<br>2) listwise deletion<br>3) pairwise deletion<br>4) mean imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 200<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10% และ 20% |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Leite and Beretvas (2004) | สมรรถนะของการประมาณค่าทดแทนพหุอิงการแจกแจงปกติโดยการจำลองสหสัมพันธ์ | จำลองข้อมูล | 1) multiple imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR, MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 1,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 2%, 15%, 20%, 30% และ 50%<br>4) **ระดับความสัมพันธ์ภายในตัวแปร** 0.3 และ 0.8<br>5) **ระดับมาตรวัด Likert** 3, 5 และ 7 |
| Gibson and Olejnik (2003) | ปัญหาของข้อมูลสูญหายในขั้นที่สองของโครงสร้างข้อมูล hierarchical 2 ระดับ | จำลองข้อมูล | 1) listwise deletion<br>2) overall mean substitution<br>3) group mean imputation<br>4) EM algorithm<br>5) multiple imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 30 และ 160<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10% และ 40%<br>4) **สหสัมพันธ์ระหว่างค่าตัดแกน Y และความชัน** .2 และ .8<br>5) **จำนวนของตัวแปรแต่ละระดับ** Level 1: 1 Level 2: 2 และ 4 |
| Sijtsma and van der Ark (2003) | การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง (RF) และทดสอบความแตกต่างของตัวแปรผลลัพธ์ | ข้อมูลจริงและจำลองข้อมูล | 1) simple imputation<br>2) person mean<br>3) two-way imputation<br>4) response function imputation<br>5) mean response function imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 10, 20, 50, 100, 200, 500, 1,000 และ 2,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 1%, 5% และ 10%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 10 และ 20 |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| DeMars (2002) | ผลกระทบของข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบ | จำลองข้อมูล | 1) joint maximum likelihood estimation<br>2) marginal maximum likelihood estimation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 1,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 30%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 60 |
| Smits, Mellenbergh and Vorst (2002) | สมรรถนะของจำนวนเทคนิคการประมาณค่าทดแทนโดยใช้ชุดข้อมูลของวิธีการให้ผลการเรียน | ข้อมูลจริง | 1) unweighted and weighted mean substitution<br>2) correlation substitution<br>3) regression imputation<br>4) stochastic regression imputation<br>5) EM algorithm<br>6) multiple imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 2,080<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 0%-5% |
| De Ayala et al. (2001) | ผลกระทบของข้อมูลสูญหายและวิธีปกติทั่วไปที่ใช้จัดการกับข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าความสามารถที่มีอยู่ภายในผู้สอบ | จำลองจริง | 1) biweight estimation<br>2) expected a posterior<br>3) maximum likelihood estimation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 24,546<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 5.13%, 10.26%, 15.38% และ 20.51%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 39 |
| Enders (2001) | ทดสอบความเหมาะสมของผลการประมาณค่าสารสนเทศแบบเต็มรูปที่เป็นไปได้สูงสุด | จำลองข้อมูล | 1) full information maximum likelihood<br>2) listwise deletion<br>3) pairwise deletion<br>4) mean imputation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR, MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 100, 250, 500 และ 750<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 2%, 5%, 10%, 15% และ 25%<br>4) **จำนวนของตัวแปรที่ใช้ศึกษา** 9<br>5) **ระดับน้ำหนักองค์ประกอบ** .40, .60 และ .80 |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Huisman and Molenaar (2001) | สมรรถนะของจำนวนวิธีการประมาณค่าทดแทน | จำลองข้อมูล | 1)hot deck<br>2) corrected item mean substitution<br>3) Mokken scaling<br>4) one-parameter logistic model | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 100, 200 และ 400<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 5%, 12% และ 20% |
| Bernaards and Sijtsma (2000) | สมรรถนะของวิธีการประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก (CM) กับวิธีค่าคาดหมายสูงสุด (EM) | จำลองข้อมูล | 1) overall mean imputation<br>2) person mean imputation<br>3) conditional mean imputation<br>4) item mean imputation<br>5) two-way imputation<br>6) corrected item mean substitution imputation<br>7) EM algorithm | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR, MAR และ MNAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 100 และ 500<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 5%, 10% และ 20%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 20<br>5) **ระดับความสัมพันธ์ระหว่างมิติความสามารถ** 0, 0.24 และ 0.5<br>6) **Scoring weights B** Mix 3:1, Mix 1:1 และ Mix 1:0 |
| Bernaards and Sijtsma (1999) | สมรรถนะของวิธีการต่าง ๆ ของเทคนิคการประมาณค่าทดแทนข้อมูลไม่ต่อเนื่อง | จำลองข้อมูล | 1) random imputation<br>2) overall mean imputation<br>3) mean condition on the covariates<br>4) item mean imputation<br>5) person mean imputation<br>6) listwise deletion<br>7) EM algorithm | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ Relative Expected Frequency<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 100 และ 500<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 5%, 10% และ 15%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 20<br>5) **Scoring weights B** Mix 3:1, Mix 1:1 และ Mix 1:0 |

**ตารางที่** 2.4 (ต่อ)

| ผู้วิจัย | ประเด็นวิจัย | ข้อมูลที่ใช้ศึกษา | วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | เงื่อนไขการศึกษา |
|---|---|---|---|---|
| Ludlow and O'Leary (1999) | การประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลในทางปฏิบัติเกี่ยวกับปัญหาข้อมูลสูญหาย | ข้อมูลจริง | 1) stepwise | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 116<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 2.59%<br>4) **ความยาวแบบสอบ** 90 |
| Patz and Junker (1999) | ศึกษาวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย | จำลองข้อมูล | 1) Markov Chain Monte Carlo<br>2) two-parameter logistic model | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** 1,500 และ 3,000<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 15%, 25%, 35% และ 50%<br>4) **โมเดลการวัด** 2PL, 3PL และ GPC items<br>5) **ความยาวแบบสอบ** 12 และ 24 |
| Raaijmakers (1999) | ประสิทธิผลของการจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกันในการสำรวจข้อมูลแบบ Likert | ข้อมูลจริงและจำลองข้อมูล | 1) relative mean substitution<br>2) total mean substitution<br>3) valid mean substitution<br>4) iterative multiple regression | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MCAR และ MAR<br>2) **ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** ข้อมูลจริง: 3,220 ข้อมูลจำลอง: 100 400<br>3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** 10%, 20% และ 30%<br>4) **ระดับมาตรวัด Likert** 5 |
| Lord (1983) | การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ | พิสูจน์สมการเชิงทฤษฎี | 1) maximum likelihood estimation | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR |
| Lord (1974) | การประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบหรือพารามิเตอร์ของข้อสอบ | พิสูจน์สมการเชิงทฤษฎี | 1) maximizing the likelihood<br>2) new estimation procedure | 1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** MAR |

จากตารางที่ 2.4 ผลการสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวกับ แนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้บริบททฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) สามารถสรุปประเด็นที่ได้จากการศึกษา ดังนี้

1) **การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ** ข้อค้นพบที่ได้จากการศึกษา งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า ยังมีหลายประเด็นที่ยัง ขาดความชัดเจนเกี่ยวกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ เช่น ความครอบคลุมในการศึกษา และความน่าเชื่อถือของวิธีการ เป็นต้น เนื่องจากการศึกษาส่วนใหญ่ที่ผ่านมาเป็นการศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์มิติเดียวคือ การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; DeMars, 2002; Finch, 2008; Glas and Pimentel, 2008 ; Huisman and Molenaar, 2001; Lord, 1983 ) หรือการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ (De Ayala, Plake, and Impara, 2001; Zhang and Walker, 2008) อย่างใดอย่างหนึ่งเท่านั้น มีเพียง Lord (1974) และ Ludlow and O'Leary (1999) เท่านั้นที่ศึกษาทั้งการประมาณค่าพามิเตอร์ของข้อสอบและพารามิเตอร์ของผู้สอบ

2) **วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย** จากการศึกษาเอกสารเกี่ยวกับแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ พบว่า ปัจจุบันมีการพัฒนาศาสตร์ในเรื่องนี้มากขึ้น รวมถึงมีการพัฒนาแนวทางในการนำวิธีการเหล่านี้มาศึกษาในบริบทของการศึกษาโดยเฉพาะทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมากขึ้น เนื่องจากข้อมูลสูญหาย (missing data) เป็นกรณีที่พบได้บ่อยครั้งในทางการศึกษา หรือในงานวิจัยทุกสาขา โดยเฉพาะในทางศึกษานั้น ข้อมูลสูญหายที่เกิดจากการไม่ตอบสนองข้อสอบของผู้สอบนับเป็นประเด็นสำคัญในการประเมินทั้งด้าน cognitive และ affective ของผู้เรียน และจากทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (item response theory : IRT) ซึ่งเป็นทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถที่มีอยู่ในภายในบุคคลกับผลการตอบสนองข้อสอบหรือข้อคำถามโดยใช้โค้งลักษณะข้อสอบ (item characteristic curve : ICC) ดังนั้น การเกิดปรากฏการณ์ข้อมูลสูญหายซึ่งอาจเป็นผลมาจากความเลินเล่อของผู้สอบ ความไม่รู้หรือไม่กล้าเดาคำตอบ หรืออาจเกิดจากข้อคำถามที่ค่อนข้าง sensitive อันเป็นผลนำไปสู่การสูญหายของข้อมูล ซึ่งสามารถแบ่งประเภทข้อมูลสูญหายได้เป็น 3 ประเภท คือ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ความรุนแรงของข้อมูลสูญหายที่ส่งผลกระทบต่อผลการศึกษาขึ้นอยู่กับอัตราการสูญหายของข้อมูล ดังนั้น จึงจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องพิจารณาถึง

แนวทางและวิธีจัดการที่เหมาะสมสำหรับใช้จัดการกับข้อมูลสูญหายเพื่อให้ผลการศึกษาถูกต้องและน่าเชื่อถือต่อไป

นอกจากนี้ ในการศึกษาที่ผ่านมา กระบวนการทางสถิติสำหรับจัดการข้อมูลสูญหายได้รับการพัฒนาอย่างกว้างขวาง แต่กระนั้นก็ยังคงมีมโนทัศน์ที่คลาดเคลื่อนและความผิดพลาดในทางปฏิบัติให้พบได้เป็นจำนวนมาก เนื่องจากกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลส่วนใหญ่ ไม่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลสูญหาย ดังนั้น การสูญหายจึงเป็นปัญหาทั่วไปที่ไม่ใช่จุดมุ่งหมายของการศึกษา แต่แนวทางหรือวิธีจัดการกับข้อมูลสูญหาย โดยหลักการแล้วในกระบวนการดำเนินการจะเพิ่มความยุ่งยากในด้านมโนทัศน์และการคำนวณ ความไม่พอเพียงของแหล่งข้อมูล กรอบทฤษฎี ซึ่งนักวิจัย ผู้เชี่ยวชาญด้านระเบียบวิธี และผู้พัฒนาโปรแกรมสำเร็จรูปได้พยายามทางแก้ไขปัญหา โดยพัฒนาแนวทางเพื่อใช้ในการปรับแก้ข้อมูลสูญหายให้เกิดความสมบูรณ์ แต่กระนั้นวิธีการแก้ไขที่ผ่านมาส่วนใหญ่ ยังคงก่อให้เกิดผลเสียมากกว่าผลในทางที่ดี เพราะการจัดการข้อมูลสูญหายที่ไม่ถูกต้อง มักทำให้คำตอบที่ได้เกิดความลำเอียง ขนาดประสิทธิภาพและความเที่ยง (Schafer and Graham, 2002)

วิธีการที่ใช้ในการจัดกระทำกับข้อมูลสูญหายที่ผ่านมามีหลายวิธี แต่ทั้งนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มคือ กลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบเก่าหรือแบบดั้งเดิม เช่น การลบทิ้ง (deletion), Reweighting, Averaging the Available Items และ Single Imputation กับกลุ่มวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบใหม่ เช่น วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation maximization approach: EM) การประมาณค่าทดแทนด้วยการแทนที่ค่าเฉลี่ยข้อที่ถูก ( corrected item mean substitution imputation: CM) การประมาณค่าทดแทนด้วยฟังก์ชันการตอบสนอง ( response function imputation: RF) การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood methods) และ วิธีการที่ไม่อิงการประมาณค่าทดแทน (nonimputation-based approaches)

โดยในช่วงแรกของการศึกษาเกี่ยวกับข้อมูลสูญหาย วิธีจัดการอย่างง่ายส่วนใหญ่ที่ใช้ในการจัดการข้อมูลสูญหายคือ การคัดข้อมูลที่มีค่าสูญหายทิ้งแล้ววิเคราะห์เฉพาะกรณีที่ข้อมูลสมบูรณ์ ซึ่งก่อให้เกิดความผิดพลาดเกี่ยวกับความถูกต้องแม่นยำสำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์ตัวแปรศึกษาอย่างมีนัยสำคัญ (Robitzsch and Rupp, 2009) นอกจากนี้ ผู้วิจัยมักนำเสนอเฉพาะการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่มีความลำเอียงเท่านั้น ซึ่งสำหรับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) นั้น แม้ว่าจะใช้การวิเคราะห์ความถี่ แต่ผู้วิจัยที่ต้องการใช้วิธีอย่างง่าย มักถูกกระตุ้นด้วยความไม่พอเพียงของความรู้ในเรื่องวิธีการหรือขาด

การศึกษารายละเอียดหรือเงื่อนไขของวิธีการที่ใช้ จึงทำให้การจัดการข้อมูลสูญหายเป็นการจัดการที่ขาดการพิจารณาลักษณะหรือธรรมชาติของข้อมูลสูญหาย

ต่อมาได้มีการพัฒนาวิธีจัดการกับข้อมูลสูญหาย โดยเฉพาะการมุ่งศึกษาในประเด็นผลของการใช้วิธีจัดการกับข้อมูลสูญหายที่ให้ผลความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบหรือความสามารถของผู้สอบสูงที่สุด โดยหนึ่งในวิธีการแก้ค่าพารามิเตอร์ทางสถิติที่ดีที่สุดสำหรับการประมาณค่าทดแทนในหลายสถานการณ์ใช้วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) และ การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) อย่างไรก็ตาม ในการวิเคราะห์บางครั้งจะใช้กรอบการวิเคราะห์ Bayesian (Rupp, Dey, and Zumbo, 2004 อ้างใน Robitzsch and Rupp, 2009) ในวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดนั้น การประมาณค่าพารามิเตอร์จะถูกคำนวณโดยการรวมค่าข้อมูลสูญหายออกจาก likelihood ซึ่งมีคุณสมบัติบางอย่างเหมือนกันในทางทฤษฎีสำหรับค่าที่เป็นไปได้ทั้งหมด ที่ข้อมูลสูญหายจะมีผล แนวคิดนี้ให้ผลที่เชื่อถือได้ว่าข้อตกลงเบื้องต้นของการสูญหายอย่างสุ่มเหมาะสม แต่ข้อบกพร่องของแนวคิดนี้คือเป็นโมเดลที่มีความเฉพาะเจาะจง เช่น likelihood เป็นข้อจำกัดของโมเดล (Sinharay, Stern, and Russell, 2001) ในกรณีข้อมูลที่มีการตอบแบบ dichotomous ในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เช่น Rasch model/ one-parameter logistic model (1PL) และ two- parameter logistic model (2PL) หรือ three-parameter logistic model (3PL) (Embretson and Reise, 2000) เป็นตัวอย่างของการใช้โดยอิงแนวคิดการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

นอกจากการพัฒนาวิธีการหรือแนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ แล้วยังมีการพัฒนาโปรแกรมสำเร็จรูปที่อำนวยความสะดวกในการประมาณค่าแต่ละวิธีด้วย เช่น โปรแกรมสำหรับการประมาณค่าทดแทนพหุคือ Amella, SAS/IML Multiple imputation programs, Paul Allison's SAS macro, SIRNORM SAS macro และ SOLAS เป็นต้น (University of Texas, 2004) โดยตัวอย่างโปรแกรม NORM ใช้ multivariate normal model (MICE) (van Buuren, Boshuizen, and Knook, 1999) ซึ่งไม่มีข้อตกลงของการแจกแจงที่เฉพาะเจาะจงในการสร้าง แต่ทั้งนี้ หากวิธีการที่ใช้ในการจัดการข้อมูลสูญหายมีความซับซ้อนยุ่งยากมากขึ้นเท่าไร โปรแกรมสำเร็จรูป ที่ใช้ในการวิเคราะห์ย่อมมีความยุ่งยากในการใช้ตามไปด้วยเช่นกัน

แต่ทั้งนี้ ยังไม่มีผู้ศึกษาความน่าเชื่อถือของวิธีการที่มีลักษณะเฉพาะสำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ ซึ่งควรจะมีการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการที่มีความเหมาะสม กับการจัดการข้อมูลสูญหายในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและพารามิเตอร์ของผู้สอบต่อไป

3) **เงื่อนไขการศึกษา** จากการศึกษาที่ผ่านมา สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง และอัตราการสูญหายของข้อมูล เป็นองค์ประกอบสำคัญที่ถูกกำหนดเป็นเงื่อนไขการศึกษาใน งานวิจัยที่เกี่ยวกับ แนวทางการจัดการข้อมูลสูญหาย ทุกชิ้นที่ผ่านมา ส่วนเงื่อนไขการศึกษาอื่น ๆ จะแตกต่างกันไปตามบริบทของการศึกษา เช่น ระดับ มาตรวัด Likert สำหรับการศึกษาเชิงสำรวจ ขนาดอิทธิพล DIF สำหรับการศึกษาการตรวจสอบการทำหน้าที่ต่างกันของข้อสอบ ลักษณะของความชัน สำหรับการศึกษา อนุกรมเวลา เป็นต้น ทั้งนี้ ภายใต้บริบทท ฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) นั้น จะกำหนดความยาวแบบสอบ หรือ โมเดลการวัด เป็นเงื่อนไขการศึกษาเพิ่ม ดังนั้น เงื่อนไขการศึกษา ภายใต้บริบทท ฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) จึงมี 5 เงื่อนไขสำคัญคือ สภาวะการสูญหายของข้อมูล ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง อัตราการสูญหายของข้อมูล ความยาวแบบสอบ และโมเดลการวัด ซึ่งสรุปได้ดังนี้

3.1) **สภาวะการสูญหายของข้อมูล** การศึกษาเงื่อนไข สภาวะการสูญหายของข้อมูลในการศึกษา ที่ผ่านมา พบว่า มีการศึกษาวิธีการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหายกับข้อมูลที่มีการสูญหายทั้งแบบการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) แต่เนื่องจากข้อมูลที่มีรูปแบบการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) นั้นไม่ก่อให้เกิดปัญหา เรื่องความลำเอียงในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งแม้ว่าอาจทำให้เสียอำนาจการทดสอบเนื่องจากการออกแบบการศึกษา แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้จะไม่เกิดความลำเอียงเนื่องจากการสูญหายของข้อมูล และในส่วนของ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น จากการศึกษาที่ผ่านมาเป็นการศึกษาในรูปแบบที่ค่าสูญหายสัมพันธ์กับตัวแปรของมันเองแต่ไม่สัมพันธ์กับตัวแปรสังเกตได้อื่น ยังไม่มีการศึกษาการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ในรูปแบบที่ค่าสูญหายสัมพันธ์กับตัวแปรของมันเองและสัมพันธ์กับตัวแปรสังเกตได้ตัวอื่นด้วย

3.2) **ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง** จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมา พบว่า มีการดำเนินการศึกษาจากกลุ่มตัวอย่าง 10- 35,000 คน ซึ่งผลการศึกษาพบว่า การใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ให้ผลการประมาณค่าทางสถิติดีกว่าการใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก โดยเฉพาะการศึกษา การ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ตาม โมเดล

การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) กลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมในการศึกษา ควรมีจำนวนอย่างน้อย 1,000 คน ขึ้นไป แต่ทั้งนี้ ยังไม่มีการศึกษาผลการใช้ ตัวอย่างขนาดใหญ่ ที่ครอบคลุมผล การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ตามโมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL)

3.3) **อัตราการสูญหายของข้อมูล** จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาพบว่ามีการศึกษาโดยใช้การจำลองข้อมูลเพื่อศึกษาในเชิงทฤษฎีเกี่ยวกับประสิทธิภาพและความถูกต้องแม่นยำของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ซึ่ง ข้อมูล จำลองที่ใช้ศึกษา มีอัตราการสูญหาย อยู่ในช่วงร้อยละ 1-60 ส่วนการศึกษาในสถานการณ์การสอบจริงนั้น พบว่า ข้อมูล จริงที่ใช้ศึกษา มีอัตราการสูญหายอยู่ในช่วงร้อยละ 1-20

3.4) **ความยาวแบบสอบ** จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับความยาวแบบสอบที่ใช้ในการศึกษา พบว่ามีการศึกษาความยาวแบบสอบในช่วง 10-90 ข้อ โดยผลการศึกษาพบว่า แบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบน้อยข้อ ทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์เกิดความคลาดเคลื่อนสูงกว่าแบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบมากข้อ นอกจากนี้แบบสอบที่มีความยาวของข้อสอบตั้งแต่ 20 ข้อ ขึ้นไป ให้สารสนเทศของแบบสอบและความแม่นยำในการประมาณค่าสูงกว่าแบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบน้อยกว่า 20 ข้อ

3.5) **โมเดลการวัด** จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับ โมเดล IRT ที่ใช้ในการศึกษา พบว่า มีการศึกษาทั้งโมเดลแบบ 1PL, 2PL และ 3PL ตามลำดับ

โดยภาพรวมข้อค้นพบที่ได้จากการศึกษา แนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้บริบททฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ยังไม่มีผลการศึกษาใดสามารถระบุได้อย่างชัดเจนว่า วิธีจัดการข้อมูลสูญหายวิธีใด มีความถูกต้องแม่นยำและมีประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้บริบททฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) มากที่สุด เนื่องจากผลการศึกษาของงานวิจัยแต่ละชิ้นจะเกี่ยวข้องกับบริบทเฉพาะของการศึกษา ทำให้ผลสรุปที่ได้อาจสอดคล้องหรือไม่สอดคล้องผลการศึกษาอื่น ๆ นอกจากนี้ ความครอบครอบคลุมและความเหมาะสมของเงื่อนไขที่ใช้ในการศึกษา ซึ่งมีทั้งการศึกษาโดยใช้การจำลองข้อมูล หรือใช้ข้อมูลจริง ล้วนส่งผล ให้ผลของการศึกษาที่ได้มีความแตกต่างกัน ดังนั้น จึงมีความจำเป็นที่จะต้องมีการศึกษาวิจัยเพื่อขยายองค์ความรู้ทางด้าน

แนวทางการจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้บริบททฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ต่อไป

ดังนั้น จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยทั้งหมด ผู้วิจัยจึงสนใจ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายเพื่อนำมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้บริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation - maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) โดยมีเงื่อนไขในการศึกษา 4 เงื่อนไข คือ สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ คือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ เพื่อประโยชน์ในการ นำไปใช้ประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่เหมาะสมและสอดคล้องกับสถานการณ์ที่ต้องการศึกษามากที่สุด ทั้งนี้ การศึกษาครั้งนี้ ไม่ได้นำโมเดลการวัดมาใช้เป็นเงื่อนไขการศึกษา เนื่องจากในการศึกษาครั้งนี้ เปรียบเทียบคุณภาพวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธี ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) เท่านั้น

สำหรับ เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธี ผู้วิจัยเลือกใช้ ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ซึ่งดัชนี BIAS แสดงถึงความถูกต้อง (accuracy) ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ ส่วนดัชนี RMSE สะท้อนถึงความคงที่ (stability) ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่การประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายกับข้อมูลสมบูรณ์ ซึ่งผลที่ได้จากการวิจัยในครั้งนี้จะเป็นประโยชน์ในการเลือกใช้วิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่เหมาะสมและสอดคล้อง กับสถานการณ์ที่ต้องการศึกษามากที่สุด

# บทที่ 3
# วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย เพื่อนำมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ภายใต้บริบทของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation- maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) โดยมีเงื่อนไขในการศึกษาคือ สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยมีรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท 3 แบบ คือ ตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบ (omitted: OM) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธี พิจารณาจาก ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ทั้งนี้ ผู้วิจัย ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลที่ถูกจัดกระทำให้เกิดสภาวะการสูญหายของข้อมูลด้วย Little's test of MCAR และทำการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ BIAS ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบสำหรับศึกษา คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีที่แตกต่างกัน เพื่อประโยชน์ในการนำไปเลือกใช้กับสถานการณ์ต่าง ๆ ให้เหมาะสมกับข้อมูลจริงต่อไปในอนาคต โดยมีขั้นตอนการวิจัยตามลำดับ ดังนี้

1. ศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับทฤษฎีและหลักการพร้อมทั้งวิธีการที่ใช้ในการ จัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง จากเอกสาร หนังสือ วารสารและรายงานการวิจัยด้านการวัดผลการศึกษา ทั้งในประเทศและต่างประเทศ

2. ศึกษารายละเอียดการใช้โปรแกรมสำเร็จรูป R เพื่อใช้ในการจำลองข้อมูลตามเงื่อนไขต่าง ๆ ที่ต้องการศึกษา และเพื่อใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

3. จำลองข้อมูลสำหรับใช้ศึกษาวิธีจัดการ ข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ พร้อมตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลที่ถูกจัดกระทำให้เกิดสภาวะการสูญหายของข้อมูลด้วย Little's test of MCAR

4. วิเคราะห์ข้อมูล และเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) โดยพิจารณาจากค่า BIAS และ RMSE ซึ่งเป็นดัชนีในการประเมินคุณภาพวิธีจัดการ ข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ และทำ การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของ BIASในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบสำหรับศึกษาคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี

5. สรุปผลการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการ ข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ในแต่ละเงื่อนไขที่ทำการศึกษา

**ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย**

เนื่องจากการวิจัยครั้งนี้มุ่งเปรียบเทียบคุณภาพของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) ในเงื่อนไขที่ทำการศึกษา ซึ่งประกอบด้วย สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ โดยมุ่งศึกษากับ โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก แบบ 3 พารามิเตอร์ (3PL) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

**ตัวแปรอิสระ** คือ วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย มี 3 วิธี ได้แก่

1.1 การประมาณค่าทดแทนพหุ (Multiple Imputation: MI)

1.2 วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (Expectation-Maximization algorithm: EM)

1.3 วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (Maximum likelihood estimation: ML)

เงื่อนไขที่ทำการศึกษา ประกอบด้วย

**1) สภาวะการสูญหายของข้อมูล** มี 2 ประเภท คือ

1.1) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

1.2) การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM)

**2) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง** มี 3 ขนาด คือ

2.1) 1,500 คน 2.2) 3,000 คน

2.3) 4,500 คน

**3) อัตราการสูญหายของข้อมูล** มี 4 ระดับคือ

3.1) 5% 3.2) 10%

3.3) 15% 3.4) 20%

**4) ความยาวแบบสอบ** มี 2 ระดับคือ

4.1) 20 ข้อ 4.2) 40 ข้อ

**ตัวแปรตาม** คือ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบ ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) ดังนี้

1) ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ซึ่งประกอบด้วย

1.1) ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)

1.2) ค่าความยากของข้อสอบ (b)

1.3) ค่าโอกาสในการเดา (c)

2) ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)

จากที่กล่าวมาข้างต้นเป็นการสรุปขั้นตอนดำเนินงานวิจัยโดยรวมตั้งแต่การศึกษาค้นคว้าเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องจนถึงการวิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย รวมถึงตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยในรายละเอียดต่อไป จะนำเสนอวิธีดำเนินการวิจัยโดยละเอียด ซึ่งในที่นี้แบ่งออกเป็น 4 ตอน ได้แก่

ตอนที่ 1 เงื่อนไขที่ใช้ในการจำลองข้อมูล

ตอนที่ 2 การศึกษาการจำลองข้อมูล

ตอนที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลและเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

ตอนที่ 4 การตรวจสอบเงื่อนไขและความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล

รายละเอียดของแต่ละตอนมีดังนี้

**ตอนที่ 1 เงื่อนไขที่ใช้ในการจำลองข้อมูล**

การศึกษาครั้งนี้ ศึกษา 5 เงื่อนไขที่สำคัญคือ 1) *วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย มี 3 วิธี* ได้แก่ วิธี การประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) *2) สภาวะการสูญหายของข้อมูล* มี 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM) *3) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง* มี 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน *4) อัตราการสูญหายของข้อมูล* มี 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และ *5) ความยาวแบบสอบ* มี 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ

**1.1 สภาวะการสูญหายของข้อมูล**

สภาวะการสูญหายของข้อมูลในการศึกษาที่ผ่านมาพบว่า มีการศึกษาวิธีการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหายกับข้อมูลที่มีการสูญหายทั้งแบบการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) แต่เนื่องจากข้อมูลที่มีรูปแบบการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (missing completely at random: MCAR) นั้นไม่ก่อให้เกิดปัญหาเรื่องความลำเอียงในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งแม้ว่าอาจทำให้เสียอำนาจการทดสอบเนื่องจากการออกแบบการศึกษา แต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้จะไม่เกิดความลำเอียงเนื่องจาก

การสูญหายของข้อมูล ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ จึงจำลองเงื่อนไขการศึกษาครอบคลุมสภาวะการสูญหายของข้อมูล 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM)

**1.2 ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง**

จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาพบว่า ดำเนินการศึกษาจากกลุ่มตัวอย่าง 100-2,000 คน (De Ayala, Plake, and Impara, 2001; Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; DeMars, 2002; Zhang and Walker, 2008; Finch, 2008; Glas and Pimentel, 2008; Huisman and Molenaar, 2001; Lord, 1983,1974; Ludlow and O'Leary, 1999) ซึ่งผลการศึกษาพบว่า การใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ให้ผลการดำเนินการประมาณค่าทางสถิติดีกว่ากลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก และเนื่องจาก ในการศึกษาครั้งนี้ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) กลุ่มตัวอย่างที่เหมาะสมในการศึกษา จึงควรมีจำนวนอย่างน้อย 1,000 คน ขึ้นไป (Gao and Chen,2005; Hanson and Beguin, 2002; Kim, 2006; Yen, 1987) เพื่อให้ผลการศึกษาสะท้อนเงื่อนไขข้อมูลจริงในการศึกษาด้วย โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) และใกล้เคียงสภาพจริงมากที่สุด ตลอดจนสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับสถานการณ์จริงได้ต่อไป ในการศึกษาครั้งนี้จึงใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ จำนวน 3 ขนาด ๆ ละ 1,500 3,000 และ 4,500 คน ตามลำดับ

**1.3 อัตราการสูญหายของข้อมูล**

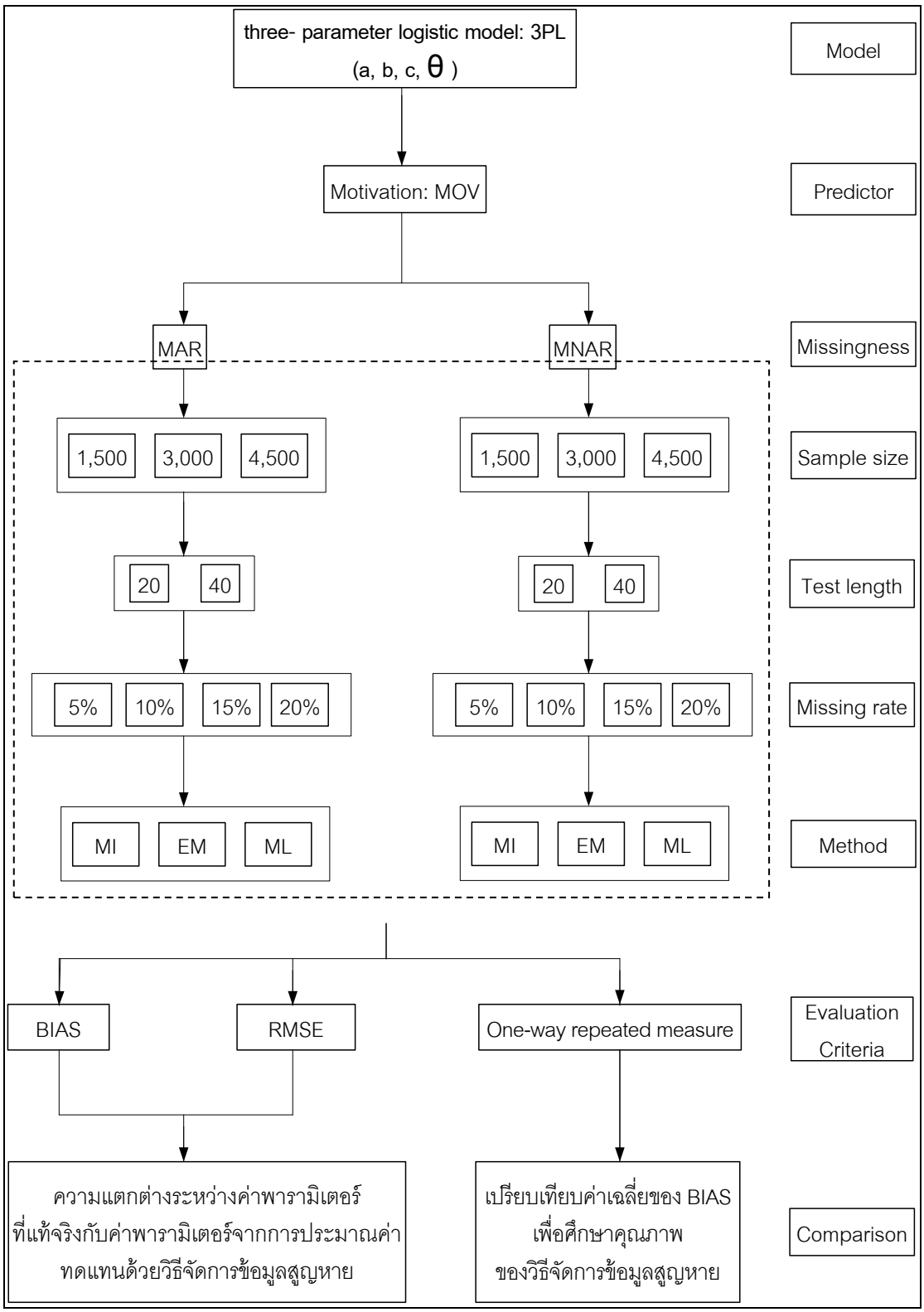
จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมา พบว่า การจำลองข้อมูลเพื่อศึกษาในเชิงทฤษฎีเกี่ยวกับประสิทธิภาพและความถูกต้องแม่นยำของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย มีการศึกษาโดยกำหนดอัตราการสูญหายของข้อมูลอยู่ในช่วงร้อยละ 1-60 (Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; Enders, 2001; Finch, 2008; Gibson and Olejnik, 2003; Glas and Pimenten, 2008; Leite and Beretvas, 2004; Peng and Zhu, 2008; Raaijmakers, 1999; Robitzsch and Rupp, 2009; Velicer and Colby, 2005; Zhang and Walker, 2008) โดยผลการศึกษาพบว่า อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาไม่ควรเกินร้อยละ 30 เพราะจะทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์เกิดความคลาดเคลื่อนสูง (Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; Leite and

Beretvas, 2004; Raaijmakers, 1999) ส่วนการศึกษาในสถานการณ์การสอบจริงนั้น ในบริบทของประเทศไทยยังไม่มีรายงานหรือผลการศึกษาข้อมูลสูญหายในสถานการณ์การสอบจริง แต่ในบริบทผลการศึกษาของต่างประเทศ พบว่า ในสถานการณ์การสอบจริงนั้น ข้อมูลจริงที่ใช้ศึกษามีอัตราการสูญหายอยู่ในช่วงร้อยละ 1-20 (De Ayala, Plake, and Impara, 2001; Ludlow, and O'Leary, 1999; Sijtsma, and van der Ark, 2003; Smits, Mellenbergh, and Vorst, 2002) ซึ่งผลการศึกษาโดยใช้ข้อมูลจริง สะท้อนให้เห็นว่า ในสถานการณ์จริงของการสอบนั้น มีความเป็นไปได้น้อยที่อัตราการสูญหายของการตอบสนองข้อสอบจะมากกว่าร้อยละ 30 ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงใช้อัตราการสูญหายของข้อมูล 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% ตามลำดับ

**1.4 ความยาวแบบสอบ**

จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับความยาวแบบสอบที่ใช้ในการศึกษา พบว่ามีการศึกษาความยาวแบบสอบในช่วง 10-40 ข้อ (Bernaards and Sijtsma, 2000; Glas and Pimenten, 2008; Peng and Zhu, 2008; Robitzsch and Rupp, 2009; Sijtsma and van der Ark, 2003; Zhang and Walker, 2008) โดยผลการศึกษาพบว่า แบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบน้อยข้อ ทำให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์เกิดความคลาดเคลื่อนสูงกว่าแบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบมากข้อ นอกจากนี้แบบสอบที่มีความยาวของข้อสอบตั้งแต่ 20 ข้อ ขึ้นไป ให้สารสนเทศของแบบสอบและความแม่นยำในการประมาณค่าสูงกว่าแบบสอบที่มีจำนวนข้อสอบน้อยกว่า 20 ข้อ ดังนั้น ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงใช้ความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ

จากเงื่อนไขที่กล่าวมาข้างต้นสามารถเสนอด้วยแบบแผนการจำลองข้อมูลดังนี้




**ภาพที่** 3.1 แบบแผนการจำลองข้อมูล

**ตอนที่ 2 การศึกษาการจำลองข้อมูล**

การวิจัยครั้งนี้ เงื่อนไขที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย จำนวน 3 วิธี สภาวะการสูญหายของข้อมูล จำนวน 2 ประเภท ขนาดกลุ่มตัวอย่าง จำนวน 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูล จำนวน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ จำนวน 2 ระดับ ดังนั้น เงื่อนไขของการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลสำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ มีจำนวนทั้งสิ้น 144 เงื่อนไข (3x2x3x4x2) จากการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าส่วนใหญ่ จำลองข้อมูลโดยการทำซ้ำ (Replication) 20-1,000 ครั้ง (Bernaards and Sijtsma, 1999, 2000; DeMars, 2002; Enders, 2004; Finch, 2008; Robitzsch and Rupp, 2009; Velicer and Colby, 2005; Zhang and Walker, 2008) และแม้ว่าการศึกษาที่ผ่านมา ยังไม่มีผลงานวิจัยที่ชัดเจนว่าควรมีการสร้างการจำลองข้อมูลโดยการทำซ้ำ (Replication) ทั้งหมดกี่ครั้ง แต่ผลการศึกษาที่ผ่านมา พบว่า เมื่อจำนวนครั้งการทำซ้ำเพิ่มขึ้น ข้อมูลจะมีความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้นด้วย ดังนั้น เพื่อให้ผล การประมาณค่ามีความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด ผู้วิจัยจึงจำลองข้อมูลตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ โดยทำซ้ำจำนวน 1,000 ครั้ง (replication) ด้วยโปรแกรม R เพื่อลดความผันแปรระหว่างชุดข้อมูลในแต่ละเงื่อนไขมีค่าน้อยที่สุด (รายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก ง) ซึ่งในขั้นตอนของการจำลองข้อมูลประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน คือ

1. การสร้างค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ และแบบแผนการตอบของผู้สอบแต่ละคน ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ตาม โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยมีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า

2. การสร้างตัวแปรทำนายและจัดกระทำข้อมูลให้เกิดสภาวะสูญหายภายใต้เงื่อนไขการศึกษาทั้ง 2 ประเภท

3. การประมาณค่าทดแทนพารามิเตอร์ ด้วยวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML)

4. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของข้อมูลในข้อ 3 ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ตาม โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยมีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า

รายละเอียดของการสร้างข้อมูลให้เป็นไปตามเงื่อนไขการจำลองข้อมูล มีรายละเอียดดังนี้

การจำลองข้อมูลเพื่อใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบครั้งนี้ ใช้การจำลองข้อมูลในการศึกษาความถูกต้องของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่มีการจัดการกับข้อมูลสูญหายแตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) โดยวิเคราะห์ชุดข้อมูลทั้งหมดที่มีการสูญหายในการตอบข้อสอบบางข้อ และในกลุ่มตัวอย่างบางคน โดยใช้โปรแกรม R โดยการศึกษาแต่ละเงื่อนไขมีรายละเอียดดังนี้

### 2.1 โมเดลและค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงที่ใช้ในการจำลองข้อมูล

ผู้วิจัยจำลองข้อมูล ภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยใช้ โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) ทำซ้ำข้อมูลจำลองในแต่ละเงื่อนไขจำนวน 1,000 ครั้ง ด้วยโปรแกรม R โดยข้อสอบที่เป็นกลุ่มข้อสอบเป้าหมาย จะถูกกำหนดให้มีค่าการตอบสูญหาย โดยกำหนดลักษณะค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของข้อมูลสมบูรณ์ภายใต้โมเดล 3 PL ให้มีการแจกแจงปกติ (normal distribution) โดยมีรายละเอียด ดังนี้ (Chang, 2012; Montgomery and Skorupski, 2012; Weiss and Minden, 2012)

**ตารางที่** 3.1 ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบที่ใช้ในการจำลองข้อมูลเพื่อการศึกษา

| ค่าพารามิเตอร์ | ลักษณะการแจกแจง | ช่วงค่าพารามิเตอร์ของการจำลองข้อมูล |
|---|---|---|
| **ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)** | N(0,1) | (-4.00-4.00) |
| **ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ** | | |
| - ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) | N(0,1) | (0.20-2.0) |
| - ค่าความยากของข้อสอบ (b) | N(0,1) | (-1.50 – 1.50) |
| - ค่าโอกาสในการเดา (c) | N(0,1) | (0.01 – 0.25) |

จากตารางที่ 3.1 ผู้วิจัยสร้างค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติกแบบ 3 พารามิเตอร์ แล้วนำค่าพารามิเตอร์ที่สร้างขึ้น มาคำนวณค่าความน่าจะเป็นที่ผู้สอบคนที่ i จะตอบข้อสอบข้อที่ j ถูกหรือค่า $P_j(\theta_i)$ ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก 3PL ที่ใช้ในการจำลองข้อมูล

ผู้วิจัยสร้างแบบแผนการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบในแต่ละสถานการณ์ โดยเริ่มจากการสุ่มค่าความน่าจะเป็นที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 สำหรับผู้สอบคนที่ i ในการทำข้อสอบข้อที่ j เพื่อใช้เป็นค่าเปรียบเทียบกับค่าความน่าจะเป็นที่ผู้สอบคนที่ i จะตอบข้อสอบข้อที่ j ถูก และกำหนดเป็นค่าคำตอบของผู้สอบ ($U_{ij}$) ซึ่งถ้าความน่าจะเป็นมีค่ามากกว่า $P_j(\theta_i)$ จะกำหนดให้ $U_{ij}$ มีค่าเป็น 0 แต่ถ้าความน่าจะเป็นมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ $P_j(\theta_i)$ จะกำหนดให้ $U_{ij}$ มีค่าเป็น 1

**2.2 ขนาดกลุ่มตัวอย่าง**

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด ๆ ละ 1,500 3,000 และ 4,500 คน ตามลำดับ เพื่อให้ผลการศึกษาสะท้อนเงื่อนไขข้อมูลจริงในการศึกษาด้วย โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบโลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) และใกล้เคียงสภาพจริงมากที่สุด

**2.3 อัตราการสูญหายของข้อมูล**

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้อัตราการสูญหายของข้อมูล 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% ตามลำดับ

**2.4 ความยาวแบบสอบ**

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ความยาวแบบสอบ 2 ระดับ 20 ข้อ และ 40 ตามลำดับ

**2.5 สภาวะการสูญหายของข้อมูล**

การศึกษาครั้งนี้ จำลองเงื่อนไข สภาวะการสูญหายของข้อมูล 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

*2.5.1 การจำลองข้อมูลที่มีการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)* คือ ความน่าจะเป็นของการสูญหายเป็นผลจากค่าตัวแปรสังเกตได้อื่น ๆ เท่านั้น ซึ่งหมายความว่า กระบวนการสูญหายอาจสัมพันธ์กับการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม จากเงื่อนไขของตัวแปรร่วมที่สังเกตได้ (observable covariates) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.1)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mis}) = P(M \mid Y_{obs}) \quad (3.1)$$

ในการศึกษาครั้งนี้ ภายใต้การจำลองข้อมูลที่มีการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ผู้วิจัยจำลองข้อมูลสมบูรณ์ขึ้นภายใต้โมเดล 3 PL จากนั้น ผู้วิจัยกำหนดตัวแปรแรงจูงใจ ในการสอบเป็นตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้เป็นตัวแปรทำนาย เนื่องจากผลการศึกษาเกี่ยวกับแรงจูงใจ (motivation) ที่ส่งผลต่อการสูญหายของข้อมูลนั้นมีความหลากหลายของคำที่ใช้ เช่น ไม่ระบุว่าเป็นแรงจูงใจประเภทใด แต่ระบุเพียงว่าเป็นแรงจูงใจ หรือการขาดแรงจูงใจ (Norman, 2010; Pimentel, 2005; Rubin, 1976) หรือกลุ่มที่ระบุประเภทแรงจูงใจ เช่น แรงจูงใจในผลสัมฤทธิ์ (achievement motivation) หรือ แรงจูงใจในการสอบ (test-taking motivation) (Demars, 2000; Hohensinn and Kubinger, 2011) ดังนั้น เพื่อให้สอดคล้องกับการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงกำหนด ตัวแปรแรงจูงใจในการสอบเป็นตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้เป็นตัวแปรทำนาย โดยมีการแจกแจงปกติ N(0,1) และแบ่งกลุ่มผู้สอบออกเป็น 3 กลุ่มตามระดับแรงจูงใจในการสอบ คือกลุ่มแรงจูงใจ ในการสอบสูง กลาง และ ต่ำ ตามลำดับ โดยแบ่งช่วงกลุ่มด้วยเกณฑ์ 33% ตัวอย่าง ของกรณีนี้คือ กลุ่มตัวอย่างที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบ ต่ำมีความน่าจะเป็นในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบสูงกว่ากลุ่มตัวอย่างที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบ สูง เช่น ที่อัตราการสูญหาย 5% กลุ่มตัวอย่างที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบ สูง กลาง และต่ำ มีความน่าจะเป็นในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบเป็น 0.01 0.05 และ 0.09 ตามลำดับ ดังนั้น ความน่าจะเป็นในการที่ผู้สอบจะละเว้นการตอบสนองข้อสอบคือ

$$\frac{0.01 + 0.05 + 0.09}{3} = 0.05$$

การกำหนดความน่าจะเป็นในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบในแต่ละกลุ่ม ผู้วิจัยใช้อัตราส่วนระหว่างกลุ่ม 1.50-2.00 เท่า โดยผู้สอบในแต่ละกลุ่มที่ละเว้นการตอบสนองข้อสอบได้มาอย่างสุ่ม

ทั้งนี้ ในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบแต่ละระดับความยาวแบบสอบ ผู้วิจัยกำหนดให้เกิดค่าสูญหายขึ้นในข้อสอบข้อที่ 1 ถึงข้อที่ 4 เท่านั้น เพื่อความสะดวกในการเปรียบเทียบผลการศึกษา ซึ่งในสถานการณ์การสอบจริงนั้น ค่าสูญหาย อาจเกิดขึ้นในข้อสอบ 4 ข้อใด ๆ และเปรียบเทียบข้อสอบจำนวน 4 ข้อ เพื่อแสดงแนวโน้มค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนทั้ง 3 วิธี (ตัวอย่างรูปแบบการสูญหายอย่างสุ่มรายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก จ)

*2.5.2 การจำลองข้อมูลที่มีการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)* เป็นการขาดหายไปของข้อมูลโดยที่ผลของตัวแปรอิสระที่สัมพันธ์กับการสูญหาย

ไม่สามารถอธิบายการสูญหายด้วยตัวแปรสังเกตได้ เพราะการสูญหายเป็นผลที่เกิดขึ้นแน่นอนจากค่าที่ไม่ได้สังเกต ($Y_{mis}$) เช่น การที่ผู้สอบที่มีระดับความสามารถต่ำละเว้นหรือข้ามข้อสอบข้อที่ตนไม่ทราบคำตอบหรือมีความรู้ไม่เพียงพอที่จะตอบข้อสอบข้อนั้นได้ถูกต้อง เป็นต้น ซึ่ง เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.2)

$$P(M \mid Y_{com}) = P(M \mid Y_{obs}, Y_{mi}s) \neq P(M \mid Y_{obs}) \quad (3.2)$$

แต่เนื่องจาก การศึกษาภายใต้เงื่อนไขนี้โดยไม่สนใจตัวแปรอื่น ๆ แต่มุ่งประมาณค่าตัวแปรที่เกิดค่าสูญหายจากตัวมันเอง โดยละเลยการพิจารณาความสัมพันธ์กับตัวแปรสังเกตได้อื่น ๆ จะทำให้ค่าสารสนเทศที่ได้เกิดความคลาดเคลื่อน และทำให้เกิดปัญหาความลำเอียงสูงกว่าการประมาณค่าพารามิเตอร์ภายใต้สภาวะการสูญหายอื่น ๆ (Honaker, King, and Blackwell, 2011; Rizopoulos, 2006; van Buuren and Groothuis-Oudshoorn, 2011) ทางแก้หนึ่งที่ลดความคลาดเคลื่อน และความลำเอียงในการประมาณค่าพารามิเตอร์ภายใต้สภาวะการสูญหายประเภทนี้ คือ การศึกษาโดยเพิ่มเงื่อนไขสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เข้าไปในเงื่อนไขสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) โดยที่ความน่าจะเป็นของค่าสูญหายที่เกิดขึ้นยังคงมีความสัมพันธ์กับตัวแปรของมันเอง ภายใต้การควบคุมตัวแปรสังเกตได้อื่นแล้ว (Carpenter, Kenward, and White, 2007; Enders, 2010; Gelman and Hill, 2007; Honaker, King, and Blackwell, 2011; Zong, 2011) ดังนั้นในการจำลองข้อมูลที่มีการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ครั้งนี้ จึงศึกษาภายใต้การจำลองข้อมูลที่เพิ่มเงื่อนไขสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เข้าไปในเงื่อนไขสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ซึ่งดำเนินการโดย ผู้วิจัยกำหนดตัวแปรแรงจูงใจในการสอบเป็นตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้เป็นตัวแปรทำนาย โดยมีการแจกแจงปกติ N(0,1) และแบ่งกลุ่มผู้สอบออกเป็น กลุ่มแรงจูงใจ ในการสอบสูง และต่ำ ตามลำดับ โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของระดับแรงจูงใจ ในการสอบ เป็นตัวแบ่งกลุ่ม กล่าวคือ ผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของระดับแรงจูงใจ ในการสอบ จะถูกจัดอยู่ในกลุ่มต่ำ ส่วนผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบ สูงกว่าค่าเฉลี่ยของระดับแรงจูงใจ ในการสอบ จะถูกจัดอยู่ในกลุ่มสูง จากนั้นผู้วิจัยจัดกระทำข้อมูลให้เกิดค่าสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) โดยกำหนดเฉพาะในกลุ่มที่มีระดับแรงจูงใจในการสอบต่ำเท่านั้น จากนั้น พิจารณาผลการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบในเมตริกซ์ข้อมูลสมบูรณ์

จากผลการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบในกลุ่มที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบต่ำ ผู้วิจัยกำหนดให้ผู้สอบที่ตอบผิด มีอัตราการละเว้นการตอบสนองข้อสอบเป็น 4 เท่าของผู้สอบที่ตอบถูก

นั่นหมายความว่า ผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบต่ำและไม่มีความรอบรู้เพียงพอ มีแนวโน้มในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบในข้อนั้น ๆ มากกว่าผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจ ในการสอบต่ำแต่มีความรอบรู้เพียงพอ

ในการละเว้นการตอบสนองข้อสอบแต่ละระดับความยาวแบบสอบ ผู้วิจัยกำหนดให้เกิดค่าสูญหายขึ้นในข้อสอบข้อที่ 1 ถึงข้อที่ 4 เท่านั้น เช่นเดียวกับการจำลองข้อมูลที่มีการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เพื่อความสะดวกในการเปรียบเทียบผลการศึกษา ซึ่งในสถานการณ์การสอบจริงนั้นค่าสูญหาย อาจเกิดขึ้นในข้อสอบ 4 ข้อใด ๆ และการเปรียบเทียบข้อสอบจำนวน 4 ข้อ เพื่อแสดงแนวโน้มค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนทั้ง 3 วิธี

วิธีที่ใช้จัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ จะใช้ศึกษาทุกเงื่อนไข การศึกษา จำนวนทั้งสิ้น 144 เงื่อนไข ซึ่งแบ่งเป็นอัตราการสูญหาย 4 ระดับ คือ ความยาวแบบสอบ 2 ระดับ ขนาดกลุ่มตัวอย่างทั้ง 3 ขนาด และรูปแบบการสูญหาย 2 ประเภท

## ตอนที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลและเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ

การวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำลองข้อมูลและเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ มีรายละเอียดดังนี้

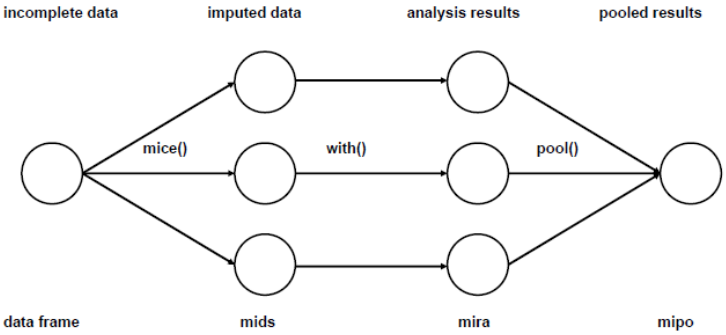
### 3.1 การประมาณค่าทดแทน

ในขั้นตอนของการประมาณค่าทดแทนแต่ละวิธีนั้น ผู้วิจัยใช้โปรแกรม R ในการคำนวณผลการประมาณค่าทดแทนทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) เนื่องจากเป็นโปรแกรม คำนวณทางสถิติที่อนุญาตให้ผู้สนใจใช้ได้โดย ไม่ละเมิดลิขสิทธิ์ นอกจากนี้ ตัวโปรแกรมยัง มี package สำเร็จรูปสำหรับประมาณค่าทดแทนแต่ละวิธี ซึ่งพัฒนาขึ้นโดยผู้เชี่ยวชาญที่มีความรู้และ

เชี่ยวชาญเกี่ยวกับสถิติและการจำลองข้อมูล (Honaker, King, and Blackwell, 2011; Rizopoulos, 2006; van Buuren and Groothuis-Oudshoorn, 2011)

ในขั้นตอนของการประมาณค่าทดแทนนี้ ผู้วิจัยดำเนินการประมาณค่าทดแทนเฉพาะวิธี MI และ EM เท่านั้น เนื่องจาก วิธี ML ซึ่งใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ใช้วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดด้วยสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด ( full information maximum likelihood: FIML) ซึ่งเป็นวิธี direct ML ที่ดำเนินการประมาณค่าพารามิเตอร์จากข้อมูลที่เป็นไปได้ทั้งหมดโดยตรง โดยไม่มีการประมาณค่าทดแทนข้อมูลสูญหายก่อน ซึ่ง package สำเร็จรูปสำหรับการประมาณค่าทดแทนด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแต่ละวิธี ประกอบด้วย package 'MICE' สำหรับวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) package 'Amelia II' สำหรับวิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation- maximization algorithm: EM) วิธีจัดการข้อมูลสูญหายแต่ละวิธี มีรายละเอียดของวิธีการและสูตรที่ใช้ ดังนี้

3.1.1 **วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI)** (Schafer and Graham, 2002; van Buuren and Groothuis-Oudshoorn, 2011)




**ภาพที่ 3.2** ขั้นตอนหลักที่ใช้ในการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) (van Buuren and Groothuis-Oudshoorn, 2011)

จากภาพที่ 3.2 แสดง 3 ขั้นตอนหลักที่ใช้ในการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) ด้วย package 'MICE' คือ การประมาณค่าทดแทนแต่ละชุด ข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการรวมผลการประมาณค่าทดแทนข้อมูลสูญหายแต่ละชุดข้อมูลเป็นค่าเดียว

จากภาพที่ 3.2 การประมาณค่าทดแทนด้วยวิธี MI ประมาณค่าทดแทนซ้ำ 3 ครั้ง (M=3) ซึ่งจากการศึกษาที่ผ่านมาพบว่า จำนวนครั้งในการประมาณค่าทดแทนซ้ำสัมพันธ์กับประสิทธิภาพในการประมาณค่า ซึ่งกรณีที่อัตราการสูญหายน้อยกว่า 30 % จำนวนการประมาณค่าทดแทนซ้ำ 3-5 ครั้ง สามารถให้ผลการประมาณค่าทดแทนที่มีประสิทธิภาพเพียงพอ (Bodner,

2008; Graham, 2009) แต่ทั้งนี้ van Buuren and Groothuis-Oudshoorn (2011) เสนอแนะว่าจำนวน การประมาณค่าทดแทนซ้ำ ขั้นต่ำที่มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าทดแทนพหุ คือ 10 ครั้ง ขึ้นไป ดังนั้น เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้องและเกิดความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงประมาณค่าทดแทนซ้ำด้วยวิธี MI จำนวน 10 ครั้ง (M=10)

การรวมผลการประมาณค่าทดแทนจากการ ประมาณค่าทดแทนซ้ำ M ครั้ง เป็นค่าเดียว มีขั้นตอนการคำนวณตามลำดับ ดังนี้

$\bar{Q} = \frac{\sum_m \hat{Q}_m}{M}$ แทน ค่าเฉลี่ยของการประมาณค่าทดแทนทั้ง M ครั้ง

ความแปรปรวนของการประมาณค่านี้ประกอบด้วย 2 ส่วนคือ ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนและความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน

$\bar{U} = \frac{\sum_m U_m}{M}$ แทน ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน M ครั้ง

$B = \frac{\sum_m \left(\hat{Q}_m - \bar{Q}\right)^2}{M - 1}$ แทน ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนทั้ง M ครั้ง

ความแปรปรวนสำหรับการประมาณค่าทดแทนพหุ จะคำนวณภายหลังด้วยสมการ

$T = \bar{U} + \left(1 + \frac{1}{M}\right)B.$ แทน ความแปรปรวนรวมของประมาณค่าทดแทนพหุ

**3.1.2 วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM)** (Little and Rubin, 2002; Schafer, 1997)

ขั้นตอนแรก เรียกว่า expectation step (E-step) วิธีการจะคล้ายกับการประมาณค่าด้วยวิธีการถดถอย โดยคำนวณค่าเฉลี่ย และความแปรปรวนร่วมจากข้อมูลที่เป็นไปได้ทั้งหมด ซึ่งจะทำการประมาณค่าคาดหวังจากฟังก์ชัน likelihood ภายใต้ข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.3)

$$Q\left(\theta\middle|\theta^{(t)}\right) = E_{Z\middle|X,\theta^{(t)}}\left[\log L\left(\theta; X, Z\right)\right] \quad (3.3)$$

ขั้นตอนที่สอง เรียกว่า maximization step (M-step) จะใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้น E-step มาคำนวณค่าประมาณทดแทนใหม่ เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.4)

$$\theta^{(t+1)} = \arg_{\theta}\max Q\left(\theta\middle|\theta^{(t)}\right) \quad (3.4)$$

จากนั้น กระบวนการจะเริ่มขั้นตอน E-step อีกครั้ง และ คำนวณทวนซ้ำ จนกว่าค่าประมาณทดแทนที่ได้ จะเกิดการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุดระหว่างขั้นตอน E-step และ M-step หรือจนกว่าค่าการประมาณค่าทดแทนจะลู่เข้า

**3.1.3 วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML)**

สำหรับการประมาณพารามิเตอร์ข้อสอบ (estimation of item parameters) คำนวณจากสูตร (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550) ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.5)

$$L(u_1, u_2, \ldots, u_n|\ \theta; a, b, c) = \prod_{i=1}^{n} P_i^{u_i} Q_i^{1-u_i} \quad (3.5)$$

เมื่อ $u_i$ แทน ผลการตอบข้อสอบ (ข้อที่ j) ของผู้ตอบคนที่ i

a, b, c แทน ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (ข้อที่ j) สำหรับโมเดล 3PL

สำหรับการประมาณพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ (estimation of ability parameters) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.6)

$$L(u_1, u_2, \ldots, u_k|\ \theta) = \prod_{j=1}^{k} P_j^{u_j} Q_j^{1-u_j} \quad (3.6)$$

เมื่อ $u_j$ แทน ผลการตอบข้อสอบของผู้สอบ (คนที่i) ในข้อสอบข้อที่ j

k แทน ข้อสอบ (ข้อที่ j)

ทั้งนี้ วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดเป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยตรง โดยไม่มีการประมาณค่าทดแทน

เมื่อได้ผลการประมาณค่าทดแทนแล้ว ผู้วิจัย นำผลการประมาณค่าทดแทนที่ได้ไปประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วย package 'ltm' ต่อไป

### 3.2 การประมาณค่าความคลาดเคลื่อนและความลำเอียง

3.2.1 วิเคราะห์ข้อมูลโดยการวิเคราะห์ค่าสถิติบรรยายของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ประกอบด้วย ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation) ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของ ผู้สอบที่ประมาณ ค่า ได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของข้อมูลสมบูรณ์

3.2.2 ความถูกต้องแม่นยำของสัมประสิทธิ์การประมาณค่าใช้เกณฑ์ค่าความลำเอียง (BIAS) และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root-Mean Square Error: RMSE) โดยใช้สูตรดังนี้

ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.7)

$$BIAS = \frac{\sum \left( \hat{\theta} - \theta_{k} \right)}{n_{k}} \quad (3.7)$$

เมื่อ $\theta$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง ณ ระดับความสามารถที่ k (-4.0, -3.9, ...,4.0)

$\hat{\theta}$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่า

$n_k$ แทน จำนวนข้อมูลจำลอง ณ ระดับความสามารถที่ k

ดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root-Mean Square Error: RMSE) เขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.8)

$$RMSE\ (\theta_k) = \sqrt{\frac{\sum \left( \theta - \hat{\theta} \right)^2}{n_k}} \quad (3.8)$$

เมื่อ $\theta$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง ณ ระดับความสามารถที่(-4.0, -3.9, ...,4.0)

$\hat{\theta}$ แทน ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่า

$n_k$ แทน จำนวนข้อมูลจำลอง ณ ระดับความสามารถที่ k

การวิเคราะห์ข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่จำลองขึ้นมีลักษณะเป็นการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า ( dichotomous) ดังนั้น ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบจึงใช้ package 'ltm' ในโปรแกรม R ซึ่งพัฒนาขึ้นมาภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ

**3.3 การเปรียบเทียบค่าสถิติที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ**

ผู้วิจัยดำเนินการประมาณค่าสถิติต่าง ๆ ได้แก่ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถ ของผู้สอบ ค่าความลำเอียง (BIAS) และค่าความคลาดเคลื่อน ( RMSE) โดยใช้ค่าสถิติที่ได้จากเงื่อนไขการศึกษาทั้ง 4 เงื่อนไข ประกอบด้วย

1) *วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย มี 3 วิธี* ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML)

*2) สภาวะการสูญหายของข้อมูล* มี 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบ 3 แบบ คือ การตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบ (omitted: OM)

*3) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง* มี 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน

*4) อัตราสูญหายของข้อมูล* มี 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20%

*5) ความยาวแบบสอบ* มี 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ

โดยมีรายละเอียดการเปรียบเทียบ คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบดังนี้

3.1 เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ด้วยค่าความลำเอียง (BIAS) โดยใช้ การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA)

3.2 เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ด้วยดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) โดยมีหลักเกณฑ์ในการพิจารณาจากการเปรียบเทียบค่าดัชนี RMSE ที่ได้โดยการเขียนกราฟเส้นเปรียบเทียบ ถ้าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบวิธีใด มีค่าดัชนี RMSE น้อยกว่า แสดงว่าวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบนั้น มีคุณภาพของการจัดการข้อมูลสูญหาย สูงกว่า สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ มีน้อย แต่ถ้า วิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบใด มีค่าดัชนี RMSE มากกว่าแสดงว่ามีคุณภาพของการจัดการข้อมูลสูญหาย ต่ำ สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบมีมาก

**ตอนที่ 4 การตรวจสอบเงื่อนไขและความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล**

สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ซึ่งเป็นการวิจัยเชิงทดลองที่ศึกษาจากการจำลองข้อมูลโดยไม่ได้ทำการศึกษากับข้อมูลจริงภายใต้ทฤษฎีการตอ บสนองข้อสอบ ด้วย โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก แบบ 3 PL ดังนั้นหัวใจสำคัญสำหรับการศึกษาโดยใช้การจำลองข้อมูลคือการตรวจสอบความเป็นเอกมิติซึ่งเป็นข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า โดยเฉพาะอย่างยิ่งการตรวจสอบความถูกต้อง ของข้อมูลและเงื่อนไข ที่จำลองขึ้น โดยเฉพาะเงื่อนไขสภาวะการสูญหายของข้อมูล ลักษณะทั้ง 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) และอัตราการสูญหายของข้อมูล ทั้ง 4 ระดับ คือ 5% 10% 15% และ 20% เพื่อให้การจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของ

ข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ มีความถูกต้อง และการตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล โปรแกรมคำนวณการประมาณค่าทดแทนด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี และโปรแกรมคำนวณ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ของแต่ละวิธี โดยมีรายละเอียดดังนี้

**4.1 การตรวจสอบความเป็นเอกมิติ**

ผู้วิจัยตรวจสอบความเป็นเอกมิติซึ่งเป็นข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ2 ค่า โดยการคำนวณอัตราส่วนของค่าไอเกน (Eigen Ratio: ER) ขององค์ประกอบที่ 1 กับองค์ประกอบที่ 2 ที่ได้จากการวิเคราะห์องค์ประกอบมุขสำคัญ (principal factor analysis) ค่าที่ได้ไม่ควรต่ำกว่า 3 (วรนุช แหยมแสง, 2537) หากอัตราส่วนที่ได้มีค่าต่ำกว่า 3 ผู้วิจัยจะทำการจำลองสถานการณ์นั้นใหม่

**4.2 การตรวจสอบเงื่อนไขสภาวะการสูญหายของข้อมูล**

การตรวจสอบเงื่อนไข สภาวะการสูญหายของข้อมูลทั้ง 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) มีขั้นตอนดังนี้

**4.2.1) การตรวจสอบความถูกต้องของการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)**

4.2.1.1) ในเบื้องต้น ผู้วิจัยตรวจสอบสภาวะการสูญหายของข้อมูลที่จำลองขึ้นภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ว่าเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) หรือไม่ โดยใช้ Little's test of MCAR มีตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนเป็นตัวทำนาย และผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ 1-4 เป็นตัวแปรตาม ซึ่งมีสมมติฐานศูนย์ว่า ข้อมูล เป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) เมื่อผลการทดสอบไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ หรือค่าสูญหายที่เกิดขึ้นไม่สัมพันธ์กับตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียน ถ้าผลการทดสอบเบื้องต้นพบว่า ข้อมูลที่จัดกระทำให้เกิดค่าสูญหายไม่ปฏิเสธสมมติฐานศูนย์ คือ ยอมรับว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้น เป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่งไม่ถูกต้องตามเป้าหมาย ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่เพื่อให้ถูกต้องตามเป้าหมาย

4.2.1.2) หากการทดสอบเบื้องต้นพบว่า ผลการทดสอบมีนัยสำคัญทางสถิติแสดงว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้นไม่ใช่ การสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) แล้ว ผู้วิจัยทดสอบเพิ่มเติม เพื่อจำแนกว่าข้อมูลที่จำลองขึ้น เป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) หรือไม่ใช่อย่างสุ่ม

(MNAR) โดยใช้ตัวแปร ผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่สมบูรณ์ เป็นตัวทำนาย และผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่ถูกจัดกระทำให้เกิดค่าสูญหายเป็นตัวแปรตาม ถ้า ผลการทดสอบไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ หรือค่าสูญหายที่เกิดขึ้นไม่สัมพันธ์กับตัวแปรผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่สมบูรณ์ แสดงว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้น เป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เนื่องจากสัมพันธ์กับตัวแปร แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียน แต่ไม่สัมพันธ์กับผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่สมบูรณ์

4.2.1.3) หากผลการทดสอบข้อ 4.2.1.2 มีนัยสำคัญทางสถิติแสดงว่าข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR ) ซึ่งไม่ถูกต้องตามเป้าหมาย ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่ และตรวจสอบตามขั้นตอนจนได้ข้อมูลจำลองที่มีการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) (รายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก ฉ)

**4.2.2) การตรวจสอบความถูกต้องของการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)**

4.2.2.1) ในเบื้องต้น ผู้วิจัยตรวจสอบสภาวะการสูญหายของข้อมูลที่จำลองขึ้นภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ว่าเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) หรือไม่ โดยใช้ Little's test of MCAR ใช้ตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนเป็นตัวทำนาย และผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ 1-4 เป็นตัวแปรตาม ซึ่งมีสมมติฐานศูนย์ว่า ข้อมูลเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) เมื่อผลการทดสอบไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ หรือค่าสูญหายที่เกิดขึ้นไม่สัมพันธ์กับ ตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียน เนื่องจากในการจำลองข้อมูลภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ครั้งนี้ เพิ่มเงื่อนไขสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เข้าไปในเงื่อนไขสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) คือ การสูญหายที่เกิดขึ้นจากค่าของมันเองภายใต้การควบคุมตัวแปรทำนายแล้ว ซึ่งในที่นี้ หมายถึง กำหนดให้ค่าสูญหายเกิดขึ้นเฉพาะในกลุ่มผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนต่ำเท่านั้น ดังนี้ ถ้าผลการทดสอบเบื้องต้นพบว่า ข้อมูลที่จัดกระทำให้เกิดค่าสูญหายปฏิเสธสมมติฐานศูนย์ แสดงว่าข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ซึ่งไม่ถูกต้องตามเป้าหมาย ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่เพื่อให้ถูกต้องตามเป้าหมาย

4.2.2.2) หากการทดสอบเบื้องต้นพบว่า ผลการทดสอบไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แล้ว ผู้วิจัยทดสอบซ้ำขั้นตอนในข้อ 4.2.2.1 เฉพาะกลุ่มผู้สอบที่มีระดับแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนต่ำ หากผลการทดสอบไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ หรือค่าสูญหายที่เกิดขึ้นไม่สัมพันธ์กับ ตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนในกลุ่มต่ำ แสดงว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้น

เป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่งไม่ถูกต้องตามเป้าหมาย ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่เพื่อให้ถูกต้องตามเป้าหมาย

4.2.2.3) หากการทดสอบข้อ 4.2.2. 2 พบว่า ผลการทดสอบมีนัยสำคัญทางสถิติ แล้ว ผู้วิจัยทดสอบ ซ้ำขั้นตอน 4.2.2.2 โดยใช้ตัวแปร ผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่สมบูรณ์ของผู้สอบกลุ่มนี้ เป็นตัวทำนาย และผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ 1-4 ของผู้สอบกลุ่มนี้เป็นตัวแปรตาม หาก ผลการทดสอบมีนัยสำคัญทางสถิติ หรือค่าสูญหายที่เกิดขึ้นสัมพันธ์กับตัวแปรผลการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ที่สมบูรณ์ของผู้สอบกลุ่มต่ำ แสดงว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)

4.2.2.4) หากผลการทดสอบข้อ 4.2. 2.3 ไม่มีมีนัยสำคัญทางสถิติแสดงว่าข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ซึ่งไม่ถูกต้องตามเป้าหมาย ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่และตรวจสอบตามขั้นตอนจนได้ข้อมูลจำลองที่มีการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) (รายละเอียดปรากฏดังภาคผนวก ฉ)

### 4.3 การตรวจสอบเงื่อนไขอัตราการสูญหายของข้อมูล

เมื่อทดสอบสภาวะของการสูญหายของข้อมูลว่าถูกต้องแล้ว ผู้วิจัยตรวจสอบความถูกต้องของอัตราการสูญหายแต่ละระดับ โดยสำหรับแต่ละข้อมูลจำลอง ค่าอย่างสุ่มเอกรูป [0,1] จะสร้างขึ้นและเปรียบเทียบกับความน่าจะเป็นของการตอบสูญหาย เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของสัดส่วนข้อมูลสูญหายที่จำลองขึ้น โดยทำจนกว่าผลที่ได้มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับความน่าจะเป็นของค่าสูญหายของการตอบข้อสอบแล้ว การตอบจะกำหนดเป็นค่าสูญหาย เป็นต้น

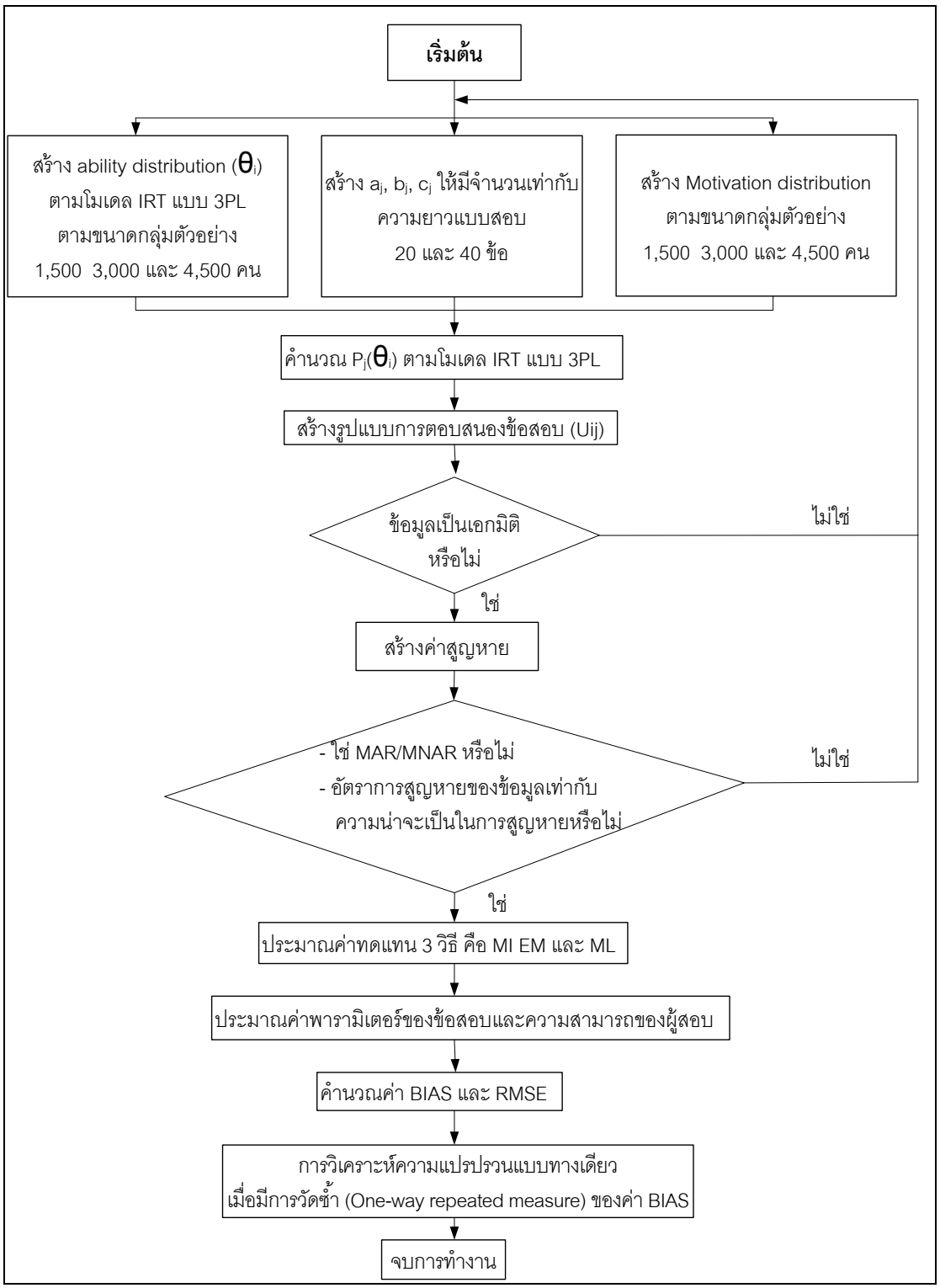
### 4.4 การตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล

ผู้วิจัยตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยผู้เชี่ยวชาญที่มีความรู้และเชี่ยวชาญเกี่ยวกับการจำลองข้อมูลโดยใช้โปรแกรม R ร่วมกับการตรวจสอบด้วย package ‘Rcmdr’ และโปรแกรม SPSS version 17 เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของค่าที่ได้ ซึ่งโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมีความถูกต้องก็ต่อเมื่อได้ผล การคำนวณ ตรงกันของทั้งสามโปรแกรม หากผลการคำนวณที่ได้มีค่าตรงกันแสดงว่าโปรแกรมที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้นมีความถูกต้อง แต่ถ้าผลการคำนวณที่ได้ไม่ตรงกัน ผู้วิจัยจะตรวจหาที่ผิดพลาดของโปรแกรมที่สร้างขึ้น แล้วดำเนินการแก้ไขจนได้ผลการคำนวณจากทั้งสามโปรแกรมเท่ากัน ซึ่งผลการตรวจสอบที่ได้พบว่าทั้งสามโปรแกรมให้ผลการคำนวณที่เท่ากัน

**4.5 การตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสำหรับประมาณค่าทดแทนและประมาณค่าพารามิเตอร์**

การตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสำหรับประมาณค่าทดแทนด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี และการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ผู้วิจัยใช้หลักการตรวจสอบเช่นเดียวกับการตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองข้อมูล โดยใช้ package 'Rcmdr' และโปรแกรม SPSS version 17 เนื่องจากสามารถคำนวณวิธี MI และ EM ได้โดยตรง ซึ่งจากผลการตรวจสอบพบว่าทั้งสามโปรแกรมให้ผลการคำนวณที่เท่ากัน อย่างไรก็ตามไม่สามารถตรวจสอบวิธี ML และประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ โดยใช้โปรแกรม SPSS ได้ครบทุกขั้นตอน เนื่องจากมีความยุ่งยากซับซ้อน แต่ทั้งนี้ ผู้วิจัยมีการตรวจสอบความถูกต้องจากผู้เชี่ยวชาญ

การดำเนินงานทั้งหมดสามารถสรุปขั้นตอนการจำลองข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูลดังภาพที่ 3.3




**ภาพที่** 3.3 ขั้นตอนการจำลองข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล

# บทที่ 4
# ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) โดยมีเงื่อนไขในการศึกษาคือ สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยมีรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท 3 แบบ คือ ตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบ (omitted: OM) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ รวมจำนวน เงื่อนไขที่ใช้ในการศึกษา ทั้งสิ้น 144 เงื่อนไข

ในการนำเสนอผลการศึกษามุ่งเน้นการวิเคราะห์คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี เปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งประกอบด้วย ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) ค่าโอกาสในการเดา (c) และค่าความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) โดยมีเกณฑ์การเปรียบเทียบ คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบคือ ดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) และ ดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)

ผู้วิจัยแบ่งนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลออกเป็น 3 ตอน ตามรายละเอียดดังนี้

**ตอนที่** 1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) โดยแยกนำเสนอเป็นตอนย่อย ดังนี้

1.1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ

1.1.1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม(missing at random: MAR)

1.1.2 ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

1.1.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์

1.1.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์

1.2 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ

1.2.1 ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

1.2.2 ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

1.2.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบของข้อมูลสมบูรณ์

1.2.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์

**ตอนที่ 2** ผลการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ โดยแยกนำเสนอเป็นตอนย่อย ดังนี้

2.1 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ

2.1.1 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

2.1.2 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

2.1.3 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

2.1.4 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

2.2 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ

2.2.1 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

2.2.2 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

2.2.3 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

2.2.4 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

**ตอนที่** 3 สรุปผลการวิเคราะห์ตามวัตถุประสงค์การวิจัย ซึ่งประกอบด้วย 2 ข้อ คือ 1) เพื่อวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี และ 2) เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี

เพื่อให้การนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลและการทำความเข้าใจเกี่ยวกับผลการวิเคราะห์ข้อมูลมีความสะดวกยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงกำหนดสัญลักษณ์ และอักษรย่อภาษาอังกฤษที่ใช้สื่อความหมายแทนชุดข้อมูล เงื่อนไขที่ทำการศึกษา และค่าสถิติ ดังนี้

a แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ

a_COM แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

a_MI แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

a_EM แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

a_ML แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

b แทน ค่าความยากของข้อสอบ

b_COM แทน ค่าความยากของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

b_MI แทน ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

b_EM แทน ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

b_ML แทน ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

c แทน ค่าโอกาสในการเดา

c_COM แทน ค่าโอกาสในการเดาของข้อมูลที่สมบูรณ์

c_MI แทน ค่าโอกาสในการเดา ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

c_EM แทน ค่าโอกาสในการเดา ที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

c_ML แทน ค่าโอกาสในการเดา ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

$\theta$ แทน ค่าความสามารถของผู้สอบ

$\theta$_COM แทน ค่าความสามารถของผู้สอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

$\theta$_MI แทน ค่าความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

$\theta$_EM แทน ค่าความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

$\theta$_ML แทน ค่าความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

CORR แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีกับค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_a_MI แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุกับ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_a_EM แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุดกับ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_a_ML แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดกับ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_b_MI แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุกับค่าความยากของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_b_EM แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุดกับค่าความยากของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_b_ML แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดกับค่าความยากของข้อสอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_c_MI แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าโอกาสในการเดา ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุกับค่าโอกาสในการเดาของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_c_EM แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุดกับค่าโอกาสในการเดาของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_c_ML แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าโอกาสในการเดา ที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดกับค่าโอกาสในการเดาของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_$\theta$_MI แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จาก วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุกับค่าความสามารถของผู้สอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_$\theta$_EM แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จาก วิธีค่าคาดหมายสูงสุดกับค่าความสามารถของผู้สอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

CORR_$\theta$_ML แทน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดกับค่าความสามารถของผู้สอบของข้อมูลที่สมบูรณ์

BIAS แทน ค่าความลำเอียง

BIAS_a_MI แทน ค่าความลำเอียงของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

BIAS_a_EM แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

BIAS_a_ML แทน ค่าความลำเอียงของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

BIAS_b_MI แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

BIAS_b_EM แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณ ค่าได้จาก วิธีค่าคาดหมายสูงสุด

BIAS_b_ML แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าความยากของข้อสอบ ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

BIAS_c_MI แทน ค่าความลำเอียงของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

BIAS_c_EM แทน ค่าความลำเอียงของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

BIAS_c_ML แทน ค่าความลำเอียงของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

BIAS_$\theta$_MI แทน ค่าความลำเอียงของค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

BIAS_$\theta$_EM แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้จาก วิธีค่าคาดหมายสูงสุด

BIAS_$\theta$_ML แทน ค่าความลำเอียงของ ค่าความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้จาก วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

RMSE แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

RMSE_a_MI แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

RMSE_a_EM แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

RMSE_a_ML แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

RMSE_b_MI แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของ ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

RMSE_b_EM แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของ ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

RMSE_b_ML แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของ ค่าความยากของข้อสอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

RMSE_c_MI แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

RMSE_c_EM แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

RMSE_c_ML แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าโอกาสในการเดาที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

RMSE_$\theta$_MI แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ

RMSE_$\theta$_EM แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีค่าคาดหมายสูงสุด

RMSE_$\theta$_ML แทน ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของค่าความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้จากวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด

**ตอนที่ 1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ** (multiple imputation: MI) **วิธีค่าคาดหมายสูงสุด** ( expectation-maximization algorithm: EM) **และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด** ( maximum likelihood estimation: ML)

ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ในตอนนี้ เป็นการนำเสนอค่าสถิติพื้นฐานในภาพรวมของ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่ได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( ML) กับข้อมูลที่จำลองขึ้นในแต่ละเงื่อนไข ซึ่งค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่นำเสนอในครั้งนี้ เป็นค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) ของแต่ละพารามิเตอร์ จากการทำซ้ำ 1,000 ครั้ง และนำเสนอสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีกับค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์ โดยแบ่งผลการนำเสนอออกเป็น 2 ส่วน คือ **ส่วนที่หนึ่ง** เป็นผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และ **ส่วนที่สอง**เป็นผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ได้ผลการวิเคราะห์ ดังนี้

### 1.1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ

การนำเสนอผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบในเบื้องต้นนี้ นำเสนอตามลำดับสภาวะการสูญหายของข้อมูล 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) โดยเป็นการวิเคราะห์ด้วยค่าสถิติพื้นฐาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) เพื่อบรรยายลักษณะค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี คือวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( ML) ประกอบด้วย (1) ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี และ (2) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ

ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีกับค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์ โดยมีรายละเอียดผลการวิเคราะห์ดังนี้

### 1.1.1 ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ ตามลำดับ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.1 ถึง 4.3 ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.1** ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)** จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML |
| 20 | 5 | $\bar{X}$ | 0.483 | 0.899 | 0.899 | 0.912 | 0.495 | 0.860 | 0.858 | 0.880 | 0.511 | 0.905 | 0.904 | 0.923 |
| | | S.D. | 0.104 | 0.158 | 0.158 | 0.154 | 0.074 | 0.120 | 0.120 | 0.118 | 0.101 | 0.171 | 0.172 | 0.164 |
| | 10 | $\bar{X}$ | 0.491 | 0.895 | 0.894 | 0.923 | 0.522 | 0.880 | 0.877 | 0.925 | 0.505 | 0.855 | 0.852 | 0.892 |
| | | S.D. | 0.121 | 0.156 | 0.157 | 0.186 | 0.080 | 0.120 | 0.121 | 0.133 | 0.104 | 0.162 | 0.162 | 0.168 |
| | 15 | $\bar{X}$ | 0.504 | 0.894 | 0.894 | 0.920 | 0.478 | 0.792 | 0.788 | 0.836 | 0.508 | 0.816 | 0.814 | 0.860 |
| | | S.D. | 0.116 | 0.200 | 0.201 | 0.179 | 0.072 | 0.127 | 0.131 | 0.122 | 0.100 | 0.140 | 0.141 | 0.153 |
| | 20 | $\bar{X}$ | 0.492 | 0.859 | 0.857 | 0.933 | 0.503 | 0.846 | 0.844 | 0.902 | 0.492 | 0.823 | 0.819 | 0.881 |
| | | S.D. | 0.092 | 0.149 | 0.154 | 0.129 | 0.093 | 0.207 | 0.211 | 0.151 | 0.112 | 0.198 | 0.203 | 0.182 |
| 40 | 5 | $\bar{X}$ | 0.474 | 0.850 | 0.850 | 0.857 | 0.501 | 0.871 | 0.870 | 0.878 | 0.509 | 0.881 | 0.880 | 0.892 |
| | | S.D. | 0.085 | 0.130 | 0.131 | 0.125 | 0.104 | 0.167 | 0.167 | 0.163 | 0.097 | 0.154 | 0.153 | 0.159 |
| | 10 | $\bar{X}$ | 0.491 | 0.891 | 0.887 | 0.910 | 0.483 | 0.850 | 0.848 | 0.864 | 0.513 | 0.853 | 0.853 | 0.867 |
| | | S.D. | 0.098 | 0.152 | 0.154 | 0.156 | 0.104 | 0.187 | 0.189 | 0.172 | 0.107 | 0.171 | 0.171 | 0.176 |
| | 15 | $\bar{X}$ | 0.503 | 0.900 | 0.900 | 0.920 | 0.485 | 0.836 | 0.836 | 0.855 | 0.513 | 0.849 | 0.849 | 0.869 |
| | | S.D. | 0.105 | 0.153 | 0.153 | 0.167 | 0.117 | 0.187 | 0.188 | 0.184 | 0.107 | 0.173 | 0.174 | 0.176 |
| | 20 | $\bar{X}$ | 0.513 | 0.926 | 0.922 | 0.955 | 0.494 | 0.867 | 0.865 | 0.896 | 0.517 | 0.897 | 0.895 | 0.927 |
| | | S.D. | 0.091 | 0.168 | 0.174 | 0.156 | 0.104 | 0.193 | 0.198 | 0.173 | 0.098 | 0.187 | 0.189 | 0.164 |

จากตารางที่ 4.1 ผลการวิเคราะห์**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาระดับเดียวกัน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน และค่าที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธี สูงกว่าค่า a_COM แต่ทั้งนี้ a_MI และ a_EM มีค่าใกล้เคียงกันมากกว่า a_ML และ a_EM ใกล้เคียงกับ a_COM มากกว่า a_MI และ a_ML

**ตารางที่** 4.2 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ **ค่าความยากของข้อสอบ ( b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | 0.286 | 0.323 | 0.322 | 0.304 | -0.187 | -0.185 | -0.186 | -0.177 | 0.043 | 0.077 | 0.076 | 0.075 |
| | | S.D. | 0.525 | 0.514 | 0.513 | 0.489 | 0.739 | 0.709 | 0.709 | 0.703 | 0.561 | 0.564 | 0.564 | 0.535 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.174 | 0.262 | 0.260 | 0.226 | 0.021 | -0.022 | -0.028 | -0.010 | -0.210 | -0.196 | -0.199 | -0.193 |
| | | S.D. | 0.761 | 0.746 | 0.746 | 0.699 | 0.738 | 0.770 | 0.770 | 0.714 | 0.924 | 0.933 | 0.936 | 0.891 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.154 | 0.246 | 0.241 | 0.206 | 0.190 | 0.143 | 0.139 | 0.151 | 0.068 | 0.036 | 0.034 | 0.012 |
| | | S.D. | 0.763 | 0.778 | 0.774 | 0.752 | 0.799 | 0.852 | 0.849 | 0.764 | 0.839 | 0.902 | 0.894 | 0.822 |
| | 20 | $\bar{x}$ | -0.175 | -0.139 | -0.138 | -0.114 | -0.089 | -0.082 | -0.085 | -0.081 | -0.022 | -0.008 | -0.021 | -0.035 |
| | | S.D. | 0.778 | 0.843 | 0.829 | 0.740 | 0.666 | 0.668 | 0.664 | 0.622 | 0.839 | 1.025 | 1.030 | 0.773 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | -0.014 | -0.005 | -0.005 | -0.005 | 0.283 | 0.270 | 0.270 | 0.269 | 0.119 | 0.135 | 0.135 | 0.135 |
| | | S.D. | 0.816 | 0.785 | 0.784 | 0.775 | 0.662 | 0.626 | 0.626 | 0.623 | 0.811 | 0.784 | 0.785 | 0.777 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.050 | 0.136 | 0.136 | 0.149 | 0.066 | 0.076 | 0.077 | 0.097 | 0.078 | 0.042 | 0.042 | 0.029 |
| | | S.D. | 0.785 | 0.749 | 0.752 | 0.730 | 0.707 | 0.721 | 0.719 | 0.684 | 0.746 | 0.772 | 0.770 | 0.738 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.192 | 0.241 | 0.239 | 0.224 | 0.371 | 0.391 | 0.390 | 0.368 | 0.078 | 0.053 | 0.052 | 0.032 |
| | | S.D. | 0.696 | 0.650 | 0.647 | 0.632 | 0.774 | 0.789 | 0.785 | 0.753 | 0.746 | 0.793 | 0.789 | 0.741 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.093 | 0.129 | 0.130 | 0.122 | 0.019 | 0.041 | 0.041 | 0.050 | -0.037 | -0.036 | -0.034 | -0.045 |
| | | S.D. | 0.815 | 0.788 | 0.786 | 0.756 | 0.746 | 0.787 | 0.783 | 0.700 | 0.706 | 0.706 | 0.704 | 0.663 |

จากตารางที่ 4.2 ผลการวิเคราะห์ **ค่าความยากของข้อสอบ (b)** ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ค่าความยากของข้อสอบ (b) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงค่า b_COM และค่าที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน โดย b_MI และ b_EM มีค่าใกล้เคียงกันมากกว่า b_ML โดย b_ML มีแนวโน้มให้ค่า b ใกล้เคียงกับ b_COM มากกว่า b_MI และ b_EM ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ แต่เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้นเป็น 40 ข้อ b_MI และ b_EM มีแนวโน้มให้ค่า b ใกล้เคียงกับ b_COM มากกว่า b_ML

**ตารางที่** 4.3 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | 0.119 | 0.129 | 0.129 | 0.127 | 0.116 | 0.123 | 0.122 | 0.124 | 0.134 | 0.141 | 0.140 | 0.141 |
| | | S.D. | 0.078 | 0.052 | 0.052 | 0.053 | 0.064 | 0.053 | 0.052 | 0.053 | 0.078 | 0.059 | 0.059 | 0.062 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.125 | 0.143 | 0.142 | 0.138 | 0.183 | 0.160 | 0.159 | 0.163 | 0.151 | 0.145 | 0.143 | 0.147 |
| | | S.D. | 0.062 | 0.049 | 0.049 | 0.052 | 0.060 | 0.048 | 0.049 | 0.045 | 0.076 | 0.063 | 0.064 | 0.061 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.096 | 0.109 | 0.108 | 0.104 | 0.112 | 0.110 | 0.108 | 0.109 | 0.116 | 0.104 | 0.104 | 0.101 |
| | | S.D. | 0.067 | 0.052 | 0.052 | 0.052 | 0.092 | 0.063 | 0.063 | 0.064 | 0.068 | 0.045 | 0.046 | 0.047 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.131 | 0.147 | 0.146 | 0.146 | 0.124 | 0.127 | 0.125 | 0.126 | 0.125 | 0.124 | 0.124 | 0.127 |
| | | S.D. | 0.077 | 0.067 | 0.066 | 0.072 | 0.071 | 0.060 | 0.059 | 0.059 | 0.082 | 0.061 | 0.063 | 0.066 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | 0.133 | 0.142 | 0.142 | 0.142 | 0.131 | 0.133 | 0.133 | 0.133 | 0.122 | 0.130 | 0.129 | 0.130 |
| | | S.D. | 0.077 | 0.059 | 0.059 | 0.059 | 0.082 | 0.062 | 0.062 | 0.062 | 0.074 | 0.061 | 0.062 | 0.062 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.105 | 0.126 | 0.123 | 0.125 | 0.133 | 0.135 | 0.134 | 0.136 | 0.113 | 0.104 | 0.104 | 0.102 |
| | | S.D. | 0.068 | 0.056 | 0.055 | 0.058 | 0.075 | 0.060 | 0.060 | 0.061 | 0.067 | 0.050 | 0.050 | 0.051 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.121 | 0.132 | 0.132 | 0.130 | 0.136 | 0.134 | 0.134 | 0.132 | 0.113 | 0.106 | 0.106 | 0.103 |
| | | S.D. | 0.065 | 0.048 | 0.048 | 0.048 | 0.062 | 0.046 | 0.045 | 0.048 | 0.067 | 0.051 | 0.051 | 0.052 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.136 | 0.151 | 0.149 | 0.148 | 0.135 | 0.145 | 0.144 | 0.145 | 0.140 | 0.148 | 0.147 | 0.146 |
| | | S.D. | 0.061 | 0.055 | 0.055 | 0.055 | 0.075 | 0.057 | 0.057 | 0.060 | 0.063 | 0.057 | 0.057 | 0.056 |

จากตารางที่ 4.3 ผลการวิเคราะห์ **ค่าโอกาสในการเดา** (c) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่าค่าโอกาสในการเดา (c) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกับค่า c_COM และทั้ง 3 วิธีให้ค่าโอกาสในการเดา (c) ใกล้เคียงกัน

ทั้งนี้ ในกลุ่มตัวอย่างขนาด 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบทั้ง 2 ระดับ c_ML มีแนวโน้มให้ค่าโอกาสในการเดา (c) ใกล้เคียง c_COM มากกว่าวิธีอื่น ทุกระดับอัตราการสูญหาย แต่เมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่างเพิ่มขึ้น ค่าโอกาสในการเดา (c) จากทั้ง 3 วิธีใกล้เคียงกันมากขึ้น

### 1.1.2 ผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วย วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ ตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4. 4 ถึง 4.6 ตามลำดับ

**ตารางที่** 4.4 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML | a_COM | a_MI | a_EM | a_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | 0.491 | 0.951 | 0.946 | 0.950 | 0.475 | 0.867 | 0.863 | 0.866 | 0.515 | 0.911 | 0.907 | 0.911 |
| | | S.D. | 0.108 | 0.171 | 0.165 | 0.171 | 0.113 | 0.188 | 0.187 | 0.188 | 0.102 | 0.159 | 0.156 | 0.160 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.519 | 0.920 | 0.915 | 0.919 | 0.497 | 0.893 | 0.884 | 0.892 | 0.487 | 0.839 | 0.834 | 0.840 |
| | | S.D. | 0.090 | 0.124 | 0.118 | 0.124 | 0.098 | 0.151 | 0.146 | 0.151 | 0.093 | 0.149 | 0.146 | 0.150 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.517 | 0.980 | 0.965 | 0.974 | 0.538 | 0.966 | 0.958 | 0.966 | 0.477 | 0.840 | 0.829 | 0.839 |
| | | S.D. | 0.098 | 0.166 | 0.152 | 0.163 | 0.084 | 0.146 | 0.140 | 0.147 | 0.090 | 0.150 | 0.148 | 0.150 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.514 | 0.926 | 0.917 | 0.926 | 0.527 | 0.947 | 0.935 | 0.948 | 0.508 | 0.922 | 0.899 | 0.924 |
| | | S.D. | 0.101 | 0.151 | 0.151 | 0.152 | 0.090 | 0.137 | 0.139 | 0.138 | 0.118 | 0.192 | 0.172 | 0.195 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | 0.509 | 0.958 | 0.957 | 0.958 | 0.504 | 0.883 | 0.881 | 0.883 | 0.483 | 0.859 | 0.858 | 0.859 |
| | | S.D. | 0.090 | 0.147 | 0.148 | 0.147 | 0.078 | 0.127 | 0.126 | 0.127 | 0.077 | 0.129 | 0.128 | 0.129 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.494 | 0.892 | 0.890 | 0.892 | 0.520 | 0.896 | 0.894 | 0.896 | 0.481 | 0.846 | 0.844 | 0.847 |
| | | S.D. | 0.095 | 0.143 | 0.143 | 0.143 | 0.096 | 0.157 | 0.158 | 0.158 | 0.107 | 0.178 | 0.176 | 0.179 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.501 | 0.940 | 0.937 | 0.942 | 0.495 | 0.856 | 0.850 | 0.856 | 0.492 | 0.852 | 0.848 | 0.852 |
| | | S.D. | 0.115 | 0.193 | 0.193 | 0.194 | 0.119 | 0.184 | 0.181 | 0.185 | 0.098 | 0.161 | 0.160 | 0.161 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.494 | 0.847 | 0.842 | 0.846 | 0.523 | 0.941 | 0.934 | 0.942 | 0.514 | 0.880 | 0.874 | 0.879 |
| | | S.D. | 0.093 | 0.139 | 0.138 | 0.140 | 0.112 | 0.186 | 0.191 | 0.186 | 0.101 | 0.163 | 0.165 | 0.164 |

จากตารางที่ 4.4 ผลการวิเคราะห์**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ซึ่งประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงกัน และค่าที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธี สูงกว่าค่า a_COM แต่ทั้งนี้เมื่อพิจารณาค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ที่ประมาณ ค่าได้จากทั้ง 3 วิธี พบว่า a_MI ใกล้เคียงกับ a_ML แต่ a_EM ใกล้เคียงกับ a_COM มากกว่า a_MI และ a_ML

**ตารางที่** 4.5 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** ( b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)** จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML | b_COM | b_MI | b_EM | b_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | -0.276 | -0.228 | -0.227 | -0.221 | -0.275 | -0.227 | -0.224 | -0.220 | -0.009 | 0.028 | 0.034 | 0.036 |
| | | S.D. | 0.909 | 0.786 | 0.787 | 0.785 | 0.549 | 0.496 | 0.501 | 0.495 | 0.665 | 0.611 | 0.614 | 0.611 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.114 | 0.076 | 0.080 | 0.093 | 0.037 | 0.101 | 0.103 | 0.115 | 0.021 | 0.001 | 0.011 | 0.018 |
| | | S.D. | 0.914 | 0.847 | 0.855 | 0.845 | 0.773 | 0.728 | 0.732 | 0.718 | 0.824 | 0.791 | 0.795 | 0.793 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.127 | 0.109 | 0.113 | 0.125 | 0.164 | 0.142 | 0.155 | 0.164 | -0.248 | -0.286 | -0.281 | -0.260 |
| | | S.D. | 0.806 | 0.707 | 0.723 | 0.706 | 0.781 | 0.740 | 0.746 | 0.738 | 0.653 | 0.593 | 0.604 | 0.589 |
| | 20 | $\bar{x}$ | -0.101 | -0.147 | -0.134 | -0.110 | -0.252 | -0.248 | -0.229 | -0.216 | -0.004 | -0.011 | -0.016 | 0.021 |
| | | S.D. | 0.600 | 0.521 | 0.539 | 0.517 | 0.669 | 0.612 | 0.629 | 0.634 | 0.679 | 0.649 | 0.685 | 0.620 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | -0.175 | -0.104 | -0.102 | -0.100 | -0.062 | -0.083 | -0.081 | -0.079 | -0.089 | -0.070 | -0.067 | -0.066 |
| | | S.D. | 0.701 | 0.614 | 0.616 | 0.616 | 0.634 | 0.625 | 0.625 | 0.623 | 0.714 | 0.683 | 0.684 | 0.681 |
| | 10 | $\bar{x}$ | -0.013 | 0.048 | 0.053 | 0.055 | 0.124 | 0.065 | 0.071 | 0.072 | 0.068 | 0.067 | 0.073 | 0.073 |
| | | S.D. | 0.716 | 0.671 | 0.677 | 0.674 | 0.725 | 0.718 | 0.724 | 0.723 | 0.735 | 0.686 | 0.690 | 0.693 |
| | 15 | $\bar{x}$ | -0.009 | -0.010 | -0.002 | 0.005 | -0.085 | -0.110 | -0.107 | -0.098 | 0.146 | 0.094 | 0.103 | 0.109 |
| | | S.D. | 0.682 | 0.598 | 0.600 | 0.597 | 0.688 | 0.695 | 0.699 | 0.686 | 0.776 | 0.777 | 0.785 | 0.779 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.283 | 0.255 | 0.261 | 0.269 | -0.078 | -0.060 | -0.061 | -0.037 | 0.131 | 0.105 | 0.115 | 0.120 |
| | | S.D. | 0.685 | 0.684 | 0.694 | 0.683 | 0.642 | 0.628 | 0.633 | 0.603 | 0.724 | 0.705 | 0.712 | 0.710 |

จากตารางที่ 4.5 ผลการวิเคราะห์**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ค่าความยากของข้อสอบ (b) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงค่า b_COM ทั้งนี้ เมื่อพิจารณาค่าความยากของข้อสอบ (b) ที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธี พบว่าทั้ง 3 วิธีให้ค่าความยากของข้อสอบ (b) ใกล้เคียงกัน แต่ b_ML มีแนวโน้มใกล้เคียง b_COM มากกว่าวิธีอื่น

**ตารางที่** 4.6 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML | c_COM | c_MI | c_EM | c_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | 0.127 | 0.153 | 0.154 | 0.152 | 0.096 | 0.106 | 0.108 | 0.105 | 0.128 | 0.142 | 0.144 | 0.142 |
| | | S.D. | 0.055 | 0.050 | 0.050 | 0.049 | 0.063 | 0.051 | 0.050 | 0.051 | 0.067 | 0.051 | 0.051 | 0.051 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.161 | 0.155 | 0.156 | 0.153 | 0.101 | 0.116 | 0.118 | 0.114 | 0.158 | 0.152 | 0.155 | 0.151 |
| | | S.D. | 0.056 | 0.041 | 0.042 | 0.040 | 0.065 | 0.049 | 0.049 | 0.047 | 0.071 | 0.050 | 0.051 | 0.049 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.121 | 0.141 | 0.143 | 0.136 | 0.128 | 0.130 | 0.134 | 0.127 | 0.128 | 0.128 | 0.131 | 0.124 |
| | | S.D. | 0.069 | 0.056 | 0.056 | 0.051 | 0.085 | 0.070 | 0.072 | 0.068 | 0.072 | 0.047 | 0.047 | 0.046 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.143 | 0.143 | 0.148 | 0.139 | 0.106 | 0.115 | 0.121 | 0.113 | 0.134 | 0.148 | 0.149 | 0.145 |
| | | S.D. | 0.071 | 0.048 | 0.051 | 0.045 | 0.077 | 0.062 | 0.063 | 0.061 | 0.069 | 0.056 | 0.056 | 0.054 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | 0.123 | 0.146 | 0.147 | 0.146 | 0.127 | 0.127 | 0.127 | 0.126 | 0.103 | 0.112 | 0.113 | 0.112 |
| | | S.D. | 0.073 | 0.058 | 0.058 | 0.058 | 0.066 | 0.048 | 0.049 | 0.048 | 0.074 | 0.059 | 0.060 | 0.059 |
| | 10 | $\bar{x}$ | 0.127 | 0.146 | 0.148 | 0.145 | 0.140 | 0.129 | 0.130 | 0.128 | 0.145 | 0.146 | 0.148 | 0.145 |
| | | S.D. | 0.070 | 0.055 | 0.056 | 0.054 | 0.072 | 0.058 | 0.058 | 0.057 | 0.070 | 0.059 | 0.060 | 0.059 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.139 | 0.145 | 0.147 | 0.145 | 0.135 | 0.136 | 0.138 | 0.134 | 0.140 | 0.136 | 0.138 | 0.135 |
| | | S.D. | 0.069 | 0.057 | 0.059 | 0.056 | 0.062 | 0.044 | 0.044 | 0.044 | 0.069 | 0.058 | 0.061 | 0.057 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.126 | 0.115 | 0.117 | 0.114 | 0.144 | 0.159 | 0.160 | 0.158 | 0.109 | 0.103 | 0.106 | 0.103 |
| | | S.D. | 0.072 | 0.053 | 0.055 | 0.054 | 0.057 | 0.047 | 0.047 | 0.048 | 0.067 | 0.054 | 0.053 | 0.054 |

จากตารางที่ 4.6 ผลการวิเคราะห์**ค่าโอกาสในการเดา** (c) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ค่าโอกาสในการเดา (c) ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียง ค่า c_COM ทั้งนี้ เมื่อพิจารณาค่าโอกาสในการเดา (c) ที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธี พบว่าทั้ง 3 วิธีให้ค่าโอกาสในการเดา (c) ใกล้เคียงกัน

เมื่อพิจารณาที่กลุ่มตัวอย่างขนาด 1,500 คน พบว่า ที่ระดับความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ค่าโอกาสในการเดา (c) จากทั้ง 3 วิธีใกล้เคียงกัน แต่เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้นเป็น 40 ข้อ c_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้เคียง c_COM มากกว่าวิธีอื่น และเมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเพิ่มขึ้น ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ c_ML มีแนวโน้มใกล้เคียง c_COM มากกว่าวิธีอื่น แต่เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มเป็น 40 ข้อ ค่าโอกาสในการเดา (c) จากทั้ง 3 วิธี ใกล้เคียงกัน

### 1.1. 3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์

ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ ตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4. 7 ถึง 4.9 ตามลำดับ

**ตารางที่** 4.7 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML |
| 20 | 5 | 0.436 | 0.431 | 0.402 | 0.594 | 0.639 | 0.643 | 0.718 | 0.695 | 0.713 |
| | 10 | 0.419 | 0.444 | 0.529 | 0.678 | 0.637 | 0.877 | 0.366 | 0.309 | 0.483 |
| | 15 | 0.778 | 0.745 | 0.730 | 0.645 | 0.660 | 0.714 | 0.563 | 0.547 | 0.804 |
| | 20 | 0.347 | 0.316 | 0.520 | 0.811 | 0.802 | 0.851 | 0.657 | 0.651 | 0.777 |
| 40 | 5 | 0.655 | 0.644 | 0.727 | 0.559 | 0.563 | 0.573 | 0.745 | 0.733 | 0.783 |
| | 10 | 0.578 | 0.561 | 0.608 | 0.810 | 0.802 | 0.733 | 0.851 | 0.856 | 0.887 |
| | 15 | 0.666 | 0.634 | 0.724 | 0.809 | 0.802 | 0.798 | 0.743 | 0.743 | 0.802 |
| | 20 | 0.489 | 0.463 | 0.561 | 0.696 | 0.692 | 0.712 | 0.792 | 0.764 | 0.763 |

จากตารางที่ 4. 7 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ที่ประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น ที่ความยาวแบบสอบเท่ากับ 20 ข้อ โดยภาพรวม CORR_a มีค่าอยู่ในช่วง 0.3-0. 8 โดยค่า CORR_a_ML มีแนวโน้มสูงกว่า CORR_a_MI และ CORR_a_EM เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_a จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเพิ่มขึ้น CORR_a มีแนวโน้มสูงขึ้น และในกลุ่มตัวอย่างขนาด 3,000 และ 4,500 คน นั้น เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้น ค่า CORR_a มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น

เมื่อ ความยาวแบบสอบเพิ่มเป็น 40 ข้อ CORR_a มีค่าอยู่ในช่วง 0.4-0.8 แต่เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเพิ่มขึ้น CORR_a มีค่าอยู่ในช่วง 0.5-0.8 โดยค่า CORR_a_ML มีแนวโน้มสูงกว่า CORR_a_MI และ CORR_a_EM เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_a จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดเพิ่มขึ้น CORR_a มีแนวโน้มสูงขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_a มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.8 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** ( b) ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML |
| 20 | 5 | 0.853 | 0.852 | 0.839 | 0.937 | 0.951 | 0.934 | 0.878 | 0.903 | 0.868 |
| | 10 | 0.765 | 0.756 | 0.728 | 0.869 | 0.855 | 0.878 | 0.956 | 0.935 | 0.942 |
| | 15 | 0.837 | 0.821 | 0.814 | 0.863 | 0.880 | 0.861 | 0.954 | 0.935 | 0.941 |
| | 20 | 0.744 | 0.718 | 0.745 | 0.885 | 0.899 | 0.924 | 0.857 | 0.854 | 0.872 |
| 40 | 5 | 0.870 | 0.867 | 0.912 | 0.871 | 0.868 | 0.867 | 0.888 | 0.894 | 0.889 |
| | 10 | 0.892 | 0.893 | 0.896 | 0.858 | 0.841 | 0.810 | 0.932 | 0.931 | 0.933 |
| | 15 | 0.928 | 0.925 | 0.925 | 0.882 | 0.877 | 0.875 | 0.940 | 0.945 | 0.945 |
| | 20 | 0.843 | 0.836 | 0.829 | 0.786 | 0.802 | 0.792 | 0.882 | 0.884 | 0.880 |

จากตารางที่ 4. 8 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** ( b) ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_b มีค่าอยู่ในช่วง 0.7-0.9 เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_b จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้ เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ขึ้น และความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า CORR_b มีแนวโน้มสูงขึ้นตามไปด้วย แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้น ค่า CORR_b มีแนวโน้มลดลง

**ตารางที่** 4.9 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าโอกาสในการเดา** ( c) ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML |
| 20 | 5 | 0.678 | 0.661 | 0.667 | 0.710 | 0.654 | 0.728 | 0.595 | 0.556 | 0.602 |
| | 10 | 0.435 | 0.446 | 0.364 | 0.510 | 0.472 | 0.428 | 0.497 | 0.508 | 0.505 |
| | 15 | 0.351 | 0.324 | 0.351 | 0.394 | 0.430 | 0.415 | 0.678 | 0.685 | 0.577 |
| | 20 | 0.326 | 0.385 | 0.468 | 0.616 | 0.590 | 0.521 | 0.493 | 0.468 | 0.530 |
| 40 | 5 | 0.474 | 0.481 | 0.392 | 0.654 | 0.656 | 0.647 | 0.327 | 0.317 | 0.339 |
| | 10 | 0.573 | 0.556 | 0.579 | 0.481 | 0.496 | 0.485 | 0.540 | 0.535 | 0.548 |
| | 15 | 0.595 | 0.578 | 0.603 | 0.553 | 0.524 | 0.536 | 0.467 | 0.530 | 0.570 |
| | 20 | 0.412 | 0.378 | 0.364 | 0.393 | 0.343 | 0.378 | 0.367 | 0.343 | 0.356 |

จากตารางที่ 4.9 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c)** ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_c มีค่าอยู่ในช่วง 0.3-0.7 เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_c จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้ เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ขึ้น และความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า CORR_c มีแนวโน้มสูงขึ้นตามไปด้วย แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้น ค่า CORR_c มีแนวโน้มลดลง

### 1.1.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์

ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ ตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่า

ความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.10 ถึง 4.12 ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.10** ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)** กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML | CORR_a_MI | CORR_a_EM | CORR_a_ML |
| 20 | 5 | 0.469 | 0.452 | 0.504 | 0.712 | 0.713 | 0.713 | 0.552 | 0.530 | 0.524 |
| | 10 | 0.301 | 0.300 | 0.331 | 0.573 | 0.582 | 0.569 | 0.554 | 0.522 | 0.564 |
| | 15 | 0.522 | 0.493 | 0.416 | 0.658 | 0.691 | 0.705 | 0.737 | 0.729 | 0.718 |
| | 20 | 0.613 | 0.524 | 0.631 | 0.600 | 0.612 | 0.561 | 0.863 | 0.811 | 0.828 |
| 40 | 5 | 0.601 | 0.598 | 0.601 | 0.817 | 0.807 | 0.829 | 0.831 | 0.838 | 0.843 |
| | 10 | 0.657 | 0.637 | 0.644 | 0.625 | 0.610 | 0.629 | 0.733 | 0.744 | 0.735 |
| | 15 | 0.708 | 0.697 | 0.695 | 0.823 | 0.834 | 0.864 | 0.892 | 0.879 | 0.896 |
| | 20 | 0.488 | 0.465 | 0.479 | 0.863 | 0.870 | 0.867 | 0.834 | 0.832 | 0.835 |

จากตารางที่ 4. 10 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ที่ประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_a มีค่าอยู่ในช่วง 0.3-0.8 เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_a จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้ ที่ระดับความยาวแบบสอบที่เท่ากัน CORR_a จะมีค่าสูงขึ้น เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ขึ้น ในทำนองเดียวกัน ภายในขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เท่ากัน CORR_a จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อระดับความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_a มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.11 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** ( b) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML | CORR_b_MI | CORR_b_EM | CORR_b_ML |
| 20 | 5 | 0.758 | 0.758 | 0.772 | 0.580 | 0.570 | 0.602 | 0.860 | 0.848 | 0.840 |
| | 10 | 0.887 | 0.882 | 0.894 | 0.838 | 0.844 | 0.843 | 0.841 | 0.834 | 0.841 |
| | 15 | 0.851 | 0.852 | 0.884 | 0.963 | 0.958 | 0.931 | 0.742 | 0.751 | 0.756 |
| | 20 | 0.785 | 0.758 | 0.818 | 0.844 | 0.845 | 0.841 | 0.918 | 0.918 | 0.929 |
| 40 | 5 | 0.881 | 0.881 | 0.879 | 0.929 | 0.921 | 0.934 | 0.956 | 0.958 | 0.957 |
| | 10 | 0.870 | 0.851 | 0.854 | 0.883 | 0.877 | 0.882 | 0.904 | 0.912 | 0.903 |
| | 15 | 0.775 | 0.754 | 0.767 | 0.847 | 0.836 | 0.930 | 0.903 | 0.912 | 0.931 |
| | 20 | 0.876 | 0.874 | 0.865 | 0.902 | 0.911 | 0.940 | 0.935 | 0.925 | 0.917 |

จากตารางที่ 4. 11 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) ที่ประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_b มีค่าอยู่ในช่วง 0.5-0.9 เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_b จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่งภายในระดับความยาวแบบสอบที่เท่ากัน CORR_b จะมีค่าสูงขึ้น เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ขึ้น ในทำนองเดียวกัน ภายในขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เท่ากัน CORR_b จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อระดับความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_b มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.12 ผลการ วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าโอกาสในการเดา** ( c) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML | CORR_c_MI | CORR_c_EM | CORR_c_ML |
| 20 | 5 | 0.301 | 0.306 | 0.322 | 0.572 | 0.571 | 0.594 | 0.423 | 0.401 | 0.403 |
| | 10 | 0.322 | 0.343 | 0.417 | 0.336 | 0.314 | 0.399 | 0.260 | 0.204 | 0.270 |
| | 15 | 0.292 | 0.256 | 0.320 | 0.798 | 0.760 | 0.687 | 0.239 | 0.210 | 0.174 |
| | 20 | 0.305 | 0.289 | 0.296 | 0.630 | 0.632 | 0.604 | 0.661 | 0.684 | 0.701 |
| 40 | 5 | 0.574 | 0.576 | 0.576 | 0.495 | 0.515 | 0.410 | 0.591 | 0.592 | 0.559 |
| | 10 | 0.514 | 0.500 | 0.531 | 0.380 | 0.362 | 0.381 | 0.389 | 0.408 | 0.386 |
| | 15 | 0.312 | 0.310 | 0.325 | 0.619 | 0.634 | 0.577 | 0.498 | 0.532 | 0.484 |
| | 20 | 0.347 | 0.352 | 0.350 | 0.409 | 0.391 | 0.383 | 0.542 | 0.476 | 0.497 |

จากตารางที่ 4. 12 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ **ค่าโอกาสในการเดา** (c) ที่ประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_c มีค่าอยู่ในช่วง 0.2-0.7 เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_c จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่งภายในระดับความยาวแบบสอบที่เท่ากัน CORR_c จะมีค่าสูงขึ้น เมื่อกลุ่มตัวอย่างมีขนาด เพิ่มขึ้น ในทำนองเดียวกัน ภายในขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เท่ากัน CORR_c จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อระดับความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_c มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**1.2 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ**

การนำเสนอผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ในเบื้องต้นนี้นำเสนอตามลำดับสภาวะการสูญหายของข้อมูล 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดย เป็นการวิเคราะห์ค่าสถิติพื้นฐาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) เพื่อบรรยายลักษณะค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( ML) แบ่งการนำเสนอออกเป็น 2 ประเด็น คือ 1) ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี และ 2) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีกับค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์ โดยมีรายละเอียดผลการวิเคราะห์ดังนี้

**1.2.1 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)**

การวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.13

**ตารางที่** 4.13 ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)** จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML |
| 20 | 5 | $\bar{X}$ | -0.010 | 0.045 | 0.045 | 0.045 | 0.022 | 0.017 | 0.017 | 0.016 | -0.007 | 0.031 | 0.031 | 0.030 |
| | | S.D. | 0.999 | 0.349 | 0.349 | 0.347 | 0.987 | 0.660 | 0.660 | 0.663 | 1.011 | 0.669 | 0.669 | 0.672 |
| | 10 | $\bar{X}$ | -0.006 | 0.049 | 0.048 | 0.048 | -0.028 | 0.026 | 0.026 | 0.026 | -0.029 | 0.018 | 0.018 | 0.017 |
| | | S.D. | 0.978 | 0.633 | 0.633 | 0.640 | 1.009 | 0.639 | 0.639 | 0.646 | 0.995 | 0.650 | 0.650 | 0.655 |
| | 15 | $\bar{X}$ | -0.020 | 0.036 | 0.036 | 0.036 | 0.021 | 0.030 | 0.030 | 0.027 | 0.017 | 0.026 | 0.026 | 0.025 |
| | | S.D. | 0.991 | 0.665 | 0.665 | 0.670 | 0.984 | 0.631 | 0.630 | 0.641 | 0.992 | 0.647 | 0.647 | 0.657 |
| | 20 | $\bar{X}$ | -0.001 | 0.033 | 0.033 | 0.031 | 0.004 | 0.024 | 0.024 | 0.024 | 0.022 | 0.018 | 0.019 | 0.019 |
| | | S.D. | 0.976 | 0.630 | 0.629 | 0.642 | 1.001 | 0.658 | 0.658 | 0.665 | 1.006 | 0.650 | 0.649 | 0.657 |
| 40 | 5 | $\bar{X}$ | 0.023 | 0.024 | 0.024 | 0.023 | 0.011 | 0.027 | 0.027 | 0.027 | 0.008 | 0.021 | 0.021 | 0.021 |
| | | S.D. | 0.975 | 0.771 | 0.771 | 0.772 | 0.994 | 0.783 | 0.783 | 0.784 | 0.995 | 0.790 | 0.790 | 0.791 |
| | 10 | $\bar{X}$ | -0.038 | 0.023 | 0.023 | 0.023 | -0.016 | 0.024 | 0.024 | 0.023 | 0.017 | 0.013 | 0.013 | 0.013 |
| | | S.D. | 0.998 | 0.788 | 0.788 | 0.790 | 1.004 | 0.780 | 0.780 | 0.781 | 0.992 | 0.795 | 0.794 | 0.797 |
| | 15 | $\bar{X}$ | -0.004 | 0.027 | 0.027 | 0.027 | -0.008 | 0.036 | 0.036 | 0.036 | 0.017 | 0.013 | 0.013 | 0.013 |
| | | S.D. | 0.997 | 0.785 | 0.785 | 0.787 | 1.004 | 0.761 | 0.760 | 0.764 | 0.992 | 0.793 | 0.793 | 0.796 |
| | 20 | $\bar{X}$ | 0.007 | 0.029 | 0.029 | 0.028 | 0.001 | 0.021 | 0.021 | 0.020 | 0.037 | 0.018 | 0.018 | 0.018 |
| | | S.D. | 0.999 | 0.783 | 0.783 | 0.786 | 1.008 | 0.782 | 0.781 | 0.784 | 1.020 | 0.792 | 0.792 | 0.795 |

จากตารางที่ 4. 13 ผลการวิเคราะห์ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)** ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) โดยภาพรวมพบว่า ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกับ ค่า $\theta$_COM ทั้งนี้ เมื่อพิจารณา ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงกัน

### 1.2.2 ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

การวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ ระดับ มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.14

**ตารางที่ 4.14** ผลการ วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( S.D.) ของ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | Stat | n | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | | 3,000 | | | | 4,500 | | | |
| | | | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML | $\theta$_COM | $\theta$_MI | $\theta$_EM | $\theta$_ML |
| 20 | 5 | $\bar{x}$ | 0.036 | 0.020 | 0.021 | 0.020 | -0.018 | 0.011 | 0.011 | 0.011 | 0.000 | 0.023 | 0.024 | 0.023 |
| | | S.D. | 1.012 | 0.664 | 0.663 | 0.665 | 1.018 | 0.680 | 0.679 | 0.681 | 0.990 | 0.670 | 0.669 | 0.672 |
| | 10 | $\bar{x}$ | -0.001 | 0.038 | 0.040 | 0.038 | -0.028 | 0.033 | 0.034 | 0.033 | -0.019 | 0.033 | 0.034 | 0.034 |
| | | S.D. | 0.961 | 0.639 | 0.637 | 0.642 | 1.003 | 0.664 | 0.662 | 0.668 | 0.980 | 0.629 | 0.627 | 0.632 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.044 | 0.034 | 0.036 | 0.034 | -0.011 | 0.024 | 0.026 | 0.024 | 0.001 | 0.010 | 0.012 | 0.010 |
| | | S.D. | 1.004 | 0.673 | 0.670 | 0.677 | 1.013 | 0.691 | 0.689 | 0.695 | 1.004 | 0.653 | 0.650 | 0.657 |
| | 20 | $\bar{x}$ | 0.003 | 0.026 | 0.028 | 0.026 | 0.003 | 0.011 | 0.013 | 0.013 | 0.006 | 0.023 | 0.025 | 0.024 |
| | | S.D. | 0.990 | 0.660 | 0.657 | 0.666 | 1.017 | 0.696 | 0.693 | 0.700 | 1.016 | 0.667 | 0.664 | 0.675 |
| 40 | 5 | $\bar{x}$ | 0.000 | 0.015 | 0.015 | 0.015 | 0.016 | 0.015 | 0.015 | 0.015 | 0.007 | 0.014 | 0.014 | 0.014 |
| | | S.D. | 1.017 | 0.802 | 0.802 | 0.803 | 0.998 | 0.796 | 0.795 | 0.796 | 1.015 | 0.796 | 0.795 | 0.796 |
| | 10 | $\bar{x}$ | -0.005 | 0.023 | 0.024 | 0.024 | 0.015 | 0.020 | 0.020 | 0.020 | -0.003 | 0.023 | 0.023 | 0.023 |
| | | S.D. | 0.971 | 0.780 | 0.779 | 0.781 | 1.001 | 0.794 | 0.794 | 0.795 | 1.004 | 0.776 | 0.775 | 0.777 |
| | 15 | $\bar{x}$ | 0.007 | 0.021 | 0.021 | 0.021 | 0.018 | 0.015 | 0.016 | 0.016 | 0.020 | 0.020 | 0.021 | 0.020 |
| | | S.D. | 1.028 | 0.794 | 0.794 | 0.795 | 0.984 | 0.782 | 0.781 | 0.784 | 0.996 | 0.780 | 0.779 | 0.781 |
| | 20 | $\bar{x}$ | -0.026 | 0.024 | 0.025 | 0.024 | 0.009 | 0.021 | 0.022 | 0.021 | -0.008 | 0.021 | 0.022 | 0.021 |
| | | S.D. | 0.971 | 0.778 | 0.777 | 0.780 | 0.999 | 0.793 | 0.792 | 0.795 | 0.999 | 0.799 | 0.798 | 0.801 |

จากตารางที่ 4. 14 ผลการวิเคราะห์ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$)** ซึ่งประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 ทั้งวิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) นั้น โดยภาพรวมพบว่า ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกับ ค่า $\theta$_COM ทั้งนี้ เมื่อพิจารณา ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้จากทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงกัน

### 1.2.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์

ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.15

**ตารางที่** 4.15 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

| l | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML |
| 20 | 5 | 0.817 | 0.817 | 0.819 | 0.819 | 0.819 | 0.821 | 0.837 | 0.837 | 0.840 |
| | 10 | 0.799 | 0.800 | 0.805 | 0.813 | 0.811 | 0.820 | 0.821 | 0.821 | 0.825 |
| | 15 | 0.823 | 0.824 | 0.827 | 0.799 | 0.798 | 0.806 | 0.811 | 0.809 | 0.817 |
| | 20 | 0.802 | 0.802 | 0.813 | 0.819 | 0.818 | 0.824 | 0.817 | 0.816 | 0.822 |
| 40 | 5 | 0.886 | 0.886 | 0.887 | 0.897 | 0.897 | 0.898 | 0.897 | 0.897 | 0.898 |
| | 10 | 0.898 | 0.898 | 0.900 | 0.895 | 0.895 | 0.896 | 0.902 | 0.901 | 0.903 |
| | 15 | 0.902 | 0.902 | 0.903 | 0.886 | 0.886 | 0.888 | 0.900 | 0.900 | 0.902 |
| | 20 | 0.889 | 0.889 | 0.892 | 0.897 | 0.898 | 0.899 | 0.906 | 0.906 | 0.907 |

จากตารางที่ 4.1 5 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ( $\theta$) ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_$\theta$ มีค่าอยู่ในช่วง 0.7-0.9 โดยถือว่าอยู่ในระดับค่อนข้าง สูง เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_$\theta$ จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่งภายในขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เท่ากัน CORR_$\theta$ จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อระดับความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ในทำนองเดียวกัน ภายในความยาวแบบสอบที่เท่ากัน CORR_$\theta$ จะมีค่าสูงขึ้นเมื่อ กลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่ ขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_$\theta$ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**1.2.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบของข้อมูลสมบูรณ์**

ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธี ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี กับขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.16

**ตารางที่** 4.16 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ **ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) ที่ประมาณ ค่าได้แต่ละวิธี **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ของข้อมูลสมบูรณ์ จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML | CORR_θ_MI | CORR_θ_EM | CORR_θ_ML |
| 20 | 5 | 0.274 | 0.272 | 0.274 | 0.303 | 0.303 | 0.303 | 0.220 | 0.221 | 0.221 |
| | 10 | 0.260 | 0.259 | 0.262 | 0.236 | 0.235 | 0.237 | 0.239 | 0.240 | 0.240 |
| | 15 | 0.247 | 0.245 | 0.245 | 0.243 | 0.243 | 0.240 | 0.234 | 0.234 | 0.236 |
| | 20 | 0.258 | 0.258 | 0.260 | 0.236 | 0.237 | 0.236 | 0.252 | 0.252 | 0.252 |
| 40 | 5 | 0.242 | 0.241 | 0.241 | 0.272 | 0.273 | 0.272 | 0.228 | 0.228 | 0.229 |
| | 10 | 0.258 | 0.258 | 0.256 | 0.226 | 0.226 | 0.226 | 0.256 | 0.256 | 0.256 |
| | 15 | 0.239 | 0.240 | 0.240 | 0.231 | 0.231 | 0.230 | 0.237 | 0.238 | 0.238 |
| | 20 | 0.267 | 0.266 | 0.266 | 0.285 | 0.284 | 0.286 | 0.242 | 0.243 | 0.242 |

จากตารางที่ 4.1 6 ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ( $\theta$) ที่ประมาณ ค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธีภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) กับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ของข้อมูลสมบูรณ์นั้น โดยภาพรวม CORR_$\theta$ มีค่าอยู่ในช่วง 0.2-0.3 โดยถือว่าอยู่ในระดับค่อนข้างต่ำ เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_$\theta$ จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ซึ่ง เมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่าง ความยาวแบบสอบ และอัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า CORR_$\theta$ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตอนที่ 2 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML)**

สำหรับผลการเปรียบเทียบคุณภาพ ของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) โดยพิจารณาจากการเปรียบเทียบดัชนี BIAS และ RMSE มีรายละเอียดดังนี้

**2.1 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ**

ในการนำเสนอผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบทั้ง 3 วิธีนั้น นำเสนอตามลำดับสภาวะการสูญหายของข้อมูล คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ตามลำดับ ซึ่งผลปรากฏดังนี้

**2.1.1 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)**

การเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบในการศึกษาครั้งนี้ เนื่องจากเป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ซ้ำภายในกลุ่มตัวอย่างแต่ละเงื่อนไข จึงเปรียบเทียบค่า BIAS โดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) นำเสนอผลตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.17 ถึง 4.19 ตามลำดับ

**ตารางที่** 4.17 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม**(MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.346 | 0.356 | 0.397 | 0.293 | 0.287 | 0.389 | 0.322 | 0.325 | 0.399 |
| | | 2 | 0.320 | 0.318 | 0.372 | 0.322 | 0.310 | 0.460 | 0.349 | 0.350 | 0.433 |
| | | 3 | 0.352 | 0.350 | 0.445 | 0.256 | 0.253 | 0.320 | 0.266 | 0.263 | 0.334 |
| | | 4 | 0.375 | 0.375 | 0.446 | 0.301 | 0.286 | 0.403 | 0.305 | 0.283 | 0.432 |
| | 10 | 1 | 0.318 | 0.310 | 0.531 | 0.209 | 0.190 | 0.452 | 0.236 | 0.239 | 0.344 |
| | | 2 | 0.323 | 0.316 | 0.441 | 0.262 | 0.265 | 0.388 | 0.195 | 0.141 | 0.509 |
| | | 3 | 0.461 | 0.467 | 0.637 | 0.225 | 0.191 | 0.523 | 0.191 | 0.188 | 0.275 |
| | | 4 | 0.306 | 0.301 | 0.412 | 0.222 | 0.214 | 0.439 | 0.209 | 0.198 | 0.425 |
| | 15 | 1 | 0.229 | 0.216 | 0.358 | 0.145 | 0.082 | 0.479 | 0.120 | 0.088 | 0.464 |
| | | 2 | 0.276 | 0.270 | 0.438 | 0.231 | 0.227 | 0.424 | 0.229 | 0.228 | 0.463 |
| | | 3 | 0.259 | 0.261 | 0.362 | 0.151 | 0.146 | 0.368 | 0.119 | 0.112 | 0.271 |
| | | 4 | 0.227 | 0.230 | 0.366 | 0.162 | 0.154 | 0.315 | 0.192 | 0.198 | 0.343 |
| | 20 | 1 | 0.134 | 0.090 | 0.514 | 0.098 | 0.076 | 0.404 | 0.099 | 0.099 | 0.410 |
| | | 2 | 0.131 | 0.170 | 0.395 | 0.118 | 0.116 | 0.343 | 0.027 | -0.059 | 0.523 |
| | | 3 | 0.124 | 0.119 | 0.551 | 0.133 | 0.122 | 0.375 | 0.183 | 0.179 | 0.371 |
| | | 4 | 0.092 | 0.038 | 0.479 | 0.072 | 0.049 | 0.405 | 0.153 | 0.158 | 0.318 |
| 40 | 5 | 1 | 0.299 | 0.302 | 0.364 | 0.257 | 0.256 | 0.320 | 0.319 | 0.288 | 0.499 |
| | | 2 | 0.275 | 0.269 | 0.317 | 0.305 | 0.302 | 0.415 | 0.293 | 0.290 | 0.382 |
| | | 3 | 0.274 | 0.266 | 0.370 | 0.279 | 0.269 | 0.383 | 0.274 | 0.277 | 0.356 |
| | | 4 | 0.291 | 0.279 | 0.390 | 0.239 | 0.235 | 0.287 | 0.300 | 0.299 | 0.416 |
| | 10 | 1 | 0.288 | 0.237 | 0.510 | 0.205 | 0.174 | 0.398 | 0.274 | 0.280 | 0.415 |
| | | 2 | 0.267 | 0.236 | 0.432 | 0.186 | 0.174 | 0.331 | 0.341 | 0.342 | 0.501 |
| | | 3 | 0.286 | 0.185 | 0.539 | 0.172 | 0.158 | 0.297 | 0.175 | 0.173 | 0.266 |
| | | 4 | 0.257 | 0.237 | 0.416 | 0.181 | 0.174 | 0.312 | 0.203 | 0.181 | 0.409 |
| | 15 | 1 | 0.232 | 0.227 | 0.376 | 0.156 | 0.151 | 0.308 | 0.216 | 0.225 | 0.412 |
| | | 2 | 0.264 | 0.267 | 0.513 | 0.271 | 0.271 | 0.434 | 0.287 | 0.291 | 0.501 |
| | | 3 | 0.283 | 0.286 | 0.613 | 0.145 | 0.122 | 0.406 | 0.131 | 0.130 | 0.260 |
| | | 4 | 0.256 | 0.257 | 0.342 | 0.239 | 0.247 | 0.412 | 0.129 | 0.105 | 0.413 |
| | 20 | 1 | 0.254 | 0.276 | 0.405 | 0.072 | 0.023 | 0.405 | 0.164 | 0.159 | 0.508 |
| | | 2 | 0.164 | 0.114 | 0.419 | 0.127 | 0.119 | 0.348 | 0.051 | 0.024 | 0.430 |
| | | 3 | 0.104 | 0.048 | 0.560 | 0.068 | 0.000 | 0.437 | 0.068 | 0.053 | 0.327 |
| | | 4 | 0.155 | 0.080 | 0.522 | 0.219 | 0.227 | 0.459 | 0.138 | 0.135 | 0.384 |

จากตารางที่ 4.17 ผลการ วิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ที่อัตราการสูญหายระดับ 5% และ 10% ในกลุ่มตัวอย่างขนาด 1,500 และ 4,500 คน ค่า BIAS มีแนวโน้มเข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น จาก 20 ข้อ เป็น 40 ข้อ ส่วนในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ค่า BIAS มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้นจาก 20 ข้อ เป็น 40 ข้อ

แต่ที่อัตราการสูญหายระดับ 15% และ 20% ในกลุ่มตัวอย่างทั้ง 3 ขนาด ค่า BIAS มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้นจาก 20 ข้อ เป็น 40 ข้อ

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบ BIAS_a โดยภาพรวม BIAS_a_EM มีแนวโน้มเข้าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_a_MI และ BIAS_a_ML โดย BIAS_a_ML ให้ค่า BIAS_a สูงสุด

**ตารางที่** 4.18 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.127 | 0.121 | -0.004 | -0.006 | -0.012 | 0.015 | 0.071 | 0.065 | -0.031 |
| | | 2 | 0.230 | 0.222 | 0.121 | -0.070 | -0.070 | 0.021 | 0.137 | 0.126 | 0.039 |
| | | 3 | -0.003 | -0.003 | -0.061 | -0.007 | -0.014 | -0.022 | 0.283 | 0.282 | 0.281 |
| | | 4 | 0.011 | 0.013 | -0.071 | -0.025 | -0.030 | 0.037 | -0.099 | -0.114 | 0.057 |
| | 10 | 1 | 0.178 | 0.189 | 0.094 | -0.182 | -0.203 | -0.015 | 0.191 | 0.182 | -0.037 |
| | | 2 | 0.273 | 0.263 | 0.042 | 0.210 | 0.172 | -0.042 | -0.345 | -0.392 | 0.016 |
| | | 3 | 0.211 | 0.208 | -0.008 | -0.173 | -0.198 | 0.132 | 0.006 | 0.017 | -0.119 |
| | | 4 | 0.061 | 0.068 | -0.114 | -0.048 | -0.064 | -0.064 | -0.034 | -0.036 | 0.005 |
| | 15 | 1 | 0.167 | 0.160 | 0.050 | -0.390 | -0.415 | 0.107 | -0.283 | -0.280 | -0.028 |
| | | 2 | 0.160 | 0.136 | -0.003 | 0.445 | 0.375 | 0.031 | 0.350 | 0.318 | -0.013 |
| | | 3 | 0.424 | 0.385 | 0.106 | 0.013 | 0.025 | 0.043 | -0.313 | -0.268 | -0.241 |
| | | 4 | 0.144 | 0.151 | 0.026 | 0.204 | 0.208 | 0.226 | 0.380 | 0.342 | -0.053 |
| | 20 | 1 | -0.542 | -0.446 | 0.177 | -0.067 | -0.047 | 0.212 | 0.253 | 0.227 | -0.110 |
| | | 2 | 0.396 | 0.376 | -0.001 | 0.198 | 0.162 | -0.099 | -0.972 | -1.111 | 0.100 |
| | | 3 | 0.223 | 0.191 | 0.039 | 0.199 | 0.155 | -0.028 | 0.717 | 0.621 | -0.005 |
| | | 4 | -0.415 | -0.378 | -0.089 | -0.276 | -0.278 | -0.056 | 0.305 | 0.296 | -0.278 |
| 40 | 5 | 1 | 0.132 | 0.119 | 0.033 | 0.017 | 0.017 | -0.036 | -0.163 | -0.192 | 0.015 |
| | | 2 | -0.050 | -0.055 | -0.140 | -0.027 | -0.026 | -0.036 | 0.039 | 0.036 | -0.007 |
| | | 3 | -0.111 | -0.104 | -0.011 | -0.030 | -0.032 | 0.048 | 0.025 | 0.035 | -0.030 |
| | | 4 | 0.034 | 0.042 | 0.146 | 0.403 | 0.402 | 0.367 | -0.002 | -0.004 | -0.007 |
| | 10 | 1 | 0.059 | 0.061 | 0.190 | -0.154 | -0.167 | 0.151 | 0.225 | 0.213 | -0.025 |
| | | 2 | 0.172 | 0.201 | 0.288 | -0.068 | -0.050 | 0.097 | 0.256 | 0.236 | 0.000 |
| | | 3 | -0.178 | -0.272 | 0.117 | -0.392 | -0.350 | -0.043 | 0.069 | 0.078 | -0.104 |
| | | 4 | 0.117 | 0.147 | 0.163 | -0.106 | -0.075 | -0.031 | -0.155 | -0.139 | 0.049 |
| | 15 | 1 | 0.075 | 0.099 | 0.093 | 0.211 | 0.213 | 0.073 | 0.351 | 0.327 | -0.035 |
| | | 2 | 0.163 | 0.139 | 0.022 | 0.440 | 0.399 | 0.002 | 0.399 | 0.368 | 0.006 |
| | | 3 | 0.130 | 0.111 | -0.011 | -0.127 | -0.111 | -0.052 | 0.178 | 0.170 | -0.094 |
| | | 4 | 0.313 | 0.270 | -0.038 | 0.397 | 0.362 | -0.019 | -0.251 | -0.226 | 0.048 |
| | 20 | 1 | 0.659 | 0.635 | 0.115 | -0.523 | -0.488 | 0.010 | 0.391 | 0.393 | -0.070 |
| | | 2 | -0.002 | 0.066 | 0.006 | 0.182 | 0.246 | 0.022 | -0.286 | -0.273 | 0.014 |
| | | 3 | -0.038 | -0.028 | 0.021 | -0.666 | -0.659 | 0.070 | -0.337 | -0.250 | -0.044 |
| | | 4 | -0.215 | -0.177 | 0.108 | 0.609 | 0.545 | -0.019 | 0.439 | 0.426 | 0.003 |

จากตารางที่ 4.1 8 ผลการวิเคราะห์ ค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า ที่ความยาวแบบสอบทั้ง 2 ระดับ ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน BIAS_b_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_b_MI และ BIAS_b_EM ในทุกระดับอัตราการสูญหายของข้อมูล

สำหรับในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน และ 4,500 คน ที่ระดับความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ค่าBIAS_b จากทั้ง 3 วิธี ใกล้เคียงกัน แต่ ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ BIAS_b_M I มีแนวโน้มให้ค่าเข้าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_b_EM และ BIAS_b_ML ในทุกระดับอัตราการสูญหายของข้อมูล

เมื่อพิจารณาที่อัตราการสูญหายของข้อมูล พบว่า เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_b มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.19 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ **ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม(MAR)** จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง(n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.023 | 0.027 | 0.013 | 0.010 | 0.006 | 0.010 | 0.003 | 0.006 | -0.006 |
| | | 2 | 0.050 | 0.049 | 0.038 | 0.001 | -0.006 | 0.011 | 0.029 | 0.031 | 0.017 |
| | | 3 | -0.011 | -0.013 | -0.021 | 0.002 | -0.001 | -0.001 | 0.078 | 0.075 | 0.075 |
| | | 4 | -0.007 | -0.008 | -0.017 | 0.015 | 0.007 | 0.017 | -0.023 | -0.037 | 0.001 |
| | 10 | 1 | 0.060 | 0.055 | 0.038 | -0.048 | -0.061 | -0.025 | 0.001 | 0.006 | -0.016 |
| | | 2 | 0.039 | 0.038 | 0.012 | -0.004 | 0.003 | -0.018 | -0.071 | -0.101 | -0.014 |
| | | 3 | 0.010 | 0.013 | -0.013 | -0.002 | -0.017 | 0.036 | -0.012 | -0.014 | -0.019 |
| | | 4 | -0.013 | -0.016 | -0.028 | -0.037 | -0.041 | -0.032 | -0.011 | -0.019 | -0.011 |
| | 15 | 1 | 0.033 | 0.027 | 0.011 | 0.023 | -0.002 | 0.055 | -0.022 | -0.040 | -0.006 |
| | | 2 | 0.013 | 0.008 | -0.006 | 0.043 | 0.055 | 0.017 | 0.032 | 0.041 | -0.005 |
| | | 3 | 0.057 | 0.062 | 0.032 | 0.030 | 0.027 | 0.022 | -0.049 | -0.056 | -0.052 |
| | | 4 | 0.022 | 0.024 | 0.006 | 0.084 | 0.074 | 0.067 | 0.011 | 0.021 | -0.022 |
| | 20 | 1 | -0.001 | -0.006 | 0.042 | 0.067 | 0.054 | 0.066 | 0.000 | 0.005 | -0.026 |
| | | 2 | 0.034 | 0.056 | 0.000 | 0.001 | 0.001 | -0.023 | -0.112 | -0.159 | 0.016 |
| | | 3 | 0.051 | 0.041 | 0.014 | 0.014 | 0.009 | -0.006 | 0.057 | 0.075 | 0.017 |
| | | 4 | -0.016 | -0.036 | -0.027 | -0.037 | -0.054 | -0.025 | -0.020 | -0.013 | -0.043 |
| 40 | 5 | 1 | 0.024 | 0.028 | 0.016 | 0.001 | -0.001 | -0.005 | -0.032 | -0.052 | 0.005 |
| | | 2 | -0.010 | -0.011 | -0.019 | -0.007 | -0.010 | -0.010 | 0.006 | 0.004 | 0.000 |
| | | 3 | -0.016 | -0.020 | -0.006 | 0.013 | 0.006 | 0.019 | -0.005 | -0.003 | -0.008 |
| | | 4 | 0.051 | 0.046 | 0.057 | 0.093 | 0.092 | 0.087 | -0.001 | -0.002 | -0.001 |
| | 10 | 1 | 0.067 | 0.039 | 0.056 | 0.013 | -0.006 | 0.036 | 0.018 | 0.024 | -0.010 |
| | | 2 | 0.094 | 0.076 | 0.084 | 0.005 | -0.005 | 0.015 | 0.027 | 0.036 | 0.003 |
| | | 3 | -0.018 | -0.071 | 0.008 | -0.054 | -0.065 | -0.026 | 0.002 | 0.001 | -0.018 |
| | | 4 | 0.052 | 0.037 | 0.037 | -0.022 | -0.027 | -0.016 | 0.018 | 0.007 | 0.027 |
| | 15 | 1 | 0.021 | 0.018 | 0.019 | 0.036 | 0.031 | 0.017 | 0.026 | 0.036 | -0.012 |
| | | 2 | 0.025 | 0.028 | 0.007 | 0.036 | 0.049 | 0.005 | 0.039 | 0.053 | 0.004 |
| | | 3 | 0.012 | 0.016 | -0.006 | -0.024 | -0.040 | -0.024 | 0.007 | 0.006 | -0.017 |
| | | 4 | 0.023 | 0.029 | 0.003 | 0.024 | 0.036 | -0.009 | 0.017 | 0.003 | 0.027 |
| | 20 | 1 | 0.083 | 0.092 | 0.048 | -0.044 | -0.077 | -0.008 | 0.038 | 0.036 | -0.003 |
| | | 2 | 0.032 | 0.007 | 0.000 | 0.023 | 0.020 | 0.008 | -0.005 | -0.027 | 0.012 |
| | | 3 | 0.022 | -0.012 | 0.003 | -0.048 | -0.089 | 0.005 | -0.026 | -0.036 | -0.008 |
| | | 4 | 0.045 | 0.008 | 0.033 | 0.052 | 0.071 | 0.004 | 0.068 | 0.069 | 0.018 |

จากตารางที่ 4.19 ผลการ วิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) พบว่า โดยภาพรวม ทั้ง 3 วิธี ให้ค่า BIAS_c ใกล้เคียงกัน แต่ BIAS_c_EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_c_MI และ BIAS_c_ML ทั้งนี้ ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ ทั้ง 2 ระดับ BIAS_c_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_ c_MI และ BIAS_c_EM ยกเว้น ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% และ 10% ที่ BIAS_c_EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_c_MI และ BIAS_c_ML

จากผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ได้จากการประมาณค่าทดแทนวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ผู้วิจัยเปรียบเทียบค่า BIAS ในการศึกษาครั้งนี้ โดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) ในเบื้องต้น ผู้วิจัย ทดสอบ Mauchly's Test of Sphericity เพื่อทดสอบข้อตกลงเบื้องต้นในเรื่อง Compound Symmetry ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ หากพบว่าไม่เป็น Compound Symmetry ผู้วิจัยใช้วิธีการปรับด้วยวิธี Greenhouse-Geisser ก่อนทดสอบความแปรปรวนแบบวัดซ้ำมิติเดียว ต่อไป โดยการนำเสนอผลการวิเคราะห์ตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) ตามลำดับ ซึ่งผลปรากฏดังนี้

(1) **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a)

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.20

**ตารางที่** 4.20 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.002 | 1.012 | 0.002 | 4.071 | 0.010 | 19.234 | 0.001 |
| | | 10 | 0.011 | 1.003 | 0.011 | 3.598 | 0.058 | 19.062 | 0.003 |
| | | 15 | 0.009 | 1.006 | 0.009 | 4.235 | 0.041 | 19.105 | 0.002 |
| | | 20 | 0.075 | 1.017 | 0.074 | 4.556 | 0.313 | 19.323 | 0.016 |
| | 40 | 5 | 0.002 | 1.006 | 0.001 | 3.390 | 0.017 | 39.217 | 0.000 |
| | | 10 | 0.013 | 1.010 | 0.013 | 3.587 | 0.138 | 39.396 | 0.004 |
| | | 15 | 0.010 | 1.001 | 0.010 | 3.233 | 0.122 | 39.021 | 0.003 |
| | | 20 | 0.026 | 1.008 | 0.026 | 3.294 | 0.311 | 39.306 | 0.008 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.006 | 1.002 | 0.006 | 4.319 | 0.026 | 19.032 | 0.001 |
| | | 10 | 0.029 | 1.003 | 0.029 | 4.486 | 0.123 | 19.051 | 0.007 |
| | | 15 | 0.029 | 1.009 | 0.029 | 4.087 | 0.136 | 19.174 | 0.007 |
| | | 20 | 0.044 | 1.001 | 0.044 | 4.654 | 0.178 | 19.018 | 0.009 |
| | 40 | 5 | 0.002 | 1.002 | 0.002 | 3.409 | 0.019 | 39.083 | 0.001 |
| | | 10 | 0.006 | 1.003 | 0.006 | 3.825 | 0.062 | 39.105 | 0.002 |
| | | 15 | 0.009 | 1.005 | 0.009 | 3.892 | 0.093 | 39.185 | 0.002 |
| | | 20 | 0.024 | 1.009 | 0.024 | 3.796 | 0.244 | 39.333 | 0.006 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.004 | 1.014 | 0.004 | 4.148 | 0.020 | 19.262 | 0.001 |
| | | 10 | 0.019 | 1.007 | 0.019 | 3.533 | 0.105 | 19.131 | 0.006 |
| | | 15 | 0.027 | 1.004 | 0.027 | 3.979 | 0.127 | 19.073 | 0.007 |
| | | 20 | 0.049 | 1.010 | 0.049 | 3.655 | 0.255 | 19.191 | 0.013 |
| | 40 | 5 | 0.004 | 1.009 | 0.003 | 3.275 | 0.041 | 39.363 | 0.001 |
| | | 10 | 0.006 | 1.006 | 0.006 | 3.707 | 0.061 | 39.235 | 0.002 |
| | | 15 | 0.011 | 1.005 | 0.011 | 3.773 | 0.113 | 39.193 | 0.003 |
| | | 20 | 0.026 | 1.001 | 0.026 | 4.048 | 0.246 | 39.043 | 0.006 |

จากตารางที่ 4.20 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) พบว่า ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในทุกเงื่อนไขการศึกษา

(2) **ค่าความยากของข้อสอบ** (b)

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าความยากของข้อสอบ (b) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.21

**ตารางที่** 4.21 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.005 | 1.004 | 0.005 | 4.316 | 0.021 | 19.076 | 0.001 |
| | | 10 | 0.017 | 1.008 | 0.017 | 4.131 | 0.076 | 19.145 | 0.004 |
| | | 15 | 0.019 | 1.052 | 0.018 | 4.426 | 0.080 | 19.982 | 0.004 |
| | | 20 | 0.008 | 1.006 | 0.008 | 0.315 | 0.482 | 19.116 | 0.025 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.008 | 0.000 | 0.000 | 0.025 | 39.311 | 0.001 |
| | | 10 | 0.005 | 1.052 | 0.005 | 1.945 | 0.097 | 41.009 | 0.002 |
| | | 15 | 0.007 | 1.007 | 0.007 | 2.936 | 0.090 | 39.264 | 0.002 |
| | | 20 | 0.002 | 1.024 | 0.001 | 0.220 | 0.257 | 39.929 | 0.006 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.001 | 1.016 | 0.001 | 2.145 | 0.008 | 19.310 | 0.000 |
| | | 10 | 0.003 | 1.019 | 0.003 | 0.517 | 0.123 | 19.364 | 0.006 |
| | | 15 | 0.001 | 1.019 | 0.001 | 0.100 | 0.271 | 19.354 | 0.014 |
| | | 20 | 0.000 | 1.007 | 0.000 | 0.022 | 0.162 | 19.129 | 0.009 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.018 | 0.000 | 0.306 | 0.007 | 39.720 | 0.000 |
| | | 10 | 0.011 | 1.017 | 0.011 | 3.071 | 0.145 | 39.647 | 0.004 |
| | | 15 | 0.014 | 1.002 | 0.014 | 2.378 | 0.226 | 39.073 | 0.006 |
| | | 20 | 0.002 | 1.010 | 0.002 | 0.119 | 0.799 | 39.375 | 0.020 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.011 | 0.000 | 0.039 | 0.030 | 19.211 | 0.002 |
| | | 10 | 0.000 | 1.007 | 0.000 | 0.036 | 0.145 | 19.139 | 0.008 |
| | | 15 | 0.007 | 1.009 | 0.007 | 0.604 | 0.234 | 19.170 | 0.012 |
| | | 20 | 0.008 | 1.015 | 0.007 | 0.096 | 1.484 | 19.289 | 0.077 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.004 | 0.000 | 0.006 | 0.029 | 39.153 | 0.001 |
| | | 10 | 0.005 | 1.004 | 0.005 | 1.510 | 0.123 | 39.163 | 0.003 |
| | | 15 | 0.011 | 1.001 | 0.011 | 1.540 | 0.281 | 39.029 | 0.007 |
| | | 20 | 0.003 | 1.017 | 0.003 | 0.293 | 0.365 | 39.662 | 0.009 |

จากตารางที่ 4.2 2 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) พบว่า ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในทุกเงื่อนไขการศึกษา

**(3) ค่าโอกาสในการเดา (c)**

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าโอกาสในการเดา (c) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.22

**ตารางที่ 4.22** ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.087 | 0.000 | 4.250 | 0.000 | 20.656 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.052 | 0.000 | 4.597 | 0.001 | 19.990 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.240 | 0.000 | 5.123 | 0.001 | 23.562 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.241 | 0.000 | 0.101 | 0.004 | 23.581 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.088 | 0.000 | 0.044 | 0.000 | 42.425 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.215 | 0.000 | 1.508 | 0.004 | 47.387 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.025 | 0.000 | 5.070 | 0.001 | 39.973 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 2.000 | 0.000 | 3.296* | 0.003 | 78.000 | 0.000 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.000 | 1.213 | 0.000 | 2.328 | 0.000 | 23.050 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.008 | 0.000 | 1.924 | 0.002 | 19.148 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.094 | 0.000 | 0.135 | 0.003 | 20.781 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.323 | 0.000 | 0.507 | 0.001 | 25.131 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.379 | 0.000 | 1.485 | 0.000 | 53.776 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.024 | 0.000 | 2.755 | 0.002 | 39.923 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.114 | 0.000 | 2.340 | 0.002 | 43.444 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.021 | 0.000 | 0.248 | 0.009 | 39.833 | 0.000 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.003 | 1.031 | 0.002 | 2.335 | 0.020 | 19.593 | 0.001 |
| | | 10 | 0.001 | 1.031 | 0.001 | 0.922 | 0.016 | 19.581 | 0.001 |
| | | 15 | 0.003 | 1.034 | 0.002 | 1.350 | 0.035 | 19.646 | 0.002 |
| | | 20 | 0.000 | 1.091 | 0.000 | 0.023 | 0.019 | 20.721 | 0.001 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.011 | 0.000 | 0.163 | 0.002 | 39.430 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.068 | 0.000 | 2.944 | 0.002 | 41.663 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.046 | 0.000 | 3.110 | 0.003 | 40.779 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.118 | 0.000 | 0.686 | 0.004 | 43.609 | 0.000 |

*p<.05

จากตารางที่ 4.22 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c)** พบว่า ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% มีค่า BIAS_c แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 อย่างน้อย 1 คู่ จึงทำการตรวจสอบความแตกต่างระหว่างค่า BIAS_b ของทั้ง 3 วิธี โดยการเปรียบเทียบ รายคู่ (Post-hoc comparison) โดยวิธีของ Bonferroni

ผลการเปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) รายคู่ ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.23

**ตารางที่ 4.23** ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | Item | Method | อัตราการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 5 | | 10 | | 15 | | 20 | |
| | | | MI | EM | MI | EM | MI | EM | MI | EM |
| 1,500 | 20 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | 0.003* | - |
| 3,000 | 20 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 4,500 | 20 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |

*p<.05

**หมายเหตุ** - หมายถึง แตกต่างกันอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

จากตารางที่ 4.2 3 ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c)** ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) พบว่า มีค่า BIAS_c แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 จำนวน 1 คู่ คือ ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_c_MI สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.003)

### 2.1.2 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

การเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) นำเสนอผลตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ ( a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.24 ถึง 4.26 ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.24** ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML | BIAS_a_MI | BIAS_a_EM | BIAS_a_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.480 | 0.455 | 0.472 | 0.493 | 0.469 | 0.492 | 0.382 | 0.372 | 0.381 |
| | | 2 | 0.431 | 0.412 | 0.429 | 0.343 | 0.331 | 0.342 | 0.409 | 0.388 | 0.410 |
| | | 3 | 0.367 | 0.357 | 0.363 | 0.355 | 0.338 | 0.351 | 0.385 | 0.374 | 0.385 |
| | | 4 | 0.646 | 0.596 | 0.646 | 0.405 | 0.389 | 0.405 | 0.520 | 0.489 | 0.522 |
| | 10 | 1 | 0.422 | 0.410 | 0.416 | 0.422 | 0.377 | 0.419 | 0.366 | 0.338 | 0.370 |
| | | 2 | 0.340 | 0.330 | 0.342 | 0.423 | 0.368 | 0.413 | 0.359 | 0.332 | 0.363 |
| | | 3 | 0.529 | 0.464 | 0.525 | 0.411 | 0.364 | 0.409 | 0.313 | 0.291 | 0.319 |
| | | 4 | 0.452 | 0.404 | 0.445 | 0.455 | 0.405 | 0.448 | 0.408 | 0.365 | 0.411 |
| | 15 | 1 | 0.409 | 0.373 | 0.388 | 0.380 | 0.363 | 0.381 | 0.404 | 0.334 | 0.399 |
| | | 2 | 0.593 | 0.471 | 0.565 | 0.330 | 0.292 | 0.323 | 0.477 | 0.378 | 0.471 |
| | | 3 | 0.431 | 0.377 | 0.410 | 0.573 | 0.474 | 0.576 | 0.274 | 0.234 | 0.271 |
| | | 4 | 0.598 | 0.481 | 0.573 | 0.443 | 0.391 | 0.440 | 0.296 | 0.258 | 0.286 |
| | 20 | 1 | 0.347 | 0.317 | 0.347 | 0.391 | 0.328 | 0.397 | 0.447 | 0.318 | 0.447 |
| | | 2 | 0.500 | 0.420 | 0.500 | 0.355 | 0.299 | 0.355 | 0.477 | 0.361 | 0.495 |
| | | 3 | 0.416 | 0.368 | 0.420 | 0.443 | 0.370 | 0.449 | 0.539 | 0.383 | 0.546 |
| | | 4 | 0.376 | 0.323 | 0.371 | 0.462 | 0.371 | 0.462 | 0.488 | 0.352 | 0.487 |
| 40 | 5 | 1 | 0.399 | 0.390 | 0.401 | 0.442 | 0.421 | 0.442 | 0.469 | 0.443 | 0.467 |
| | | 2 | 0.440 | 0.426 | 0.439 | 0.393 | 0.377 | 0.393 | 0.378 | 0.368 | 0.379 |
| | | 3 | 0.425 | 0.413 | 0.423 | 0.419 | 0.394 | 0.418 | 0.370 | 0.351 | 0.371 |
| | | 4 | 0.441 | 0.429 | 0.444 | 0.303 | 0.293 | 0.299 | 0.430 | 0.418 | 0.432 |
| | 10 | 1 | 0.372 | 0.349 | 0.373 | 0.365 | 0.354 | 0.369 | 0.394 | 0.371 | 0.404 |
| | | 2 | 0.395 | 0.390 | 0.405 | 0.379 | 0.356 | 0.380 | 0.313 | 0.298 | 0.320 |
| | | 3 | 0.417 | 0.416 | 0.432 | 0.400 | 0.367 | 0.401 | 0.417 | 0.392 | 0.425 |
| | | 4 | 0.433 | 0.396 | 0.433 | 0.292 | 0.278 | 0.290 | 0.490 | 0.457 | 0.493 |
| | 15 | 1 | 0.392 | 0.353 | 0.397 | 0.305 | 0.252 | 0.305 | 0.418 | 0.343 | 0.422 |
| | | 2 | 0.519 | 0.473 | 0.546 | 0.458 | 0.396 | 0.456 | 0.253 | 0.237 | 0.263 |
| | | 3 | 0.393 | 0.359 | 0.397 | 0.498 | 0.419 | 0.503 | 0.392 | 0.325 | 0.396 |
| | | 4 | 0.395 | 0.377 | 0.422 | 0.302 | 0.263 | 0.301 | 0.313 | 0.292 | 0.319 |
| | 20 | 1 | 0.328 | 0.281 | 0.320 | 0.306 | 0.245 | 0.315 | 0.375 | 0.307 | 0.370 |
| | | 2 | 0.404 | 0.319 | 0.391 | 0.347 | 0.270 | 0.361 | 0.394 | 0.321 | 0.386 |
| | | 3 | 0.432 | 0.419 | 0.461 | 0.432 | 0.349 | 0.444 | 0.373 | 0.321 | 0.372 |
| | | 4 | 0.398 | 0.319 | 0.386 | 0.409 | 0.315 | 0.422 | 0.332 | 0.276 | 0.327 |

จากตารางที่ 4.24 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) พบว่า โดยภาพรวมทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน โดย BIAS_a_MI และ BIAS_a_ML มีค่าใกล้เคียงกัน มากกว่า BIAS_a_EM แต่ BIAS_a_EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์ มากกว่า BIAS_a_MI และ BIAS_a_ML ทั้งนี้ เมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่าง หรือความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า BIAS_a ของแต่ละวิธีมีแนวโน้มเข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่ เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_a มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.25 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML | BIAS_b_MI | BIAS_b_EM | BIAS_b_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.193 | 0.184 | 0.222 | 0.061 | 0.071 | 0.087 | -0.062 | -0.028 | -0.028 |
| | | 2 | 0.138 | 0.130 | 0.177 | -0.006 | 0.026 | 0.037 | 0.015 | 0.014 | 0.048 |
| | | 3 | -0.157 | -0.130 | -0.097 | 0.177 | 0.151 | 0.203 | -0.069 | -0.037 | -0.036 |
| | | 4 | -0.028 | -0.040 | -0.003 | -0.039 | -0.024 | -0.008 | 0.007 | 0.011 | 0.034 |
| | 10 | 1 | -0.202 | -0.144 | -0.131 | -0.062 | -0.045 | 0.010 | -0.134 | -0.094 | -0.052 |
| | | 2 | -0.196 | -0.135 | -0.061 | -0.043 | -0.101 | 0.004 | -0.098 | -0.032 | -0.018 |
| | | 3 | 0.015 | -0.003 | 0.068 | 0.093 | 0.083 | 0.173 | -0.210 | -0.158 | -0.111 |
| | | 4 | 0.062 | 0.011 | 0.125 | -0.086 | -0.070 | -0.031 | -0.148 | -0.155 | -0.083 |
| | 15 | 1 | -0.352 | -0.246 | -0.211 | -0.226 | -0.103 | -0.106 | -0.057 | -0.077 | 0.049 |
| | | 2 | 0.064 | -0.011 | 0.101 | -0.164 | -0.154 | -0.020 | -0.069 | -0.160 | 0.008 |
| | | 3 | -0.058 | -0.035 | 0.047 | 0.006 | 0.011 | 0.090 | -0.070 | -0.021 | 0.109 |
| | | 4 | -0.047 | -0.116 | -0.008 | -0.164 | -0.106 | -0.073 | -0.285 | -0.224 | -0.152 |
| | 20 | 1 | -0.385 | -0.257 | -0.177 | -0.237 | -0.197 | -0.070 | 0.009 | -0.214 | 0.166 |
| | | 2 | -0.198 | -0.103 | -0.068 | -0.183 | -0.026 | 0.000 | -0.197 | -0.125 | -0.035 |
| | | 3 | -0.259 | -0.185 | -0.103 | -0.228 | -0.170 | -0.091 | -0.089 | -0.155 | 0.056 |
| | | 4 | -0.118 | -0.192 | 0.107 | -0.058 | -0.034 | 0.081 | -0.119 | -0.193 | 0.021 |
| 40 | 5 | 1 | -0.050 | -0.033 | -0.017 | -0.057 | -0.035 | -0.028 | -0.033 | -0.031 | -0.008 |
| | | 2 | 0.040 | 0.066 | 0.072 | -0.060 | -0.038 | -0.030 | -0.102 | -0.059 | -0.064 |
| | | 3 | 0.093 | 0.120 | 0.126 | 0.030 | 0.023 | 0.061 | 0.102 | 0.096 | 0.148 |
| | | 4 | 0.003 | 0.025 | 0.036 | -0.079 | -0.044 | -0.044 | -0.067 | -0.029 | -0.033 |
| | 10 | 1 | -0.020 | 0.021 | 0.056 | -0.157 | -0.078 | -0.086 | -0.123 | -0.062 | -0.050 |
| | | 2 | -0.079 | 0.009 | 0.001 | -0.077 | 0.000 | -0.008 | -0.184 | -0.115 | -0.085 |
| | | 3 | -0.107 | -0.020 | -0.031 | -0.162 | -0.145 | -0.105 | -0.093 | -0.036 | -0.027 |
| | | 4 | 0.029 | 0.033 | 0.094 | -0.134 | -0.058 | -0.045 | -0.069 | -0.010 | -0.013 |
| | 15 | 1 | -0.087 | -0.026 | 0.054 | -0.286 | -0.373 | -0.129 | -0.194 | -0.201 | -0.084 |
| | | 2 | -0.168 | -0.086 | -0.058 | -0.127 | -0.038 | -0.019 | -0.394 | -0.241 | -0.194 |
| | | 3 | -0.081 | -0.055 | 0.080 | -0.143 | -0.095 | -0.049 | -0.106 | -0.130 | 0.015 |
| | | 4 | -0.296 | -0.183 | -0.137 | -0.032 | 0.010 | 0.139 | -0.262 | -0.107 | -0.114 |
| | 20 | 1 | -0.175 | -0.054 | 0.016 | -0.123 | -0.163 | 0.192 | -0.059 | -0.016 | 0.085 |
| | | 2 | -0.034 | -0.072 | 0.088 | -0.279 | -0.344 | -0.005 | -0.111 | -0.085 | 0.010 |
| | | 3 | -0.099 | 0.055 | 0.044 | -0.133 | -0.046 | 0.053 | -0.181 | -0.058 | -0.040 |
| | | 4 | -0.033 | -0.057 | 0.096 | -0.143 | -0.185 | 0.072 | -0.147 | 0.009 | 0.028 |

จากตารางที่ 4. 25 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ (b)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) พบว่า โดยภาพรวม ทั้ง 3 วิธี มีค่า BIAS_ b ใกล้เคียงกัน โดย ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ BIAS_b_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่าวิธีอื่น แต่ ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ BIAS_b_MI มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่าวิธีอื่น ในทางตรงกันข้าม ในกลุ่มตัวอย่างขนาด 3,000 คน และ 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ BIAS_b_MI มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่าวิธีอื่น แต่ ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ BIAS_b_ML มีแนวโน้มเข้าใกล้ศูนย์มากกว่าวิธีอื่น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_b มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

**ตารางที่** 4.26 ผลการ วิเคราะห์ ค่า BIAS ของ **ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML | BIAS_c_MI | BIAS_c_EM | BIAS_c_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.080 | 0.080 | 0.072 | 0.028 | 0.036 | 0.023 | -0.004 | 0.005 | -0.009 |
| | | 2 | 0.050 | 0.050 | 0.043 | 0.013 | 0.021 | 0.010 | 0.020 | 0.024 | 0.016 |
| | | 3 | -0.008 | -0.002 | -0.011 | 0.035 | 0.031 | 0.025 | -0.004 | 0.003 | -0.010 |
| | | 4 | 0.006 | 0.007 | 0.000 | -0.009 | -0.002 | -0.014 | 0.020 | 0.027 | 0.017 |
| | 10 | 1 | -0.029 | -0.019 | -0.042 | 0.001 | 0.009 | -0.009 | -0.016 | -0.005 | -0.023 |
| | | 2 | 0.001 | 0.010 | -0.005 | -0.007 | -0.018 | -0.026 | -0.010 | 0.003 | -0.016 |
| | | 3 | 0.055 | 0.060 | 0.041 | 0.061 | 0.065 | 0.053 | -0.030 | -0.021 | -0.036 |
| | | 4 | 0.042 | 0.036 | 0.028 | -0.009 | -0.002 | -0.024 | -0.030 | -0.028 | -0.039 |
| | 15 | 1 | -0.019 | -0.003 | -0.036 | -0.007 | 0.011 | -0.023 | 0.029 | 0.037 | 0.010 |
| | | 2 | 0.091 | 0.082 | 0.054 | 0.005 | 0.008 | -0.012 | 0.013 | 0.000 | -0.015 |
| | | 3 | 0.046 | 0.054 | 0.023 | 0.042 | 0.065 | 0.034 | 0.041 | 0.053 | 0.027 |
| | | 4 | 0.022 | 0.011 | -0.011 | -0.006 | 0.009 | -0.025 | -0.013 | -0.001 | -0.036 |
| | 20 | 1 | -0.022 | 0.001 | -0.040 | -0.013 | 0.003 | -0.023 | 0.064 | 0.015 | 0.041 |
| | | 2 | -0.007 | 0.031 | -0.024 | 0.017 | 0.043 | 0.012 | 0.013 | 0.024 | -0.008 |
| | | 3 | -0.011 | 0.013 | -0.034 | -0.015 | 0.005 | -0.030 | 0.033 | 0.027 | 0.017 |
| | | 4 | 0.027 | 0.025 | 0.009 | 0.038 | 0.061 | 0.032 | 0.025 | 0.013 | 0.000 |
| 40 | 5 | 1 | -0.002 | 0.003 | -0.007 | 0.000 | 0.011 | -0.005 | -0.004 | 0.003 | -0.010 |
| | | 2 | 0.036 | 0.044 | 0.034 | -0.001 | 0.008 | -0.008 | -0.008 | 0.001 | -0.013 |
| | | 3 | 0.047 | 0.056 | 0.045 | 0.031 | 0.036 | 0.026 | 0.050 | 0.055 | 0.050 |
| | | 4 | 0.010 | 0.019 | 0.008 | 0.003 | 0.010 | -0.006 | -0.001 | 0.009 | -0.005 |
| | 10 | 1 | 0.022 | 0.035 | 0.013 | -0.011 | 0.004 | -0.018 | -0.010 | 0.004 | -0.015 |
| | | 2 | 0.001 | 0.020 | -0.005 | 0.003 | 0.022 | 0.001 | -0.016 | -0.004 | -0.019 |
| | | 3 | -0.010 | 0.008 | -0.016 | -0.026 | -0.015 | -0.035 | -0.005 | 0.012 | -0.009 |
| | | 4 | 0.032 | 0.042 | 0.024 | 0.002 | 0.017 | -0.004 | -0.003 | 0.018 | -0.005 |
| | 15 | 1 | 0.023 | 0.043 | 0.018 | -0.027 | -0.034 | -0.038 | -0.015 | -0.005 | -0.027 |
| | | 2 | -0.011 | 0.018 | -0.016 | 0.007 | 0.044 | -0.001 | -0.018 | 0.001 | -0.029 |
| | | 3 | 0.006 | 0.018 | 0.003 | 0.002 | 0.028 | -0.013 | 0.019 | 0.030 | 0.011 |
| | | 4 | -0.022 | 0.001 | -0.025 | 0.051 | 0.068 | 0.041 | -0.005 | 0.019 | -0.019 |
| | 20 | 1 | 0.002 | 0.026 | -0.007 | 0.043 | 0.047 | 0.044 | 0.034 | 0.058 | 0.027 |
| | | 2 | 0.049 | 0.060 | 0.033 | -0.010 | -0.013 | -0.009 | 0.014 | 0.036 | 0.000 |
| | | 3 | -0.001 | 0.026 | -0.015 | 0.027 | 0.067 | 0.021 | -0.003 | 0.027 | -0.015 |
| | | 4 | 0.049 | 0.060 | 0.032 | 0.023 | 0.028 | 0.019 | 0.011 | 0.038 | 0.007 |

จากตารางที่ 4. 26 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) พบว่า โดยภาพรวมทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน แต่ BIAS_c_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_c_MI และ BIAS_c_EM ทั้งนี้ เมื่อกลุ่มตัวอย่างหรือความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า BIAS_c มีแนวโน้มลดลง และ ค่า BIAS_c จากทั้ง 3 วิธี มีแนวโน้มใกล้เคียงกันมากขึ้น ด้วย แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_c มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

จากผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ได้จากการประมาณค่าทดแทนวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ผู้วิจัยเปรียบเทียบ ค่า BIAS ในการศึกษาครั้งนี้ โดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) ในเบื้องต้น ผู้วิจัย ทดสอบ Mauchly's Test of Sphericity เพื่อทดสอบข้อตกลงเบื้องต้นในเรื่อง Compound Symmetry ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ หากพบว่าไม่เป็น Compound Symmetry ผู้วิจัยใช้วิธีการปรับด้วยวิธี Greenhouse-Geisser ก่อนทดสอบความแปรปรวนแบบวัดซ้ำมิติเดียว ต่อไป โดยการนำเสนอผลการวิเคราะห์ตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยาก ของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) ตามลำดับ ซึ่งผลปรากฏดังนี้

(1) **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a)

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.27

**ตารางที่** 4.27 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.043 | 0.000 | 2.293 | 0.002 | 19.819 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.028 | 0.000 | 1.727 | 0.004 | 19.533 | 0.000 |
| | | 15 | 0.002 | 1.018 | 0.002 | 2.535 | 0.016 | 19.340 | 0.001 |
| | | 20 | 0.001 | 1.026 | 0.001 | 2.932 | 0.007 | 19.490 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.061 | 0.000 | 5.313 | 0.000 | 41.366 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.199 | 0.000 | 2.494 | 0.002 | 46.755 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.081 | 0.000 | 3.489 | 0.005 | 42.160 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.126 | 0.001 | 2.699 | 0.009 | 43.928 | 0.000 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.000 | 1.036 | 0.000 | 3.246 | 0.001 | 19.689 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.023 | 0.001 | 3.296 | 0.005 | 19.439 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.011 | 0.001 | 2.189 | 0.009 | 19.199 | 0.000 |
| | | 20 | 0.002 | 1.006 | 0.002 | 3.507 | 0.012 | 19.122 | 0.001 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.033 | 0.000 | 3.947 | 0.001 | 40.273 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.031 | 0.000 | 3.331 | 0.001 | 40.211 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.009 | 0.001 | 3.502 | 0.009 | 39.361 | 0.000 |
| | | 20 | 0.002 | 1.004 | 0.002 | 3.379 | 0.018 | 39.143 | 0.001 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.024 | 0.000 | 2.724 | 0.001 | 19.460 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.023 | 0.001 | 3.515 | 0.003 | 19.434 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.013 | 0.001 | 2.870 | 0.010 | 19.237 | 0.001 |
| | | 20 | 0.008 | 1.007 | 0.008 | 3.400 | 0.044 | 19.135 | 0.002 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.017 | 0.000 | 3.334 | 0.001 | 39.654 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.031 | 0.000 | 3.726 | 0.002 | 40.191 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.017 | 0.001 | 2.622 | 0.007 | 39.642 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.004 | 0.001 | 3.833 | 0.009 | 39.151 | 0.000 |

จากตารางที่ 4. 27 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ ค่า BIAS ของ **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) พบว่า ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ทุกเงื่อนไขการศึกษา

(2) **ค่าความยากของข้อสอบ** (b)

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าความยากของข้อสอบ (b) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.28

**ตารางที่** 4.28 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.001 | 1.290 | 0.001 | 2.564 | 0.004 | 24.517 | 0.000 |
| | | 10 | 0.003 | 2.000 | 0.002 | 3.254 | 0.018 | 38.000 | 0.001 |
| | | 15 | 0.003 | 2.000 | 0.001 | 1.937 | 0.027 | 38.000 | 0.001 |
| | | 20 | 0.014 | 1.489 | 0.010 | 3.475 | 0.078 | 28.291 | 0.003 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.069 | 0.000 | 4.783 | 0.002 | 41.692 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.405 | 0.001 | 3.228 | 0.014 | 54.808 | 0.000 |
| | | 15 | 0.004 | 1.171 | 0.004 | 3.974 | 0.041 | 45.660 | 0.001 |
| | | 20 | 0.004 | 1.690 | 0.003 | 2.855 | 0.057 | 65.896 | 0.001 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.001 | 2.000 | 0.000 | 3.492 | 0.003 | 38.000 | 0.000 |
| | | 10 | 0.002 | 1.270 | 0.002 | 3.155 | 0.013 | 24.126 | 0.001 |
| | | 15 | 0.005 | 1.535 | 0.003 | 3.740 | 0.027 | 29.160 | 0.001 |
| | | 20 | 0.010 | 1.281 | 0.008 | 4.308 | 0.046 | 24.347 | 0.002 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.562 | 0.000 | 2.715 | 0.003 | 60.902 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.168 | 0.001 | 3.759 | 0.013 | 45.531 | 0.000 |
| | | 15 | 0.004 | 1.411 | 0.002 | 2.464 | 0.055 | 55.034 | 0.001 |
| | | 20 | 0.014 | 1.065 | 0.014 | 3.071 | 0.183 | 41.552 | 0.004 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.001 | 2.000 | 0.000 | 4.860 | 0.002 | 38.000 | 0.000 |
| | | 10 | 0.003 | 1.285 | 0.002 | 4.587 | 0.013 | 24.415 | 0.001 |
| | | 15 | 0.007 | 1.407 | 0.005 | 3.306 | 0.042 | 26.741 | 0.002 |
| | | 20 | 0.016 | 1.183 | 0.014 | 2.541 | 0.119 | 22.480 | 0.005 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 2.000 | 0.000 | 3.860 | 0.004 | 78.000 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.060 | 0.001 | 3.536 | 0.012 | 41.357 | 0.000 |
| | | 15 | 0.004 | 1.597 | 0.003 | 3.086 | 0.054 | 62.288 | 0.001 |
| | | 20 | 0.004 | 1.262 | 0.003 | 3.721 | 0.045 | 49.225 | 0.001 |

จากตารางที่ 4. 28 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ ค่า BIAS ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) พบว่า ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติทุกเงื่อนไขการศึกษา

**(3) โอกาสในการเดา (c)**

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่าโอกาสในการเดา (c) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.29

**ตารางที่ 4.29** ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.339 | 0.000 | 5.615 | 0.000 | 25.449 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.308 | 0.000 | 3.981 | 0.001 | 24.851 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.343 | 0.000 | 5.559 | 0.002 | 25.524 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.103 | 0.001 | 4.226 | 0.003 | 20.947 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.052 | 0.000 | 2.627 | 0.000 | 41.021 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.037 | 0.000 | 4.711 | 0.001 | 40.440 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.007 | 0.000 | 4.212 | 0.001 | 39.252 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.070 | 0.000 | 5.297 | 0.002 | 41.709 | 0.000 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.000 | 1.355 | 0.000 | 4.901 | 0.000 | 25.746 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.508 | 0.000 | 4.998* | 0.001 | 28.655 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.112 | 0.000 | 5.874* | 0.002 | 21.119 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.058 | 0.001 | 7.919* | 0.002 | 20.102 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.072 | 0.000 | 3.446 | 0.000 | 41.797 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.051 | 0.000 | 4.482 | 0.001 | 41.005 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.107 | 0.000 | 3.487 | 0.002 | 43.172 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.090 | 0.000 | 2.941 | 0.001 | 42.520 | 0.000 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.042 | 0.000 | 6.303* | 0.000 | 19.805 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.105 | 0.000 | 6.019* | 0.000 | 20.988 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.330 | 0.000 | 5.666* | 0.001 | 25.271 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 2.000 | 0.000 | 1.622 | 0.002 | 38.000 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.039 | 0.000 | 3.982 | 0.000 | 40.513 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.049 | 0.000 | 4.803 | 0.001 | 40.890 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.043 | 0.000 | 5.287* | 0.001 | 40.660 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.023 | 0.000 | 5.238 | 0.002 | 39.881 | 0.000 |

*p<.05

จากตารางที่ 4.29 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) พบว่า ในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% 15% และ 20% ในกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คนความยาวแบบสอบ 20 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% 10% และ 15% และที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% รวม 7 เงื่อนไข มีค่า BIAS_c แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 อย่างน้อย 1 คู่ ถึงทำการตรวจสอบความแตกต่างระหว่างค่า BIAS_c ของทั้ง 3 วิธี โดยการเปรียบเทียบรายคู่ (Post-hoc comparison) โดยวิธีของ Bonferroni

ผลการเปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) รายคู่ ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.30

**ตารางที่** 4.30 ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

| n | item | Method | อัตราการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 5 | | 10 | | 15 | | 20 | |
| | | | MI | EM | MI | EM | MI | EM | MI | EM |
| 1,500 | 20 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 3,000 | 20 | EM | - | - | - | - | -0.004* | - | -0.006* | - |
| | | ML | - | - | - | 0.004* | - | 0.007* | - | 0.007* |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 4,500 | 20 | EM | -0.002* | - | -0.002* | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | 0.003* | - | 0.004* | - | 0.006* | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | -0.002* | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | 0.003* | - | - |

*p<.05

**หมายเหตุ** - หมายถึง แตกต่างกันอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

จากตารางที่ 4. 30 ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ ของค่า BIAS ของ **ค่าโอกาสในการเดา (c)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) พบว่า ค่า BIAS_c แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 จำนวน 12 คู่ คือ ในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.004) ที่อัตราการสูญหาย 15% BIAS_c_MI น้อยกว่า BIAS_c_EM (t=-0.004) และ BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.007) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_c_MI น้อยกว่า BIAS_c_EM (t=-0.006) และ BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.007)

ส่วนในกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_c_MI น้อยกว่า BIAS_c_EM (t=-0.002) และ BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.003) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_c_MI น้อยกว่า BIAS_c_EM (t=-0.002) และ BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.004) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=-0.006) ส่วนที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15 % BIAS_c_MI น้อยกว่า BIAS_c_EM (t=-0.002) และ BIAS_c_EM สูงกว่า BIAS_c_ML (t=0.003)

### 2.1.3 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

การเปรียบเทียบค่า RMSE เพื่อนำเสนอความคงที่ (Stability) ของการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหาย โดยนำเสนอผลตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c)

#### (1) ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)

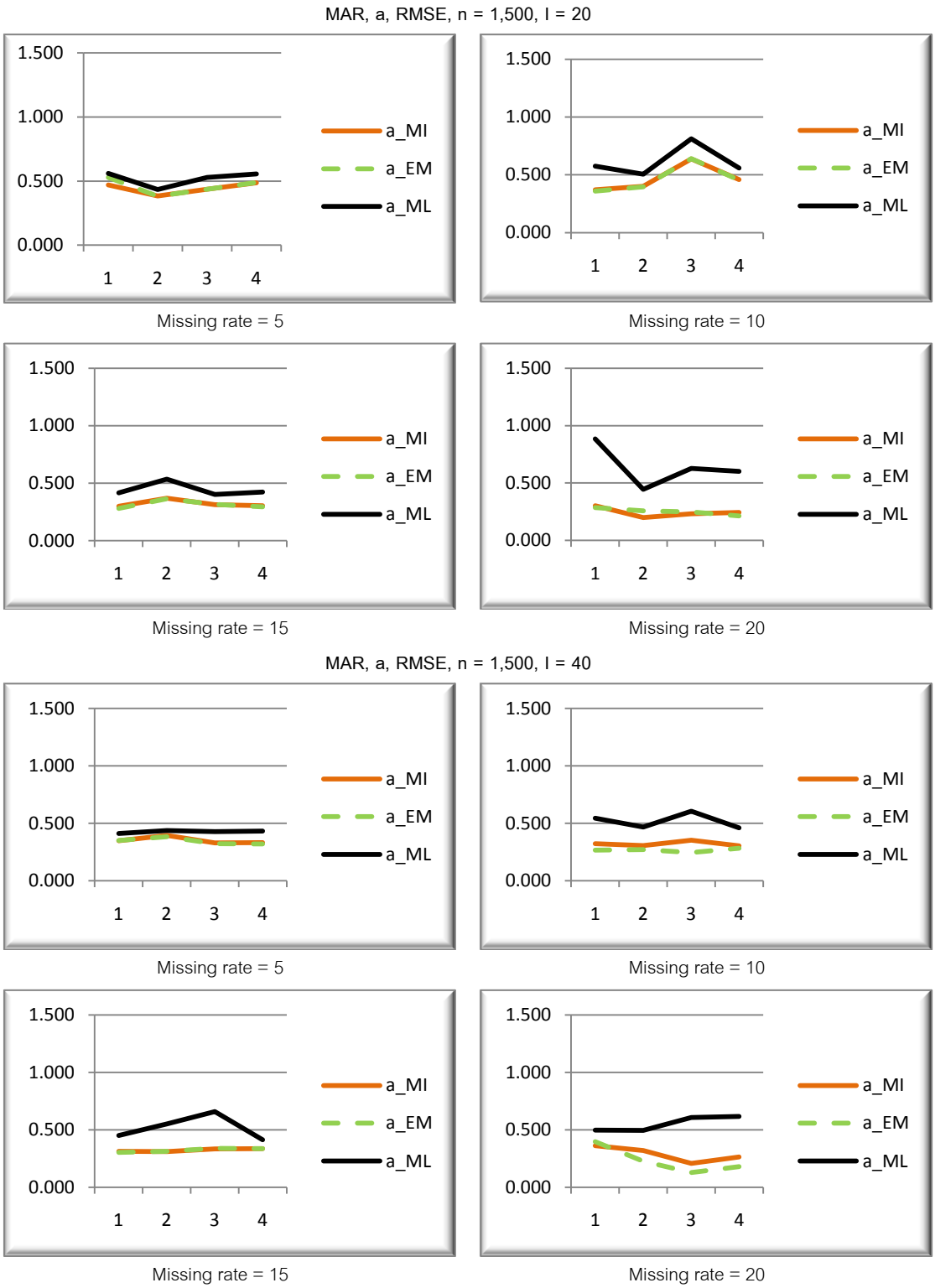
ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.31

**ตารางที่** 4.31 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

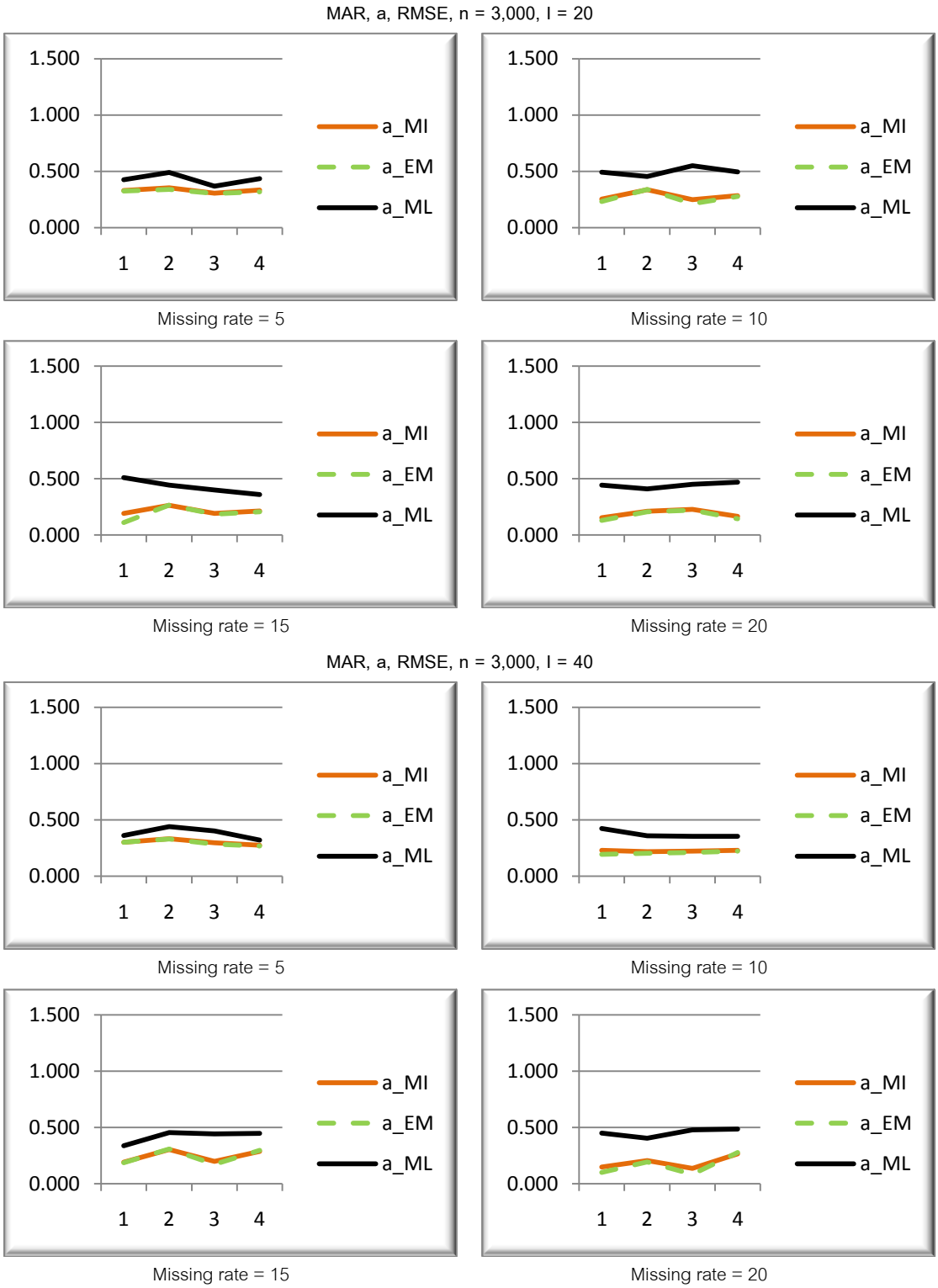
| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.470 | 0.528 | 0.559 | 0.329 | 0.324 | 0.426 | 0.357 | 0.358 | 0.430 |
| | | 2 | 0.384 | 0.382 | 0.434 | 0.353 | 0.340 | 0.491 | 0.364 | 0.365 | 0.445 |
| | | 3 | 0.436 | 0.436 | 0.528 | 0.307 | 0.304 | 0.368 | 0.284 | 0.279 | 0.350 |
| | | 4 | 0.487 | 0.488 | 0.556 | 0.334 | 0.317 | 0.436 | 0.337 | 0.312 | 0.464 |
| | 10 | 1 | 0.371 | 0.359 | 0.575 | 0.254 | 0.232 | 0.492 | 0.297 | 0.301 | 0.396 |
| | | 2 | 0.402 | 0.397 | 0.505 | 0.338 | 0.340 | 0.454 | 0.224 | 0.162 | 0.536 |
| | | 3 | 0.639 | 0.641 | 0.811 | 0.249 | 0.212 | 0.549 | 0.260 | 0.260 | 0.343 |
| | | 4 | 0.460 | 0.455 | 0.559 | 0.285 | 0.277 | 0.494 | 0.240 | 0.226 | 0.448 |
| | 15 | 1 | 0.300 | 0.281 | 0.417 | 0.190 | 0.111 | 0.510 | 0.150 | 0.110 | 0.482 |
| | | 2 | 0.370 | 0.364 | 0.534 | 0.263 | 0.266 | 0.443 | 0.262 | 0.264 | 0.480 |
| | | 3 | 0.312 | 0.314 | 0.401 | 0.191 | 0.185 | 0.400 | 0.181 | 0.174 | 0.322 |
| | | 4 | 0.304 | 0.295 | 0.423 | 0.213 | 0.206 | 0.359 | 0.257 | 0.265 | 0.392 |
| | 20 | 1 | 0.303 | 0.286 | 0.884 | 0.154 | 0.129 | 0.441 | 0.186 | 0.184 | 0.459 |
| | | 2 | 0.201 | 0.258 | 0.446 | 0.209 | 0.205 | 0.408 | 0.123 | 0.083 | 0.563 |
| | | 3 | 0.231 | 0.248 | 0.627 | 0.228 | 0.219 | 0.451 | 0.229 | 0.227 | 0.393 |
| | | 4 | 0.244 | 0.214 | 0.601 | 0.165 | 0.143 | 0.468 | 0.279 | 0.278 | 0.422 |
| 40 | 5 | 1 | 0.347 | 0.349 | 0.410 | 0.302 | 0.302 | 0.362 | 0.337 | 0.303 | 0.516 |
| | | 2 | 0.394 | 0.383 | 0.438 | 0.333 | 0.329 | 0.441 | 0.315 | 0.312 | 0.403 |
| | | 3 | 0.330 | 0.321 | 0.427 | 0.296 | 0.285 | 0.402 | 0.306 | 0.308 | 0.383 |
| | | 4 | 0.332 | 0.320 | 0.433 | 0.274 | 0.268 | 0.320 | 0.318 | 0.316 | 0.433 |
| | 10 | 1 | 0.323 | 0.267 | 0.544 | 0.229 | 0.193 | 0.423 | 0.302 | 0.307 | 0.438 |
| | | 2 | 0.306 | 0.270 | 0.466 | 0.217 | 0.203 | 0.360 | 0.355 | 0.357 | 0.508 |
| | | 3 | 0.352 | 0.244 | 0.605 | 0.222 | 0.212 | 0.353 | 0.212 | 0.208 | 0.297 |
| | | 4 | 0.303 | 0.282 | 0.460 | 0.229 | 0.222 | 0.355 | 0.213 | 0.188 | 0.417 |
| | 15 | 1 | 0.313 | 0.303 | 0.452 | 0.191 | 0.187 | 0.337 | 0.251 | 0.261 | 0.438 |
| | | 2 | 0.310 | 0.314 | 0.551 | 0.304 | 0.308 | 0.455 | 0.307 | 0.314 | 0.508 |
| | | 3 | 0.333 | 0.338 | 0.658 | 0.199 | 0.173 | 0.443 | 0.173 | 0.172 | 0.290 |
| | | 4 | 0.337 | 0.336 | 0.412 | 0.288 | 0.297 | 0.447 | 0.145 | 0.115 | 0.423 |
| | 20 | 1 | 0.361 | 0.397 | 0.497 | 0.149 | 0.101 | 0.450 | 0.223 | 0.213 | 0.541 |
| | | 2 | 0.321 | 0.227 | 0.494 | 0.206 | 0.195 | 0.404 | 0.095 | 0.065 | 0.448 |
| | | 3 | 0.208 | 0.128 | 0.607 | 0.137 | 0.083 | 0.479 | 0.122 | 0.105 | 0.360 |
| | | 4 | 0.264 | 0.179 | 0.618 | 0.265 | 0.277 | 0.485 | 0.175 | 0.169 | 0.403 |

จากตารางที่ 4. 31 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่างและความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_a มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_a มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

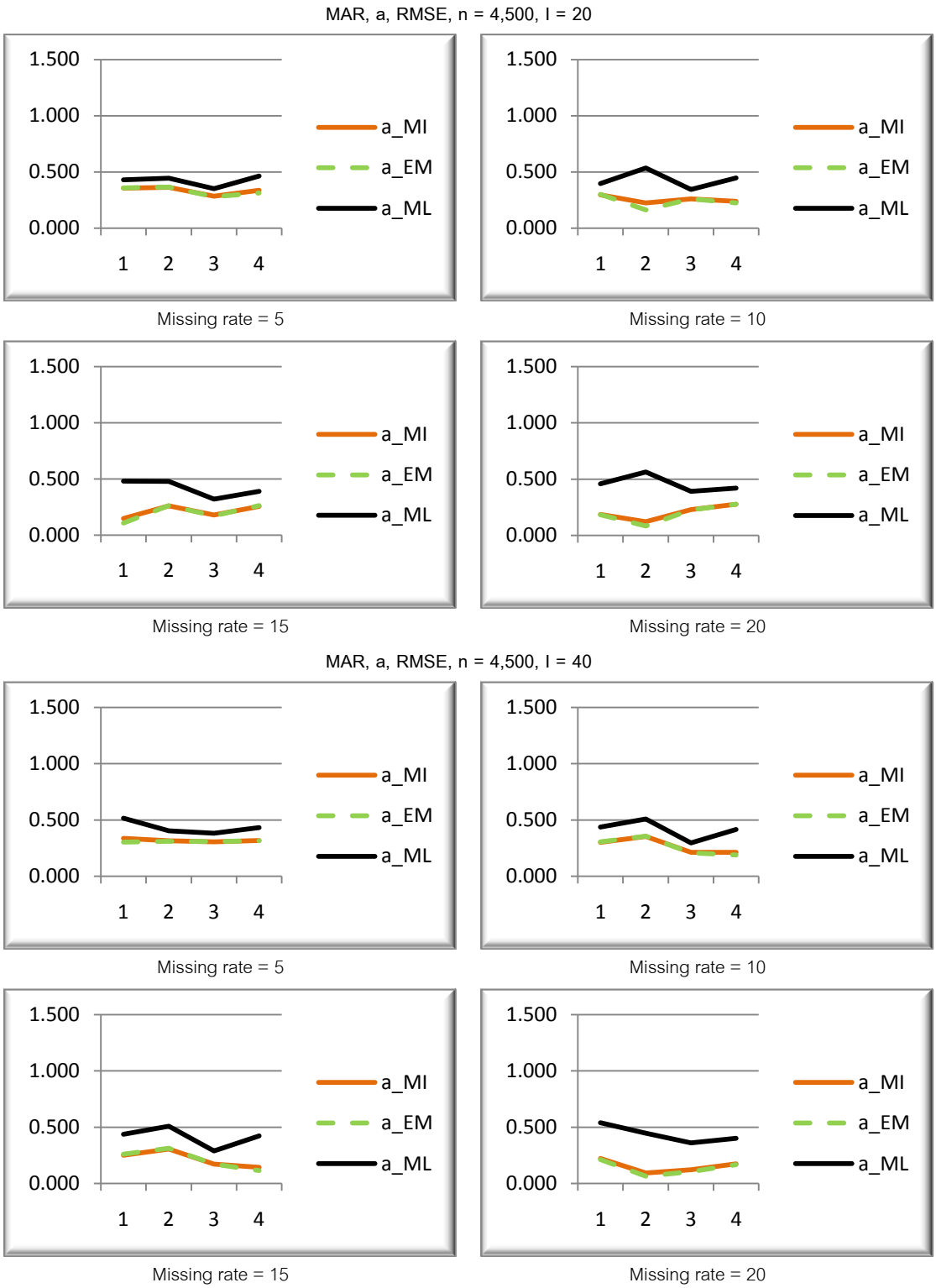
โดยภาพรวม RMSE_a_MI และ RMSE_a_EM มีค่าใกล้เคียงกัน แต่ RMSE_a_ML มีค่าสูงกว่า RMSE_a_MI และ RMSE_a_EM รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.1 ถึง 4.3




**ภาพที่ 4.1** ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่ 4.2** ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่** 4.3 ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

**(2) ค่าความยากของข้อสอบ** (b)

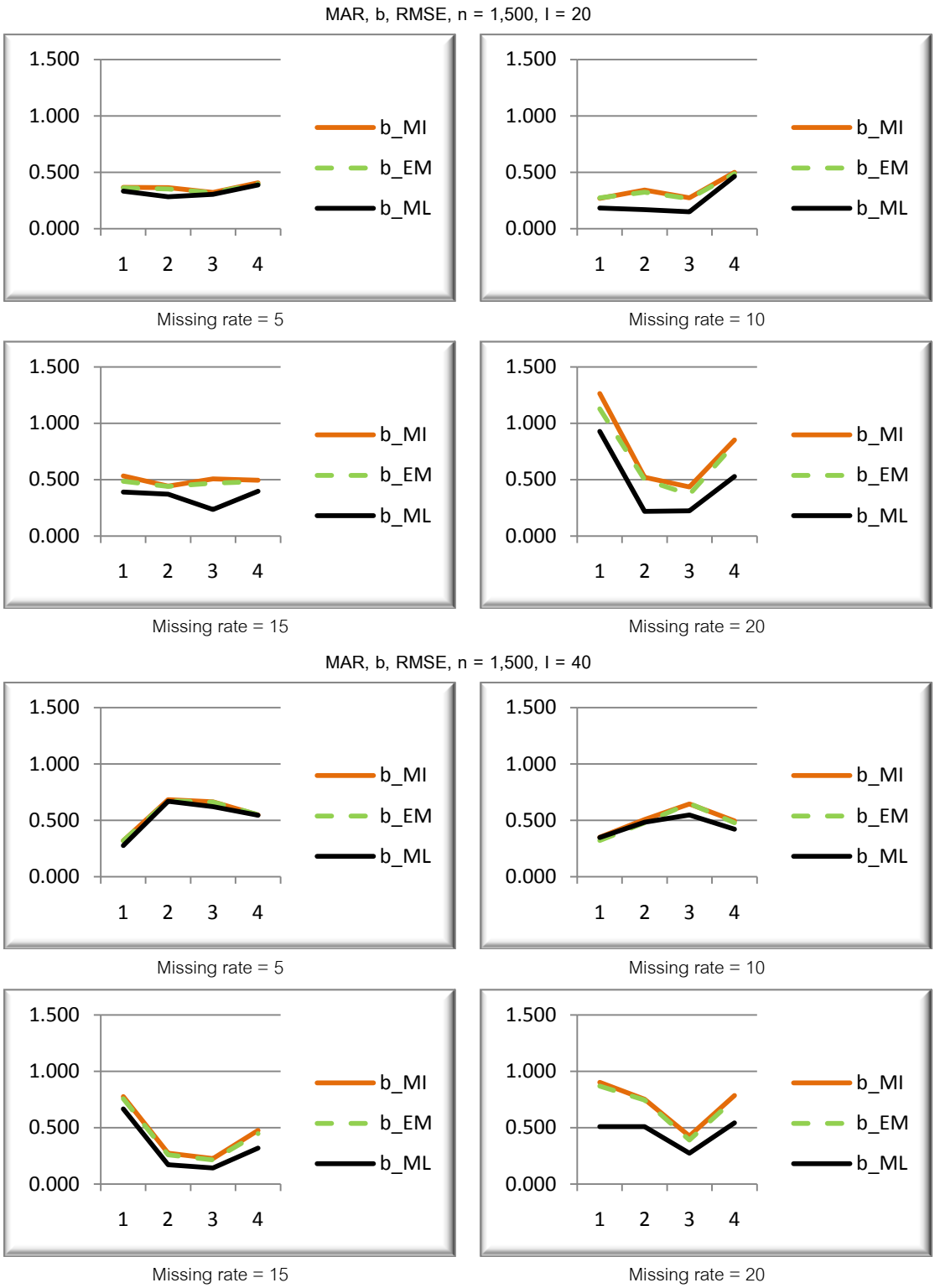
ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.32

**ตารางที่** 4.32 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

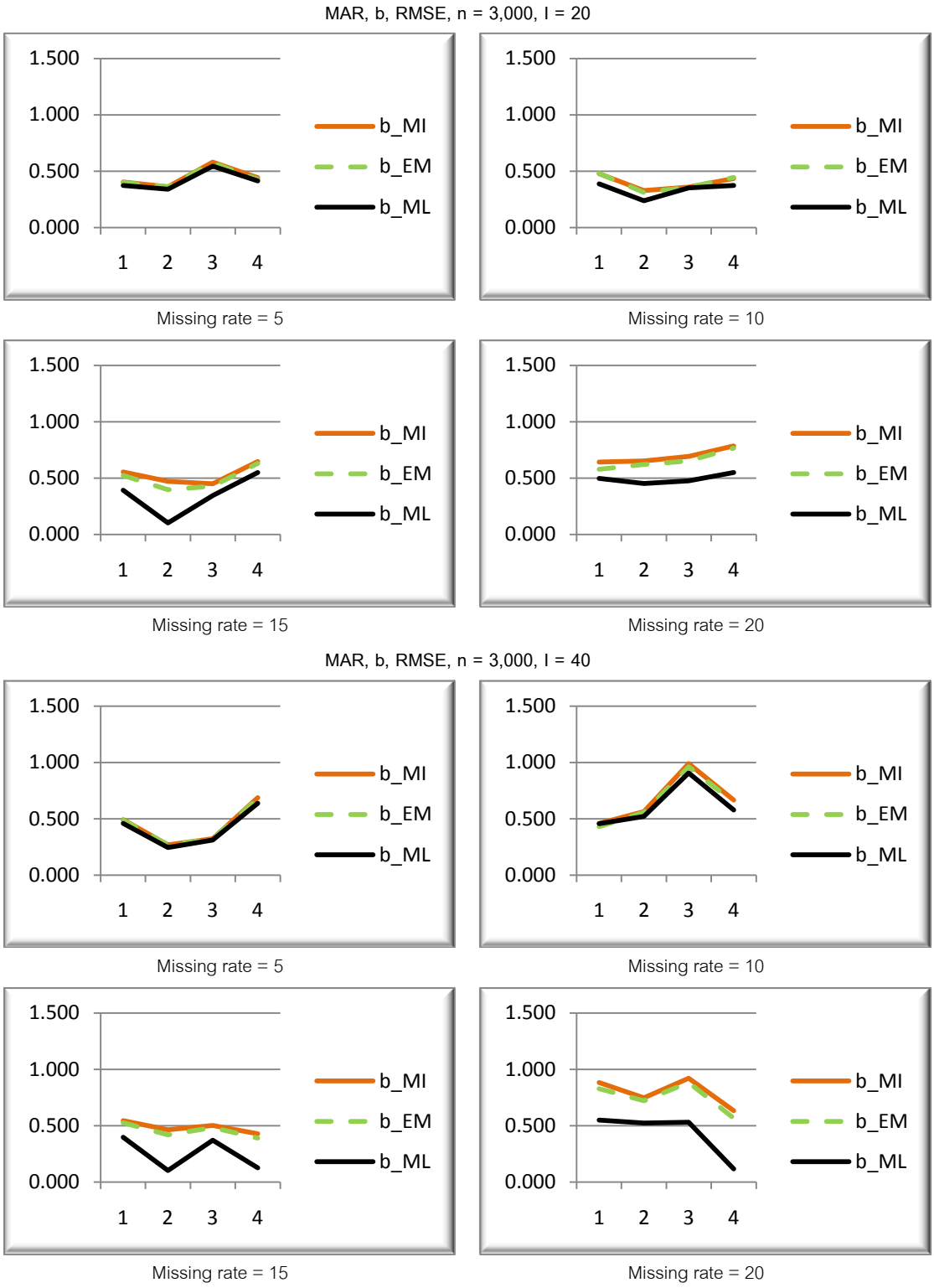
| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.367 | 0.360 | 0.332 | 0.405 | 0.399 | 0.374 | 0.229 | 0.228 | 0.205 |
| | | 2 | 0.363 | 0.351 | 0.284 | 0.362 | 0.362 | 0.341 | 0.177 | 0.169 | 0.105 |
| | | 3 | 0.321 | 0.318 | 0.304 | 0.581 | 0.574 | 0.544 | 0.469 | 0.458 | 0.443 |
| | | 4 | 0.406 | 0.397 | 0.388 | 0.443 | 0.429 | 0.413 | 0.523 | 0.519 | 0.486 |
| | 10 | 1 | 0.269 | 0.274 | 0.183 | 0.478 | 0.479 | 0.388 | 0.385 | 0.379 | 0.300 |
| | | 2 | 0.343 | 0.324 | 0.169 | 0.329 | 0.312 | 0.237 | 0.472 | 0.487 | 0.326 |
| | | 3 | 0.273 | 0.266 | 0.149 | 0.359 | 0.356 | 0.352 | 0.792 | 0.798 | 0.757 |
| | | 4 | 0.499 | 0.487 | 0.464 | 0.434 | 0.444 | 0.372 | 0.300 | 0.297 | 0.245 |
| | 15 | 1 | 0.533 | 0.486 | 0.390 | 0.554 | 0.524 | 0.392 | 0.380 | 0.357 | 0.225 |
| | | 2 | 0.441 | 0.441 | 0.372 | 0.470 | 0.398 | 0.103 | 0.363 | 0.331 | 0.067 |
| | | 3 | 0.507 | 0.470 | 0.235 | 0.451 | 0.427 | 0.346 | 0.882 | 0.835 | 0.746 |
| | | 4 | 0.496 | 0.483 | 0.398 | 0.648 | 0.630 | 0.550 | 0.420 | 0.382 | 0.155 |
| | 20 | 1 | 1.263 | 1.129 | 0.928 | 0.642 | 0.577 | 0.496 | 0.467 | 0.444 | 0.289 |
| | | 2 | 0.520 | 0.499 | 0.218 | 0.652 | 0.620 | 0.451 | 1.113 | 1.195 | 0.534 |
| | | 3 | 0.434 | 0.368 | 0.224 | 0.692 | 0.653 | 0.475 | 0.752 | 0.648 | 0.126 |
| | | 4 | 0.851 | 0.816 | 0.527 | 0.786 | 0.767 | 0.549 | 0.682 | 0.671 | 0.593 |
| 40 | 5 | 1 | 0.319 | 0.320 | 0.275 | 0.492 | 0.487 | 0.460 | 0.334 | 0.344 | 0.272 |
| | | 2 | 0.684 | 0.673 | 0.669 | 0.268 | 0.269 | 0.245 | 0.262 | 0.262 | 0.235 |
| | | 3 | 0.663 | 0.661 | 0.621 | 0.324 | 0.318 | 0.312 | 0.342 | 0.334 | 0.297 |
| | | 4 | 0.546 | 0.549 | 0.546 | 0.688 | 0.680 | 0.638 | 0.231 | 0.231 | 0.208 |
| | 10 | 1 | 0.349 | 0.321 | 0.346 | 0.460 | 0.431 | 0.456 | 0.251 | 0.237 | 0.100 |
| | | 2 | 0.505 | 0.479 | 0.484 | 0.563 | 0.557 | 0.520 | 0.268 | 0.248 | 0.062 |
| | | 3 | 0.643 | 0.650 | 0.546 | 0.989 | 0.962 | 0.906 | 0.458 | 0.450 | 0.402 |
| | | 4 | 0.494 | 0.477 | 0.421 | 0.667 | 0.646 | 0.579 | 0.261 | 0.230 | 0.203 |
| | 15 | 1 | 0.777 | 0.756 | 0.665 | 0.545 | 0.525 | 0.397 | 0.376 | 0.351 | 0.114 |
| | | 2 | 0.273 | 0.260 | 0.171 | 0.464 | 0.419 | 0.103 | 0.409 | 0.377 | 0.062 |
| | | 3 | 0.226 | 0.214 | 0.142 | 0.501 | 0.482 | 0.372 | 0.524 | 0.505 | 0.401 |
| | | 4 | 0.476 | 0.446 | 0.317 | 0.428 | 0.390 | 0.125 | 0.349 | 0.301 | 0.212 |
| | 20 | 1 | 0.902 | 0.868 | 0.509 | 0.884 | 0.829 | 0.549 | 0.450 | 0.449 | 0.164 |
| | | 2 | 0.751 | 0.745 | 0.510 | 0.748 | 0.722 | 0.523 | 0.467 | 0.432 | 0.267 |
| | | 3 | 0.426 | 0.389 | 0.273 | 0.922 | 0.881 | 0.530 | 0.775 | 0.714 | 0.532 |
| | | 4 | 0.786 | 0.754 | 0.541 | 0.634 | 0.565 | 0.115 | 0.524 | 0.508 | 0.179 |

จากตารางที่ 4. 32 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่าง และความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_b มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_b มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

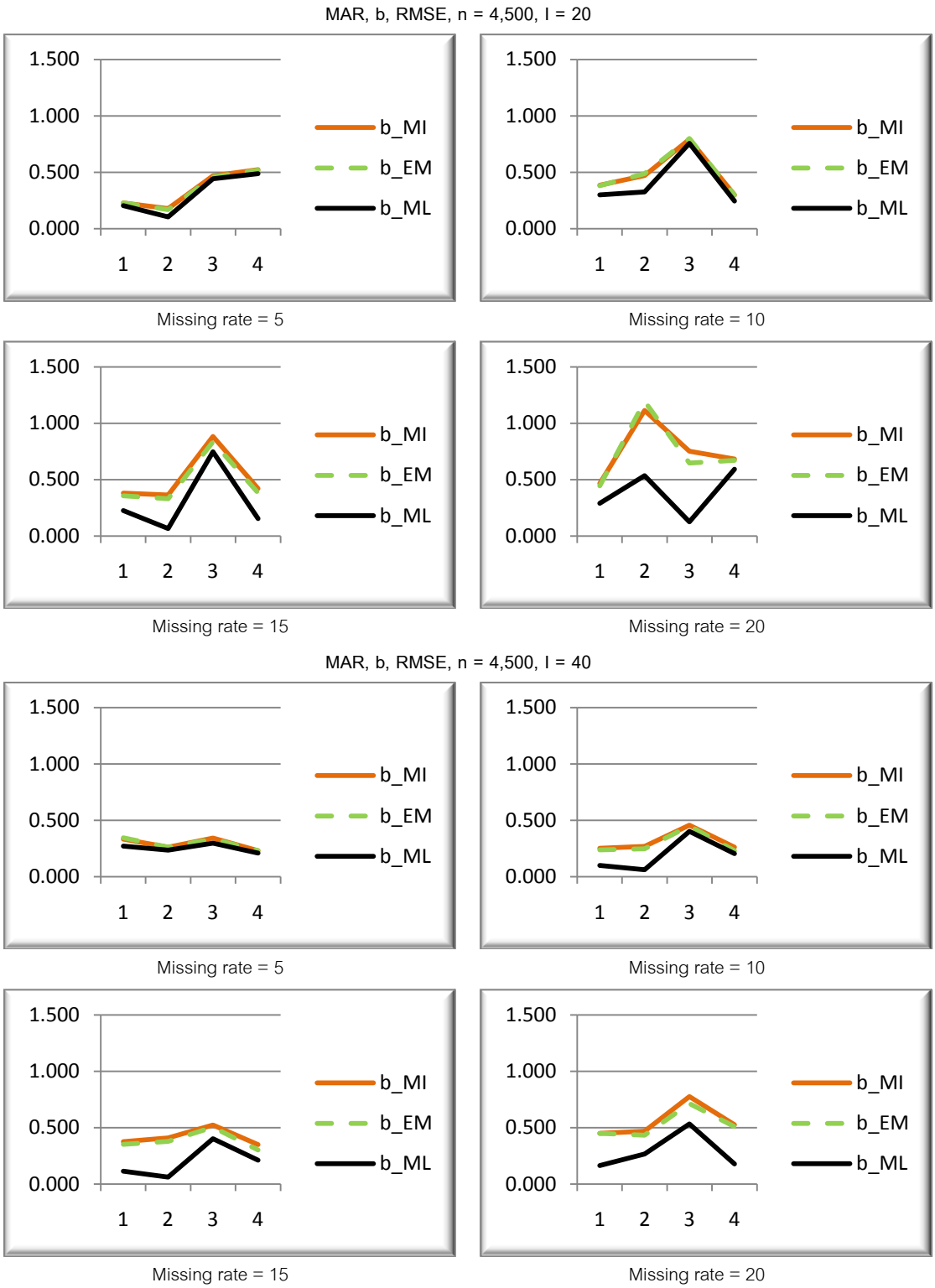
โดยภาพรวม RMSE_b_MI และ RMSE_b_EM มีค่าใกล้เคียงกัน แต่ RMSE_b_ML มีค่าต่ำกว่า RMSE_b_MI และ RMSE_b_EM รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.4 ถึง 4.6




**ภาพที่** 4.4 ค่า RMSE ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่** 4.5 ค่า RMSE ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่ 4.6** ค่า RMSE ของ **ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

**(3) ค่าโอกาสในการเดา (c)**

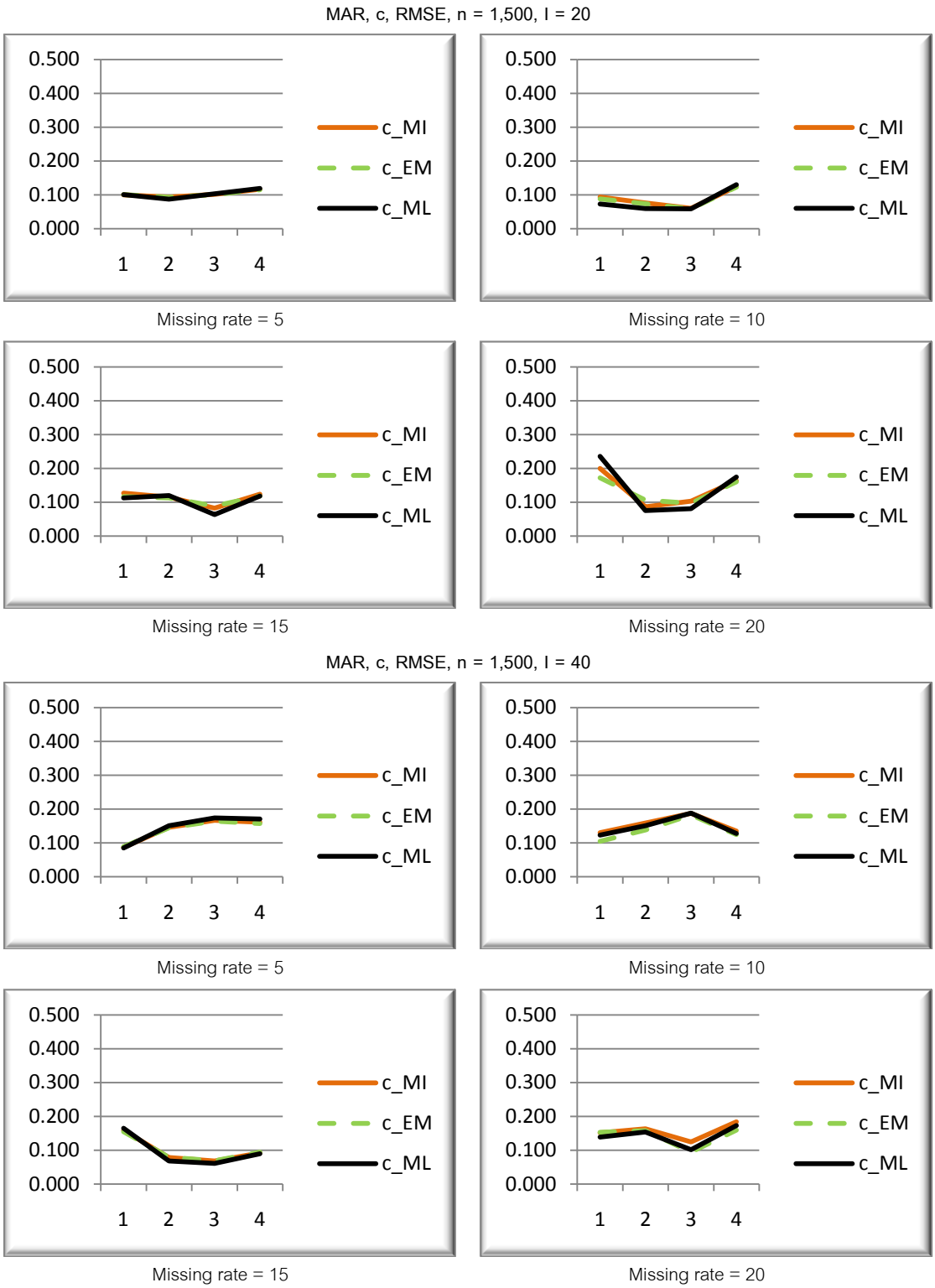
ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.33

**ตารางที่** 4.33 ผลการ วิเคราะห์ ค่า RMSE ของ **ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

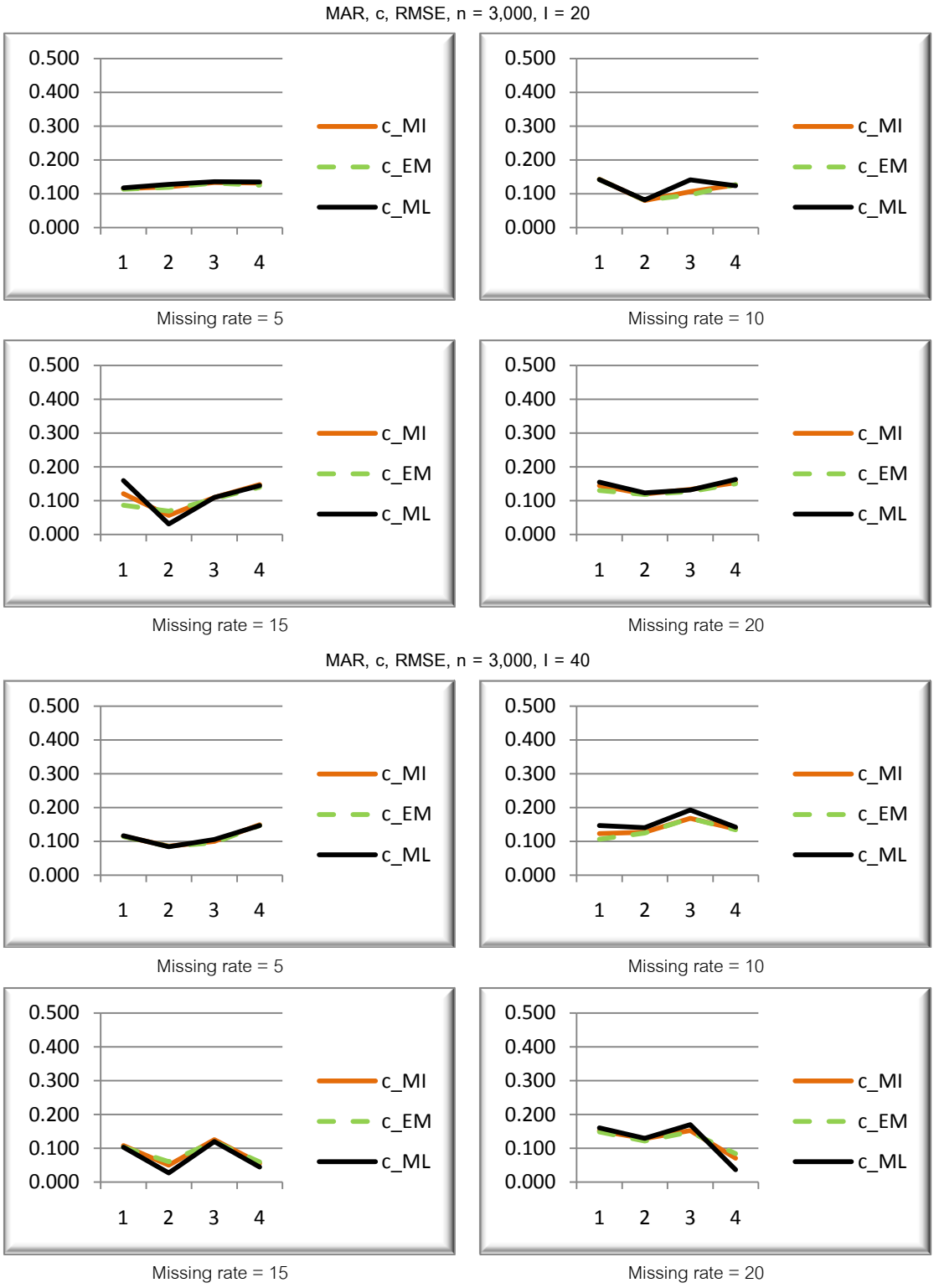
| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.100 | 0.101 | 0.100 | 0.115 | 0.113 | 0.117 | 0.068 | 0.067 | 0.067 |
| | | 2 | 0.093 | 0.093 | 0.087 | 0.121 | 0.119 | 0.127 | 0.049 | 0.051 | 0.040 |
| | | 3 | 0.101 | 0.101 | 0.103 | 0.134 | 0.131 | 0.136 | 0.122 | 0.118 | 0.120 |
| | | 4 | 0.117 | 0.115 | 0.119 | 0.132 | 0.126 | 0.135 | 0.154 | 0.153 | 0.157 |
| | 10 | 1 | 0.093 | 0.088 | 0.073 | 0.143 | 0.142 | 0.142 | 0.090 | 0.090 | 0.091 |
| | | 2 | 0.076 | 0.074 | 0.059 | 0.080 | 0.081 | 0.082 | 0.138 | 0.141 | 0.141 |
| | | 3 | 0.060 | 0.058 | 0.059 | 0.106 | 0.096 | 0.141 | 0.138 | 0.136 | 0.148 |
| | | 4 | 0.124 | 0.123 | 0.130 | 0.126 | 0.126 | 0.124 | 0.093 | 0.089 | 0.088 |
| | 15 | 1 | 0.127 | 0.116 | 0.113 | 0.121 | 0.086 | 0.160 | 0.085 | 0.077 | 0.092 |
| | | 2 | 0.115 | 0.113 | 0.119 | 0.057 | 0.069 | 0.030 | 0.047 | 0.053 | 0.023 |
| | | 3 | 0.082 | 0.089 | 0.063 | 0.109 | 0.105 | 0.109 | 0.152 | 0.148 | 0.167 |
| | | 4 | 0.124 | 0.118 | 0.118 | 0.148 | 0.139 | 0.144 | 0.059 | 0.061 | 0.059 |
| | 20 | 1 | 0.199 | 0.172 | 0.236 | 0.144 | 0.130 | 0.154 | 0.096 | 0.091 | 0.091 |
| | | 2 | 0.086 | 0.106 | 0.075 | 0.120 | 0.118 | 0.123 | 0.180 | 0.185 | 0.197 |
| | | 3 | 0.103 | 0.097 | 0.080 | 0.133 | 0.127 | 0.132 | 0.077 | 0.091 | 0.041 |
| | | 4 | 0.163 | 0.160 | 0.175 | 0.153 | 0.150 | 0.162 | 0.115 | 0.115 | 0.133 |
| 40 | 5 | 1 | 0.087 | 0.089 | 0.085 | 0.115 | 0.114 | 0.116 | 0.115 | 0.118 | 0.111 |
| | | 2 | 0.146 | 0.144 | 0.151 | 0.085 | 0.085 | 0.084 | 0.078 | 0.076 | 0.075 |
| | | 3 | 0.166 | 0.164 | 0.173 | 0.100 | 0.096 | 0.106 | 0.089 | 0.086 | 0.084 |
| | | 4 | 0.161 | 0.157 | 0.170 | 0.149 | 0.146 | 0.147 | 0.073 | 0.073 | 0.072 |
| | 10 | 1 | 0.130 | 0.105 | 0.123 | 0.122 | 0.106 | 0.147 | 0.045 | 0.043 | 0.038 |
| | | 2 | 0.159 | 0.138 | 0.150 | 0.127 | 0.124 | 0.140 | 0.033 | 0.040 | 0.009 |
| | | 3 | 0.187 | 0.182 | 0.188 | 0.168 | 0.168 | 0.193 | 0.098 | 0.095 | 0.098 |
| | | 4 | 0.135 | 0.124 | 0.128 | 0.137 | 0.134 | 0.142 | 0.069 | 0.055 | 0.079 |
| | 15 | 1 | 0.159 | 0.155 | 0.165 | 0.108 | 0.103 | 0.103 | 0.052 | 0.054 | 0.042 |
| | | 2 | 0.079 | 0.079 | 0.068 | 0.050 | 0.060 | 0.026 | 0.047 | 0.057 | 0.010 |
| | | 3 | 0.068 | 0.069 | 0.061 | 0.126 | 0.120 | 0.119 | 0.096 | 0.094 | 0.097 |
| | | 4 | 0.092 | 0.094 | 0.090 | 0.056 | 0.059 | 0.044 | 0.071 | 0.052 | 0.082 |
| | 20 | 1 | 0.151 | 0.153 | 0.138 | 0.152 | 0.148 | 0.161 | 0.075 | 0.068 | 0.052 |
| | | 2 | 0.164 | 0.157 | 0.154 | 0.129 | 0.121 | 0.129 | 0.094 | 0.082 | 0.095 |
| | | 3 | 0.125 | 0.095 | 0.101 | 0.152 | 0.148 | 0.170 | 0.121 | 0.119 | 0.134 |
| | | 4 | 0.184 | 0.159 | 0.173 | 0.070 | 0.084 | 0.037 | 0.100 | 0.096 | 0.061 |

จากตารางที่ 4.33 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่าง และความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_c มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_c มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

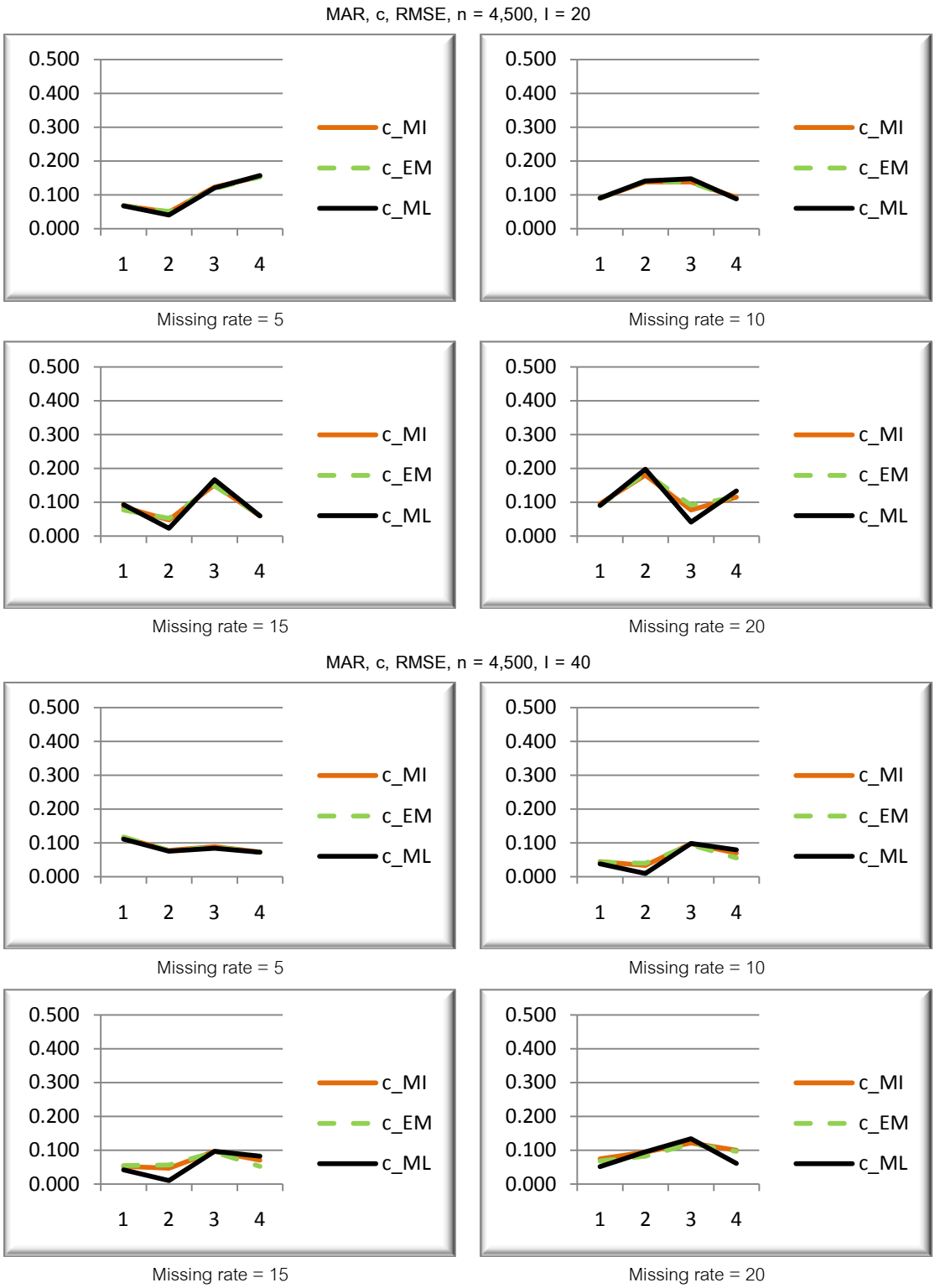
โดยภาพรวม RMSE_c_MI RMSE_c_EM และ RMSE_c_ML มีค่าใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.7 ถึง 4.9




**ภาพที่ 4.7** ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ




**ภาพที่** 4.8 ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ




**ภาพที่ 4.9** ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)** ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ตามลำดับ

### 2.1.4 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

การเปรียบเทียบ ค่า RMSE เพื่อนำเสนอความคงที่ (Stability) ของการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหาย โดยนำเสนอผลตามลำดับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ คือ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และ ค่าโอกาสในการเดา (c)

#### (1) ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)

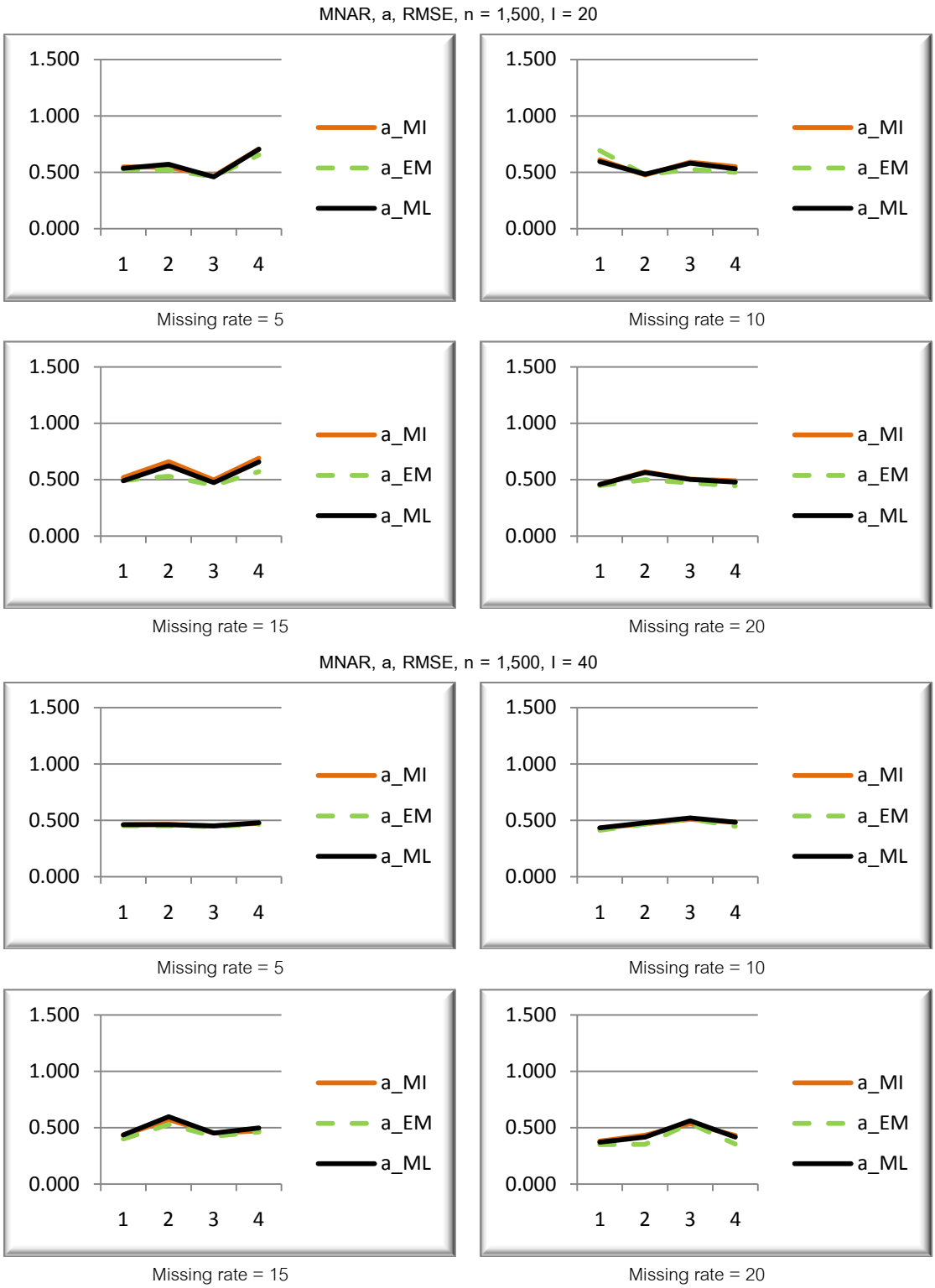
ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.34

**ตารางที่** 4.34 ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

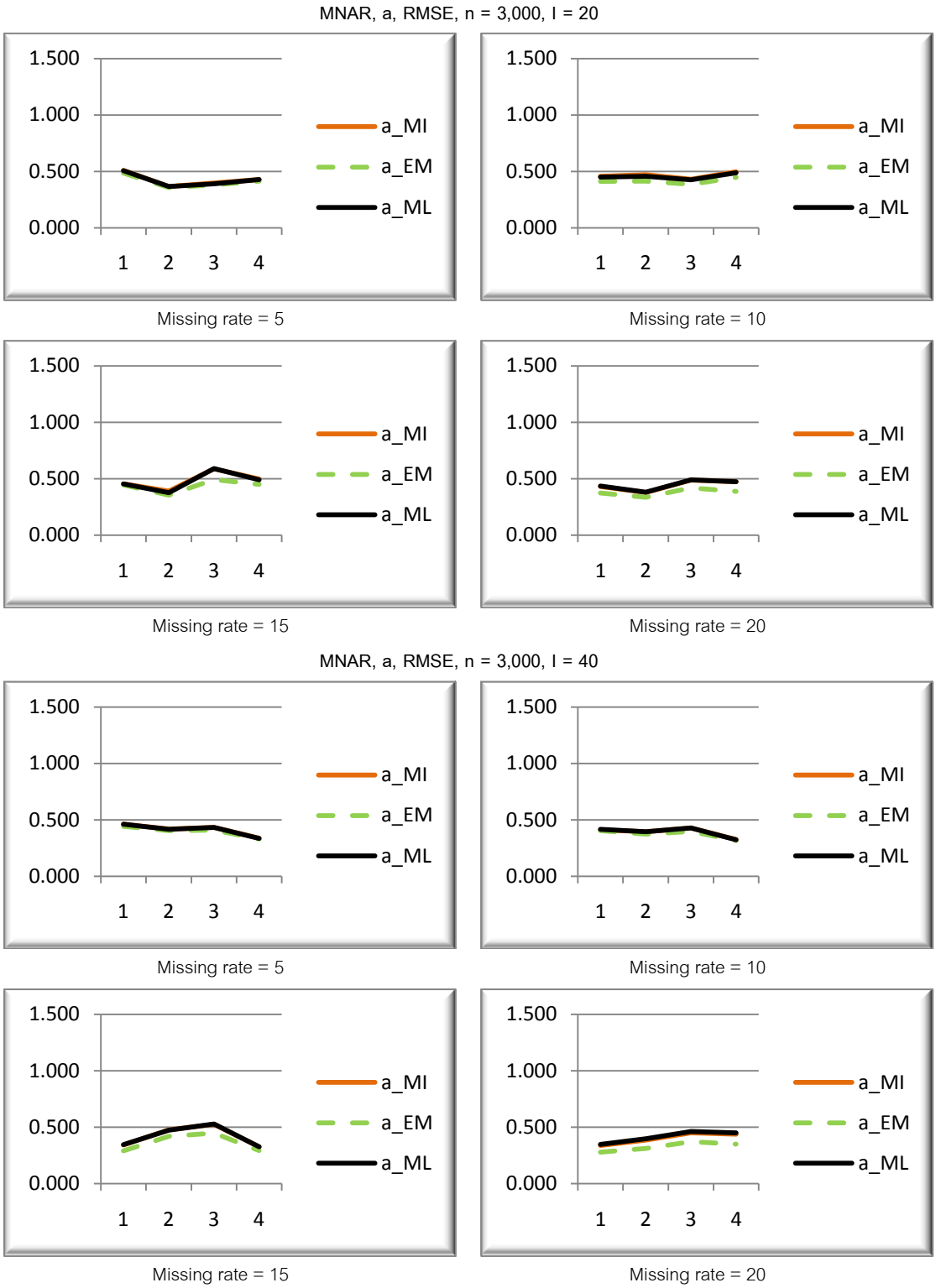
| l | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML | RMSE_a_MI | RMSE_a_EM | RMSE_a_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.548 | 0.525 | 0.536 | 0.508 | 0.486 | 0.506 | 0.421 | 0.411 | 0.419 |
| | | 2 | 0.545 | 0.521 | 0.570 | 0.366 | 0.357 | 0.365 | 0.428 | 0.408 | 0.429 |
| | | 3 | 0.467 | 0.458 | 0.459 | 0.396 | 0.379 | 0.390 | 0.427 | 0.417 | 0.426 |
| | | 4 | 0.706 | 0.653 | 0.704 | 0.429 | 0.414 | 0.427 | 0.533 | 0.503 | 0.534 |
| | 10 | 1 | 0.610 | 0.692 | 0.595 | 0.456 | 0.412 | 0.450 | 0.404 | 0.377 | 0.407 |
| | | 2 | 0.475 | 0.479 | 0.482 | 0.470 | 0.413 | 0.456 | 0.394 | 0.370 | 0.398 |
| | | 3 | 0.590 | 0.525 | 0.581 | 0.431 | 0.385 | 0.426 | 0.366 | 0.348 | 0.370 |
| | | 4 | 0.550 | 0.499 | 0.531 | 0.496 | 0.448 | 0.487 | 0.442 | 0.399 | 0.445 |
| | 15 | 1 | 0.519 | 0.493 | 0.491 | 0.453 | 0.445 | 0.454 | 0.423 | 0.355 | 0.416 |
| | | 2 | 0.659 | 0.531 | 0.623 | 0.389 | 0.354 | 0.376 | 0.501 | 0.401 | 0.492 |
| | | 3 | 0.497 | 0.448 | 0.474 | 0.588 | 0.491 | 0.590 | 0.298 | 0.261 | 0.295 |
| | | 4 | 0.691 | 0.571 | 0.657 | 0.496 | 0.449 | 0.490 | 0.336 | 0.300 | 0.325 |
| | 20 | 1 | 0.456 | 0.447 | 0.456 | 0.430 | 0.373 | 0.435 | 0.473 | 0.340 | 0.472 |
| | | 2 | 0.568 | 0.499 | 0.563 | 0.379 | 0.335 | 0.380 | 0.516 | 0.407 | 0.528 |
| | | 3 | 0.505 | 0.471 | 0.501 | 0.488 | 0.419 | 0.489 | 0.558 | 0.402 | 0.564 |
| | | 4 | 0.490 | 0.445 | 0.478 | 0.474 | 0.387 | 0.474 | 0.515 | 0.380 | 0.511 |
| 40 | 5 | 1 | 0.459 | 0.452 | 0.462 | 0.462 | 0.442 | 0.461 | 0.482 | 0.457 | 0.480 |
| | | 2 | 0.463 | 0.453 | 0.462 | 0.418 | 0.403 | 0.417 | 0.404 | 0.395 | 0.405 |
| | | 3 | 0.452 | 0.444 | 0.450 | 0.433 | 0.408 | 0.432 | 0.379 | 0.361 | 0.380 |
| | | 4 | 0.474 | 0.464 | 0.477 | 0.338 | 0.330 | 0.334 | 0.453 | 0.441 | 0.455 |
| | 10 | 1 | 0.431 | 0.411 | 0.433 | 0.412 | 0.404 | 0.416 | 0.421 | 0.399 | 0.429 |
| | | 2 | 0.468 | 0.467 | 0.479 | 0.394 | 0.374 | 0.395 | 0.350 | 0.338 | 0.356 |
| | | 3 | 0.508 | 0.512 | 0.522 | 0.428 | 0.396 | 0.427 | 0.438 | 0.413 | 0.445 |
| | | 4 | 0.483 | 0.448 | 0.482 | 0.326 | 0.316 | 0.323 | 0.504 | 0.472 | 0.507 |
| | 15 | 1 | 0.432 | 0.400 | 0.436 | 0.342 | 0.291 | 0.344 | 0.440 | 0.366 | 0.443 |
| | | 2 | 0.570 | 0.528 | 0.596 | 0.476 | 0.419 | 0.472 | 0.305 | 0.297 | 0.318 |
| | | 3 | 0.451 | 0.423 | 0.453 | 0.526 | 0.447 | 0.528 | 0.405 | 0.340 | 0.409 |
| | | 4 | 0.470 | 0.460 | 0.497 | 0.325 | 0.291 | 0.326 | 0.356 | 0.339 | 0.360 |
| | 20 | 1 | 0.381 | 0.350 | 0.370 | 0.337 | 0.279 | 0.346 | 0.383 | 0.318 | 0.377 |
| | | 2 | 0.432 | 0.351 | 0.417 | 0.385 | 0.312 | 0.398 | 0.405 | 0.335 | 0.396 |
| | | 3 | 0.534 | 0.537 | 0.561 | 0.450 | 0.372 | 0.462 | 0.392 | 0.343 | 0.390 |
| | | 4 | 0.429 | 0.355 | 0.415 | 0.438 | 0.349 | 0.449 | 0.342 | 0.293 | 0.338 |

จากตารางที่ 4. 34 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่าง และความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_a มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_a มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

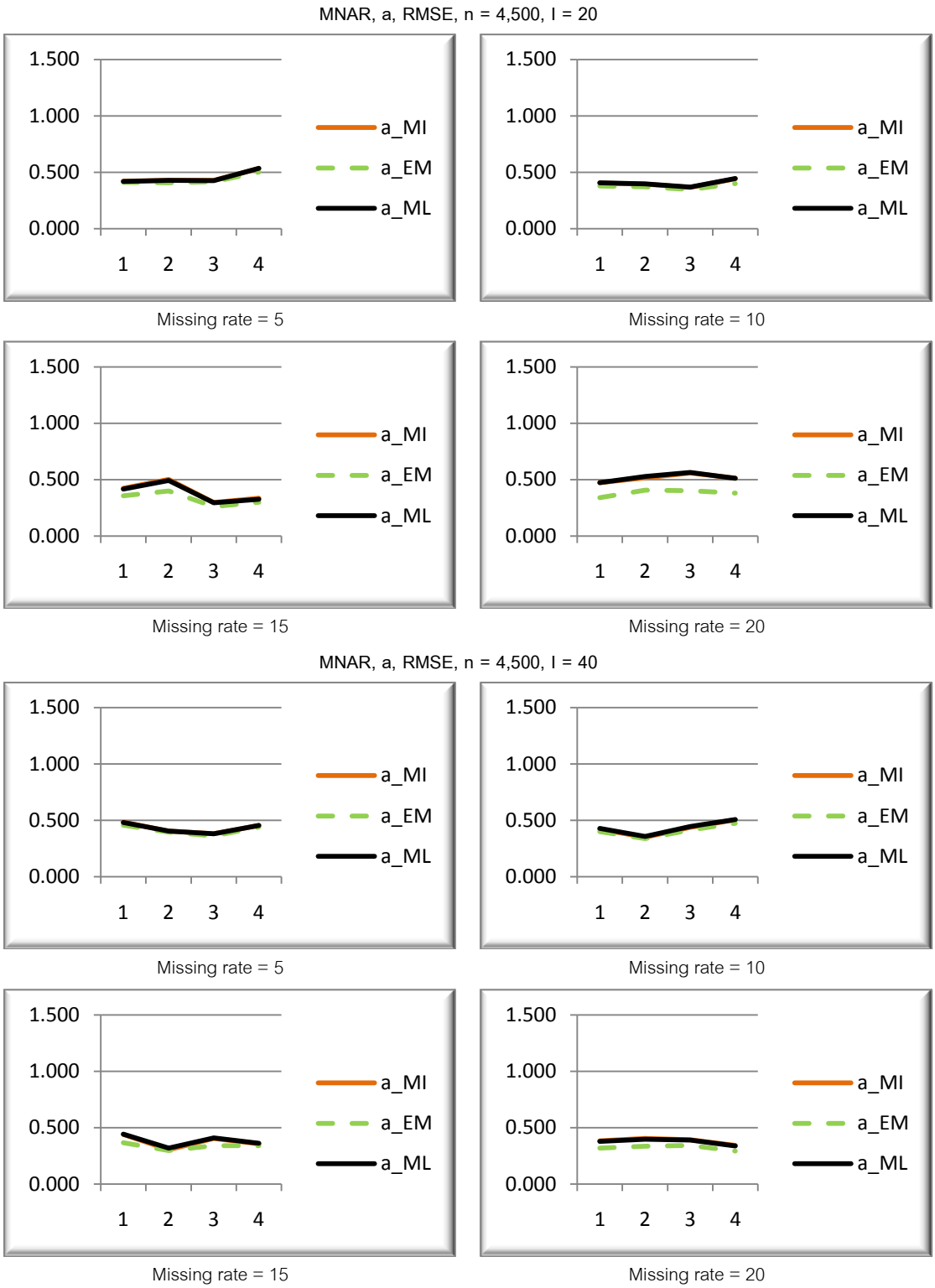
โดยภาพรวมส่วนใหญ่ RMSE_a_EM มีค่าน้อยกว่า RMSE_a_MI และ RMSE_a_EM โดย RMSE_a_MI และ RMSE_a_ML มีค่าใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.1 0 ถึง 4.12




**ภาพที่ 4.10** ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่** 4.11 ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่ 4.12** ค่า RMSE ของ**ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

(2) **ค่าความยากของข้อสอบ** (b)

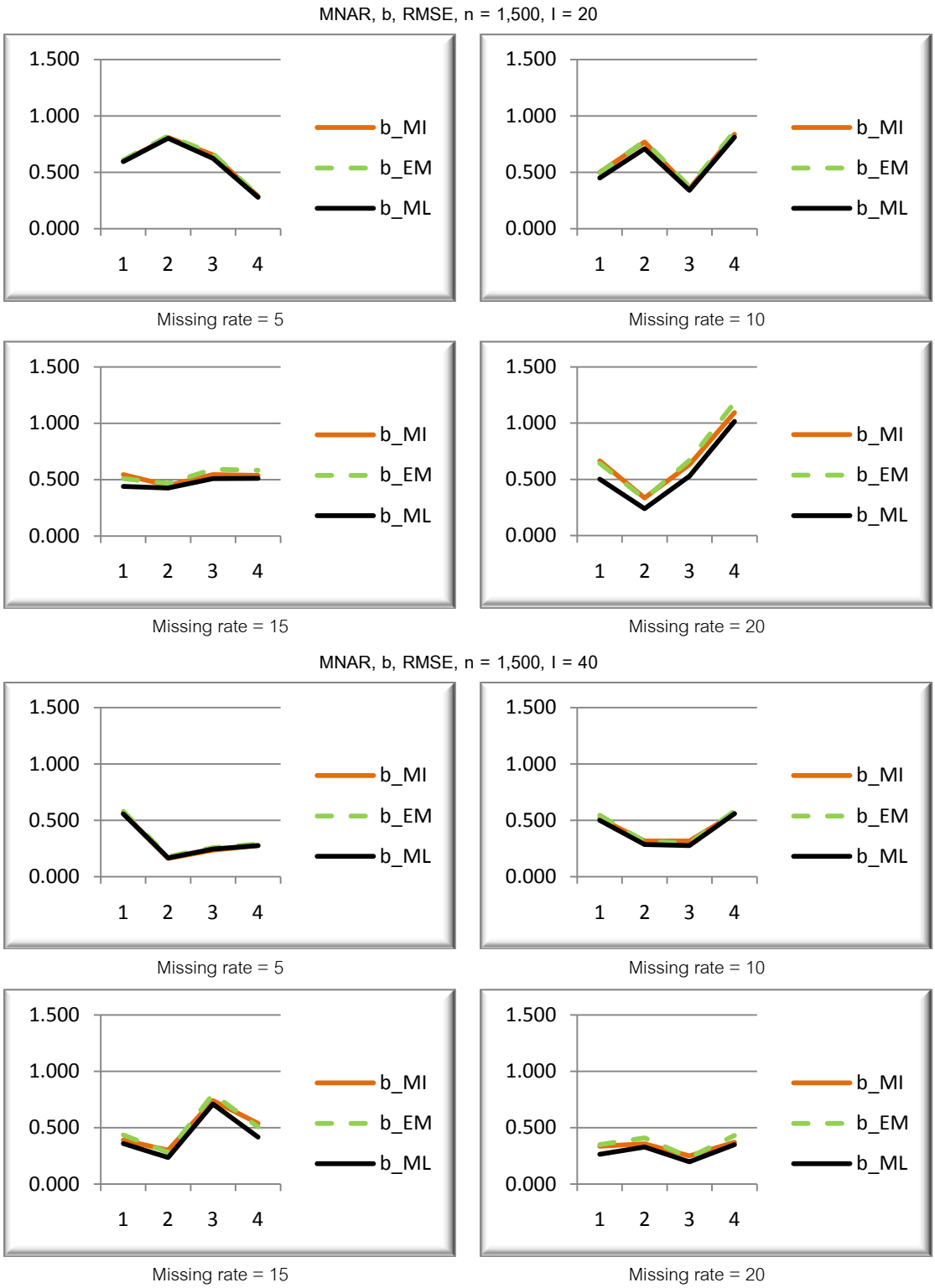
ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าความยากของข้อสอบ (b) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.35

**ตารางที่** 4.35 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

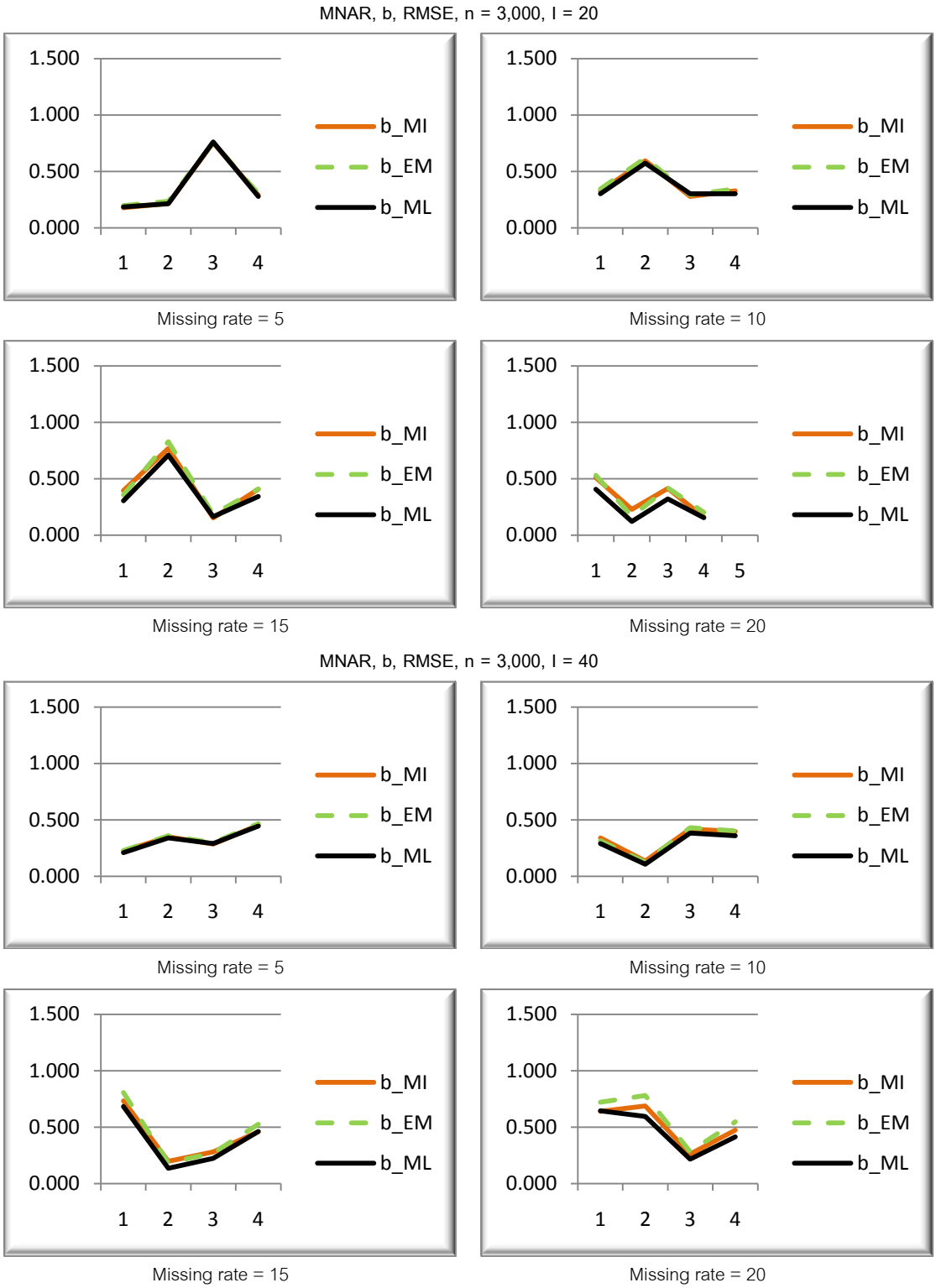
| I | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML | RMSE_b_MI | RMSE_b_EM | RMSE_b_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.598 | 0.608 | 0.595 | 0.179 | 0.196 | 0.185 | 0.304 | 0.306 | 0.288 |
| | | 2 | 0.808 | 0.822 | 0.802 | 0.217 | 0.235 | 0.214 | 0.335 | 0.343 | 0.327 |
| | | 3 | 0.653 | 0.665 | 0.624 | 0.755 | 0.757 | 0.761 | 0.356 | 0.358 | 0.340 |
| | | 4 | 0.288 | 0.294 | 0.279 | 0.290 | 0.305 | 0.279 | 0.146 | 0.156 | 0.143 |
| | 10 | 1 | 0.499 | 0.495 | 0.448 | 0.325 | 0.345 | 0.302 | 0.403 | 0.409 | 0.363 |
| | | 2 | 0.768 | 0.779 | 0.709 | 0.595 | 0.617 | 0.573 | 0.223 | 0.215 | 0.187 |
| | | 3 | 0.353 | 0.372 | 0.341 | 0.279 | 0.293 | 0.301 | 0.483 | 0.485 | 0.424 |
| | | 4 | 0.837 | 0.864 | 0.812 | 0.328 | 0.345 | 0.303 | 0.445 | 0.471 | 0.414 |
| | 15 | 1 | 0.545 | 0.509 | 0.441 | 0.395 | 0.357 | 0.305 | 0.347 | 0.385 | 0.311 |
| | | 2 | 0.448 | 0.465 | 0.425 | 0.767 | 0.827 | 0.710 | 0.406 | 0.449 | 0.370 |
| | | 3 | 0.544 | 0.592 | 0.510 | 0.151 | 0.182 | 0.163 | 0.433 | 0.482 | 0.413 |
| | | 4 | 0.538 | 0.583 | 0.510 | 0.406 | 0.409 | 0.343 | 0.631 | 0.655 | 0.547 |
| | 20 | 1 | 0.663 | 0.642 | 0.502 | 0.508 | 0.531 | 0.407 | 0.525 | 0.569 | 0.512 |
| | | 2 | 0.336 | 0.328 | 0.240 | 0.228 | 0.166 | 0.122 | 0.301 | 0.298 | 0.178 |
| | | 3 | 0.630 | 0.668 | 0.528 | 0.413 | 0.419 | 0.320 | 0.257 | 0.309 | 0.218 |
| | | 4 | 1.093 | 1.182 | 1.016 | 0.159 | 0.201 | 0.155 | 0.340 | 0.407 | 0.287 |
| 40 | 5 | 1 | 0.567 | 0.581 | 0.556 | 0.222 | 0.227 | 0.210 | 0.243 | 0.252 | 0.232 |
| | | 2 | 0.161 | 0.179 | 0.166 | 0.348 | 0.359 | 0.339 | 0.268 | 0.254 | 0.248 |
| | | 3 | 0.234 | 0.257 | 0.245 | 0.286 | 0.298 | 0.289 | 0.283 | 0.294 | 0.302 |
| | | 4 | 0.276 | 0.291 | 0.275 | 0.454 | 0.466 | 0.444 | 0.212 | 0.201 | 0.193 |
| | 10 | 1 | 0.516 | 0.545 | 0.498 | 0.341 | 0.315 | 0.290 | 0.263 | 0.243 | 0.216 |
| | | 2 | 0.316 | 0.312 | 0.286 | 0.135 | 0.126 | 0.107 | 0.428 | 0.418 | 0.361 |
| | | 3 | 0.317 | 0.297 | 0.277 | 0.419 | 0.430 | 0.384 | 0.217 | 0.206 | 0.183 |
| | | 4 | 0.559 | 0.584 | 0.558 | 0.396 | 0.401 | 0.360 | 0.114 | 0.094 | 0.085 |
| | 15 | 1 | 0.391 | 0.436 | 0.360 | 0.732 | 0.806 | 0.682 | 0.402 | 0.432 | 0.338 |
| | | 2 | 0.299 | 0.280 | 0.235 | 0.197 | 0.182 | 0.136 | 0.671 | 0.623 | 0.532 |
| | | 3 | 0.739 | 0.797 | 0.708 | 0.280 | 0.272 | 0.224 | 0.326 | 0.371 | 0.296 |
| | | 4 | 0.537 | 0.506 | 0.416 | 0.459 | 0.524 | 0.462 | 0.461 | 0.393 | 0.350 |
| | 20 | 1 | 0.336 | 0.349 | 0.264 | 0.640 | 0.721 | 0.644 | 0.163 | 0.206 | 0.162 |
| | | 2 | 0.356 | 0.409 | 0.329 | 0.688 | 0.780 | 0.595 | 0.243 | 0.276 | 0.200 |
| | | 3 | 0.249 | 0.237 | 0.196 | 0.262 | 0.284 | 0.216 | 0.263 | 0.217 | 0.173 |
| | | 4 | 0.371 | 0.431 | 0.349 | 0.472 | 0.548 | 0.414 | 0.185 | 0.143 | 0.107 |

จากตารางที่ 4. 35 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ (b)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่าง และความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_b มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_b มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

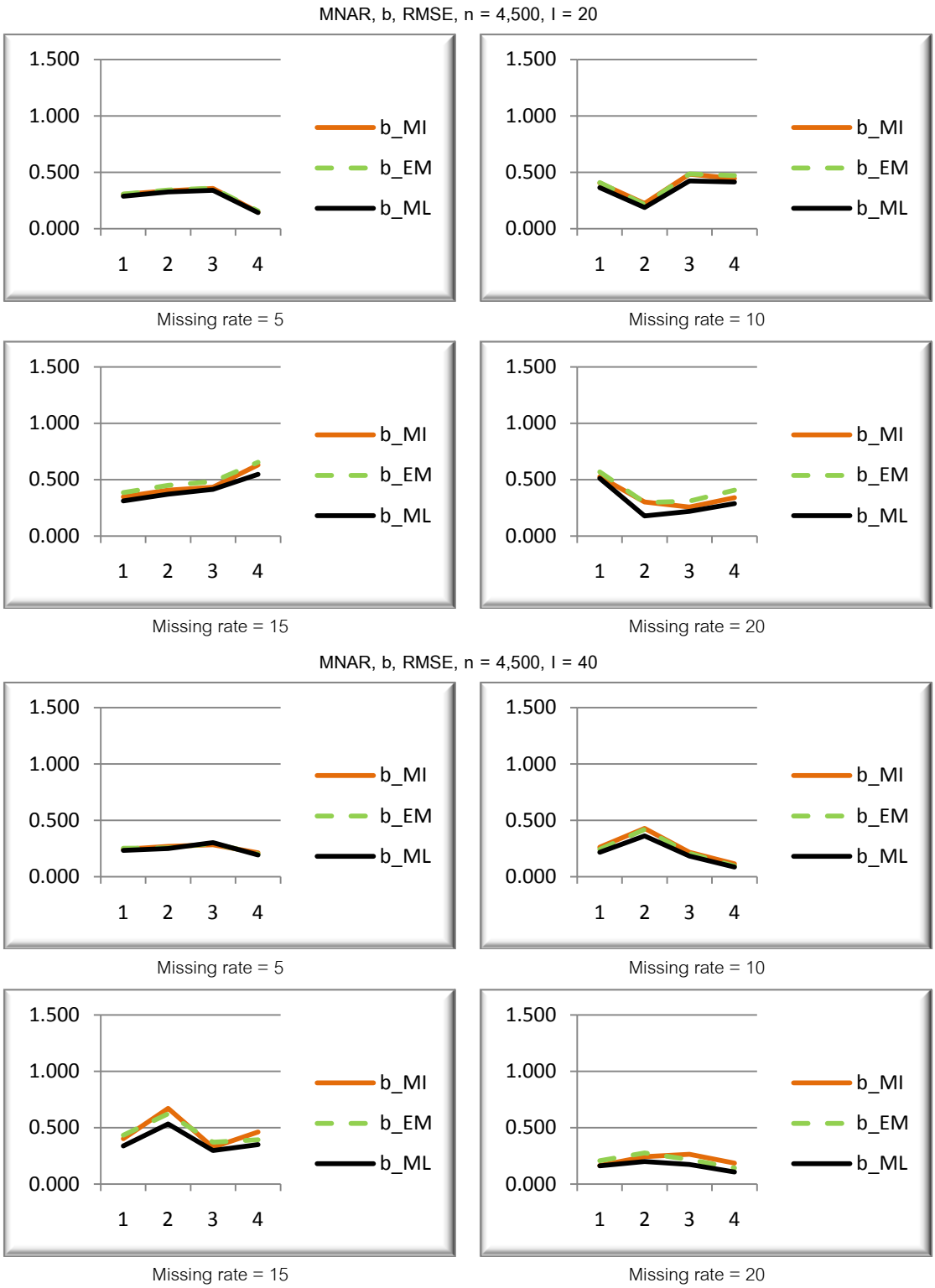
โดยภาพรวม RMSE_b_ML มีค่าต่ำกว่า RMSE_b_MI และ RMSE_b_EM โดยค่า RMSE_b ของทั้ง 3 วิธีมีค่าต่างกันมากขึ้นเมื่ออัตราการสูญหายของข้อมูลเพิ่มขึ้น รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.13 ถึง 4.15




**ภาพที่ 4.13** ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่** 4.14 ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่ 4.15** ค่า RMSE ของ**ค่าความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

**(3) ค่าโอกาสในการเดา (c)**

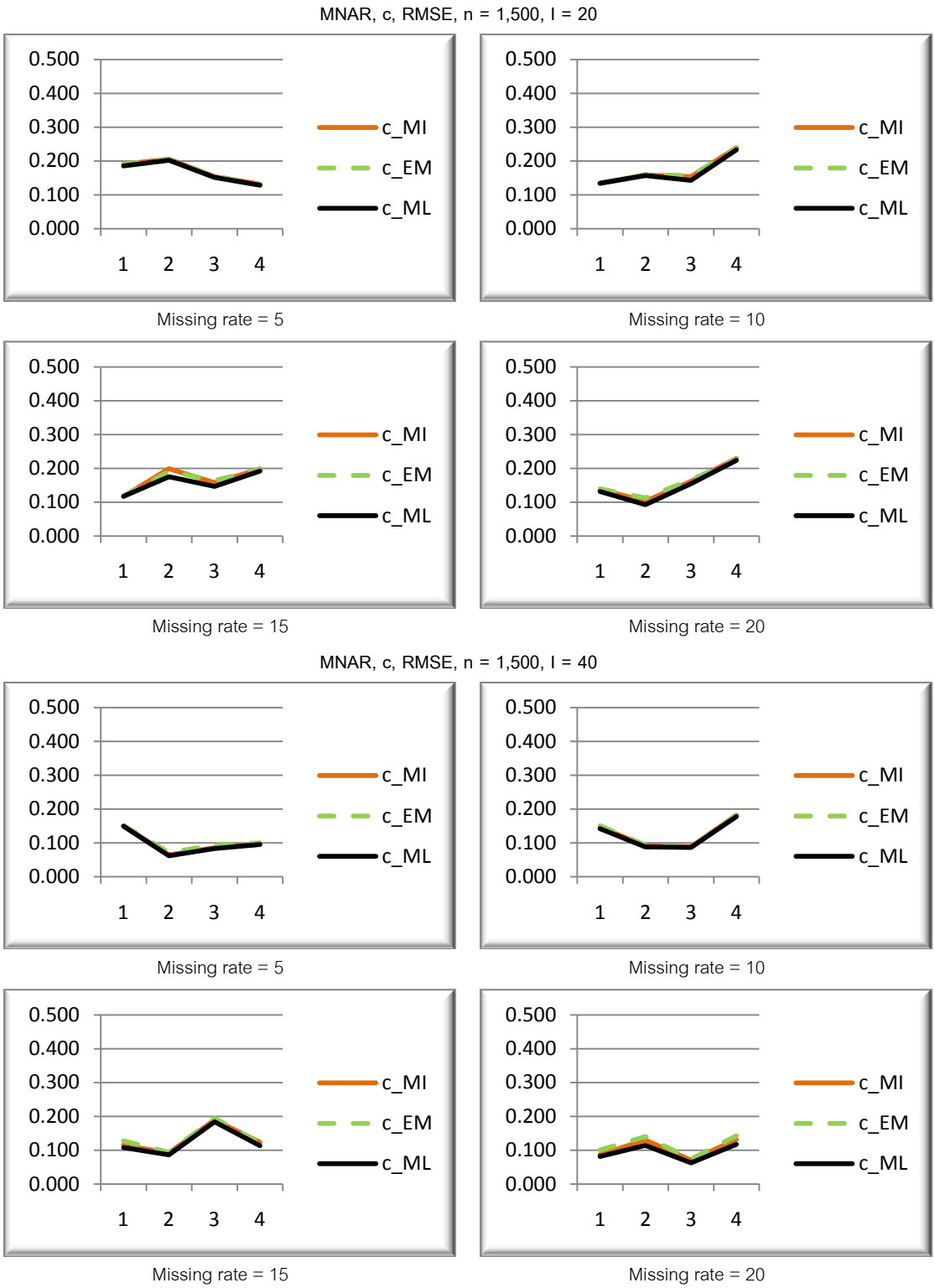
ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าโอกาสในการเดา (c) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.36

**ตารางที่** 4.36 ผลการ วิเคราะห์ ค่า RMSE ของ **ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (l) ตามลำดับ

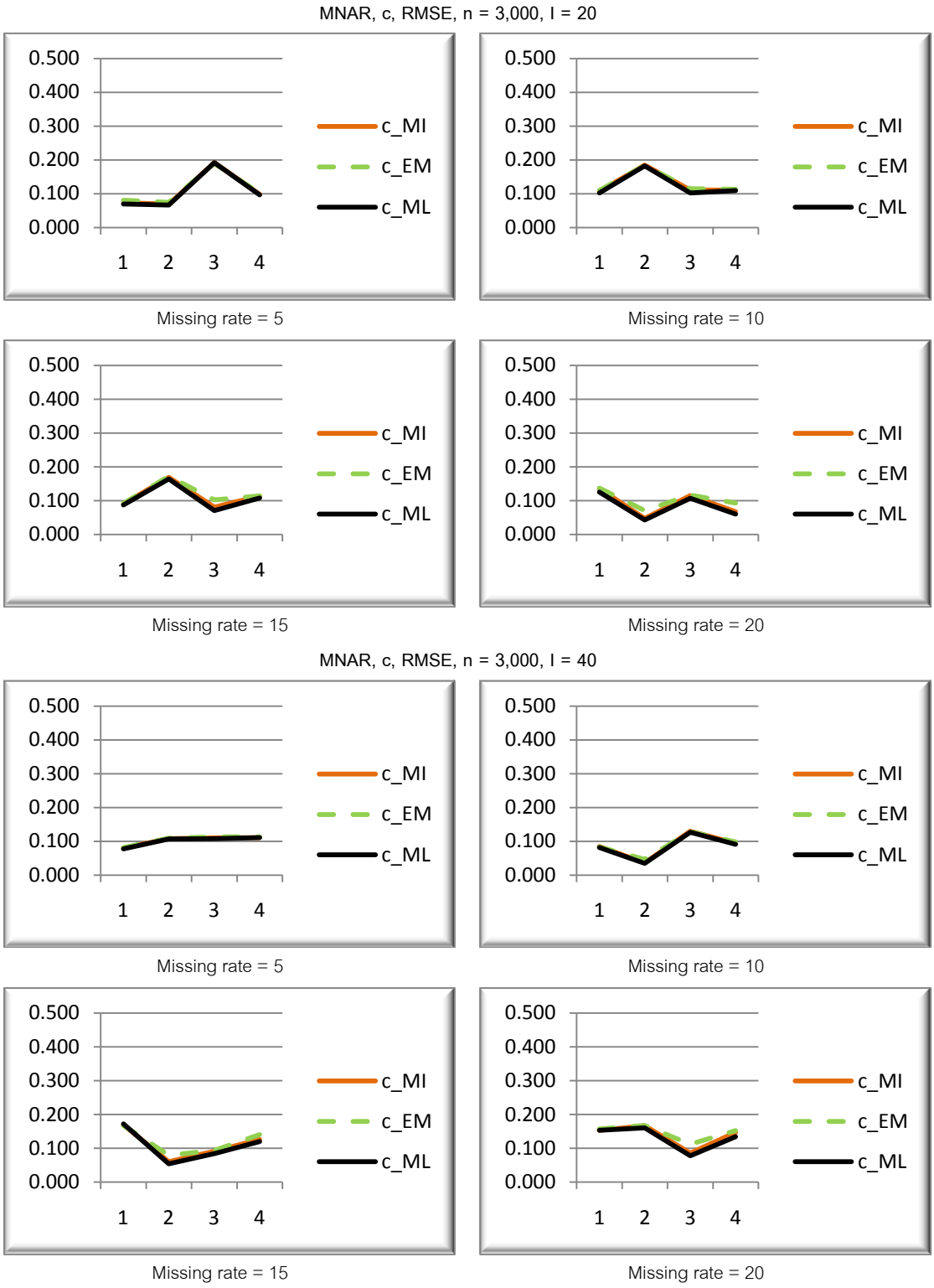
| l | m | i | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML | RMSE_c_MI | RMSE_c_EM | RMSE_c_ML |
| 20 | 5 | 1 | 0.191 | 0.191 | 0.185 | 0.073 | 0.081 | 0.069 | 0.090 | 0.091 | 0.088 |
| | | 2 | 0.206 | 0.205 | 0.202 | 0.069 | 0.075 | 0.067 | 0.120 | 0.122 | 0.117 |
| | | 3 | 0.154 | 0.155 | 0.152 | 0.191 | 0.189 | 0.192 | 0.097 | 0.097 | 0.095 |
| | | 4 | 0.132 | 0.131 | 0.129 | 0.098 | 0.101 | 0.097 | 0.069 | 0.074 | 0.065 |
| | 10 | 1 | 0.135 | 0.134 | 0.134 | 0.107 | 0.110 | 0.103 | 0.115 | 0.115 | 0.111 |
| | | 2 | 0.159 | 0.160 | 0.157 | 0.184 | 0.183 | 0.182 | 0.069 | 0.070 | 0.067 |
| | | 3 | 0.153 | 0.156 | 0.143 | 0.111 | 0.115 | 0.102 | 0.117 | 0.117 | 0.114 |
| | | 4 | 0.240 | 0.237 | 0.233 | 0.111 | 0.113 | 0.109 | 0.147 | 0.149 | 0.145 |
| | 15 | 1 | 0.117 | 0.118 | 0.117 | 0.090 | 0.092 | 0.087 | 0.123 | 0.128 | 0.108 |
| | | 2 | 0.199 | 0.191 | 0.175 | 0.169 | 0.172 | 0.164 | 0.157 | 0.154 | 0.149 |
| | | 3 | 0.158 | 0.164 | 0.147 | 0.081 | 0.102 | 0.071 | 0.111 | 0.120 | 0.102 |
| | | 4 | 0.198 | 0.197 | 0.192 | 0.114 | 0.114 | 0.108 | 0.133 | 0.135 | 0.132 |
| | 20 | 1 | 0.138 | 0.140 | 0.132 | 0.136 | 0.137 | 0.125 | 0.193 | 0.171 | 0.177 |
| | | 2 | 0.103 | 0.113 | 0.093 | 0.048 | 0.071 | 0.043 | 0.076 | 0.085 | 0.061 |
| | | 3 | 0.162 | 0.166 | 0.155 | 0.115 | 0.117 | 0.107 | 0.109 | 0.109 | 0.093 |
| | | 4 | 0.229 | 0.226 | 0.224 | 0.068 | 0.092 | 0.060 | 0.122 | 0.124 | 0.109 |
| 40 | 5 | 1 | 0.150 | 0.152 | 0.149 | 0.080 | 0.082 | 0.077 | 0.097 | 0.099 | 0.094 |
| | | 2 | 0.064 | 0.072 | 0.062 | 0.107 | 0.109 | 0.107 | 0.073 | 0.071 | 0.072 |
| | | 3 | 0.086 | 0.093 | 0.083 | 0.110 | 0.113 | 0.108 | 0.102 | 0.107 | 0.102 |
| | | 4 | 0.096 | 0.100 | 0.095 | 0.111 | 0.113 | 0.111 | 0.063 | 0.061 | 0.060 |
| | 10 | 1 | 0.147 | 0.151 | 0.142 | 0.085 | 0.083 | 0.081 | 0.070 | 0.068 | 0.065 |
| | | 2 | 0.091 | 0.094 | 0.088 | 0.036 | 0.047 | 0.035 | 0.096 | 0.096 | 0.090 |
| | | 3 | 0.089 | 0.087 | 0.086 | 0.130 | 0.128 | 0.127 | 0.066 | 0.067 | 0.063 |
| | | 4 | 0.181 | 0.183 | 0.178 | 0.094 | 0.099 | 0.091 | 0.037 | 0.041 | 0.035 |
| | 15 | 1 | 0.115 | 0.128 | 0.108 | 0.169 | 0.167 | 0.172 | 0.124 | 0.123 | 0.118 |
| | | 2 | 0.092 | 0.094 | 0.087 | 0.061 | 0.079 | 0.054 | 0.114 | 0.114 | 0.113 |
| | | 3 | 0.190 | 0.194 | 0.184 | 0.091 | 0.093 | 0.084 | 0.114 | 0.121 | 0.108 |
| | | 4 | 0.124 | 0.121 | 0.114 | 0.126 | 0.140 | 0.119 | 0.092 | 0.089 | 0.086 |
| | 20 | 1 | 0.087 | 0.101 | 0.081 | 0.153 | 0.157 | 0.153 | 0.062 | 0.087 | 0.054 |
| | | 2 | 0.130 | 0.140 | 0.114 | 0.167 | 0.167 | 0.160 | 0.079 | 0.093 | 0.070 |
| | | 3 | 0.071 | 0.074 | 0.062 | 0.086 | 0.112 | 0.078 | 0.063 | 0.070 | 0.058 |
| | | 4 | 0.132 | 0.143 | 0.117 | 0.147 | 0.152 | 0.134 | 0.037 | 0.059 | 0.033 |

จากตารางที่ 4.36 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา** (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ) เมื่อพิจารณารายเงื่อนไข พบว่า เมื่อกลุ่มตัวอย่างและความยาวแบบสอบมีขนาดเพิ่มขึ้น RMSE_c มีแนวโน้มเขาใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า RMSE_c มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

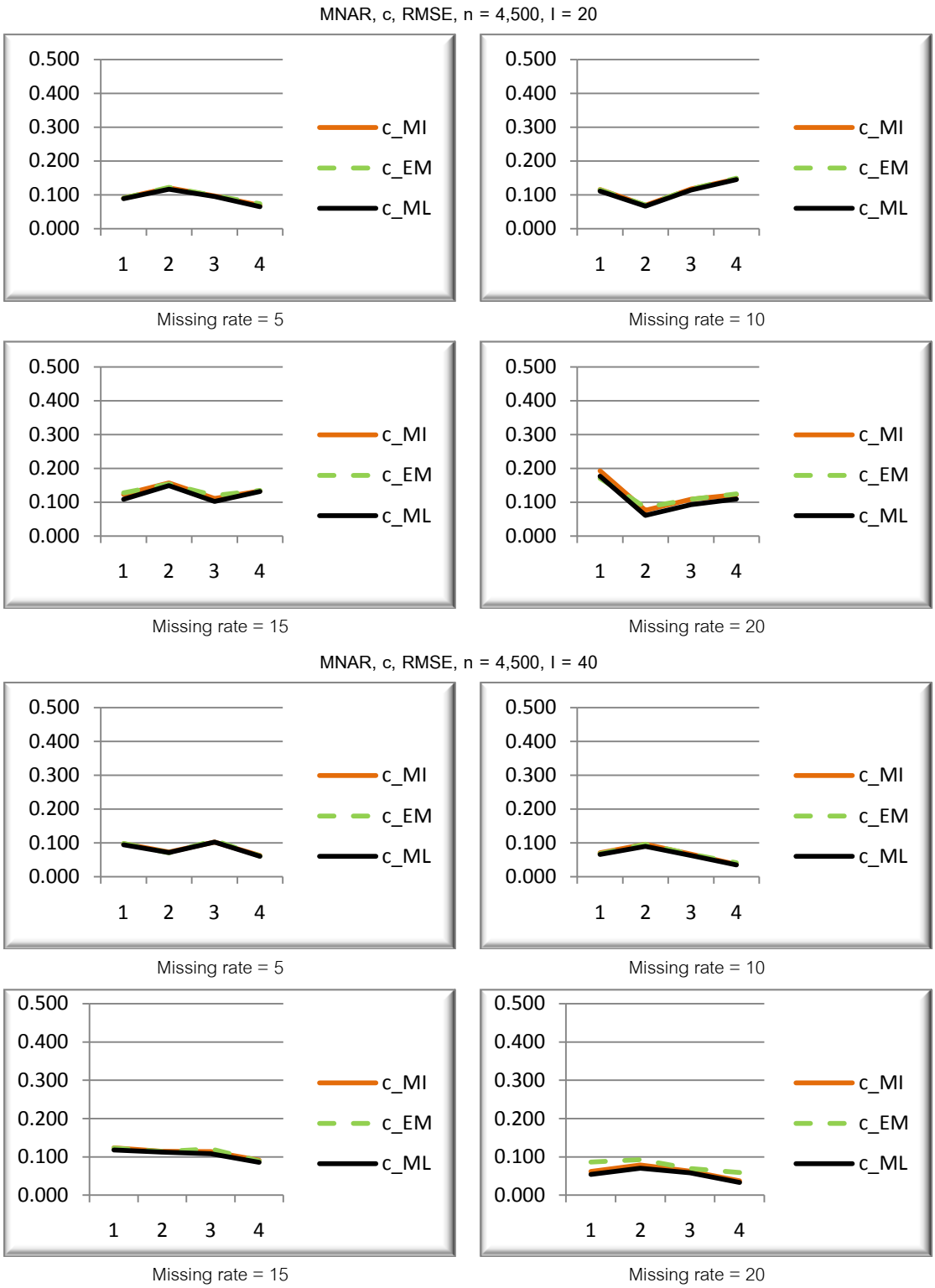
โดยภาพรวม RMSE_b_ML มีค่าต่ำกว่า RMSE_b_MI และ RMSE_b_EM แต่ทั้งนี้ RMSE_c_MI RMSE_c_EM และ RMSE_c_ML มีค่าใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.16 ถึง 4.18




**ภาพที่** 4.16 ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่** 4.17 ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ




**ภาพที่ 4.18** ค่า RMSE ของ**ค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

### 2.2 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ

ในการนำเสนอผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบทั้ง 3 วิธีนั้น นำเสนอตามลำดับสภาวะการสูญหายของข้อมูล คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ตามลำดับ ซึ่งผลปรากฏดังนี้

#### 2.2.1 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

การเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) โดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.37

**ตารางที่** 4.37 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | $\theta$ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML |
| 20 | 5 | -3 | 1.435 | 1.435 | 1.430 | 1.214 | 1.213 | 1.206 | 1.383 | 1.382 | 1.374 |
| | | -2 | 0.759 | 0.759 | 0.755 | 0.651 | 0.651 | 0.645 | 0.742 | 0.742 | 0.736 |
| | | -1 | 0.318 | 0.318 | 0.316 | 0.278 | 0.278 | 0.275 | 0.309 | 0.309 | 0.306 |
| | | 0 | 0.030 | 0.030 | 0.029 | 0.002 | 0.002 | 0.001 | 0.020 | 0.020 | 0.020 |
| | | 1 | -0.237 | -0.237 | -0.235 | -0.269 | -0.269 | -0.267 | -0.234 | -0.234 | -0.232 |
| | | 2 | -0.593 | -0.593 | -0.587 | -0.640 | -0.640 | -0.633 | -0.602 | -0.603 | -0.596 |
| | | 3 | -1.132 | -1.132 | -1.122 | -1.218 | -1.218 | -1.206 | -1.162 | -1.162 | -1.151 |
| | 10 | -3 | 1.536 | 1.535 | 1.520 | 1.480 | 1.482 | 1.465 | 1.364 | 1.363 | 1.354 |
| | | -2 | 0.813 | 0.812 | 0.801 | 0.762 | 0.762 | 0.748 | 0.699 | 0.699 | 0.690 |
| | | -1 | 0.351 | 0.351 | 0.344 | 0.341 | 0.342 | 0.334 | 0.325 | 0.326 | 0.320 |
| | | 0 | 0.035 | 0.035 | 0.033 | 0.042 | 0.042 | 0.041 | 0.041 | 0.042 | 0.041 |
| | | 1 | -0.231 | -0.231 | -0.226 | -0.255 | -0.255 | -0.249 | -0.250 | -0.250 | -0.245 |
| | | 2 | -0.582 | -0.583 | -0.567 | -0.661 | -0.662 | -0.646 | -0.641 | -0.641 | -0.629 |
| | | 3 | -1.007 | -1.006 | -0.983 | -1.305 | -1.306 | -1.280 | -1.218 | -1.219 | -1.199 |
| | 15 | -3 | 1.462 | 1.463 | 1.448 | 1.356 | 1.361 | 1.323 | 1.361 | 1.362 | 1.341 |
| | | -2 | 0.778 | 0.777 | 0.766 | 0.760 | 0.762 | 0.736 | 0.738 | 0.739 | 0.722 |
| | | -1 | 0.313 | 0.314 | 0.308 | 0.318 | 0.320 | 0.307 | 0.304 | 0.305 | 0.294 |
| | | 0 | 0.032 | 0.032 | 0.031 | -0.006 | -0.006 | -0.008 | -0.010 | -0.010 | -0.012 |
| | | 1 | -0.223 | -0.224 | -0.220 | -0.281 | -0.282 | -0.275 | -0.273 | -0.273 | -0.265 |
| | | 2 | -0.554 | -0.555 | -0.545 | -0.640 | -0.641 | -0.625 | -0.613 | -0.614 | -0.594 |
| | | 3 | -1.109 | -1.108 | -1.094 | -1.091 | -1.093 | -1.068 | -1.077 | -1.078 | -1.046 |
| | 20 | -3 | 1.437 | 1.436 | 1.407 | 1.297 | 1.298 | 1.276 | 1.299 | 1.303 | 1.283 |
| | | -2 | 0.738 | 0.740 | 0.716 | 0.721 | 0.722 | 0.708 | 0.707 | 0.709 | 0.695 |
| | | -1 | 0.327 | 0.329 | 0.314 | 0.292 | 0.292 | 0.285 | 0.294 | 0.295 | 0.288 |
| | | 0 | 0.028 | 0.028 | 0.027 | 0.010 | 0.011 | 0.010 | -0.005 | -0.005 | -0.006 |
| | | 1 | -0.262 | -0.262 | -0.252 | -0.255 | -0.255 | -0.249 | -0.284 | -0.285 | -0.278 |
| | | 2 | -0.639 | -0.639 | -0.618 | -0.608 | -0.609 | -0.595 | -0.689 | -0.689 | -0.672 |
| | | 3 | -1.386 | -1.389 | -1.353 | -1.240 | -1.242 | -1.218 | -1.268 | -1.270 | -1.241 |

**ตารางที่** 4.37 (ต่อ)

| I | m | θ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML |
| 40 | 5 | -3 | 0.891 | 0.892 | 0.888 | 1.036 | 1.035 | 1.031 | 0.957 | 0.956 | 0.955 |
| | | -2 | 0.448 | 0.448 | 0.446 | 0.503 | 0.503 | 0.501 | 0.452 | 0.452 | 0.451 |
| | | -1 | 0.164 | 0.164 | 0.163 | 0.175 | 0.175 | 0.174 | 0.176 | 0.176 | 0.175 |
| | | 0 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | -0.003 | -0.003 | -0.004 | 0.003 | 0.003 | 0.003 |
| | | 1 | -0.158 | -0.158 | -0.158 | -0.145 | -0.145 | -0.144 | -0.148 | -0.148 | -0.148 |
| | | 2 | -0.383 | -0.383 | -0.381 | -0.353 | -0.353 | -0.350 | -0.360 | -0.361 | -0.357 |
| | | 3 | -0.751 | -0.751 | -0.745 | -0.860 | -0.860 | -0.853 | -0.692 | -0.692 | -0.684 |
| | 10 | -3 | 0.901 | 0.898 | 0.890 | 1.019 | 1.019 | 1.011 | 0.906 | 0.907 | 0.899 |
| | | -2 | 0.483 | 0.482 | 0.477 | 0.533 | 0.533 | 0.529 | 0.418 | 0.419 | 0.414 |
| | | -1 | 0.217 | 0.217 | 0.215 | 0.199 | 0.199 | 0.197 | 0.150 | 0.150 | 0.148 |
| | | 0 | 0.051 | 0.052 | 0.051 | 0.027 | 0.027 | 0.027 | -0.013 | -0.013 | -0.014 |
| | | 1 | -0.115 | -0.116 | -0.115 | -0.135 | -0.135 | -0.135 | -0.153 | -0.153 | -0.152 |
| | | 2 | -0.350 | -0.351 | -0.345 | -0.369 | -0.369 | -0.366 | -0.376 | -0.376 | -0.370 |
| | | 3 | -0.701 | -0.705 | -0.692 | -0.823 | -0.824 | -0.816 | -0.721 | -0.720 | -0.706 |
| | 15 | -3 | 1.130 | 1.130 | 1.123 | 1.158 | 1.158 | 1.150 | 0.912 | 0.913 | 0.903 |
| | | -2 | 0.498 | 0.498 | 0.494 | 0.593 | 0.594 | 0.588 | 0.421 | 0.421 | 0.416 |
| | | -1 | 0.193 | 0.193 | 0.191 | 0.237 | 0.237 | 0.234 | 0.152 | 0.152 | 0.149 |
| | | 0 | 0.015 | 0.015 | 0.014 | 0.007 | 0.007 | 0.006 | -0.013 | -0.013 | -0.014 |
| | | 1 | -0.130 | -0.130 | -0.129 | -0.153 | -0.153 | -0.151 | -0.155 | -0.155 | -0.154 |
| | | 2 | -0.353 | -0.353 | -0.347 | -0.351 | -0.351 | -0.345 | -0.378 | -0.378 | -0.370 |
| | | 3 | -0.657 | -0.659 | -0.642 | -0.683 | -0.683 | -0.669 | -0.726 | -0.726 | -0.707 |
| | 20 | -3 | 0.964 | 0.963 | 0.955 | 0.993 | 0.994 | 0.985 | 1.022 | 1.022 | 1.014 |
| | | -2 | 0.493 | 0.493 | 0.486 | 0.477 | 0.478 | 0.472 | 0.445 | 0.445 | 0.440 |
| | | -1 | 0.186 | 0.186 | 0.183 | 0.189 | 0.189 | 0.186 | 0.157 | 0.157 | 0.155 |
| | | 0 | 0.017 | 0.017 | 0.016 | 0.016 | 0.016 | 0.015 | -0.020 | -0.019 | -0.020 |
| | | 1 | -0.147 | -0.147 | -0.146 | -0.154 | -0.154 | -0.152 | -0.183 | -0.183 | -0.181 |
| | | 2 | -0.382 | -0.382 | -0.375 | -0.419 | -0.420 | -0.413 | -0.438 | -0.439 | -0.431 |
| | | 3 | -0.756 | -0.758 | -0.741 | -0.877 | -0.878 | -0.862 | -0.924 | -0.926 | -0.907 |

จากตารางที่ 4.37 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) พบว่า โดยภาพรวม BIAS_$\theta$_ML มีค่าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM เมื่อพิจารณาตามขนาดกลุ่มตัวอย่างทั้ง 3 กลุ่ม พบว่า เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า BIAS ของแต่ละวิธีมีค่า เข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น โดย BIAS_$\theta$ ทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_$\theta$ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

จากผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ได้จากการประมาณค่าทดแทนวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ผู้วิจัยเปรียบเทียบค่า BIAS ในการศึกษาครั้งนี้ โดยใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) ในเบื้องต้น ผู้วิจัย ทดสอบ Mauchly's Test of Sphericity เพื่อทดสอบข้อตกลงเบื้องต้นในเรื่อง Compound Symmetry ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ หากพบว่าไม่เป็น Compound Symmetry ผู้วิจัยใช้วิธีการปรับด้วยวิธี Greenhouse-Geisser ก่อนทดสอบความแปรปรวนแบบวัดซ้ำมิติเดียวต่อไป

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.38

**ตารางที่** 4.38 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ **ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.562 | 1.403 | 0.000 | 0.460 | 0.010 | 2102.303 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.265 | 0.000 | 5.618* | 0.065 | 1896.871 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.624 | 0.000 | 12.335* | 0.063 | 2434.315 | 0.000 |
| | | 20 | 0.002 | 1.410 | 0.001 | 9.573* | 0.319 | 2113.320 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.595 | 0.000 | 38.924* | 0.003 | 2390.586 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.588 | 0.000 | 64.612* | 0.012 | 2381.002 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.347 | 0.000 | 7.082* | 0.011 | 2019.161 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.614 | 0.000 | 15.437* | 0.062 | 2418.672 | 0.000 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.000 | 1.345 | 0.000 | 15.051* | 0.031 | 4032.104 | 0.000 |
| | | 10 | 0.001 | 1.193 | 0.001 | 29.893* | 0.145 | 3576.840 | 0.000 |
| | | 15 | 0.010 | 1.079 | 0.010 | 126.651* | 0.247 | 3235.502 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.124 | 0.000 | 7.283* | 0.124 | 3371.575 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.584 | 0.000 | 57.767* | 0.006 | 4750.984 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.377 | 0.000 | 127.289* | 0.010 | 4129.468 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.264 | 0.000 | 31.358* | 0.027 | 3791.702 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.199 | 0.000 | 40.894* | 0.028 | 3597.021 | 0.000 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.348 | 0.000 | 19.755* | 0.038 | 6065.830 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.185 | 0.000 | 8.201* | 0.126 | 5331.841 | 0.000 |
| | | 15 | 0.003 | 1.092 | 0.003 | 40.763* | 0.305 | 4913.283 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.136 | 0.000 | 4.568* | 0.222 | 5109.768 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.610 | 0.000 | 1.495 | 0.010 | 7242.330 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.271 | 0.000 | 53.556* | 0.030 | 5719.648 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.194 | 0.001 | 54.041* | 0.047 | 5373.596 | 0.000 |
| | | 20 | 0.000 | 1.185 | 0.000 | 0.924 | 0.044 | 5329.993 | 0.000 |

*p<.05

จากตารางที่ 4. 38 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ **ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)** พบว่า ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และอัตราการสูญหายของข้อมูล 10% 15% และ 20% ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูลทั้ง 4 ระดับ กลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบทั้ง 2 ระดับ และอัตราการสูญหายของข้อมูล ทั้ง 4 ระดับ กลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และอัตราการสูญหายของข้อมูลทั้ง 4 ระดับ ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% และ 15% รวม 21 เงื่อนไข มีค่า BIAS_$\theta$ แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 อย่างน้อย 1 คู่ จึงทำการตรวจสอบความแตกต่างระหว่างค่า BIAS_$\theta$ ของทั้ง 3 วิธี โดยการเปรียบเทียบรายคู่ (Post-hoc comparison) โดยวิธีของ Bonferroni

ผลการเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) รายคู่ ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.39

**ตารางที่** 4.39 ผลการเปรียบเทียบรายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

| n | Item | Method | อัตราการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 5 | | 10 | | 15 | | 20 | |
| | | | MI | EM | MI | EM | MI | EM | MI | EM |
| 1,500 | 20 | EM | | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | 0.001* | - | 0.001* | 0.001* | 0.001* | 0.002* |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | 0.000* | 0.000* | 0.001* | 0.001 | 0.000* | 0.000* | 0.001* | 0.001* |
| 3,000 | 20 | EM | - | - | - | - | -0.000* | - | - | - |
| | | ML | 0.000* | 0.000* | 0.001* | 0.001* | 0.002* | 0.002* | 0.000* | 0.000* |
| | 40 | EM | - | - | 0.000* | - | -0.000* | - | -0.000* | - |
| | | ML | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.001* | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.001* |
| 4,500 | 20 | EM | - | - | - | - | -0.000* | - | -0.000* | - |
| | | ML | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.000* | 0.001* | 0.001* | -0.000* | - |
| | 40 | EM | - | - | -0.000* | - | -0.000* | - | - | - |
| | | ML | - | - | 0.0003* | 0.0004 | 0.0004* | 0.0005* | - | - |

*p<.05

**หมายเหตุ** - หมายถึง แตกต่างกันอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

จากตารางที่ 4. 39 ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) พบว่า ค่า BIAS_$\theta$ แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 จำนวน 48 คู่ คือในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001 และ 0.001 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001 และ 0.00 2 ตามลำดับ) เมื่อความยาวแบบสอบเท่ากับ 40 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001 และ 0.001 ตามลำดับ)ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001 และ -0.001 ตามลำดับ)

ในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001 และ 0.00 1 ตามลำดับ)ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI สูงกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.00 2 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.00 2) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ -0.000 ตามลำดับ) เมื่อความยาวแบบสอบเท่ากับ 40 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI สูงกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0. 000 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM แต่สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ 0.00 0 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM แต่สูงกว่า

BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ 0. 000 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001)

ในกลุ่มตัวอย่าง 4,5000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM แต่สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ 0.00 1 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ -0.000 ตามลำดับ) เมื่อความยาวแบบสอบเท่ากับ 40 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM แต่สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ 0.000 ตามลำดับ) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.001)

### 2.2.2 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

การเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) ใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) มีผลปรากฏดังรายละเอียดในตารางที่ 4.40

**ตารางที่** 4.40 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | $\theta$ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML | BIAS_$\theta$_MI | BIAS_$\theta$_EM | BIAS_$\theta$_ML |
| 20 | 5 | -3 | 2.706 | 2.706 | 2.707 | 2.968 | 2.969 | 2.965 | 2.926 | 2.927 | 2.930 |
| | | -2 | 1.857 | 1.858 | 1.857 | 1.799 | 1.800 | 1.798 | 1.893 | 1.893 | 1.893 |
| | | -1 | 0.918 | 0.918 | 0.918 | 0.898 | 0.898 | 0.898 | 0.979 | 0.980 | 0.979 |
| | | 0 | 0.010 | 0.011 | 0.010 | 0.022 | 0.023 | 0.022 | 0.008 | 0.009 | 0.008 |
| | | 1 | -0.919 | -0.919 | -0.919 | -0.898 | -0.897 | -0.897 | -0.895 | -0.895 | -0.895 |
| | | 2 | -1.768 | -1.768 | -1.768 | -1.702 | -1.701 | -1.702 | -1.852 | -1.851 | -1.852 |
| | | 3 | -2.863 | -2.862 | -2.864 | -2.868 | -2.867 | -2.866 | -2.934 | -2.932 | -2.934 |
| | 10 | -3 | 2.625 | 2.628 | 2.623 | 2.936 | 2.938 | 2.938 | 2.676 | 2.676 | 2.682 |
| | | -2 | 1.869 | 1.870 | 1.870 | 1.913 | 1.915 | 1.914 | 1.977 | 1.977 | 1.977 |
| | | -1 | 0.929 | 0.930 | 0.927 | 0.974 | 0.975 | 0.975 | 0.949 | 0.950 | 0.948 |
| | | 0 | 0.022 | 0.024 | 0.023 | -0.002 | 0.000 | -0.002 | 0.029 | 0.030 | 0.030 |
| | | 1 | -0.852 | -0.851 | -0.851 | -0.910 | -0.909 | -0.910 | -0.885 | -0.884 | -0.884 |
| | | 2 | -1.808 | -1.806 | -1.806 | -1.729 | -1.728 | -1.729 | -1.873 | -1.872 | -1.872 |
| | | 3 | -3.335 | -3.331 | -3.335 | -2.877 | -2.876 | -2.876 | -2.613 | -2.613 | -2.611 |
| | 15 | -3 | 2.873 | 2.878 | 2.862 | 2.616 | 2.617 | 2.622 | 3.129 | 3.130 | 3.135 |
| | | -2 | 1.988 | 1.988 | 1.990 | 1.908 | 1.909 | 1.910 | 1.812 | 1.814 | 1.812 |
| | | -1 | 0.971 | 0.973 | 0.969 | 0.970 | 0.972 | 0.972 | 0.937 | 0.939 | 0.938 |
| | | 0 | 0.007 | 0.009 | 0.006 | 0.024 | 0.026 | 0.024 | 0.004 | 0.005 | 0.004 |
| | | 1 | -0.900 | -0.898 | -0.899 | -0.887 | -0.885 | -0.887 | -0.898 | -0.897 | -0.899 |
| | | 2 | -1.744 | -1.743 | -1.747 | -1.912 | -1.910 | -1.912 | -1.869 | -1.867 | -1.865 |
| | | 3 | -2.927 | -2.925 | -2.930 | -3.116 | -3.115 | -3.120 | -2.941 | -2.938 | -2.941 |
| | 20 | -3 | 2.395 | 2.397 | 2.391 | 2.820 | 2.821 | 2.826 | 2.689 | 2.692 | 2.690 |
| | | -2 | 1.822 | 1.824 | 1.820 | 1.893 | 1.894 | 1.894 | 1.879 | 1.880 | 1.879 |
| | | -1 | 0.991 | 0.994 | 0.994 | 0.914 | 0.915 | 0.915 | 0.953 | 0.956 | 0.955 |
| | | 0 | 0.024 | 0.026 | 0.023 | 0.018 | 0.020 | 0.019 | 0.023 | 0.025 | 0.024 |
| | | 1 | -0.908 | -0.906 | -0.906 | -0.874 | -0.873 | -0.873 | -0.909 | -0.907 | -0.905 |
| | | 2 | -1.844 | -1.842 | -1.841 | -1.876 | -1.876 | -1.876 | -1.877 | -1.874 | -1.880 |
| | | 3 | -3.876 | -3.865 | -3.908 | -3.060 | -3.057 | -3.061 | -2.961 | -2.960 | -2.966 |

**ตารางที่** 4.40 (ต่อ)

| l | m | θ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML | BIAS_θ_MI | BIAS_θ_EM | BIAS_θ_ML |
| 40 | 5 | -3 | 3.115 | 3.115 | 3.115 | 2.652 | 2.652 | 2.652 | 2.900 | 2.900 | 2.900 |
| | | -2 | 1.735 | 1.735 | 1.735 | 1.862 | 1.862 | 1.862 | 1.867 | 1.867 | 1.867 |
| | | -1 | 0.998 | 0.998 | 0.998 | 0.924 | 0.924 | 0.923 | 0.989 | 0.989 | 0.989 |
| | | 0 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | 0.005 | 0.005 | 0.005 | -0.007 | -0.007 | -0.007 |
| | | 1 | -0.880 | -0.880 | -0.879 | -0.909 | -0.909 | -0.909 | -0.923 | -0.923 | -0.923 |
| | | 2 | -1.909 | -1.909 | -1.909 | -1.772 | -1.771 | -1.772 | -1.901 | -1.900 | -1.901 |
| | | 3 | -2.802 | -2.801 | -2.801 | -2.980 | -2.979 | -2.979 | -2.788 | -2.787 | -2.787 |
| | 10 | -3 | 2.684 | 2.685 | 2.681 | 3.009 | 3.008 | 3.009 | 2.946 | 2.946 | 2.946 |
| | | -2 | 1.867 | 1.867 | 1.867 | 1.791 | 1.791 | 1.791 | 1.849 | 1.850 | 1.850 |
| | | -1 | 0.966 | 0.966 | 0.966 | 0.982 | 0.983 | 0.982 | 0.928 | 0.928 | 0.928 |
| | | 0 | 0.046 | 0.047 | 0.047 | 0.026 | 0.026 | 0.026 | 0.036 | 0.036 | 0.036 |
| | | 1 | -0.952 | -0.952 | -0.952 | -0.912 | -0.912 | -0.912 | -0.917 | -0.917 | -0.917 |
| | | 2 | -1.754 | -1.754 | -1.754 | -1.896 | -1.896 | -1.897 | -1.835 | -1.835 | -1.835 |
| | | 3 | -2.488 | -2.489 | -2.489 | -2.923 | -2.922 | -2.921 | -2.891 | -2.890 | -2.892 |
| | 15 | -3 | 3.073 | 3.072 | 3.070 | 2.907 | 2.907 | 2.907 | 2.950 | 2.949 | 2.947 |
| | | -2 | 1.942 | 1.942 | 1.943 | 1.808 | 1.809 | 1.810 | 1.857 | 1.858 | 1.857 |
| | | -1 | 0.954 | 0.955 | 0.954 | 0.917 | 0.918 | 0.917 | 0.928 | 0.929 | 0.929 |
| | | 0 | -0.046 | -0.045 | -0.045 | 0.042 | 0.043 | 0.042 | 0.017 | 0.018 | 0.017 |
| | | 1 | -0.862 | -0.862 | -0.863 | -0.917 | -0.916 | -0.917 | -0.914 | -0.913 | -0.914 |
| | | 2 | -1.789 | -1.788 | -1.787 | -1.860 | -1.859 | -1.860 | -1.844 | -1.843 | -1.843 |
| | | 3 | -2.731 | -2.730 | -2.725 | -3.002 | -3.003 | -3.008 | -2.771 | -2.770 | -2.768 |
| | 20 | -3 | 2.727 | 2.727 | 2.721 | 3.104 | 3.106 | 3.101 | 2.767 | 2.769 | 2.763 |
| | | -2 | 1.915 | 1.916 | 1.917 | 1.813 | 1.815 | 1.812 | 1.940 | 1.941 | 1.942 |
| | | -1 | 0.937 | 0.938 | 0.937 | 0.896 | 0.897 | 0.897 | 0.952 | 0.953 | 0.952 |
| | | 0 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | 0.066 | 0.067 | 0.067 | 0.005 | 0.006 | 0.005 |
| | | 1 | -0.860 | -0.860 | -0.861 | -0.892 | -0.892 | -0.892 | -0.909 | -0.908 | -0.909 |
| | | 2 | -1.744 | -1.743 | -1.743 | -1.799 | -1.799 | -1.800 | -1.777 | -1.777 | -1.777 |
| | | 3 | -3.227 | -3.229 | -3.226 | -2.775 | -2.775 | -2.765 | -2.879 | -2.879 | -2.878 |

จากตารางที่ 4.40 ผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) พบว่า โดยภาพรวม BIAS_$\theta$ ทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงกัน โดย BIAS_$\theta$_MI มีค่าเข้าใกล้ศูนย์มากกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML ทั้งนี้ เมื่อพิจารณาตามขนาดกลุ่มตัวอย่างทั้ง 3 กลุ่ม พบว่า เมื่อความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า BIAS_$\theta$ ของแต่ละวิธีมีค่า เข้าใกล้ศูนย์มากขึ้น แต่ เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้นค่า BIAS_$\theta$ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอน

จากผลการวิเคราะห์ค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ได้จากการประมาณค่าทดแทนวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี ภายใต้สภาวะสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ผู้วิจัยเปรียบเทียบ ค่า BIAS ในการศึกษาครั้งนี้ โดยใช้ การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) ในเบื้องต้น ผู้วิจัย ทดสอบ Mauchly's Test of Sphericity เพื่อทดสอบข้อตกลงเบื้องต้นในเรื่อง Compound Symmetry ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ หากพบว่าไม่เป็น Compound Symmetry ผู้วิจัยใช้วิธีการปรับด้วยวิธี Greenhouse-Geisser ก่อนทดสอบความแปรปรวนแบบวัดซ้ำมิติเดียวต่อไป

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.41

**ตารางที่ 4.41** ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำค่า BIAS ของ **ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)**

| n | item | m | Source | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | Method | | | | Error | | |
| | | | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Type III Sum of Squares | df | Mean Square |
| 1,500 | 20 | 5 | 0.000 | 1.167 | 0.000 | 8.526* | 0.071 | 1749.335 | 0.000 |
| | | 10 | 0.002 | 1.126 | 0.002 | 14.202* | 0.245 | 1688.028 | 0.000 |
| | | 15 | 0.005 | 1.135 | 0.005 | 13.462* | 0.572 | 1700.979 | 0.000 |
| | | 20 | 0.003 | 1.130 | 0.002 | 5.428* | 0.732 | 1693.991 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.305 | 0.000 | 2.200 | 0.017 | 1955.434 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.200 | 0.000 | 2.380 | 0.056 | 1798.541 | 0.000 |
| | | 15 | 0.000 | 1.214 | 0.000 | 2.530 | 0.136 | 1819.693 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.187 | 0.001 | 2.899 | 0.321 | 1779.757 | 0.000 |
| 3,000 | 20 | 5 | 0.001 | 1.200 | 0.001 | 20.210* | 0.124 | 3597.290 | 0.000 |
| | | 10 | 0.004 | 1.131 | 0.003 | 15.830* | 0.692 | 3392.804 | 0.000 |
| | | 15 | 0.006 | 1.180 | 0.005 | 21.760* | 0.821 | 3537.823 | 0.000 |
| | | 20 | 0.004 | 1.199 | 0.003 | 7.349* | 1.438 | 3596.826 | 0.000 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.257 | 0.000 | 8.099* | 0.044 | 3769.735 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.231 | 0.000 | 3.950* | 0.100 | 3691.243 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.227 | 0.001 | 7.957* | 0.451 | 3678.357 | 0.000 |
| | | 20 | 0.001 | 1.184 | 0.001 | 6.412* | 0.614 | 3550.367 | 0.000 |
| 4,500 | 20 | 5 | 0.002 | 1.174 | 0.002 | 37.143* | 0.221 | 5281.796 | 0.000 |
| | | 10 | 0.002 | 1.120 | 0.002 | 11.347* | 0.734 | 5037.787 | 0.000 |
| | | 15 | 0.006 | 1.143 | 0.006 | 19.217* | 1.498 | 5143.190 | 0.000 |
| | | 20 | 0.010 | 1.145 | 0.009 | 10.734* | 4.348 | 5149.879 | 0.001 |
| | 40 | 5 | 0.000 | 1.252 | 0.000 | 9.410* | 0.063 | 5633.912 | 0.000 |
| | | 10 | 0.000 | 1.251 | 0.000 | 7.181* | 0.236 | 5627.435 | 0.000 |
| | | 15 | 0.001 | 1.175 | 0.001 | 10.108* | 0.420 | 5285.234 | 0.000 |
| | | 20 | 0.002 | 1.229 | 0.001 | 8.749* | 0.854 | 5530.004 | 0.000 |

*p<.05

จากตารางที่ 4.4 1 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบวัดซ้ำ **ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)** พบว่า ในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และอัตราการสูญหายของข้อมูลทั้ง 4 ระดับ ในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบทั้ง 2 ระดับ และอัตราการสูญหายของข้อมูลทั้ง 4 ระดับ และในกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และอัตราการสูญหายของข้อมูลทั้ง 4 ระดับ รวม 20 เงื่อนไข มีค่า BIAS_$\theta$ แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 อย่างน้อย 1 คู่ จึงทำการตรวจสอบความแตกต่างระหว่างค่า BIAS_$\theta$ ของทั้ง 3 วิธี โดยการเปรียบเทียบรายคู่ (Post-hoc comparison) โดยวิธีของ Bonferroni

ผลการเปรียบเทียบค่า BIAS ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) รายคู่ ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.42

**ตารางที่** 4.42 ผลการเปรียบเทียบ รายคู่ของค่า BIAS ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

| n | item | Method | อัตราการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 5 | | 10 | | 15 | | 20 | |
| | | | MI | EM | MI | EM | MI | EM | MI | EM |
| 1,500 | 20 | EM | -0.001* | - | -0.001* | - | -0.002* | - | -0.002* | - |
| | | ML | - | 0.001* | - | 0.002* | - | 0.003* | - | - |
| | 40 | EM | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | | ML | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 3,000 | 20 | EM | -0.001* | - | -0.002* | - | -0.002* | - | -0.002* | - |
| | | ML | - | 0.001* | - | 0.001* | - | 0.002* | -0.001* | - |
| | 40 | EM | -0.000* | - | -0.000* | - | -0.001* | - | -0.001* | - |
| | | ML | - | 0.000* | - | - | - | - | - | - |
| 4,500 | 20 | EM | -0.001* | - | -0.001* | - | -0.002* | - | -0.002* | - |
| | | ML | - | 0.001* | -0.001* | - | - | 0.001* | -0.001* | - |
| | 40 | EM | -0.000* | - | -0.000* | - | -0.001* | - | -0.001* | - |
| | | ML | - | - | -0.000* | - | - | 0.000* | - | - |

*p<.05

**หมายเหตุ** - หมายถึง แตกต่างกันอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

จากตารางที่ 4.4 2 พบว่า ค่า BIAS_θ แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 จำนวน 34 คู่ คือในกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.0001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001) และ BIAS_θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.002) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.002) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.003) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.002)

ในกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.002) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.002) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.002) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.002) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM และ BIAS_θ_ML (t=-0.002 และ -0.001 ตามลำดับ) เมื่อความยาวแบบสอบเท่ากับ 40 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.000) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.000) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.000) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001)

ในกลุ่มตัวอย่าง 4,5000 คน ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.001) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.001) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM และ BIAS_θ_ML (t=-0.001 และ -0.00 1 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM (t=-0.002) และ BIAS_ θ_EM สูงกว่า BIAS_θ_ML (t=0.001) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_θ_MI น้อยกว่า BIAS_θ_EM และ BIAS_θ_ML (t=-0.002 และ -0.001 ตามลำดับ) เมื่อความยาวแบบสอบเท่ากับ 40 ข้อ ที่อัตรา

การสูญหายของข้อมูล 5% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM (t=-0.000) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 10% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM และ BIAS_$\theta$_ML (t=-0.000 และ -0.000 ตามลำดับ) ที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 15% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM (t=-0.001) และ BIAS_$\theta$_EM สูงกว่า BIAS_$\theta$_ML (t=0.000) และที่อัตราการสูญหายของข้อมูล 20% BIAS_$\theta$_MI น้อยกว่า BIAS_$\theta$_EM (t=-0.001)

### 2.2.3 ผลการ เปรียบเทียบ ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR)

การเปรียบเทียบ ค่า RMSE เพื่อนำเสนอความคงที่ (Stability) ของการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหาย ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของของค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.43

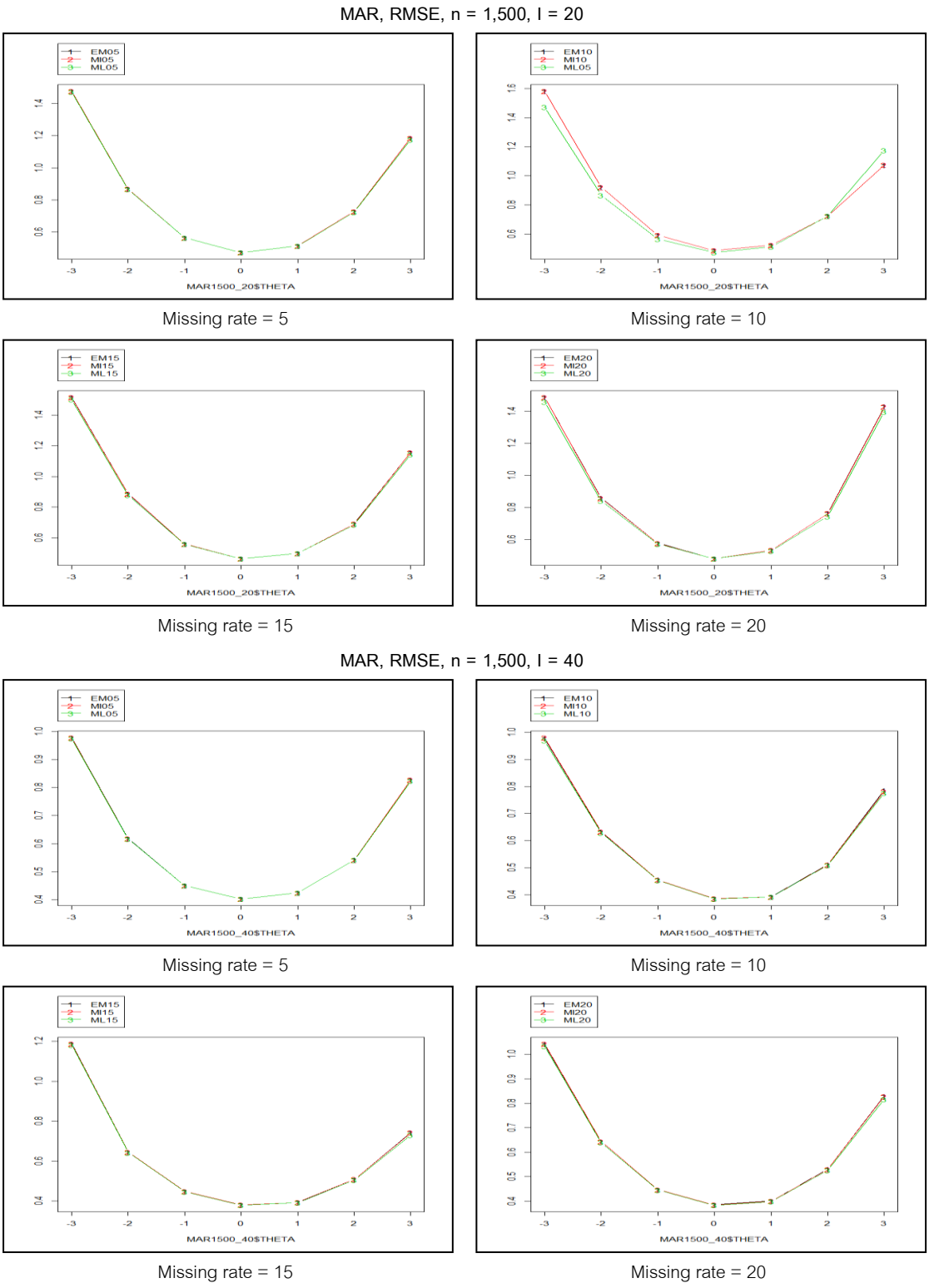
**ตารางที่** 4.43 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ( $\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบตามลำดับ

| I | m | $\theta$ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML |
| 20 | 5 | -3 | 1.479 | 1.479 | 1.473 | 0.977 | 0.977 | 0.974 | 1.430 | 1.430 | 1.422 |
| | | -2 | 0.868 | 0.868 | 0.865 | 0.617 | 0.617 | 0.616 | 0.848 | 0.848 | 0.844 |
| | | -1 | 0.564 | 0.564 | 0.563 | 0.450 | 0.450 | 0.450 | 0.544 | 0.544 | 0.543 |
| | | 0 | 0.472 | 0.472 | 0.472 | 0.402 | 0.402 | 0.402 | 0.454 | 0.454 | 0.454 |
| | | 1 | 0.513 | 0.513 | 0.513 | 0.424 | 0.424 | 0.424 | 0.498 | 0.498 | 0.497 |
| | | 2 | 0.727 | 0.727 | 0.723 | 0.542 | 0.542 | 0.541 | 0.724 | 0.724 | 0.719 |
| | | 3 | 1.186 | 1.185 | 1.176 | 0.828 | 0.828 | 0.823 | 1.208 | 1.208 | 1.197 |
| | 10 | -3 | 1.582 | 1.582 | 1.567 | 0.980 | 0.977 | 0.969 | 1.422 | 1.421 | 1.411 |
| | | -2 | 0.922 | 0.921 | 0.912 | 0.633 | 0.632 | 0.628 | 0.828 | 0.828 | 0.820 |
| | | -1 | 0.591 | 0.591 | 0.588 | 0.455 | 0.456 | 0.454 | 0.568 | 0.568 | 0.565 |
| | | 0 | 0.485 | 0.485 | 0.486 | 0.385 | 0.385 | 0.384 | 0.472 | 0.472 | 0.472 |
| | | 1 | 0.523 | 0.523 | 0.521 | 0.391 | 0.392 | 0.391 | 0.521 | 0.522 | 0.520 |
| | | 2 | 0.722 | 0.723 | 0.711 | 0.511 | 0.511 | 0.509 | 0.763 | 0.764 | 0.755 |
| | | 3 | 1.074 | 1.072 | 1.049 | 0.781 | 0.785 | 0.775 | 1.264 | 1.265 | 1.246 |
| | 15 | -3 | 1.514 | 1.516 | 1.502 | 1.187 | 1.188 | 1.182 | 1.418 | 1.418 | 1.398 |
| | | -2 | 0.887 | 0.886 | 0.878 | 0.645 | 0.645 | 0.642 | 0.858 | 0.859 | 0.845 |
| | | -1 | 0.559 | 0.559 | 0.558 | 0.448 | 0.448 | 0.447 | 0.556 | 0.556 | 0.551 |
| | | 0 | 0.464 | 0.463 | 0.464 | 0.381 | 0.381 | 0.379 | 0.469 | 0.469 | 0.470 |
| | | 1 | 0.499 | 0.499 | 0.498 | 0.393 | 0.393 | 0.392 | 0.532 | 0.532 | 0.530 |
| | | 2 | 0.692 | 0.692 | 0.685 | 0.509 | 0.509 | 0.505 | 0.743 | 0.744 | 0.728 |
| | | 3 | 1.157 | 1.156 | 1.144 | 0.742 | 0.744 | 0.730 | 1.135 | 1.135 | 1.104 |
| | 20 | -3 | 1.488 | 1.488 | 1.461 | 1.043 | 1.040 | 1.033 | 1.354 | 1.358 | 1.340 |
| | | -2 | 0.859 | 0.860 | 0.842 | 0.644 | 0.644 | 0.640 | 0.826 | 0.827 | 0.816 |
| | | -1 | 0.577 | 0.577 | 0.572 | 0.447 | 0.447 | 0.445 | 0.544 | 0.545 | 0.541 |
| | | 0 | 0.480 | 0.480 | 0.480 | 0.385 | 0.385 | 0.384 | 0.467 | 0.467 | 0.467 |
| | | 1 | 0.533 | 0.534 | 0.529 | 0.400 | 0.400 | 0.399 | 0.534 | 0.534 | 0.531 |
| | | 2 | 0.763 | 0.764 | 0.745 | 0.530 | 0.531 | 0.526 | 0.800 | 0.800 | 0.787 |
| | | 3 | 1.429 | 1.431 | 1.397 | 0.828 | 0.829 | 0.815 | 1.311 | 1.313 | 1.286 |

**ตารางที่** 4.43 (ต่อ)

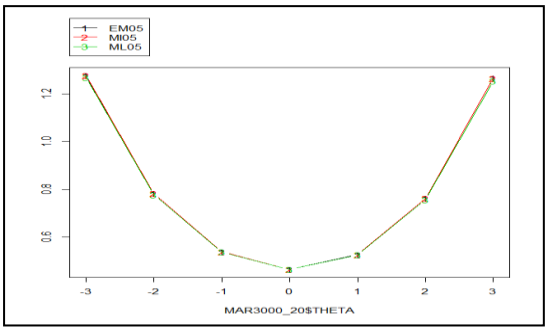
| I | m | $\theta$ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML |
| 40 | 5 | -3 | 1.277 | 1.276 | 1.269 | 1.099 | 1.098 | 1.094 | 1.025 | 1.024 | 1.023 |
| | | -2 | 0.782 | 0.782 | 0.778 | 0.644 | 0.644 | 0.642 | 0.601 | 0.601 | 0.600 |
| | | -1 | 0.539 | 0.539 | 0.538 | 0.438 | 0.438 | 0.438 | 0.433 | 0.433 | 0.432 |
| | | 0 | 0.465 | 0.465 | 0.465 | 0.384 | 0.384 | 0.383 | 0.381 | 0.381 | 0.381 |
| | | 1 | 0.527 | 0.527 | 0.526 | 0.400 | 0.400 | 0.400 | 0.404 | 0.404 | 0.403 |
| | | 2 | 0.762 | 0.762 | 0.757 | 0.510 | 0.510 | 0.509 | 0.518 | 0.518 | 0.516 |
| | | 3 | 1.265 | 1.266 | 1.253 | 0.926 | 0.926 | 0.919 | 0.774 | 0.774 | 0.767 |
| | 10 | -3 | 1.534 | 1.536 | 1.519 | 1.084 | 1.084 | 1.077 | 0.979 | 0.979 | 0.972 |
| | | -2 | 0.882 | 0.882 | 0.870 | 0.665 | 0.665 | 0.663 | 0.574 | 0.575 | 0.571 |
| | | -1 | 0.581 | 0.581 | 0.577 | 0.448 | 0.448 | 0.447 | 0.416 | 0.416 | 0.415 |
| | | 0 | 0.476 | 0.475 | 0.476 | 0.386 | 0.386 | 0.385 | 0.377 | 0.377 | 0.376 |
| | | 1 | 0.523 | 0.523 | 0.522 | 0.401 | 0.401 | 0.401 | 0.406 | 0.406 | 0.405 |
| | | 2 | 0.778 | 0.779 | 0.767 | 0.523 | 0.523 | 0.521 | 0.529 | 0.529 | 0.525 |
| | | 3 | 1.348 | 1.350 | 1.324 | 0.890 | 0.891 | 0.884 | 0.800 | 0.799 | 0.785 |
| | 15 | -3 | 1.411 | 1.415 | 1.380 | 1.221 | 1.221 | 1.214 | 0.984 | 0.984 | 0.976 |
| | | -2 | 0.874 | 0.876 | 0.855 | 0.724 | 0.724 | 0.720 | 0.576 | 0.576 | 0.572 |
| | | -1 | 0.568 | 0.568 | 0.564 | 0.482 | 0.483 | 0.481 | 0.417 | 0.417 | 0.415 |
| | | 0 | 0.479 | 0.479 | 0.480 | 0.403 | 0.403 | 0.402 | 0.378 | 0.378 | 0.377 |
| | | 1 | 0.546 | 0.546 | 0.544 | 0.416 | 0.416 | 0.415 | 0.407 | 0.407 | 0.406 |
| | | 2 | 0.772 | 0.772 | 0.760 | 0.514 | 0.514 | 0.510 | 0.531 | 0.531 | 0.526 |
| | | 3 | 1.151 | 1.152 | 1.129 | 0.767 | 0.767 | 0.755 | 0.804 | 0.804 | 0.786 |
| | 20 | -3 | 1.350 | 1.350 | 1.331 | 1.059 | 1.060 | 1.052 | 1.085 | 1.084 | 1.077 |
| | | -2 | 0.835 | 0.835 | 0.825 | 0.622 | 0.623 | 0.619 | 0.589 | 0.589 | 0.586 |
| | | -1 | 0.541 | 0.541 | 0.538 | 0.439 | 0.439 | 0.437 | 0.415 | 0.415 | 0.414 |
| | | 0 | 0.463 | 0.463 | 0.462 | 0.383 | 0.383 | 0.381 | 0.372 | 0.372 | 0.370 |
| | | 1 | 0.516 | 0.516 | 0.514 | 0.408 | 0.408 | 0.407 | 0.413 | 0.413 | 0.411 |
| | | 2 | 0.732 | 0.732 | 0.722 | 0.562 | 0.562 | 0.558 | 0.571 | 0.571 | 0.566 |
| | | 3 | 1.283 | 1.285 | 1.262 | 0.939 | 0.940 | 0.926 | 0.982 | 0.983 | 0.967 |

จากตารางที่ 4. 43 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)** ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) พบว่าโดยภาพรวม RMSE_$\theta$ ของทั้ง 3 วิธีมีค่าใกล้เคียงกัน โดย RMSE_$\theta$_ML มีค่าน้อยกว่า RMSE_$\theta$_MI และ RMSE_$\theta$_EM รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.19 ถึง 4.21

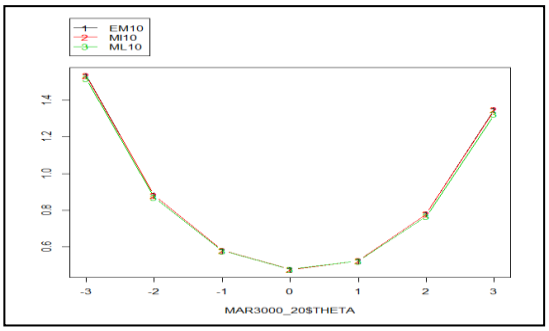



**ภาพที่ 4.19** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

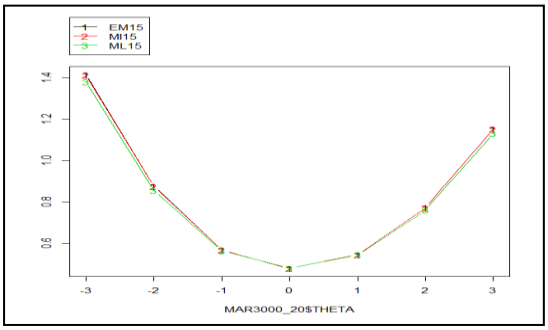
MAR, RMSE, n = 3,000, I = 20



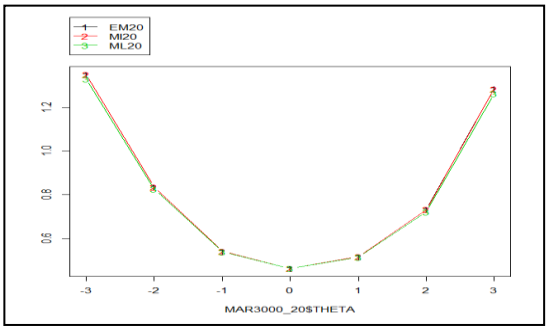

Missing rate = 5




Missing rate = 10

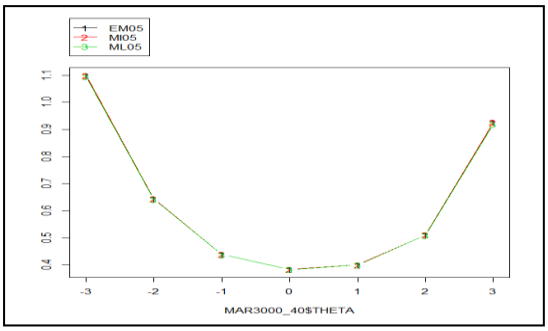



Missing rate = 15

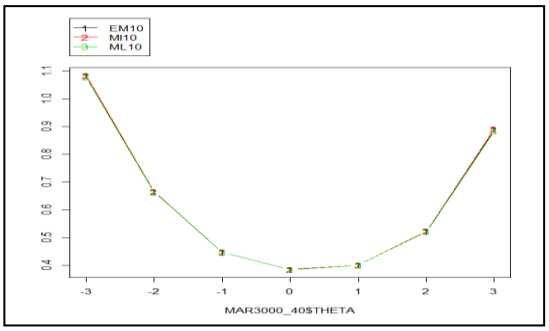



Missing rate = 20

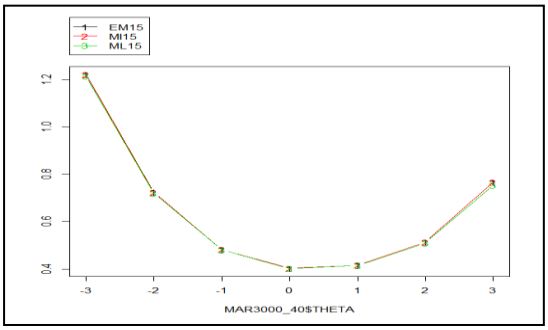
MAR, RMSE, n = 3,000, I = 40



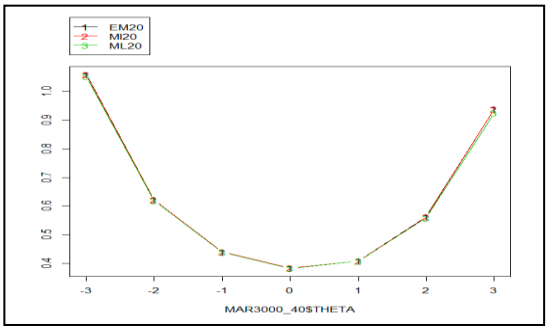

Missing rate = 5




Missing rate = 10



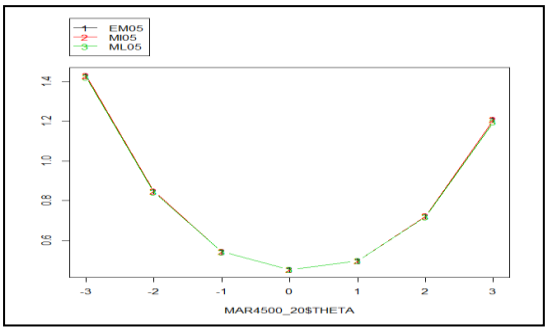

Missing rate = 15



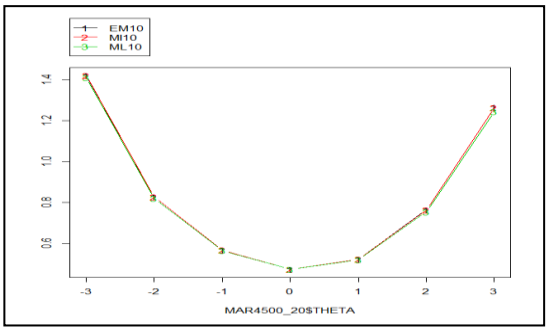

Missing rate = 20

**ภาพที่ 4.20** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

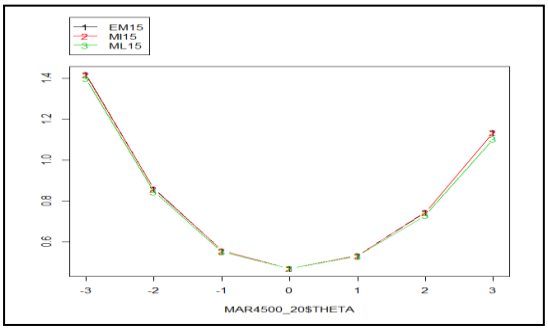
MAR, RMSE, n = 4,500, I = 20



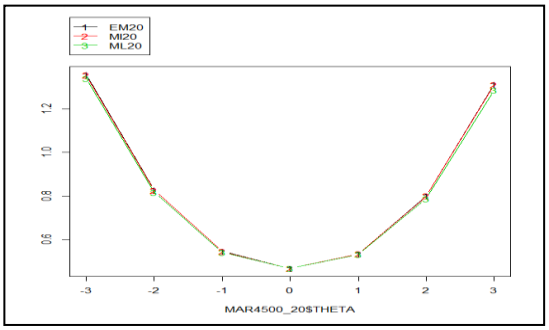

Missing rate = 5




Missing rate = 10

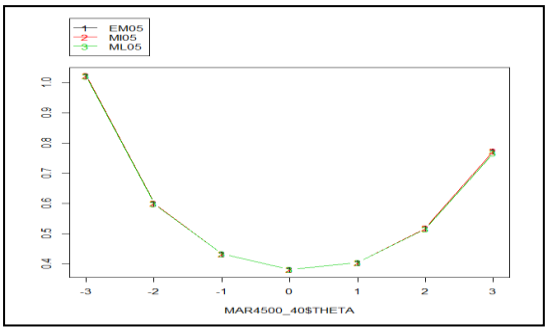



Missing rate = 15

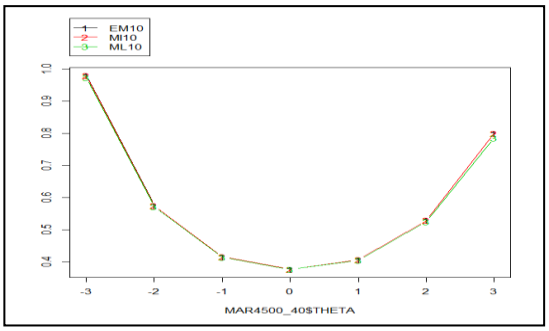



Missing rate = 20

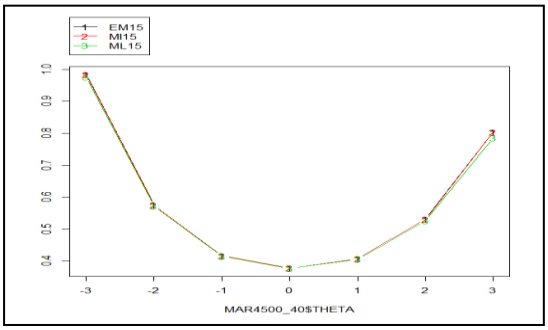
MAR, RMSE, n = 4,500, I = 40



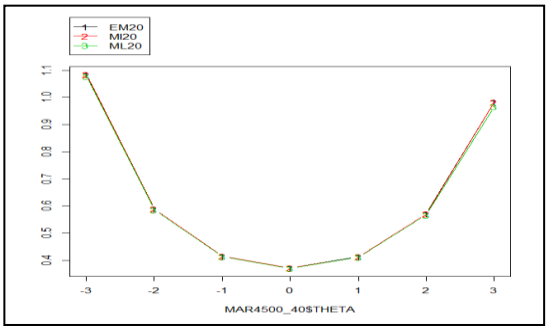

Missing rate = 5




Missing rate = 10




Missing rate = 15




Missing rate = 20

**ภาพที่ 4.21** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

### 2.2.4 ผลการเปรียบเทียบค่า RMSE ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR)

การเปรียบเทียบค่า RMSE เพื่อนำเสนอความคงที่ (Stability) ของการประมาณค่าทดแทนค่าสูญหาย ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ปรากฏรายละเอียดดังตารางที่ 4.44

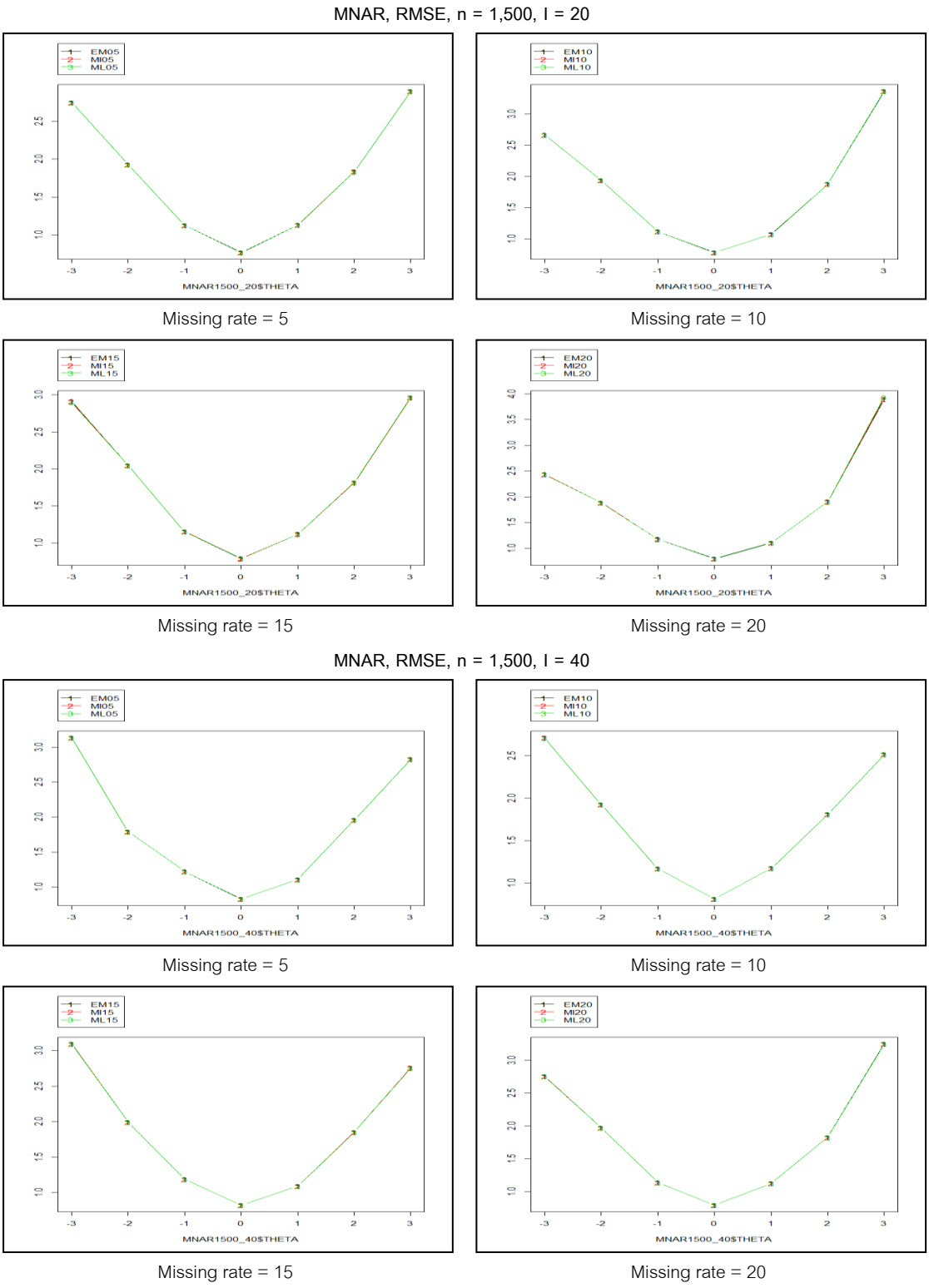
**ตารางที่** 4.44 ผลการวิเคราะห์ ค่า RMSE ของ**พารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) จำแนกตามขนาดกลุ่มตัวอย่าง (n) อัตราการสูญหายของข้อมูล (m) และความยาวแบบสอบ (I) ตามลำดับ

| I | m | $\theta$ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML | RMSE_$\theta$_MI | RMSE_$\theta$_EM | RMSE_$\theta$_ML |
| 20 | 5 | -3 | 2.747 | 2.748 | 2.748 | 3.004 | 3.004 | 2.999 | 2.962 | 2.963 | 2.965 |
| | | -2 | 1.927 | 1.928 | 1.927 | 1.863 | 1.863 | 1.862 | 1.952 | 1.953 | 1.953 |
| | | -1 | 1.126 | 1.126 | 1.126 | 1.099 | 1.099 | 1.099 | 1.168 | 1.168 | 1.168 |
| | | 0 | 0.766 | 0.766 | 0.767 | 0.802 | 0.801 | 0.803 | 0.787 | 0.786 | 0.788 |
| | | 1 | 1.130 | 1.129 | 1.130 | 1.102 | 1.101 | 1.102 | 1.106 | 1.105 | 1.106 |
| | | 2 | 1.836 | 1.835 | 1.835 | 1.767 | 1.767 | 1.767 | 1.915 | 1.914 | 1.915 |
| | | 3 | 2.900 | 2.899 | 2.901 | 2.903 | 2.902 | 2.900 | 2.969 | 2.967 | 2.969 |
| | 10 | -3 | 2.669 | 2.671 | 2.666 | 2.974 | 2.976 | 2.975 | 2.718 | 2.718 | 2.724 |
| | | -2 | 1.938 | 1.939 | 1.938 | 1.975 | 1.976 | 1.976 | 2.039 | 2.039 | 2.039 |
| | | -1 | 1.121 | 1.120 | 1.120 | 1.155 | 1.155 | 1.156 | 1.130 | 1.129 | 1.129 |
| | | 0 | 0.785 | 0.783 | 0.786 | 0.780 | 0.777 | 0.781 | 0.778 | 0.776 | 0.778 |
| | | 1 | 1.078 | 1.076 | 1.078 | 1.120 | 1.118 | 1.120 | 1.102 | 1.100 | 1.102 |
| | | 2 | 1.881 | 1.879 | 1.879 | 1.801 | 1.800 | 1.801 | 1.939 | 1.937 | 1.938 |
| | | 3 | 3.371 | 3.368 | 3.371 | 2.915 | 2.913 | 2.913 | 2.657 | 2.657 | 2.655 |
| | 15 | -3 | 2.909 | 2.914 | 2.898 | 2.655 | 2.657 | 2.661 | 3.164 | 3.164 | 3.169 |
| | | -2 | 2.047 | 2.047 | 2.048 | 1.966 | 1.967 | 1.967 | 1.878 | 1.879 | 1.877 |
| | | -1 | 1.155 | 1.154 | 1.154 | 1.154 | 1.154 | 1.155 | 1.138 | 1.137 | 1.139 |
| | | 0 | 0.790 | 0.788 | 0.792 | 0.802 | 0.800 | 0.803 | 0.794 | 0.792 | 0.796 |
| | | 1 | 1.120 | 1.117 | 1.119 | 1.090 | 1.088 | 1.091 | 1.097 | 1.095 | 1.098 |
| | | 2 | 1.815 | 1.814 | 1.818 | 1.970 | 1.968 | 1.970 | 1.933 | 1.930 | 1.929 |
| | | 3 | 2.964 | 2.961 | 2.966 | 3.148 | 3.146 | 3.151 | 2.977 | 2.975 | 2.977 |
| | 20 | -3 | 2.439 | 2.441 | 2.434 | 2.854 | 2.855 | 2.860 | 2.727 | 2.730 | 2.728 |
| | | -2 | 1.887 | 1.889 | 1.885 | 1.950 | 1.951 | 1.951 | 1.940 | 1.940 | 1.940 |
| | | -1 | 1.179 | 1.179 | 1.181 | 1.112 | 1.111 | 1.112 | 1.134 | 1.133 | 1.135 |
| | | 0 | 0.801 | 0.798 | 0.802 | 0.799 | 0.795 | 0.800 | 0.777 | 0.773 | 0.778 |
| | | 1 | 1.108 | 1.105 | 1.107 | 1.095 | 1.093 | 1.095 | 1.114 | 1.110 | 1.111 |
| | | 2 | 1.908 | 1.905 | 1.905 | 1.933 | 1.932 | 1.933 | 1.937 | 1.934 | 1.939 |
| | | 3 | 3.903 | 3.891 | 3.934 | 3.092 | 3.089 | 3.093 | 2.996 | 2.994 | 3.000 |

**ตารางที่** 4.44 (ต่อ)

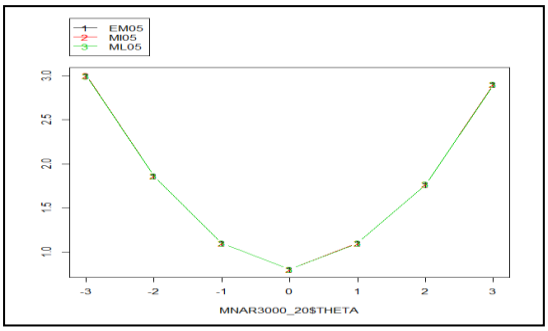
| I | m | θ | n | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 1,500 | | | 3,000 | | | 4,500 | | |
| | | | RMSE_θ_MI | RMSE_θ_EM | RMSE_θ_ML | RMSE_θ_MI | RMSE_θ_EM | RMSE_θ_ML | RMSE_θ_MI | RMSE_θ_EM | RMSE_θ_ML |
| 40 | 5 | -3 | 3.137 | 3.136 | 3.136 | 2.681 | 2.681 | 2.681 | 2.927 | 2.927 | 2.927 |
| | | -2 | 1.788 | 1.788 | 1.788 | 1.918 | 1.918 | 1.918 | 1.917 | 1.917 | 1.917 |
| | | -1 | 1.222 | 1.222 | 1.222 | 1.146 | 1.146 | 1.146 | 1.189 | 1.189 | 1.189 |
| | | 0 | 0.828 | 0.827 | 0.828 | 0.824 | 0.824 | 0.824 | 0.825 | 0.825 | 0.825 |
| | | 1 | 1.106 | 1.106 | 1.106 | 1.131 | 1.130 | 1.131 | 1.148 | 1.148 | 1.148 |
| | | 2 | 1.958 | 1.957 | 1.957 | 1.835 | 1.834 | 1.834 | 1.953 | 1.953 | 1.953 |
| | | 3 | 2.828 | 2.827 | 2.827 | 3.004 | 3.004 | 3.003 | 2.815 | 2.815 | 2.815 |
| | 10 | -3 | 2.715 | 2.716 | 2.712 | 3.034 | 3.034 | 3.035 | 2.975 | 2.975 | 2.975 |
| | | -2 | 1.924 | 1.924 | 1.924 | 1.847 | 1.847 | 1.847 | 1.905 | 1.905 | 1.905 |
| | | -1 | 1.170 | 1.170 | 1.170 | 1.173 | 1.173 | 1.173 | 1.128 | 1.127 | 1.128 |
| | | 0 | 0.811 | 0.811 | 0.812 | 0.824 | 0.823 | 0.824 | 0.815 | 0.814 | 0.815 |
| | | 1 | 1.174 | 1.174 | 1.174 | 1.143 | 1.143 | 1.143 | 1.140 | 1.139 | 1.140 |
| | | 2 | 1.811 | 1.811 | 1.811 | 1.950 | 1.950 | 1.951 | 1.888 | 1.887 | 1.887 |
| | | 3 | 2.518 | 2.518 | 2.518 | 2.948 | 2.947 | 2.945 | 2.919 | 2.919 | 2.920 |
| | 15 | -3 | 3.097 | 3.095 | 3.093 | 2.935 | 2.935 | 2.935 | 2.978 | 2.977 | 2.976 |
| | | -2 | 1.991 | 1.991 | 1.992 | 1.869 | 1.869 | 1.870 | 1.914 | 1.915 | 1.915 |
| | | -1 | 1.186 | 1.185 | 1.185 | 1.140 | 1.140 | 1.140 | 1.145 | 1.144 | 1.145 |
| | | 0 | 0.819 | 0.819 | 0.820 | 0.819 | 0.818 | 0.819 | 0.825 | 0.824 | 0.825 |
| | | 1 | 1.089 | 1.088 | 1.089 | 1.148 | 1.147 | 1.148 | 1.139 | 1.138 | 1.139 |
| | | 2 | 1.851 | 1.850 | 1.849 | 1.918 | 1.917 | 1.918 | 1.902 | 1.902 | 1.901 |
| | | 3 | 2.759 | 2.758 | 2.753 | 3.029 | 3.029 | 3.034 | 2.799 | 2.798 | 2.796 |
| | 20 | -3 | 2.762 | 2.761 | 2.756 | 3.128 | 3.130 | 3.125 | 2.794 | 2.795 | 2.789 |
| | | -2 | 1.976 | 1.977 | 1.978 | 1.871 | 1.872 | 1.869 | 1.992 | 1.992 | 1.993 |
| | | -1 | 1.140 | 1.140 | 1.141 | 1.121 | 1.120 | 1.121 | 1.154 | 1.153 | 1.154 |
| | | 0 | 0.796 | 0.795 | 0.796 | 0.810 | 0.809 | 0.810 | 0.835 | 0.834 | 0.835 |
| | | 1 | 1.129 | 1.128 | 1.130 | 1.117 | 1.116 | 1.117 | 1.128 | 1.127 | 1.128 |
| | | 2 | 1.827 | 1.826 | 1.827 | 1.853 | 1.852 | 1.854 | 1.838 | 1.837 | 1.838 |
| | | 3 | 3.252 | 3.254 | 3.251 | 2.801 | 2.801 | 2.792 | 2.906 | 2.906 | 2.905 |

จากตารางที่ 4.4 4 ผลการวิเคราะห์ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ (θ)** ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) พบว่าโดยภาพรวม RMSE_θ มีค่าใกล้เคียงกัน รายละเอียดเพิ่มเติมปรากฏดังภาพที่ 4.22 ถึง 4.24

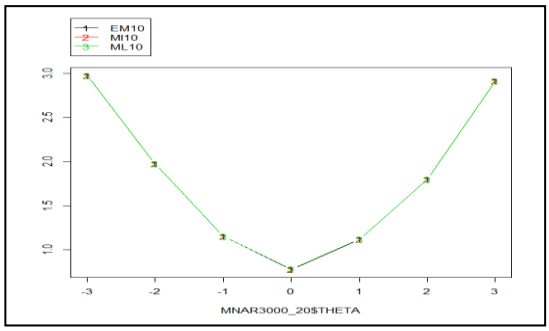



**ภาพที่ 4.22** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 1,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

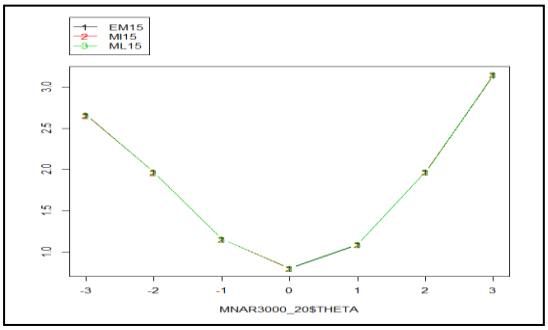
MNAR, RMSE, n = 3,000, I = 20



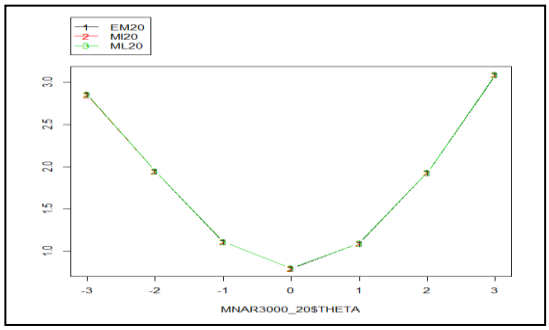

Missing rate = 5




Missing rate = 10

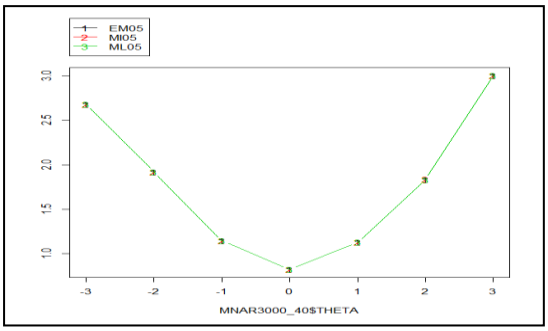



Missing rate = 15

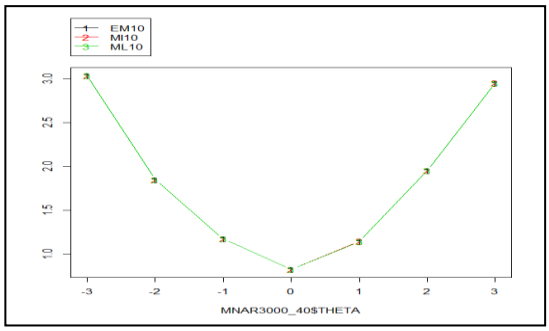



Missing rate = 20

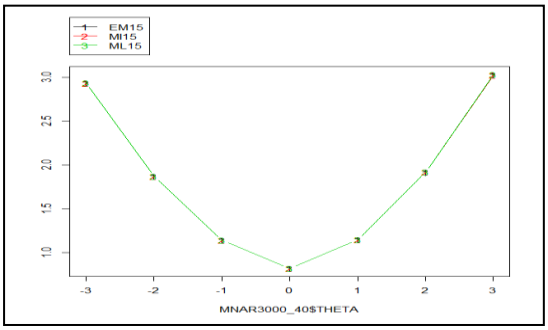
MNAR, RMSE, n = 3,000, I = 40



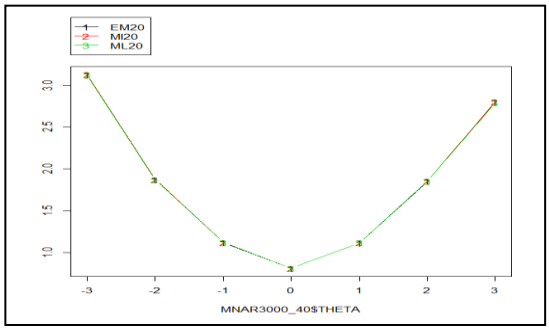

Missing rate = 5




Missing rate = 10



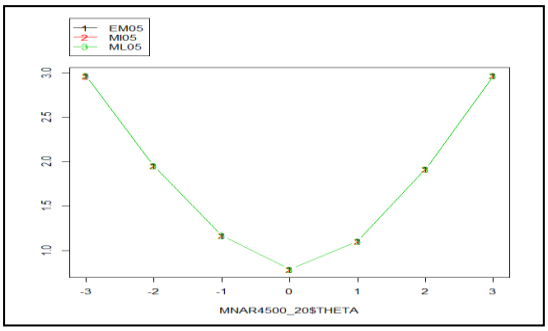

Missing rate = 15



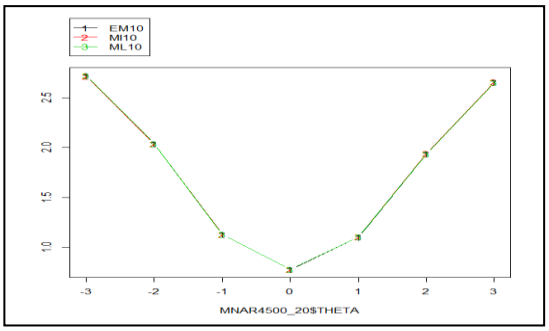

Missing rate = 20

**ภาพที่ 4.23** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 3,000 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

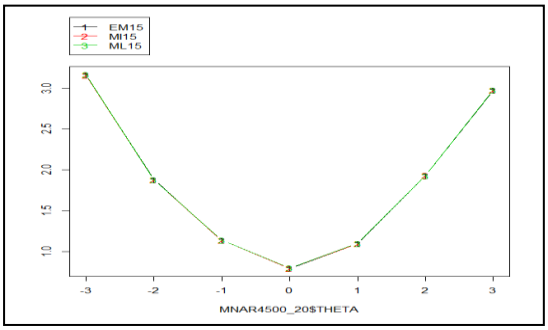
MNAR, RMSE, n = 4,500, I = 20



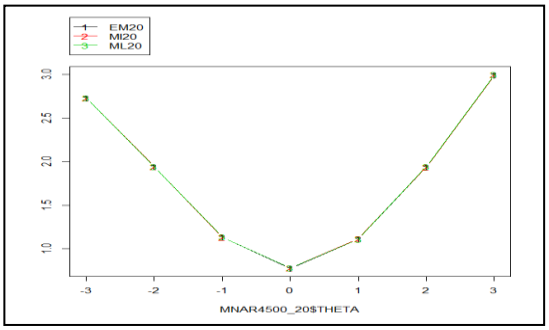

Missing rate = 5




Missing rate = 10

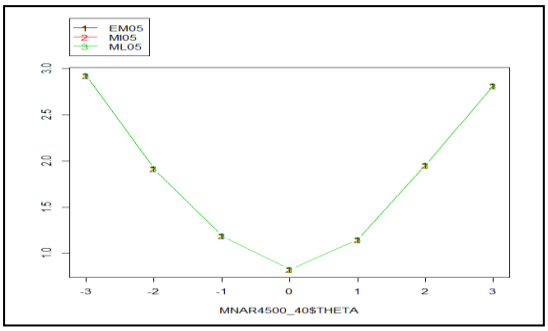



Missing rate = 15

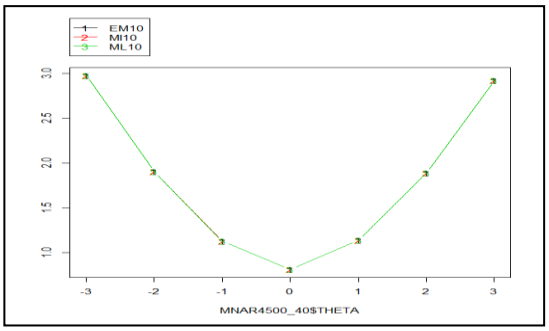



Missing rate = 20

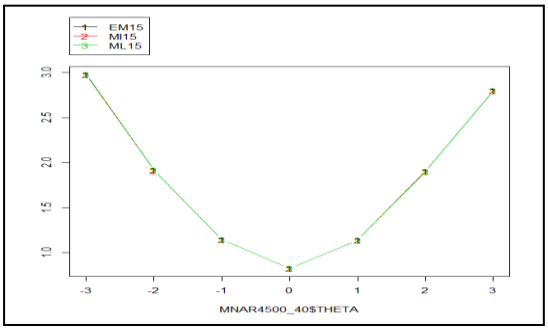
MNAR, RMSE, n = 4,500, I = 40



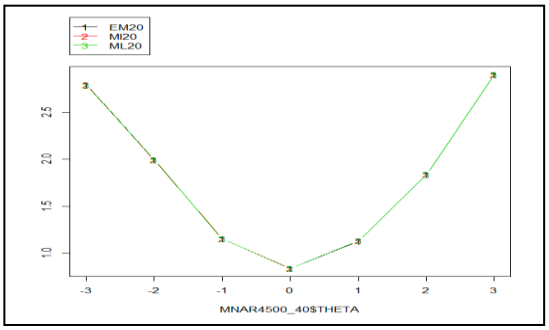

Missing rate = 5




Missing rate = 10




Missing rate = 15




Missing rate = 20

**ภาพที่ 4.24** ค่า RMSE ของ**ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ** ($\theta$) **ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** ( MNAR) ของกลุ่มตัวอย่าง 4,500 คน ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ และ 40 ข้อตามลำดับ

**ตอนที่ 3 สรุปผลการวิเคราะห์ตามวัตถุประสงค์การวิจัย**

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ 2 ข้อ คือ 1) เพื่อวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่แตกต่างกัน 3 วิธี และ 2) เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี โดยมีเงื่อนไขในการศึกษาคือ สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มี 3 แบบ คือ การตอบถูก (correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบสนองข้อสอบ (omitted: OM) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ รวมจำนวนทั้งสิ้น 144 เงื่อนไข

สำหรับคุณภาพของการเชื่อมโยงคะแนน พิจารณาจากการเปรียบเทียบ 2 ดัชนีบ่งชี้คุณภาพ คือ **1) BIAS แสดงถึงความถูกต้อง** (accuracy) ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยมีหลักเกณฑ์ในการพิจารณาจากการเปรียบเทียบค่าที่ได้ คือ ถ้ามีค่าดัชนี BIAS ใกล้ศูนย์มากกว่าสะท้อนให้เห็นถึงการประมาณค่าใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงมากกว่า โดยเครื่องหมายที่ได้จะเป็นตัวสะท้อนถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าที่ห่างจากค่าที่แท้จริงในลักษณะใด นั่นคือ ถ้าดัชนี BIAS ติดลบ (-) แสดงว่ามีการประมาณค่าต่ำกว่าความเป็นจริง (underestimate) ถ้าเป็นบวก (+) แสดงว่ามีการประมาณค่าสูงกว่าความเป็นจริง (overestimate) และ **2) RMSE ซึ่งสะท้อนถึงความคงที่** (stability) ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่การประมาณค่าได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายกับข้อมูลสมบูรณ์ โดยมีหลักเกณฑ์ในการพิจารณาจากการเปรียบเทียบค่าที่ได้คือ ถ้ามีค่าดัชนี RMSE น้อยกว่า แสดงว่ามีความคงที่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์สูงกว่า สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าพารามิเตอร์มีน้อย แต่ถ้ามีค่าดัชนี RMSE มากกว่า แสดงว่ามีความคงที่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่ำ สะท้อนให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าพารามิเตอร์มีมาก

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลตามวัตถุประสงค์การวิจัยสรุปได้ดังนี้

3.1 ผลการ วิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) สามารถสรุปผลได้ดังตารางที่ 4.45

**ตารางที่** 4.45 สรุปผลการวิเคราะห์ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี

| Para | I | m | สภาวะการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | MAR | | | | | | MNAR | | | | | |
| | | | 1,500 | | 3,000 | | 4,500 | | 1,500 | | 3,000 | | 4,500 | |
| | | | $\bar{x}$ | CORR | $\bar{x}$ | CORR | $\bar{x}$ | CORR | $\bar{x}$ | CORR | $\bar{x}$ | CORR | $\bar{x}$ | CORR |
| a | 20 | 5 | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | MI≈EM | MI | EM | ML | EM | EM≈ML | EM | MI |
| | | 10 | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | EM | ML | EM | EM | EM | ML |
| | | 15 | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | EM | MI | EM | ML | EM | MI |
| | | 20 | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | EM | ML | EM | EM | EM | MI |
| | 40 | 5 | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | EM | MI≈ML | EM | ML | EM | ML |
| | | 10 | MI≈EM | ML | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | EM | MI | EM | ML | EM | EM |
| | | 15 | MI≈EM | ML | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | EM | MI | EM | ML | EM | ML |
| | | 20 | MI≈EM | ML | MI≈EM | ML | MI≈EM | MI | EM | ML | EM | EM | EM | MI |
| b | 20 | 5 | ML | MI | MI≈EM | EM | ML | EM | MI | ML | MI | ML | MI | MI |
| | | 10 | ML | MI | ML | ML | EM | MI | ML | ML | MI | EM | ML | MI≈ML |
| | | 15 | ML | MI | ML | EM | MI | MI | ML | ML | ML | MI | ML | ML |
| | | 20 | MI≈EM | ML | EM | ML | EM | ML | ML | ML | MI | EM | MI | ML |
| | 40 | 5 | ≈ | ≈ | MI≈EM | MI | ≈ | ≈ | MI | MI≈EM | ML | ML | MI | EM |
| | | 10 | MI≈EM | ML | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | MI | MI | ML | MI | MI | EM |
| | | 15 | ML | MI | ML | MI | MI≈EM | EM≈ML | MI | MI | ML | ML | ML | ML |
| | | 20 | ML | ML | MI≈EM | MI | MI | ML | ML | MI | EM | ML | ML | MI |
| c | 20 | 5 | ML | MI | EM | ML | EM | ML | ML | ML | ML | ML | MI≈ML | MI |
| | | 10 | ML | EM | ML | MI | ML | EM | EM | ML | ML | ML | EM | ML |
| | | 15 | ML | MI≈ML | MI | EM | MI≈EM | EM | ML | ML | ML | MI | MI | MI |
| | | 20 | EM≈ML | ML | EM | MI | MI≈EM | ML | MI | MI | ML | EM | ML | ML |
| | 40 | 5 | ≈ | EM | ≈ | EM | EM | ML | MI≈ML | EM≈ML | MI≈EM | EM | MI≈ML | EM |
| | | 10 | EM | ML | EM | EM | MI≈EM | ML | ML | ML | EM | ML | ML | EM |
| | | 15 | ML | ML | MI≈EM | MI | MI≈EM | ML | MI≈ML | ML | MI≈ML | EM | EM | EM |
| | | 20 | ML | MI | EM | MI | ML | MI | EM | EM | ML | MI | EM | MI |
| θ | 20 | 5 | ≈ | ML | MI≈EM | ML | ML | ML | EM | MI≈ML | ≈ | ≈ | MI≈ML | EM≈ML |
| | | 10 | EM≈ML | ML | ≈ | ML | ML | ML | MI≈ML | ML | MI≈ML | ML | MI | EM≈ML |
| | | 15 | ≈ | ML | ML | ML | ML | ML | EM | MI | MI≈ML | MI≈EM | MI≈ML | ML |
| | | 20 | ML | ML | ≈ | ML | MI | ML | MI≈ML | ML | MI | EM | MI | ≈ |
| | 40 | 5 | ML | ML | ≈ | ML | ≈ | ML | ≈ | MI | ≈ | EM | ≈ | ML |
| | | 10 | ≈ | ML | ML | ML | ≈ | ML | MI | MI≈ | ≈ | ≈ | ≈ | ≈ |
| | | 15 | ≈ | ML | ≈ | ML | ≈ | ML | ≈ | EM≈ML | EM≈ML | MI≈EM | EM≈ML | EM≈ML |
| | | 20 | ML | ML | ML | ML | ≈ | ML | MI≈ML | MI | MI≈ML | ML | MI≈ML | EM |

**หมายเหตุ** MI, EM และ ML หมายถึง วิธีจัดการข้อมูลสูญหาย ที่มีค่าเฉลี่ย ( $\bar{x}$ ) ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมากที่สุด และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงที่สุด ตามลำดับ

≈ หมายถึง มีค่าใกล้เคียงกัน

จากตารางที่ 4.4 5 สามารถสรุปผลค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถ ของผู้สอบได้ดังนี้

3.1.1 ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้เมื่อจำแนกรายพารามิเตอร์ พบว่า ค่าอำนาจจำแนก (a) จากการประมาณค่าด้วยวิธี MI ใกล้เคียงกับ EM มากกว่า ML แต่ a_EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์มากกว่า เช่นเดียวกับค่าความยากของข้อสอบ (b) ที่ค่าจากการประมาณ ค่าด้วยวิธี MI ใกล้เคียงกับ EM มากกว่า ML แต่ทั้งนี้ b_ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์มากกว่า ส่วนค่าโอกาสในการเดา (c) ทั้ง 3 วิธีให้ค่าใกล้เคียงกัน

ในทำนองเดียวกัน ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี ให้ผลสอดคล้องกับ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) คือ ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ทั้งนี้เมื่อจำแนกรายพารามิเตอร์ พบว่า ค่าอำนาจจำแนก (a) จากการประมาณ ค่าด้วยวิธี MI ใกล้เคียงกับ ML มากกว่า EM แต่ a_EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้ค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์มากกว่า ส่วนค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) ทั้ง 3 วิธี ให้ค่าใกล้เคียงกัน โดยจากการประมาณค่าด้วยวิธี ML มีแนวโน้มให้ค่าใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ของข้อมูลสมบูรณ์มากกว่า

เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พบว่าภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 แบบ ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) มีช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์ อยู่ในช่วง 0.3-0.8 โดยภายในเงื่อนไขการศึกษาเดียวกัน CORR_a จากทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน ส่วนค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ค่าความยากของข้อสอบ (b) มีช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์ อยู่ในช่วง 0.7-0.9 และค่าโอกาสในการเดา (c) มีช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์ อยู่ในช่วง 0.3-0.7 ซึ่งสูงกว่าสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ซึ่งค่าความยากของข้อสอบ (b) มีช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์ อยู่ในช่วง 0.5-0.9 และค่าโอกาสในการเดา (c) มีช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์ อยู่ในช่วง 0.2-0.7

3.1.2 ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 แบบ ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน แต่เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่า ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณ ค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์มีความสัมพันธ์ในระดับค่อนข้างสูง โดยอยู่ในช่วง 0.7-0.9 แต่ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) ค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ที่ประมาณค่าได้กับข้อมูลสมบูรณ์มีความสัมพันธ์ในระดับค่อนข้างต่ำ โดยอยู่ในช่วง 0.2-0.3

3.2 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) สามารถสรุปผลได้ดังตารางที่ 4.46

**ตารางที่** 4.46 สรุปผลการวิเคราะห์ BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่ประมาณค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี

| Para | I | m | สภาวะการสูญหายของข้อมูล | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | MAR | | | | | | MNAR | | | | | |
| | | | 1,500 | | 3,000 | | 4,500 | | 1,500 | | 3,000 | | 4,500 | |
| | | | BIAS | RMSE | BIAS | RMSE | BIAS | RMSE | BIAS | RMSE | BIAS | RMSE | BIAS | RMSE |
| a | 20 | 5 | MI≈EM | MI | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 10 | EM | MI≈EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 15 | MI≈EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 20 | EM | MI | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | 40 | 5 | MI≈EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 10 | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 15 | MI≈EM | MI≈EM | EM | MI≈EM | MI≈EM | MI≈EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| | | 20 | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM | EM |
| b | 20 | 5 | ML | ML | EM | ML | EM≈ML | ML | MI | MI≈ML | MI | MI | MI | MI≈ML |
| | | 10 | ML | ML | ML | ML | EM | ML | ML | ML | MI | MI≈ML | ML | ML |
| | | 15 | ML | ML | ML | ML | MI | ML | ML | ML | ML | ML | ML | ML |
| | | 20 | ML | ML | EM | ML | EM | ML | ML | ML | MI | ML | MI | ML |
| | 40 | 5 | ≈ | EM≈ML | MI | MI≈EM | ≈ | ML | MI | MI | ML | MI | MI | MI |
| | | 10 | MI≈EM | MI≈EM | MI | EM | MI≈EM | ML | MI | ML | ML | ML | MI | EM≈ML |
| | | 15 | ML | ML | ML | ML | MI≈EM | ML | MI | ML | ML | ML | ML | ML |
| | | 20 | ML | ML | MI | ML | MI | ML | ML | ML | EM | ML | ML | ML |
| c | 20 | 5 | ML | ML | EM | ML | EM | ML | ML | ≈ | ML | MI≈ML | ML | MI≈ML |
| | | 10 | ML | ML | ML | ML | MI | ML | EM | ≈ | ML | MI≈ML | EM | MI≈ML |
| | | 15 | ML | ML | MI≈ML | ML | EM | ML | ML | ML | ML | ML | MI | ML |
| | | 20 | EM≈ML | ML | EM≈ML | ML | EM≈ML | ML | MI | ML | ML | MI≈ML | ML | ML |
| | 40 | 5 | ≈ | ≈ | ≈ | ≈ | MI≈EM | ≈ | ≈ | ≈ | MI≈ML | ≈ | MI≈ML | ≈ |
| | | 10 | EM | ML | EM | ML | MI≈EM | ≈ | ML | ≈ | EM | ≈ | ML | ≈ |
| | | 15 | ML | ≈ | MI≈EM | ≈ | MI≈EM | ≈ | MI≈ML | ≈ | ML | MI≈ML | EM | MI≈ML |
| | | 20 | ML | ML | EM | ≈ | ML | ≈ | EM | ML | MI≈ML | MI≈ML | EM | MI≈ML |
| θ | 20 | 5 | ≈ | ML | MI | ML | ML | ML | MI | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML |
| | | 10 | ML | ML | ML | ML | ML | ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML | MI≈ML |
| | | 15 | ML | ML | ML | ML | ML | ML | MI | MI | MI≈ML | MI | MI≈ML | MI |
| | | 20 | ML | ML | ML | ML | EM≈ML | ML | MI | MI | MI | MI | MI | MI |
| | 40 | 5 | ML | ML | ML | ≈ | ≈ | ML | ≈ | ≈ | MI | ≈ | MI | ≈ |
| | | 10 | ML | ML | ML | ML | ML | ML | ≈ | ≈ | MI | ≈ | MI | ≈ |
| | | 15 | ML | ML | ML | ML | ML | ML | ≈ | ML | MI | ML | MI≈ML | ML |
| | | 20 | ML | ML | ML | ML | ML | ML | MI≈ML | ML | MI | ML | MI≈ML | ML |

**หมายเหตุ** MI, EM และ ML หมายถึง วิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่มีค่า BIAS และ RMSE น้อยที่สุด

≈ หมายถึง มีค่าใกล้เคียงกัน

หมายถึง แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

จากตารางที่ 4. 46 สามารถสรุปผลการวิเคราะห์ BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และความสามารถ ของผู้สอบที่ประมาณ ค่าได้ด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้ดังนี้

3.2.1 ค่า BIAS และ RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ เมื่อจำแนกรายพารามิเตอร์ พบว่า **ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ** (a) จากการประมาณค่าด้วยวิธี EM ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE น้อยที่สุด เช่นเดียวกับค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) ที่วิธี EM มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE น้อยที่สุด ในระดับอัตราสูญหายทั้ง 4 ระดับ และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ

**ค่าความยากของข้อสอบ** (b) จากการประมาณค่าภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ วิธี ML มีแนวโน้ม ให้ค่า BIAS น้อยที่สุด แต่ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ วิธี MI และ ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด และเมื่อพิจารณาค่า RMSE พบว่า วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่าน้อยที่สุด เช่นเดียวกับค่า ความยากของข้อสอบ (b) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด แต่ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ วิธี MI และ ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด และเมื่อพิจารณาค่า RMSE พบว่า วิธี MLมีแนวโน้มให้ค่า RMSE น้อยที่สุด

ส่วน**ค่าโอกาสในการเดา** (c) จากการประมาณค่าภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ วิธี EM และ ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด แต่ที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ ทั้ง 3 วิธี มีแนวโน้มให้ค่า BIAS ใกล้เคียงกัน และเมื่อพิจารณาค่า RMSE พบว่าที่ความยาวแบบสอบ 20 ข้อ พบว่า วิธี MLมีแนวโน้มให้ค่า RMSE น้อยที่สุด ส่วนที่ความยาวแบบสอบ 40 ข้อ ทั้ง 3 วิธี ให้ค่า RMSE ใกล้เคียงกัน ส่วนค่าโอกาสในการเดา (c) ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด และเมื่อพิจารณาค่า RMSE วิธี MI และ ML มีแนวโน้มให้ค่า RMSE น้อยที่สุด

3.2.2 ค่า BIAS และ RMSE ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE น้อยที่สุด ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหาย ที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) วิธี MI มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด แต่เมื่อพิจารณา RMSE ทั้ง 3 วิธี ให้ค่าใกล้เคียงกัน

# บทที่ 5
# สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ ใช้วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดด้วยสารสนเทศที่สังเกตได้ทั้งหมด ( full information maximum likelihood: FIML) โดยมีเงื่อนไขในการศึกษาทั้งสิ้น 144 เงื่อนไข (3x2x3x4x2) ประกอบด้วย สภาวะการสูญหายของข้อมูลที่ครอบคลุมการสูญหาย 2 ประเภท คือ การสูญหายอย่างสุ่ม (missing at random: MAR) และการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (missing not at random: MNAR) โดยมีรูปแบบการตอบสนองข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท 3 แบบ คือ ตอบถูก ( correct: CR) ตอบผิด (incorrect: IN) และละเว้นการตอบ (omitted: OM) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง 3 ขนาด คือ 1,500 3,000 และ 4,500 คน อัตราการสูญหายของข้อมูลที่ต่างกัน 4 ระดับคือ 5% 10% 15% และ 20% และความยาวแบบสอบ 2 ระดับ คือ 20 ข้อ และ 40 ข้อ ซึ่งมีการทำซ้ำเงื่อนไขละ 1,000 รอบ

โมเดลการวัดที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นโมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบ โลจิสติก ชนิด 3 พารามิเตอร์ (three- parameter logistic model: 3PL) โดยมีการตรวจให้คะแนน แบบ 2 ค่า (dichotomous) คือ ผู้สอบได้ 1 คะแนนเมื่อตอบข้อสอบถูก และได้ 0 คะแนนเมื่อตอบข้อสอบผิด

การจำลองข้อมูลมี การดำเนินงาน 4 ขั้นตอน คือ 1) การกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบ ประกอบด้วย ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) และค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) และแบบแผนการตอบของผู้สอบแต่ละคน โดยใช้โปรแกรม R 2) การสร้างตัวแปรทำนาย ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ใช้ตัวแปร แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียนเป็นตัวกำหนดความน่าจะเป็นในการสูญหายของข้อมูล และจัดกระทำข้อมูลให้เกิดสภาวะสูญหาย โดยใช้โปรแกรม R 3) การประมาณค่าทดแทนค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ด้วยวิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) โดยใช้ package ‘MICE’ วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) ใช้ package ‘Amelia II’ ซึ่งทั้ง 2 package พัฒนาขึ้นภายใต้โปรแกรม R ส่วนวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood

estimation: ML) ไม่มีขั้นตอนการประมาณค่าทดแทน 4) การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ใช้ package 'ltm' ซึ่งพัฒนาขึ้นภายใต้โปรแกรม R

เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบ คุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ พิจารณาจากดัชนีค่าความลำเอียง (BIAS) เพื่อสะท้อนถึงความถูกต้องของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแต่ละวิธี และดัชนีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อสะท้อนถึงความคงที่ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแต่ละวิธี พร้อมทั้งวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบทางเดียวเมื่อมีการวัดซ้ำ (One-way repeated measure ANOVA) เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่า BIAS ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ โดยใช้โปรแกรม SPSS for Window Version 17 เพื่อประโยชน์ในการนำไปเลือกใช้กับสถานการณ์ต่าง ๆ ให้เหมาะสมกับข้อมูลจริงต่อไปในอนาคต

ในบทนี้ผู้วิจัยนำเสนอสรุปและอภิปรายผลการวิจัย รวมทั้งข้อเสนอแนะ ดังต่อไปนี้

## สรุปผลการวิจัย

5.1 ผลการ วิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) พบว่า

5.1.1 ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน โดยค่าอำนาจจำแนก (a) จากการประมาณค่าด้วยวิธี EM มีแนวโน้มให้ค่าใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบมากที่สุด ส่วนค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่าพารามิเตอร์ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบมากที่สุด สอดคล้องกับค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ที่ผลจากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธีใกล้เคียงกัน โดยวิธี EM มีแนวโน้มให้ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบมากที่สุด ส่วนวิธี ML มีแนวโน้มให้ค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) ใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงของข้อสอบมากที่สุด

เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่า ภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 แบบ ช่วงระดับความสัมพันธ์ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณ ค่าได้กับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง มีความสัมพันธ์กันสูง และมีค่าใกล้เคียงกัน

5.1.2 ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี มีค่าใกล้เคียงกัน เช่นเดียวกับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$)ที่ได้จากการประมาณค่าทั้ง 3 วิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) แต่เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่า ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณค่าได้กับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมีความสัมพันธ์ในระดับค่อนข้างสูง ในขณะที่ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ที่ประมาณได้กับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมีความสัมพันธ์ในระดับค่อนข้างต่ำ

5.2 ผลการ เปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด ( expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด ( maximum likelihood estimation: ML) พบว่า ผลที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบจากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ส่วนใหญ่ให้คุณภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบไม่ต่างกัน

5.2.1 ผลการ เปรียบเทียบค่า BIAS และ RMSE ของค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ พบว่า ภายใต้สภาวะการสูญหายทั้ง 2 แบบ วิธี EM มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบ (a) น้อยที่สุด ในขณะที่ วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE ในการประมาณค่าความยากของข้อสอบ (b) และค่าโอกาสในการเดา (c) น้อยที่สุด ทั้งนี้ เมื่อขนาดกลุ่มตัวอย่างหรือความยาวแบบสอบเพิ่มขึ้น ค่า BIAS และ RMSE ในการประมาณค่า พารามิเตอร์ข้อสอบมีแนวโน้มลดลง

5.2.2 ผลการเปรียบเทียบค่า BIAS และ RMSE ของค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ ($\theta$) ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) วิธี ML มีแนวโน้มให้ค่า BIAS และ RMSE น้อยที่สุด ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (M NAR) วิธี MI มีแนวโน้มให้ค่า BIAS น้อยที่สุด แต่เมื่อพิจารณา RMSE ทั้ง 3 วิธี ให้ค่าใกล้เคียงกัน

**อภิปรายผลการวิจัย**

จากผลการวิจัยที่นำเสนอข้างต้นนั้น ผลการวิจัยดังกล่าวยังมีประเด็นที่น่าสนใจดังต่อไปนี้

1. ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่ได้จาก วิธีการจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการประมาณค่าทดแทนพหุ (multiple imputation: MI) วิธีค่าคาดหมายสูงสุด (expectation-maximization algorithm: EM) และวิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood estimation: ML) ภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท มีค่าใกล้เคียงกัน ผลการศึกษาสะท้อนให้เห็นว่า เมื่ออัตราการสูญหายอยู่ใน ช่วง 5-20% วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี มีความสามารถในการจัดการข้อมูลสูญหายใกล้เคียงกัน เนื่องจาก วิธีจัดการข้อมูลสญหายทั้ง 3 วิธี เป็นวิธีที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมา เพื่อแก้ไขจุดอ่อนของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแบบดั้งเดิม ซึ่งมัก ให้ผลที่ลำเอียงทั้งในทางบวกและทางลบ เช่น การเพิ่ม Type II error และการประมาณค่าสหสัมพันธ์และน้ำหนักสัมประสิทธิ์การทำนายต่ำ เป็นต้น และวิธีการแบบดั้งเดิมเหมาะกับข้อมูลสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) เท่านั้น นอกจากนี้ วิธีการจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ยังได้รับการพัฒนาให้สามารถจัดการกับข้อมูลสูญหายทั้งแบบการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) และ การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) ประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 2 ประเภทของทั้ง 3 วิธีจึง ถูกต้องแม่นยำไม่ต่างกัน (Acock, 2005; Finch, 2008)

2. ผลการพิจารณาค่า BIAS และ RMSE ของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี พบว่าทั้ง 3 วิธี สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบได้ ไม่แตกต่างกัน เนื่องจากภายใต้สภาวะการสูญหายของข้อมูลแต่ละประเภท ค่า BIAS ที่ได้จากวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ใกล้เคียงกัน ซึ่งส อดคล้องกับผลการศึกษาของ Enders and Bandalos (2001) Finch (2008) Graham et al. (1996) และ Olinsky et al. (2003) แต่ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) โดยภาพรวม วิธี ML ให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ถูกต้องและมีประสิทธิภาพสูงกว่า ดีกว่าวิธี MI และวิธี EM เนื่องจากวิธี ML ให้ค่า RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และความสามารถของผู้สอบน้อยกว่าวิธีอื่น แสดงให้เห็นว่า วิธี ML มีความคงที่ในการประมาณค่าดีกว่าวิธีอื่น ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) วิธี ML ให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบถูกต้องและมีประสิทธิภาพสูงกว่า ดีกว่าวิธี MI และวิธี EM เนื่องจากวิธี ML ให้ค่า RMSE

ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบน้อยกว่าวิธีอื่น ในขณะที่ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายแบบ MNAR นั้น วิธี MI และ ML มีแนวโน้ม ให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบถูกต้องและมีประสิทธิภาพสูงกว่า ดีกว่าวิธี EM เนื่องจาก วิธี MI และ ML ให้ค่า RMSE ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ น้อยกว่าวิธี EM แสดงให้เห็นว่า วิธี MI และ ML มีความคงที่ในการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ดีกว่าวิธี EM

จากผลการพิจารณาค่า BIAS และ RMSE ของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี ภายใต้สภาวะการสูญหายทั้งแบบ MAR และ MNAR จะได้ว่าวิธี ML มีแนวโน้ม ให้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบถูกต้องและมีประสิทธิภาพสูงกว่า ดีกว่าวิธีอื่น ทั้งนี้ อาจเป็นผลมาจาก วิธี จัดการข้อมูลสูญหายของ ML ด้วยวิธี FIML หรือ direct ML นั้น ใช้โมเดลในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบที่มีค่าสูญหาย เพียงโมเดลเดียว ซึ่งแนวคิดของวิธี MLนี้ จะคำนวณฟังก์ชันความเป็นไปได้ด้วยค่าสังเกตได้ทั้งหมดที่เป็นไปได้ โดยจุดที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นจะไม่ได้รับการประมาณค่าหรือประมาณค่าทดแทน ภายใต้กระบวนการประมาณค่าทดแทนและการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ ถูกสร้างขึ้นภายในขั้นตอนเดียว ดังนั้น การสร้างชุดข้อมูลการวิเคราะห์ของวิธี ML จึงมักให้ผลลัพธ์เหมือนกัน ดังนั้น ค่า RMSE จึงน้อยกว่าวิธี MI และ EM ซึ่งเหตุผลนี้ ทำให้วิธี ML มีจุดเด่นเหนือกว่าวิธี MI และ EM

จุดอ่อนของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายด้วยวิธี MI และวิธี EM คือ มีโมเดลในการจัดการข้อมูลสูญหาย 2 โมเดล คือ โมเดลในการประมาณค่าทดแทน และโมเดลในการวิเคราะห์ข้อมูล

สำหรับวิธี MI ในโมเดลการประมาณค่าทดแทน เพื่อให้การประมาณค่าทดแทนมีความถูกต้องแม่นยำมากที่สุด จึงต้องการคุณสมบัติของชุดข้อมูลที่เหมาะสม ซึ่งในทางทฤษฎี คือ การสร้างชุดข้อมูลและวิเคราะห์ชุดข้อมูลจำนวนอนันต์ชุด (infinite) ซึ่งไม่สามารถทำได้จริงในทางปฏิบัติ ดังนั้น วิธี MI จึงต้องกำหนดชุดข้อมูลในการประมาณค่าทดแทนซ้ำ (M) เพื่อให้การประมาณค่าทดแทนมีประสิทธิภาพใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุด แต่ปัญหาที่เกิดขึ้นคือ ต้องใช้ M เท่าใดจึงจะเหมาะสม แม้ว่า Rubin (1987) จะแสดงผลการศึกษาให้เห็นว่า M=5 ให้ประสิทธิภาพในการประมาณค่าทดแทนใกล้เคียงค่าจริงถึง 90% แต่เมื่ออัตราการสูญหายเพิ่มขึ้น M ควรเพิ่มเป็นเท่าใดจึงจะเหมาะสม ซึ่งในการศึกษาปัจจุบัน ยังไม่มีผลการศึกษาใด สามารถตอบได้ชัดเจนว่า M ที่เหมาะสมในการประมาณค่าทดแทนของวิธี MI ที่อัตราการสูญหายของข้อมูลระดับต่าง ๆ ควรเป็นเท่าใด

จากการสร้างค่าประมาณทดแทน ของวิธี MI ในกระบวนการประมาณค่าทดแทนนี้ทำวนซ้ำ M ครั้ง เพื่อสร้างชุดข้อมูลตัวแปรอิสระ (Schafer and Olsen, 1998) แต่ละชุดข้อมูลจะกลายเป็นกรณีในการวิเคราะห์สิ่งที่สนใจศึกษาต่อไป เช่น การประมาณค่าพารามิเตอร์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ผลของการวิเคราะห์แยก M ในภายหลังจะรวมเป็นค่าเดียวจากสมการที่ (5.1)

$$\bar{Q} = \frac{\sum_{m} \hat{Q}_m}{M} \quad (5.1)$$

ความแปรปรวนของการประมาณค่านี้ประกอบด้วย 2 ส่วนคือ ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนและความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน

ความแปรปรวนระหว่างการประมาณค่าทดแทนได้จากสมการที่ (5.2)

$$B = \frac{\sum_{m} \left(\hat{Q}_m - \bar{Q}\right)^2}{M - 1} \quad (5.2)$$

ความแปรปรวนภายในการประมาณค่าทดแทน ( $\bar{U}$ ) เป็นค่าเฉลี่ยของการประมาณค่าความแปรปรวนข้ามการประมาณค่าทดแทน M ความแปรปรวนสำหรับการประมาณค่าทดแทน พหุ จะคำนวณภายหลังด้วยสมการที่ (5.3)

$$T = \bar{U} + \left(1 + \frac{1}{M}\right)B. \quad (5.3)$$

ดังนั้น ผลลัพธ์ที่ได้แตกต่างกันในโมเดลการประมาณค่าทดแทน อาจทำให้ผลการวิเคราะห์ของวิธี MI ในโมเดลการประมาณค่าทดแทนและโมเดลการวิเคราะห์ ไม่สอดคล้องกัน

ส่วนวิธี EM มีขั้นตอนการประมาณค่าทดแทน 2 ขั้นตอน ใน การคำนวณทวนซ้ำ (iteration) วิธีนี้อาศัยหลักของกระบวน การคำนวณทวนซ้ำ (iterative procedure) ระหว่าง 2 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรก เรียกว่า expectation step (E-step) ซึ่ง ส่วนในขั้นตอนที่สอง เรียกว่า maximization step (M-step) โดยจะทำการคำนวณทวนซ้ำระหว่าง 2 ขั้นตอนจนกว่าจะเกิดค่าที่ลู่เข้า (convergence) หรือค่าที่มีการเปลี่ยนแปลงน้อยมาก แล้วใช้ค่านั้นแทนค่าข้อมูลสูญหายที่เกิดขึ้น

ขั้น expectation step (E-step) จะทำการประมาณค่าคาดหวังจากฟังก์ชันความเป็นไปได้ (likelihood function) ภายใต้ข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งเขียนสมการได้ดังสมการที่ (5.4)

$$Q\left(\theta\middle|\theta^{(t)}\right) = E_{Z\middle|X,\theta^{(t)}}\left[\log L\left(\theta; X, Z\right)\right] \quad (5.4)$$

ขั้น maximization step (M-step) จะใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้น E-step มาคำนวณค่าประมาณทดแทนใหม่ หรือจะทำการแทนค่าคาดหวังของข้อมูลสูญหายด้วยค่าที่ได้จาก E-step แล้วประมาณค่าคาดหวังจากฟังก์ชันความเป็นไปได้ ( likelihood function) ในกรณีถ้าไม่เกิดข้อมูลสูญหาย เขียนสมการได้ดังสมการที่ (5.5)

$$\theta^{(t+1)} = \arg_{\theta}\max Q\left(\theta\middle|\theta^{(t)}\right) \quad (5.5)$$

จากนั้น กระบวนการจะเริ่มขั้นตอน E-step อีกครั้ง และคำนวณทวนซ้ำจนกว่าค่าประมาณทดแทนที่ได้ จะเกิดการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุดระหว่างขั้นตอน E-step และ M-step หรือจนกว่าค่าการประมาณค่าทดแทนจะลู่เข้า ซึ่งปัญหาที่เกิดขึ้นคือ จำนวนการคำนวณทวนซ้ำกี่ครั้งจึงจะทำให้วิธี EM ให้ผลการประมาณค่าทดแทนใกล้เคียงค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมาก ที่สุด และในทำนองเดียวกันกับ วิธี MI ในการศึกษาปัจจุบัน ยังไม่มีผลการศึกษาใด สามารถตอบได้ชัดเจนว่า จำนวนการคำนวณทวนซ้ำที่เหมาะสมในการประมาณค่าทดแทนของวิธี EM ที่อัตราการสูญหายของข้อมูลระดับต่าง ๆ ควรเป็นเท่าใด

3. ภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม ( MNAR) ค่า BIAS และ RMSE ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบสูงกว่าค่า BIAS และ RMSE ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม ( MAR) แม้ว่าในการศึกษาครั้งนี้ จะทำการศึกษา MNAR ภายใต้ MAR แต่เนื่องจากในขั้นตอนการประมาณค่าทดแทนนั้น ตัวแปรทำนายในโมเดลการประมาณค่าทดแทนมีเพียงตัวเดียวเท่านั้น คือ ตัวแปรแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ทางการเรียน เนื่องจาก MAR มีข้อตกลงเบื้องต้นว่า ตัวแปรทำนาย ต้องเป็นข้อมูลที่ไม่มีค่าสูญหายเกิดขึ้น ดังนั้น เมื่อการประมาณค่าทดแทนเกิดความคลาดเคลื่อน จึงส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนของประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ MNAR ขึ้น เนื่องจากไม่ได้นำตัวแปรผลการตอบสนองข้อสอบของข้อที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นมาเป็นตัวทำนาย จึงทำให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ MNAR มีค่า BIAS และ RMSE สูงกว่า การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบภายใต้ MAR

4. ใน เปรียบเทียบค่า BIAS เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบนั้น ใช้ค่า BIAS ของผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบทั้งฉบับโดยรวมผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบข้อที่ไม่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นรวมเข้าไปด้วย เนื่องจากในเชิงทฤษฎีของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบภายใต้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้น คุณภาพของแบบสอบได้จากผลการตอบสนองข้อสอบรายข้อของแบบสอบทั้งฉบับ (ศิริชัย กาญจนวาสี, 2550 ; Baker, 2001; Embretson and Reise, 2000) ดังนั้น การคำนวนค่า BIAS เพื่อเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบจึงต้องคำนวณแบบสอบทั้งฉบับ ส่วนในเชิงของสถิติการวิเคราะห์ค่า BIAS เพื่อการเปรียบเทียบนั้น แม้จะมีการรวมค่า BIAS ของข้อสอบที่ไม่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นเข้าไปด้วย ก็ไม่ส่งผลต่อความแตกต่างของค่า BIAS ระหว่างวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย เมื่อเทียบกับการคำนวณค่า BIAS เฉพาะข้อสอบที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้น เนื่องจากในขั้นตอนการประมาณค่าทดแทนนั้น จะดำเนินการประมาณค่าทดแทน เฉพาะข้อที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้น ส่วนข้อที่ไม่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นจะไม่มีการประมาณค่าทดแทน เกิดขึ้น ดังนั้น ค่า BIAS ของข้อสอบที่ไม่มีค่าสูญหายของ วิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี จึงเท่ากันเสมือนหนึ่งเป็นค่าคงที่ที่เท่ากัน เมื่อนำไปคำนวณค่า BIAS ร่วมกับข้อสอบที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นจึงไม่ส่งผลต่อความแตกต่างของค่า BIAS ระหว่างวิธีจัดการข้อมูลสูญหาย (Allison, 2001; Glass and Hopkins, 1996; Graham, 2009; Mislevy and Wu, 1996) ดังนั้น ผลการเปรียบเทียบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายสำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบโดยการใช้ค่า BIAS เฉพาะข้อสอบที่มีค่าสูญหาย 4 ข้อ กับการใช้ค่า BIAS ของแบบ สอบทั้งฉบับทีรวมข้อสอบ ที่ไม่มีค่าสูญหาย เข้าไปด้วยจึงให้ผลการเปรียบเทียบไม่แตกต่างกัน

## ข้อเสนอแนะ

### 1. ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลไปใช้

ในที่นี้ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะสำหรับการนำไปใช้ในประเด็นของการเลือกใช้ในสถานการณ์จริง และข้อเสนอแนะในเชิงเทคนิค โดยมีรายละเอียดดังนี้

1.1 ข้อเสนอแนะในการนำไปประยุกต์ใช้ในสถานการณ์จริง

1.1.1 การวิจัยในครั้งนี้พบว่า วิธี MI วิธี EM และวิธี ML เป็นวิธีการจัดการข้อมูลสูญหายที่มีความถูกต้อง (accuracy) และมีความคงที่ (stable) ใกล้เคียงกันเมื่อศึกษา ภายใต้สภาวะการสูญหายแบบ MAR และ MNAR โดยมีอัตราการสูญหายในช่วง 5-20% กับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ และความยาวแบบสอบ 20 และ 40 ข้อ ดังนั้น เมื่อต้องการศึกษาในเงื่อนไขดังกล่าวสามารถเลือกใช้วิธีใดวิธีหนึ่งได้ เพราะให้ผลไม่แตกต่างกันมากนัก แต่เมื่อพิจารณาความคงเส้นคงวาในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ พบว่า ML มีความถูกต้องและคงที่ในการประมาณค่าสูงก ว่าวิธี MI และ EM ดังนั้น ในการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ ควรเลือกใช้วิธี ML เนื่องจากเทคนิคที่ใช้มีความเหมาะสมและสอดคล้องกับข้อมูลมากกว่าวิธี MI และ EM

ส่วนค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบนั้น ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) วิธี ML มีความถูกต้องและคงที่ ในการประมาณค่าสูงก ว่าวิธี MI และ EM ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) วิธี MI และ ML มีความถูกต้องและคงที่มากกว่า วิธี EM ดังนั้น ในการ ประมาณค่าพารามิเตอร์ ความสามารถของผู้สอบ ภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR) ควรเลือกใช้วิธี ML เนื่องจากเทคนิคที่ใช้มีความเหมาะสมและสอดคล้องกับข้อมูลมากกว่าวิธี MI และ EM ส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) แม้ว่าจะสามารถเลือกใช้ได้ทั้งวิธี MI หรือ ML แต่ทั้งนี้ ควรเลือกใช้ ML มากกว่าวิธี MI เนื่องจากวิธี MI มีจุดอ่อนเรื่องจำนวน M ในการทำซ้ำ ซึ่งผลการประมาณค่าผันแปรตาม M ที่ทำซ้ำแต่ละครั้ง นอกจากนี้ วิธี MI ยังมีความซับซ้อนในการคำนวณมากกว่าวิธี ML ดังนั้น วิธี ML สะดวกและความเหมาะสม ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบส่วนภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR) มากกว่าวิธี MI

จากผลดังกล่าวสามารถใช้เป็นแนวทาง ในการนำไปใช้วัดค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบในการสอบระดับชาติได้ เนื่องจากกลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่เพียงพอ ซึ่งสิ่งสำคัญในการนำไปใช้คือต้องมีการตรวจสอบว่ากรณีที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้น มีโครงสร้างเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้หรือไม่ โดยเฉพาะในเรื่องความเป็นเอกมิติของแบบสอบ และสภาวะการสูญหายของข้อมูล

1.1.2 แม้ผลการวิจัยครั้งนี้ จะพบว่าวิธี ML มีความถูกต้องและคงที่ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และความสามารถของผู้สอบ มากกว่าวิธี MI และ วิธี EM แต่วิธี ML ไม่มี ขั้นตอนการประมาณค่าทดแทนข้อมูลที่เกิดค่าสูญหาย ดังนั้น ควรพิจารณาถึงจุดมุ่งหมาย

การนำไปใช้ ว่า มุ่งศึกษาแต่การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบเท่านั้น หรือสนใจค่าทดแทนค่าสูญหายที่เกิดขึ้น หากสนใจว่าค่าสูญหายที่เกิดขึ้น หากประมาณค่าทดแทนแล้ว ควรมีผลการตอบอย่างไร ควรพิจารณาใช้วิธี EM เนื่องจากถือได้ว่าเป็นวิธีการที่ง่ายและไม่ซับซ้อน จึงสะดวกต่อการนำไปประยุกต์ใช้มากกว่าวิธี MI ในการสร้างชุดข้อมูลและรวมเป็นค่าประมาณทดแทนเพียงค่าเดียว

1.1.3 การนำผลการศึกษาไปใช้ในสถานการณ์การสอบระดับชาตินั้น ประเด็นที่ควรพิจารณาอย่างยิ่งคือ

1) ความเป็นเอกมิติของข้อสอบ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้เป็นการศึกษาภายใต้ความเป็นเอกมิติ แต่ในสถานการณ์ของการสอบระดับชาตินั้น แบบสอบแต่ละฉบับอาจวัดหลายมิติ ดังนั้น การนำผลการศึกษาไปประยุกต์ใช้จึงต้องพิจารณาแบ่งแบบสอบออกเป็นมิติย่อย เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ

2) สภาวะการสูญหายของข้อมูล เพื่อให้การนำผลศึกษาไปประยุกต์ใช้ได้ถูกต้องควรมีการตรวจสอบกรณีที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นว่าเป็นการสูญหายประเภท

3) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง การศึกษาครั้งนี้สามารถนำไปใช้ได้กับสถานการณ์ของการสอบที่มีผู้สอบ 1,000 คน ขึ้นไป รวมถึงสถานการณ์ของการสอบระดับชาติที่อาจมีผู้สอบมากกว่าหนึ่งแสนคนขึ้นไป

4) อัตราการสูญหายของข้อมูล ผลการศึกษาครั้งนี้ ศึกษาภายใต้อัตราการสูญหายไม่เกิน 20 % หากในสถานการณ์ของการสอบระดับชาติมีค่าสูญหายมากกว่า 20 % การนำผลการศึกษาไปใช้อาจให้ผลถูกต้อง

อย่างไรก็ตาม แม้ในสถานการณ์ของการสอบระดับชาตินั้น กลุ่มผู้สอบจะเปลี่ยนกลุ่มไม่ซ้ำกัน และการสร้างแบบสอบเพื่อใช้ในการสอบจะไม่มีการนำแบบสอบที่ใช้สอบระดับชาติไปแล้วมาใช้ใหม่ แต่ยังมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่ควรพิจารณาถึงการประมาณค่า พารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นโดยใช้วิธีจัดการข้อมูลสูญหายที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ค่า พารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ ที่ใกล้เคียงกับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงมากที่สุด เพื่อให้สามารถวางแผนการพัฒนาการศึกษาของประเทศมีความถูกต้องต่อไป

1.2 ข้อเสนอแนะในเชิงเทคนิคของการจำลองข้อมูล

1.2.1 ในขั้นตอนการตรวจสอบแบบแผนการตอบข้อสอบแบบสองค่า (0, 1) ควรมีการพิจารณาว่า ข้อมูลเป็นเอกมิติตามข้อตกลงของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบหรือไม่ แม้ว่าโมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีความแกร่งปานกลาง (moderately robust) ในการฝ่าฝืนจากความเป็นเอกมิติ ( Cooke and Michie, 1997) แต่เพื่อความถูกต้องแม่นยำของการศึกษา ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขดังกล่าวควรตัดข้อมูลทิ้งและทำการสร้างข้อมูลใหม่

1.2.2 ในขั้นตอนของการจำลองข้อมูลพบว่า การตรวจสอบเงื่อนไขอัตราการสูญหายของข้อมูล และสภาวะการสูญหายของข้อมูลมักสัมพันธ์กัน คือ การกำหนดความน่าจะเป็นของการสูญหายของข้อมูลในกลุ่มตัวอย่างเพื่อสร้างสถานการณ์ในการจำลองข้อมูลนั้น หากอัตราส่วนความน่าจะเป็นของการสูญหายระหว่างกลุ่ม ใกล้เคียงกัน มักเกิดความคลาดเคลื่อนในการจำลองข้อมูล กล่าวคือ ข้อมูลที่จำลองขึ้น อาจเป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ซึ่งไม่ใช่เงื่อนไขในการศึกษา ในการศึกษา ครั้งนี้ กำหนดความน่าจะเป็นของการสูญหายภายในกลุ่มตัวอย่างภายใต้ MAR ที่อัตราส่วนความน่าจะเป็นของการสูญหายระหว่างกลุ่มอยู่ระหว่าง 1.5-2.0 ซึ่งเป็นอัตราส่วนขั้นต่ำที่ทำให้ข้อมูลที่จำลองขึ้น ไม่เป็นการสูญหายโดยสมบูรณ์อย่างสุ่ม (MCAR) ดังนั้น เพื่อความถูกต้องของผลการศึกษา เมื่อได้รูปแบบการตอบข้อสอบที่คำนวณได้จากค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริงแล้ว ผู้วิจัยควรทำการตรวจสอบว่าเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้หรือไม่ เพื่อให้ข้อมูลมีความถูกต้องก่อนที่จะนำไปสู่ขั้นตอนของการประมาณค่าทดแทนเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ต่อไป

1.2.3 ในขั้นตอนของการประมาณค่าทดแทน (imputation) โดยใช้ package ‘MICE’ โดยการกำหนดชุดการประมาณค่าทดแทนซ้ำ (M) ควรคำนึงถึงอัตราการสูญหายของข้อมูล ถ้ามากกว่า 20% ขึ้นไป ควรใช้ $M>10$ (Schafer, 1997) แต่ถ้าอัตราการสูญหายมากกว่า 50 % ขึ้นไป ควรใช้ $M\geq40$ (Graham, 2009) ส่วนการใช้ package ‘Amelia II’ ต้องคำนึงถึงจำนวนชุดข้อมูลในการประมาณค่าทดแทนซ้ำ เนื่องจาก package นี้ สามารถประมาณค่าทดแทนพหุ (MI) ภายใต้ EM algorithm หากกำหนด $M\geq2$ ซึ่งหากจะประมาณค่าทดแทนด้วยวิธี EM ปกติ ต้องกำหนด $M=1$

1.2.4 การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม R ทุกขั้นตอนของการศึกษา ตั้งแต่ขั้นตอนของการสร้างข้อมูล (generate data) ไปจนถึงขั้นตอนการประมาณค่าทดแทน การประมาณค่าพารามิเตอร์ และการตรวจสอบคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายทั้ง 3 วิธี เนื่องจากสามารถวิเคราะห์ได้ในคราวเดียวกัน อย่างไรก็ตามการใช้โปรแกรมดังกล่าวจำเป็นที่

จะต้องอาศัยผู้ที่มีความรู้ความเชี่ยวชาญเฉพาะด้านในการพัฒนาโปรแกรม แม้จะมี package ที่สามารถประยุกต์ใช้กับวิธีจัดการข้อมูลสูญหายแต่ละวิธี แต่จะต้องระมัดระวังในขั้นตอนของการเขียนคำสั่ง และคำนวณค่าระหว่างเว กเตอร์หรือเมตริกซ์ เพราะจะทำให้ผลที่ได้เกิดข้อผิดพลาดได้ง่าย

1.2.5 ในการใช้โปรแกรม R ในการศึกษา สิ่งที่ควรคำนึงถึงคือ แม้จะมี package สำเร็จรูปให้เลือกใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งหลาย package ใช้สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเดียวแต่มีเงื่อนไขในการใช้และข้อจำกัดแตกต่างกัน ดังนั้น ผู้จะใช้โปรแกรม R ในการวิเคราะห์ข้อมูล จึงควรคำนึงถึงทฤษฎีที่จะนำไปใช้ประกอบด้วย

## 2. ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

2.1 การศึกษาครั้งนี้ เป็นการศึกษาภายใต้ความเป็นเอกมิติ ซึ่งเป็นข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า ควรมีการศึกษาเปรียบเทียบผลกับการศึกษาภายใต้ความเป็นพหุมิติ หรือการตรวจให้คะแนนแบบหลายค่าต่อไป

2.2 ควรมีการศึกษาเปรียบเทียบผลการศึกษาภายใต้ แบบสอบความเป็นพหุมิติ กับผลการศึกษาภายใต้ โมเดลทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ที่แบ่งแบบสอบถามหรือแบบสอบ ที่มีความเป็นพหุออกเป็นชุดย่อยที่มีความเป็นเอกมิติ

2.3 เนื่องจากเกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาคุณภาพของวิธีจัดการข้อมูลสูญหายการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ มี 2 เกณฑ์ คือ BIAS และ RMSE ระหว่างค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณ ค่าได้กับค่าพารามิเตอร์ที่แท้จริง ซึ่งการนำเกณฑ์ BIAS และ RMSE ไปเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ พบว่า มีค่าใกล้เคียงกันมาก ดังนั้น ควรพิจารณาเพิ่มเกณฑ์ค่าความเที่ยง (reliability) และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการวัด (standard error measurement) เพื่อพิจารณาเปรียบเทียบคุณภาพวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ

2.4 การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม R ในการพัฒนาโปรแกรมทุกขั้นตอนของการศึกษา โดยเฉพาะในขั้นตอนของการสร้างข้อมูล (generate data) และแบบแผนการตอบ สนองข้อสอบของกลุ่มตัวอย่าง เพื่อให้ตรงกับเงื่อนไขที่ศึกษา ถือว่าเป็นการเลือกใช้โปรแกรมที่เหมาะสม เนื่องจากข้อมูลโดยส่วนใหญ่ต้องอาศัยการคำนวณในเชิงเมตริ กซ์ และต้องมีการกำหนดเงื่อนไขการศึกษาที่แตกต่างกัน ซึ่งโปรแกรมสามารถวิเคราะห์ได้ในคราวเดียวกัน อย่างไรก็ตามการใช้โปรแกรมดังกล่าวมีข้อจำกัดคือผู้ใช้ต้องมีความรู้และเชี่ยวชาญโดยเฉพาะ สำหรับการศึกษาครั้ง

ต่อไปถ้า ต้องการจำลองข้อมูลที่ไม่ได้ให้ความสำคัญกับสภาวะการสูญหาย สามารถนำโปรแกรมสำเร็จรูปมาใช้ได้ เช่น โปรแกรม WinGen ที่พัฒนาโดย Han & Hambleton ในปี 2007 หรือโปรแกรม SPSS ซึ่งเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปที่สะดวกและง่ายต่อการนำไปใช้

2.5 เนื่องจากงานวิจัยครั้งนี้ ในการทำซ้ำแต่ละครั้งใช้เวลานานและหลายขั้นตอน ดังนั้น ในการศึกษาครั้งต่อไป ควรใช้จำนวนในการทำซ้ำขั้นต่ำ 1,000 ครั้ง แล้วพิจารณาค่าการลู่เข้าว่า ควรลดจำนวนการทำซ้ำลง ณ จุดที่ค่าลู่เข้ามีแนวโน้มคงที่ หรือเพิ่มจำนวนการทำซ้ำกรณีที่ค่าลู่เข้ายังไม่คงที่ เพื่อให้ผลการวิจัยมีความถูกต้องและน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น และใช้เวลาในการศึกษาอย่างมีประสิทธิภาพ

2.6 เนื่องจากงานวิจัยนี้ เป็นการศึกษาศึกษาจากสถานการณ์การจำลองข้อมูล ซึ่งเป็นการศึกษาในเพื่อให้ได้ข้อสรุปในเชิงทฤษฎี ในการศึกษาครั้งต่อไป ควรนำผลการศึกษาเชิงทฤษฎีไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริงให้สามารถเลือกใช้ได้สอดคล้องกับสภาพจริงมากยิ่งขึ้น

# รายการอ้างอิง

## ภาษาไทย


นงลักษณ์ วิรัชชัย. (2552). *วิจัยและสถิติ: คำถามชวนตอบ*. กรุงเทพมหานคร: ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

วรนุช แหยมแสง. (2537). *การพัฒนากระบวนการตรวจสอบความเป็นเอกมิติของแบบสอบ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาดุษฎีบัณฑิต ภาควิชาวิจัยการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ศิริชัย กาญจนวาสี. (2550). *ทฤษฎีการทดสอบแนวใหม่*. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

เอมอร จังศิริพรปกรณ์. (2548). *การเปรียบเทียบคุณภาพของแบบสอบระหว่างแบบสอบเลือกตอบที่มีจำนวนตัวถูกตัวเดียวกับตัวถูกหลายตัวเมื่อตรวจด้วยวิธีการให้คะแนนความรู้บางส่วน*. กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.


## ภาษาอังกฤษ


Acock, A. C. (2005). Working with missing values. *Journal of Marriage and Family* 67, 1012-1028.

Ake, C. F. (2005). *Rounding after Multiple Imputation with Non-binary Categorical Covariates*[online]. Available from: http://www2.sas.com/proceedings/sugi30/112-30.pdf[2009, June 11]

Allison, P. D. (2002). *Missing Data*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Allison, P. D. (2006). *Imputation of Categorical Variables with PROC MI*[online]. Available from: http://www2.sas.com/proceedings/sugi30/113-30.pdf[2009, June 11]

Andrich, D. (1988). *Rasch Models for Measurement*. Beverly Hills: Sage Pubns.

Azar, B. (2002). Finding a solution for missing data. *Monitor on Psychology* 33, 70.

Baker, F. B. (1992). *Item Response Theory: Parameter Estimation Techniques*. New York: MARCEL DEKKER.

Baker, F. B. (2001). *The Basics of Item Response Theory*. 2ed. the United State: ERIC Clearinghouse on Assessment and Evaluation.

Baraldi, A. N., and Enders, C. K. (2010). An introduction to modern missing data analyses. *Journal of School Psychology* 48: 5-37.

Bernaards, C. A., and Sijtsma, K. (1999). Factor Analysis of Multidimensional Polytomous Item Response Data from Ignorable Item Nonresponse. *Multivariate Behavioral Research* 34: 277–314.

Bernaards, C. A., and Sijtsma, K. (2000). Influence of Imputation and EM Methods on Factor Analysis when Item Nonresponse in Questionnaire Data is Nonignorable. *Multivariate Behavioral Research* 35: 321–364.

Birnbaum, A. (1968). Some latent trait models and their use in inferring an examinee's ability. In Lord, F. M. and Novick, M. R.(Eds.), *Statistical theories of mental test scores* (pp. 397—472). Reading, MA: Addison-Wesley.

Bodner, T. E. (2008). What Improves with Increased Missing Data Imputations?. *Structural Equation Modeling* 15: 651–675.

Bond, T. G., and Fox, C .M. (2001). *Applying the Rasch Model. Fundamental Measurement in the Human Sciences.* New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.

Camilli, G., and Shepard, L. A. (1994). *Methods for Identifying Biased Test Items*. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.

Carpenter, J.R., Kenward, M. G., and White, I. R. (2007). Sensitivity analysis after multiple imputation under missing at random: a weighting approach. *Statistical Methods in Medical Research* 16: 259-275.

Chang, Y.-c. I. (2012). *Sequential Estimation in Item Calibration with A Two-Stage Design*[online]. Available from: http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1206/1206.4189.pdf [20012, June 11]

Chambers, J. M. (2008). *Software for Data Analysis: Programming with R.* CA: Springer.

Chen, W., and Thissen, D. (1997). Local Dependence Indexes for Item Pairs Using Item Response Theory. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 22: 265-289.

Clogg, C. C., and Goodman, L. A. (1984). Latent Structure Analysis of a Set of Multidimensional Contingency Tables. *Journal of the American Statistical Association* 79: 762–771.

Cooke, D. J., and Michie, C. (1997). An Item Response Theory Analysis of the Hare Psychopathy Checklist - Revised. *Psychological Assessment* 9: 3-14.

De Ayala, R. J., Plake, B. S., and Impara, J. C. (2001). The Impact of Omitted Responses on the Accuracy of Ability Estimation in Item Response Theory. *Journal of Educational Measurement* 38: 213–234.

DeMars, C. (2002). Incomplete Data and Item ParameterEstimates under JMLE and MML Estimation. *Applied Measurement in Education* 15: 15–31.

DeMars, C. (2000). Test stakes and item format interactions. *Applied Measurement in Education* 13: 55-77.

Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. (1977). Maximum Likelihood Estimation from Incomplete Data Via the EM Algorithm (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* 39: 1–38.

Embretson, S. E., and Reise, S. P. (2000). *Item Response Theory for Psychologists*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

Enders, C. K. (2001). The Performance of the Full Information Maximum Likelihood Estimator in Multiple Regression Models with Missing Data. *Educational and Psychological Measurement* 61: 713-740.

Enders, C. K. (2004). The Impact of Missing Data on Sample Reliability Estimates: Implications for Reliability Reporting Practices. *Educational and Psychological Measurement* 64: 419-436.

Enders, C.K. (2010). *Applied Missing Data Analysis*. New York: The Guiford Press.

Enders, C. K. and Bandalos, D.L. (2001). The Relative Performance of Full Information Maximum Likelihood Estimation for Missing Data in Structural Equation Models. *Structural Equation Modeling* 8: 430-457.

Eppen, G. D., Gould, F. J., and Schmidt, C. P. (1985). *Introductory management science*. London : Prentice-Hall.

Field, A. (2012). *Repeated Measures ANOVA*[online]. Available from: http://www.discoveringstatistics.com[20012, June 11]

Finch, H. (2008). Estimation of Item Response Theory Parameters in the Presence of Missing Data. *Journal of Educational Measurement* 45: 225-245.

Flannery, W. P., Reise, S. P., and Widaman, K. F. (1995). An Item Response Theory Analysis of the General and Academic Scales of the Self-Description Questionnaire II. J*ournal of Research in Personality* 29: 168-188.

Frenkel, D. (2004). Introduction to Monte Carlo Methods. *John von Neumann Institute for Computing* 23: 29-60.

Gao, F., and Chen, L. (2005). Bayesian or non-Bayesian: A comparison study of item parameter estimation in the three-parameter logistic model. *Applied Measurement in Education,* 18: 351—380.

Garson, G. D. (2008). *Data Imputation for Missing Values*[online]. Available from: http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/PA765/missing.htm[2009, April 20]

Gelman, A., and Hill, J. (2007). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/ Hierarchical Models*. New York: Cambridge University Press

Ghuman, S. J., Lee, H. J., and Smith, H. L. (2004). Measurement of Women's Autonomy according to Women and Their Husbands: Results from Five Asian Countries. *PSC Research Report* 04-556.

Gibson, N. M., and Olejnik, S. (2003). Treatment Of Missing Data At The Second Level Of Hierarchical Linear Models. *Educational and Psychological Measurement* 63: 204-238.

Girden, E. R. (1992). *ANOVA: repeated measures*. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 84. Thousand Oaks, CA: Sage.

Glas, C. A. W., and Pimentel, J. L. (2008). Modeling Nonignorable Missing Data in Speed Tests. *Educationnal and Psychological Measurement* 68: 907-922.

Glass, G.V., and Hopkins, K.D. (1996). *Statistical Methods in Education and Psychology*. 3rd ed. Boston: Allyn and Bacon.

Gleason, T. C., and Staelin, R. (1975). A Proposal for Handling Hissing Data. *Psychometrika* 40: 229-251.

Graham, J. W. (2009). Missing Data Analysis Making It Work in the Real World. *Annual Review of Psychology* 60: 549-576

Graham, J. W., and Donaldson, S. I. (1993). Evaluating Interventions with Differential Attrition: The Importance of Nonresponse Mechanisms and Use of Follow up Data. *Journal of Applied Psychology* 78: 119–128.

Graham, J. W., Hofer, S. M., & MacKinnon, D. P. (1996). Maximizing the usefulness of data obtained with planned missing value patterns: An application of maximum likelihood procedures. *Multivariate Behavioral Research* 31: 197–218.

Hambleton, R.K., and Swaminathan, H. (1985). *Item Response Theory: Principles and Applications*. Boston: Kluwer-Nijhoff.

Hanson, B. A., and Beguin, A. A. (2002). Obtaining a common scale for item response theory item parameters using separate versus concurrent estimation in the common-item equating design. *Applied Psychological Measurement* 26: 3—24.

Heitjan, D. F., and Rubin, D. B. (1991). Ignorability and Coarse Data. *Annals of Statistics* 19: 2244–2253.

Hohensinn, C., and Kubinger, K.D. (2011). On the impact of missing values on item fit and the model validness of the Rasch model. *Psychological Test and Assessment Modeling* 53: 380-393.

Honaker, J., King, G., and Blackwel, M. (2011). Amelia II: A Program for Missing Data. *Journal of Statistical Software* 45: 1-47.

Howell, D. C. (2009). *Treatment of Missing Data*[online]. Available from: http://www.uvm.edu/~dhowell/StatPages/More Stuff/Missing Data/Missing.html[2009, April 20]

Huisman, M., and Molenaar, I. W. (2001). Imputation of Missing Scale Data with Item Response Models. In A. Boomsma, M. A. J. van Duijn, and T. A. B. Snijders (eds.), *Essays on item response theory*, pp. 221–244). New York: Springer.

Ibrahim, J. G. (1990). Incomplete Data in Generalized Linear Models. *Journal of the American Statistical Association* 86: 765-769.

Kim, S. (2006). A comparative study of IRT fixed parameter calibration methods. *Journal of Educational Measurement* 43: 355—381.

Leite, W. L., and Beretvas, S. N. (2004). *The Performance of Multiple Imputation for Likert-Type Items with Missing Data*[online]. Available from: http://plaza.ufl.edu/leitewl/Presentation_AERA2004_multiple_imputation_with_likert_items.pdf[2009, April 14]

Linden, W. J., and Hambleton, R. K. (Eds.). (1997). *Handbook of Modern Item Response Theory*. New York, NY: Springer-Verlag.

Little, R. J. A., and Rubin, D. B. (2002). *Statistical Analysis with Missing Data*. Hoboken, NJ: John Wiley and Sons.

Little, R., and Rubin, D. (1987). *Statistical Analysis with Missing Data*. New York: John Wiley & Sons.

Lord, F. M. (1974). Estimation of Latent Ability and Item Parameters when There are Omitted Responses. *Psychometrika* 39: 247–264.

Lord, F. M. (1980). *Applications of Item Response Theory to Practical Testing Problems*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Lord, F. M. (1983). Maximum Likelihood Estimation of Item Response Parameters when some Responses are Omitted. *Psychometrika* 48: 477–482.

Ludlow, L. H., and O'Leary, M. (1999). *Scoring Omitted and Not-Reached Items: Practical Data Analysis Implications*. Educational and Psychological Measurement 59: 615-630.

MacIntosh, R. (1998). Globe Attitude Measurement: An Assessment of the World Values Survey Postmaterialism Scale. *American Sociological Review* 63: 452-464.

Madlow, W. G., Nisselson, H., and Olkin, I. (Eds.). (1983). *Incomplete Data in Sample Surveys, Volume 1: Report and Case Studies*. New York: Academic Press.

Martin, E. A., Campanelli, P. C., and Fay, R. E. (1991). An Application of Rasch Analysis to Questionnaire Design: Using Vignettes to Study the Meaning of "Work" in the Current Population Survey. *The Statistician* 40: 265-276

Mellenbergh, G. J. (1994). A Unidimensional Latent Trait Model for Continuous Item Responses. *Multivariate Behavioral Research* 29: 223-236.

Mislevy, R. J., and Wu, P. K. (1996). *Missing Responses and IRT Ability Estimation: Omits, Choice, Time Limits, and Adaptive Testing* (Research Report RR-96-30-ONR). Princeton, NJ: Educational Testing Service.

Montgomery, M., and Skorupski, W. (2012). *Investigation of IRT Parameter Recovery and Classification Accuracy in Mixed Format*[online]. Available from: www.cete.us%2Fresearch%2Fpresentations%2Fpdfs%2F2012_04_Montgomery%2520IRT%2520Classification_NCME.pdf&ei=d721UPT8KIrPrQf1tIGgBQ&usg=AFQjCNFcz4pLMEj7oV0lrzHydNerqtsgww [20012, June 11]

Muthen, L. K. and Muthen, B. O. (2007). *Mplus User's Guide*. 5th ed. Los Angeles: CA.

Neyman, J. (1937). Outline of a Theory of Statistical Estimation Based on the Classical Theory of Probability. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A* 236: 333–380.

Neyman, J., and Pearson, E. S. (1933). On the Problem of most Efficient Tests of Statistical Hypotheses. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A* 231: 289–337.

Norman, R. (2010). *Modeling Nonignorable Missing Data With Item Response Theory (IRT)*. NJ: Educational Testing Service.

Olinsky, A., Chen, S., & Harlow, L. (2003). The comparative efficacy of imputation methods for missing data in structural equation modeling. *European Journal of Operational Research* 151: 53–79.

Partchev, I. (2004). *A Visual Guide to Item Response Theory*[online]. Available from: http://www.metheval.uni-jena.de/irt/VisualIRT.pdf[2009, April 20]

Patz, R. J., and Junker, B. W. (1999). Applications and Extensions of MCMS in IRT: Multiple Item Types, Missing Data, and Rated Response. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 24: 342-366.

Peng, C. J., and Zhu, J. (2008). Comparison of two Approaches for Handling Missing Covariates in Logistic Regression. *Educational and Psychological Measurement* 68: 58-77.

Peugh, J. L., and Enders, C. K. (2004). Missing data in educational research: A review of reporting practices and suggestions for improvement. *Review of Educational Research* 74: 525–556.

Pimentel, J. L. (2005). *Item Response Theory Modeling with Nonignorable Missing Data*. The Netherlands: University of Twente.

R Development Core Team. (2010). *R: A language and environment for statistical computing.* Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.

Raaijmakers, Q. A. W. (1999). Effectiveness of Different Missing Data Treatments in Surveys with Likert-Type Data: Introducing the Relative Mean Substitution Approach. *Educational and Psychological Measurement* 59: 725-748.

Rasch, G. (1960). *Probabilistic Models for some Intelligence and Attainment Tests*. Paedagogike Institut: Copenhagen.

Reeve, B. B. (2003). *An Introduction to Modern Measurement Theory*[online]. Available from: http://appliedresearch.cancer.gov/areas/cognitive/ immt.pdf[2009, April 22]

Reise, S. P., and Waller, N. G. (1990). Fitting the Two-Parameter Model to Personality Data. *Applied Psychological Measurement* 14: 45-58.

Reise S. P., Widaman, K. F., and Pugh, R. H. (1993). Confirmatory Factor Analysis and Item Response Theory: Two Approaches for Exploring Measurement Invariance. *Psychological Bulletin* 114: 552-566.

Rizopoulos, D. (2006). ltm: An R Package for Latent Variable Modeling and Item Response Theory Analyses. *Journal of Statistical Software* 45: 1-25.

Robins, J. M., Rotnitzky, A., and Zhao, L. P. (1994). Estimation of Regression Coefficients when some Regressors are not always Observed. *Journal of the American Statistical Association* 89: 846–866.

Robitzsch, A., and Rupp, A. A. (2009). Impact of Missing Data on the Detection of Differential Item Functioning: The Case of Mantel-Haenszel and Logistic Regression Analysis. *Educational and Psychological Measurement* 69: 18-34.

Roth, P. L. (1994). Missing Data: A Conceptual Review for Applied Psychologists. *Personnel Psychology* 47: 537-558.

Roth, P.L., Switzer, F.S., and Switzer, D.M. (1999). Missing data in multiple item scales: a Monte Carlo analysis of missing data techniques. *Organizational Research Methods* 2: 211–232.

Rubin, D. B. (1976). Inference and Missing Data. *Biometrika* 63: 581-592.

Rubin, D. B. (1987). *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys*. New York: Wiley.

SAS Institute. (2004). *SAS Stat*. Cary, NC: SAS Institute.

Schafer, J. L. (1997). *Analysis of Incomplete Multivariate Data*. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC.

Schafer, J. L., and Graham, J. W. (2002). Missing Data: Our View of the State of the Art. *Psychological Methods* 7: 147-177.

Schafer, J. L., and Olsen, M. K. (1998). Multiple Imputation for Multivariate Missing Data Problems: A Data Analyst's Perspective. *Multivariate Behavioral Research* 33: 545–571.

Schafer, J. L., and Schenker, N. (2000). Inference with Imputed Conditional Means. *Journal of the American Statistical Association* 95: 144–154.

Schafer, J. L., Khare, M., and Ezzati-Rice, T. (1993). *Multiple Imputation of Missing Data in NHANES III*[online]. Available from: http://www.amstat.org/Sections/Srms/Proceedings/papers/1993_046.pdf [2009, April 14]

Sijtsma, K., and van der Ark, L. A. (2003). Investigation and Treatment of Missing Item Scores in Test and Questionnaire Data. *Multivariate Behavioral Research* 38: 505– 528.

Sinharay, S., Stern, H. S., and Russell, D. (2001). The Use of Multiple Imputation for the Analysis of Missing Data. *Psychological Methods* 6: 317–329.

Smith, H. L., and Furstenberg, F. F. Jr. (1994). Application of a Response Model for Mother-Daughter Agreement by Race. *Social Science Research* 23: 136-166.

Smith, H. L., and Morgan, S. P. (1994). Children's Closeness to Father as Reported by Mothers, Sons and Daughters: Evaluating Subjective Assessments with the Rasch Model. *Journal of Family Issues* 15: 3-29.

Smits, N., MelIenbergh, G. J., and Vorst, H. C. (2002). Alternative Missing Data Techniques to Grade Point Average: Imputing Unavailable Grades. *Journal of Educational Measurement* 39: 187-206.

Statistics Solutions. (2009). *Missing Values*[online]. Available from: http://www.statisticssolutions.com/missing-values[2009, June 6]

Steinberg, L., and Thissen, D. (1995). Item Response Theory in Personality Research. In Shrout, P. E., and Fiske, S. T., (Eds.). *Personality Research, Methods, and Theory: a Festschrift Honoring Donald W. Fiske*. Hilldale, NJ: Erlbaum.

Suchman, L. and Jordan, B. (1990). Interactional troubles in face-to-face survey interviews. *Journal of the American Statistical Association* 85: 232-241.

Tfaily, R. (2006). *Differential Item Functioning Using Item Response Theory: an Application to Attitudes Towards Family Dissolutuon*[online]. Available from: http://www.allacademic.com/meta/p_mla_apa_research_citation/1/0/5/0/0/p105007_index.html[2009, June 20]

Thissen, D., and Orlando, M. (2001). Item response theory for items scored in two categories. In Thissen, D. and Wainer, H.(Eds), *Test Scoring* (pp. 73-140). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Thissen, D. and Steinberg, L. (1988). Data Analysis Using Item Response Theory. *Psychological Bulletin* 104: 385-395.

Tsikriktsis, N. (2005). A review of techniques for treating missing data in OM survey research. *Journal of Operations Management* 24: 53–62.

University of Texas, Information Technology Services (ITS). (2004). *Handling missing or incomplete data*[online]. Available from: http://www.utexas.edu/its/rc/answers/general/gen25.html[2009, May 3]

van Buuren, S. and Groothuis-Oudshoorn, K. (2011). mice: Multivariate Imputation by Chained Equations in R. *Journal of Statistical Software* 45: 1-67.

van Buuren, S., Boshuizen, H. C., and Knook, D. L. (1999). Multiple Imputation of Missing Blood Pressure Covariates in Survival analysis. *Statistics in Medicine* 18: 681-694.

Velicer, W. F., and Colby, S. M. (2005). A Comparison of Missing-Data Procedures for Arima Time-Series Analysis. *Educational and Psychological Measurement* 65: 596-615.

Verma, R., and Goodale, J.C. (1995). Statistical power in operations management research. *Journal of Operations Management* 13: 139–152.

Weiss, D. J. (1995). Improving Individual Differences Measurement with Item Response Theory and Computerized Adaptive Testing. In D. J. Lubinski, and R. V. Dawis (Eds.), *Assessing Individual Differences in Human Behavior: New concepts, methods, and findings*. Palo Alto, CA: Davies-Black Publishing.

Weiss, D. J., and Minden, S. V. (2012). *A Comparison of Item Parameter Estimates from Xcalibre 4.1 and Bilog-MG*. St. Paul MN: Assessment Systems Corporation

Yen, W. M. (1987). A comparison of the efficiency and accuracy of BILOG and LOGIST. *Psychometrika* 52: 275—291.

Zhang, B., and Walker, C. M. (2008). Impact of Missing Data on Person-Model Fit and Person Trait Estimation. *Applied Psychological Measurement* 32: 466-479.

Zimowski, M. F., Muraki, E., Mislevy, R. J., and Bock, R. D. (2003). *BIOLOGMG3*. Lincolnwood, IL: Scientific Software International.

Zong, Y. (2011). Sensitivity Analysis of a Nonignorable Nonresponse Model Via EM Algorithm and Bootstrap[online]. Available from: www.wpi.edu%2FPubs%2FETD %2FAvailable%2Fetd-041511-155723%2Funrestricted%2FYujie_thesis_0414.pdf&ei= x4QaUeDoI4z9rAfa-4Fw&usg=AFQjCNE2T-JFD7Ew9afuw7VoSGZ6C7mBjQ&sig2= O9tOxn3c29dAFyN2-OLrew&bvm=bv.42261806,d.bmk[2011, June 20]

# ภาคผนวก

# ภาคผนวก ก
# รายชื่อผู้เชี่ยวชาญในการตรวจสอบโปรแกรมที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น

# รายชื่อผู้เชี่ยวชาญ

| | |
|---|---|
| 1. Prof.Gary King | Institute for Quantitative Social Science<br>Harvard University |
| 2. Prof.Uwe Ligges | Department of Statistics<br>Technische Universität Dortmund |
| 3. Prof.Stef van Buuren | Department of Methodology &Statistics, FSS<br>University of Utrecht |
| 4. Ass.Prof.Matthew Blackwell | Department of Political Science<br>University of Rochester |
| 5. Ass.Prof.Dimitris Rizopoulos | Department of Biostatistics<br>Erasmus University Medical |

# ภาคผนวก ข
# ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)

## ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)

```
###call packages
library(Amelia)
library(mice)
library(ltm)

#### function to generate response data (3PL model)
gen.data<-function(a,b,c,theta,MOV,n,I)
{
p<-matrix(nrow=n,ncol=I)
y<-matrix(nrow=n,ncol=I)
for (i in 1:n)
{
for (j in 1:I)
{
p[i,j]<-c[j]+(1-c[j])/(1+exp(-1.7*a[j]*(theta[i]-b[j])))
u<-runif(1,0,1)
y[i,j]<-ifelse(u<=p[i,j],2,1)
}
}
##### generate missing pattern (y1) ####
num.cat<-numeric(3) #number of examinee in each group
num.cell<-numeric(3) #number of cells for each group

num.cat[1]<-length(MOV[MOV<(-0.430819)]) #low group
num.cat[3]<-length(MOV[MOV>(0.430819)])  #high group
num.cat[2]<-n-(num.cat[1]+num.cat[3]) #medium group

for (i in 1:3)
{
num.cell[i]<-I*num.cat[i]
}
missing1<-1-rbinom(num.cell[1],1,p.missing[1])
missing2<-1-rbinom(num.cell[2],1,p.missing[2])
missing3<-1-rbinom(num.cell[3],1,p.missing[3])

missing<-matrix(c(missing1,missing2,missing3),nrow=n,ncol=4,byrow=TRUE)
y1<-y[,1:4]*missing #observed missing 1-4
```

```
y.miss<-y
y.miss[,1:4]<-y1
y.missing.MAR<-data.frame(y.miss)-1
y.com<-matrix(nrow=n,ncol=I)
for (k in 1:I)
{
for (m in 1:n)
{
y.com[m,k]<-ifelse(y[m,k]==1,0,1)
y.missing.MAR[m,k]<-ifelse(y.missing.MAR[m,k]<0,NA,y.missing.MAR[m,k])  #NA = missing, 0=wrong, 1=correct
}
}
y.obs<-y.missing.MAR
output<-list(y.com,y.obs)
names(output)<-c("y.com","y.obs")
return(output)
}

##1) data specs
n<-3000 ## number of examinee
I<-20 ## number of items
num.imp<-10 ##number of imputations
p.missing<-c(0.09,0.05,0.01) #prob of missing for examinee in low, medium, and high group
theta<-sort(rnorm(n,0,1)) #ability
MOV<-rnorm(n,0,1) #motivation
a<-rtnorm(I,0.5,0.1,lower=0.01) #discrimination
b<-rtnorm(I,0,1,lower=-1.5,upper=1.5) #difficulty
c<-runif(I,0,0.25) #guessing

replication<-1000 # Monte Carlo Simulation's replicate
#### start Monte Carlo simulation loop
a.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
b.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
c.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
theta.MC<-array(dim=c(n,4,replication))
sem.MC<-array(dim=c(n,4,replication))
conver.bias.a<-array(dim=c(replication,4,I))
conver.bias.b<-array(dim=c(replication,4,I))
conver.bias.c<-array(dim=c(replication,4,I))
```

```
count.rep<-0
start<-Sys.time()
for (rep in 1:replication)
{
count.rep<-count.rep+1
cat("replication=",count.rep)

##2) generate data
data<-gen.data(a,b,c,theta,MOV,n,I)
y.miss<-data$y.obs[,1:4]
y.nomiss<-data$y.obs[,5:I]
dat.mice<-data.frame(MOV,y.miss)
names(dat.mice[,2:5])<-paste("x",1:4,sep="")
dat.imp<-data.frame(dat.mice[,2:5])
dat.ltm<-data.frame(data$y.obs)
par.com<-tpm(data$y.obs,type="latent.trait",na.action=na.exclude)
t.est.com<-factor.scores(par.com,resp.patterns=data$y.obs)
summary.com<-summary(par.com)
c.com<-summary.com$coefficients[1:I,1]
b.com<-summary.com$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.com<-summary.com$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.com<-t.est.com$score.dat$z1
sem.com<-t.est.com$score.dat$se.z1

##3) imputation step
##3.1) MI method (by using mice package)
imp.mice<-mice(dat.mice)
pred<-imp.mice$predictorMatrix
pred[,2:5]<-0
y.imp.mice<-mice(dat.mice,pred=pred,m=num.imp,method="pmm")

##3.2) EM method (by using Amelia package)
y.imp.EM<-array(dim=c(n,4,1))
for (m in 1:4)
{
dat.x<-data.frame(dat.imp[,m],MOV)
names(dat.x)<-c("X","MOV")
out<-amelia(dat.x,m=1,noms="X",p2s=2)
for (k in 1:1)
```

```
{
y.imp.EM[,m,k]<-as.matrix(out$imputations[[k]][1],nrow=n,ncol=1)
}
}

##4) estimation step
a.est.mice<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
b.est.mice<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
c.est.mice<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
theta.est.mice<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)
sem.est.mice<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)

a.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=1)
b.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=1)
c.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=1)
theta.est.EM<-matrix(nrow=n,ncol=1)
sem.est.EM<-matrix(nrow=n,ncol=1)

for (m in 1:num.imp)
{
### estimate irt parameters from mice datasets
imp.mice<-complete(y.imp.mice,m)
com.mice<-data.frame(imp.mice[,2:5],y.nomiss)
par.est.mice<-tpm(com.mice,type="latent.trait")
t.est.mice<-factor.scores(par.est.mice,resp.patterns=com.mice)
summary.mice<-summary(par.est.mice)
c.est.mice[,m]<-summary.mice$coefficients[1:I,1]
b.est.mice[,m]<-summary.mice$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.est.mice[,m]<-summary.mice$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.est.mice[,m]<-t.est.mice$score.dat$z1
sem.est.mice[,m]<-t.est.mice$score.dat$se.z1

### estimate irt parameters from amelia datasets
com.EM<-data.frame(y.imp.EM[,,m],y.nomiss)
par.est.EM<-tpm(com.EM,type="latent.trait")
t.est.EM<-factor.scores(par.est.EM,resp.patterns=com.EM)
summary.EM<-summary(par.est.EM)
c.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[1:I,1]
b.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[(I+1):(2*I),1]
```

```
a.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.est.EM[,m]<-t.est.EM$score.dat$z1
sem.est.EM[,m]<-t.est.EM$score.dat$se.z1
}

##5) summarize the results
## 5.1) MI
theta.mice<-rowMeans(theta.est.mice)
a.mice<-rowMeans(a.est.mice)
b.mice<-rowMeans(b.est.mice)
c.mice<-rowMeans(c.est.mice)
sem.mice<-rowMeans(sem.est.mice)
ability.estimate.mice<-data.frame(theta.mice,sem.mice)
item.estimate.mice<-data.frame(a.mice,b.mice,c.mice)
names(ability.estimate.mice)<-c("theta.mice","sem.mice")
names(item.estimate.mice)<-c("a.mice","b.mice","c.mice")

## 5.2) EM
theta.EM<-rowMeans(theta.est.EM)
a.EM<-rowMeans(a.est.EM)
b.EM<-rowMeans(b.est.EM)
c.EM<-rowMeans(c.est.EM)
sem.EM<-rowMeans(sem.est.EM)
ability.estimate.EM<-data.frame(theta.EM,sem.EM)
item.estimate.EM<-data.frame(a.EM,b.EM,c.EM)
names(ability.estimate.mice)<-c("theta.EM","sem.EM")
names(item.estimate.mice)<-c("a.EM","b.EM","c.EM")

##5.3 ML (estimate irt parameters via "ltm package)
par.est.ML<-tpm(dat.ltm,type=c("latent.trait"),IRT.param=TRUE)
t.est.ML<-factor.scores(par.est.ML,resp.patterns=dat.ltm)
summary.ML<-summary(par.est.ML)
c.ML<-summary.ML$coefficients[1:I,1]
b.ML<-summary.ML$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.ML<-summary.ML$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.ML<-t.est.ML$score.dat$z1
sem.ML<-t.est.ML$score.dat$se.z1
```

```
#### collecting data
for (j in 1:l)
{
a.MC[rep,1,j]<-a.mice[j]
a.MC[rep,2,j]<-a.EM[j]
a.MC[rep,3,j]<-a.ML[j]
a.MC[rep,4,j]<-a.com[j]

b.MC[rep,1,j]<-b.mice[j]
b.MC[rep,2,j]<-b.EM[j]
b.MC[rep,3,j]<-b.ML[j]
b.MC[rep,4,j]<-b.com[j]

c.MC[rep,1,j]<-c.mice[j]
c.MC[rep,2,j]<-c.EM[j]
c.MC[rep,3,j]<-c.ML[j]
c.MC[rep,4,j]<-c.com[j]
}

theta.MC[,1,rep]<-theta.mice
theta.MC[,2,rep]<-theta.EM
theta.MC[,3,rep]<-theta.ML
theta.MC[,4,rep]<-theta.com

sem.MC[,1,rep]<-sem.mice
sem.MC[,2,rep]<-sem.EM
sem.MC[,3,rep]<-sem.ML
sem.MC[,4,rep]<-sem.com

for (m in 1:4)
{
for (i in 1:l)
{
conver.bias.a[rep,m,i]<-mean(a.MC[1:rep,m,i])-a[i]
}
}
} # end of Monte Carlo simulation loop
stop<-Sys.time()
time.usage<-stop-start
```

```
#### calculate criterions
for (rep in 1:replication)
{
for (m in 1:4)
{
for (i in 1:I)
{
conver.bias.b[rep,m,i]<-mean(b.MC[1:rep,m,i])-b[i]
conver.bias.c[rep,m,i]<-mean(c.MC[1:rep,m,i])-c[i]
}
}
}

##1) bias criterion
bias.a<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.b<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.c<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.ability<-matrix(nrow=n,ncol=4)
for (m in 1:4)
{
for (i in 1:n)
{
bias.ability[i,m]<-mean(theta.MC[i,m,])-theta[i]
}

for (i in 1:I)
{
bias.a[i,m]<-mean(a.MC[,m,i])-a[i]
bias.b[i,m]<-mean(b.MC[,m,i])-b[i]
bias.c[i,m]<-mean(c.MC[,m,i])-c[i]
}
}

##2) RMSE criterion
RMSE.a<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.b<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.c<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.ability<-matrix(nrow=n,ncol=4)
for (m in 1:4)
```

```
{
for (i in 1:n)
{
RMSE.ability[i,m]<-sqrt(t(theta.MC[i,m,]-theta[i])%*%(theta.MC[i,m,]-theta[i])/replication)
}
for (i in 1:l)
{
RMSE.a[i,m]<-sqrt(t(a.MC[,m,i]-a[i])%*%(a.MC[,m,i]-a[i])/replication)
RMSE.b[i,m]<-sqrt(t(b.MC[,m,i]-b[i])%*%(b.MC[,m,i]-b[i])/replication)
RMSE.c[i,m]<-sqrt(t(c.MC[,m,i]-c[i])%*%(c.MC[,m,i]-c[i])/replication)
}
}

save.image("MAR30002005.RData") #save image file
```

# ภาคผนวก ค
# ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)

## ตัวอย่างคำสั่งภายใต้สภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)

```
###call packages
library(Amelia)
library(mice)
library(ltm)

##1) data specs
n<-3000 ## number of examinee
I<-20 ## number of items
p.missing<-0.05 #proportion of missing (overall)
num.imp<-10 #number of imputations
a<-rtnorm(I,0.5,0.1,lower=0.01) #discrimination
b<-rtnorm(I,0,1,lower=-1.5,upper=1.5) #difficulty
c<-runif(I,0,0.25) #guessing
theta<-rnorm(n,0,1) #ability
mov<-rnorm(n,0,1) #motivation

replication<-1000 # Monte Carlo Simulation's replicate
#### start Monte Carlo simulation loop
#########################################################
a.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
b.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
c.MC<-array(dim=c(replication,4,I))
theta.MC<-array(dim=c(n,4,replication))
sem.MC<-array(dim=c(n,4,replication))
conver.bias.a<-array(dim=c(replication,4,I))
conver.bias.b<-array(dim=c(replication,4,I))
conver.bias.c<-array(dim=c(replication,4,I))

count.rep<-0
start<-Sys.time()
for (rep in 1:replication)
{
count.rep<-count.rep+1
cat("rep=",count.rep)
```

```
##2) generate response data (3PL model)
p<-matrix(nrow=n,ncol=I)
y<-matrix(nrow=n,ncol=I)
for (i in 1:n)
{
for (j in 1:I)
{
p[i,j]<-c[j]+(1-c[j])/(1+exp(-1.7*a[j]*(theta[i]-b[j])))
u<-runif(1,0,1)
y[i,j]<-ifelse(u<=p[i,j],2,1)
}
}
data<-data.frame(y,theta,mov)
data.sort<-data[order(data$mov),]
theta.sort<-data.sort$theta
y.sort<-data.sort[1:I]

##### generate missing pattern (y1)
mov.low<-data.sort$mov<mean(mov)
num.mov.low<-table(mov.low)[1]
y1.miss<-data.sort[1:num.mov.low,1:4]
correct<-table(as.matrix(y1.miss))[2]
wrong<-table(as.matrix(y1.miss))[1]
pm.correct<-(p.missing*(correct+wrong))/(correct+4*wrong)
pm.wrong<-4*pm.correct
missing.pattern<-matrix(nrow=num.mov.low,ncol=4) # 1=nonmiss, 0=miss
for (i in 1:4)
{
for (p in 1:num.mov.low)
{
correct<-y1.miss[,i]==2
ifelse(correct[p]==TRUE,missing.pattern[p,i]<-rbinom(1,1     ,(1-  pm.correct)),missing.pattern[p,i]<-rbinom(1,1     ,(1-
pm.wrong)))
}
}

y1.miss<-y1.miss*missing.pattern
for (j in 1:4)
{
```

```
for (i in 1:num.mov.low)
{
ifelse(y1.miss[i,j]==0,y1.miss[i,j]<-NA,y1.miss[i,j]<-y1.miss[i,j])
}
}
y.miss<-data.sort[,1:l]
y.miss[1:num.mov.low,1:4]<-y1.miss
y.miss<-y.miss-1
y.miss<-data.frame(y.miss)

##3) imputation step
##3.1) MI method (by using mice package)
dat.mice<-data.frame(mov,y.miss)
imp.MNAR<-mice(dat.mice,method=c("pmm"),m=num.imp)
pred.mice<-imp.MNAR$predictorMatrix
pred.mice[,2:5]<-0
y.imp.mice<-mice(dat.mice,pred=pred.mice,m=num.imp,method="pmm")

##3.2) EM method (by using Amelia package)
y.imp.EM.MNAR<-array(dim=c(n,4,1))
dat.imp.MNAR<-y.miss[,1:4]
for (m in 1:4)
{
dat.x<-data.frame(dat.imp.MNAR[,m],mov)
names(dat.x)<-c("X","MOV")
out<-amelia(dat.x,m=1,noms="X",p2s=2)
for (k in 1:1)
{
y.imp.EM.MNAR[,m,k]<-as.matrix(out$imputations[[k]][1],nrow=n,ncol=1)
}
}

##4) estimation step
a.est.mice.MNAR<-matrix(nrow=l,ncol=num.imp)
b.est.mice.MNAR<-matrix(nrow=l,ncol=num.imp)
c.est.mice.MNAR<-matrix(nrow=l,ncol=num.imp)
theta.est.mice.MNAR<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)
sem.est.mice.MNAR<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)
```

```
a.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
b.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
c.est.EM<-matrix(nrow=I,ncol=num.imp)
theta.est.EM<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)
sem.est.EM<-matrix(nrow=n,ncol=num.imp)

for (m in 1:num.imp)
{
### estimate irt parameters from mice datasets
imp.mice<-complete(y.imp.mice,m)
com.mice<-data.frame(imp.mice[,2:5],(y.sort[,5:I]-1))
par.est.mice<-tpm(com.mice,type="latent.trait")
t.est.mice<-factor.scores(par.est.mice,resp.patterns=com.mice)
summary.mice<-summary(par.est.mice)
c.est.mice.MNAR[,m]<-summary.mice$coefficients[1:I,1]
b.est.mice.MNAR[,m]<-summary.mice$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.est.mice.MNAR[,m]<-summary.mice$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.est.mice.MNAR[,m]<-t.est.mice$score.dat$z1
sem.est.mice.MNAR[,m]<-t.est.mice$score.dat$se.z1

### estimate irt parameters from amelia datasets
y.nomiss<-data.sort[,5:I]
com.EM.MNAR<-data.frame(y.imp.EM.MNAR[,,m],y.nomiss)
par.est.EM.MNAR<-tpm(com.EM.MNAR,type="latent.trait")
t.est.EM.MNAR<-factor.scores(par.est.EM.MNAR,resp.patterns=com.EM.MNAR)
summary.EM<-summary(par.est.EM.MNAR)
c.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[1:I,1]
b.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.est.EM[,m]<-summary.EM$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.est.EM[,m]<-t.est.EM.MNAR$score.dat$z1
sem.est.EM[,m]<-t.est.EM.MNAR$score.dat$se.z1
}

##5) summarize the results
## 5.1) MI
a.mice.MNAR<-rowMeans(a.est.mice.MAR)
b.mice.MNAR<-rowMeans(b.est.mice.MAR)
c.mice.MNAR<-rowMeans(c.est.mice.MAR)
theta.mice.MNAR<-rowMeans(theta.est.mice.MAR)
```

```
sem.mice.MAR<-rowMeans(sem.est.mice.MAR)

## 5.2) EM
a.EM.MNAR<-rowMeans(a.est.EM)
b.EM.MNAR<-rowMeans(b.est.EM)
c.EM.MNAR<-rowMeans(c.est.EM)
theta.EM.MNAR<-rowMeans(theta.est.EM)
sem.EM.MNAR<-rowMeans(sem.est.EM)

##5.3 ML (estimate irt parameters via "ltm package)
dat.ltm<-data.frame(y.sort[,1:I]-1)
par.est.ML<-tpm(dat.ltm,type=c("latent.trait"),IRT.param=TRUE)
t.est.ML<-factor.scores(par.est.ML,resp.patterns=dat.ltm)
summary.ML<-summary(par.est.ML)
c.ML.MNAR<-summary.ML$coefficients[1:I,1]
b.ML.MNAR<-summary.ML$coefficients[(I+1):(2*I),1]
a.ML.MNAR<-summary.ML$coefficients[(2*I+1):(3*I),1]
theta.ML.MNAR<-t.est.ML$score.dat$z1
sem.ML.MNAR<-t.est.ML$score.dat$se.z1

#### Collecting data
for (j in 1:I)
{
a.MC[rep,1,j]<-a.mice.MNAR[j]
a.MC[rep,2,j]<-a.EM.MNAR[j]
a.MC[rep,3,j]<-a.ML.MNAR[j]
a.MC[rep,4,j]<-a.mice.MAR[j]

b.MC[rep,1,j]<-b.mice.MNAR[j]
b.MC[rep,2,j]<-b.EM.MNAR[j]
b.MC[rep,3,j]<-b.ML.MNAR[j]
b.MC[rep,4,j]<-b.mice.MAR[j]

c.MC[rep,1,j]<-c.mice.MNAR[j]
c.MC[rep,2,j]<-c.EM.MNAR[j]
c.MC[rep,3,j]<-c.ML.MNAR[j]
c.MC[rep,4,j]<-c.mice.MAR[j]
}
```

```
theta.MC[,1,rep]<-theta.mice.MNAR
theta.MC[,2,rep]<-theta.EM.MNAR
theta.MC[,3,rep]<-theta.ML.MNAR
theta.MC[,4,rep]<-theta.mice.MAR

sem.MC[,1,rep]<-sem.mice.MNAR
sem.MC[,2,rep]<-sem.EM.MNAR
sem.MC[,3,rep]<-sem.ML.MNAR
sem.MC[,4,rep]<-sem.mice.MAR
} #end of Monte Carlo loop
stop<-Sys.time()

#### calculate criterions
##1) bias criterion
bias.a<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.b<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.c<-matrix(nrow=I,ncol=4)
bias.ability<-matrix(nrow=n,ncol=4)
for (m in 1:4)
{
for (i in 1:n)
{
bias.ability[i,m]<-mean(theta.MC[i,m,])-theta[i]
}

for (i in 1:I)
{
bias.a[i,m]<-mean(a.MC[,m,i])-a[i]
bias.b[i,m]<-mean(b.MC[,m,i])-b[i]
bias.c[i,m]<-mean(c.MC[,m,i])-c[i]
}
}

##2) RMSE criterion
RMSE.a<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.b<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.c<-matrix(nrow=I,ncol=4)
RMSE.ability<-matrix(nrow=n,ncol=4)
for (m in 1:4)
```

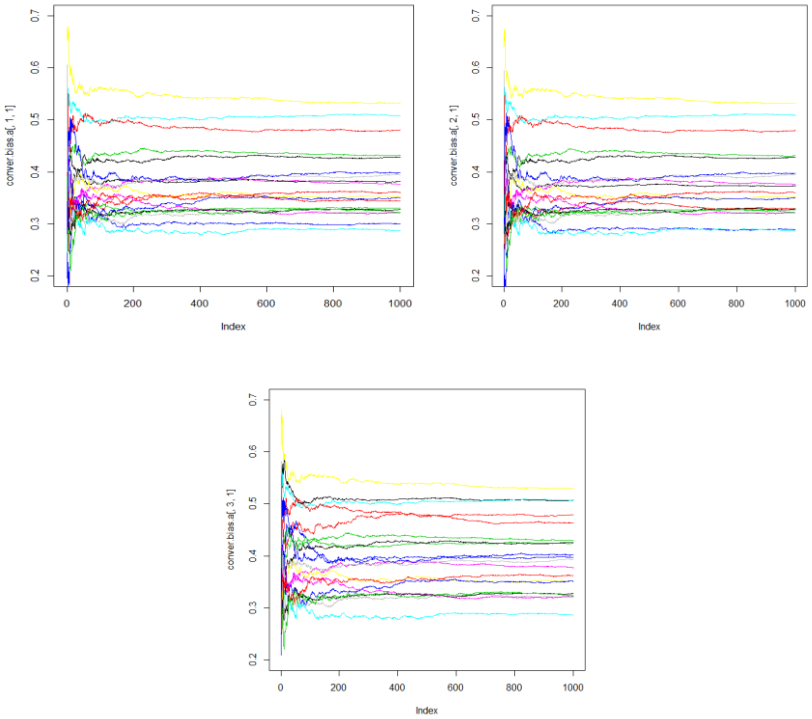
```
{
for (i in 1:n)
{
RMSE.ability[i,m]<-sqrt(t(theta.MC[i,m,]-theta[i])%*%(theta.MC[i,m,]-theta[i])/replication)
}
for (i in 1:l)
{
RMSE.a[i,m]<-sqrt(t(a.MC[,m,i]-a[i])%*%(a.MC[,m,i]-a[i])/replication)
RMSE.b[i,m]<-sqrt(t(b.MC[,m,i]-b[i])%*%(b.MC[,m,i]-b[i])/replication)
RMSE.c[i,m]<-sqrt(t(c.MC[,m,i]-c[i])%*%(c.MC[,m,i]-c[i])/replication)
}
}

save.image("MNAR30002005.RData") #save image file
```

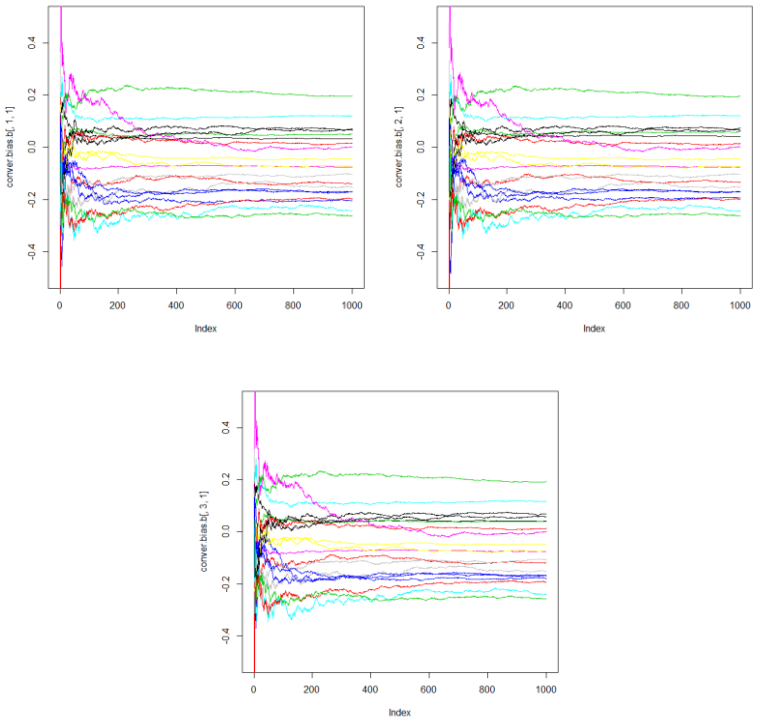
# ภาคผนวก ง
# ตัวอย่างค่าการลู่เข้าของการทำซ้ำ (replication) 1,000 ครั้ง

**ตัวอย่างค่าการลู่เข้าของการทำซ้ำ (replication) 1,000 ครั้ง**

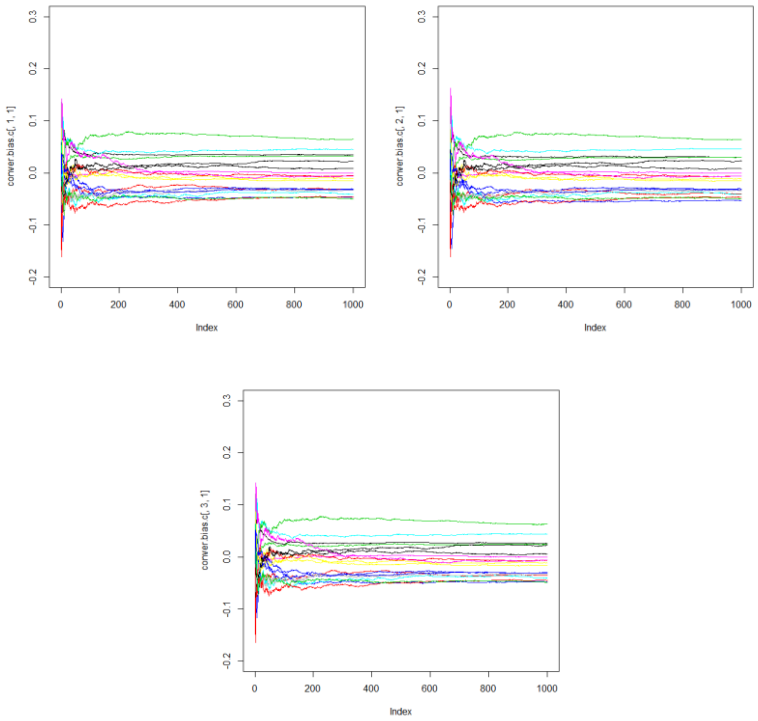
conver.bias.a: MI




conver.bias.b: MI



conver.bias.c: MI



# ภาคผนวก จ
# ตัวอย่างรูปแบบการสูญหายและอัตราการสูญหายของข้อมูล

# ตัวอย่างรูปแบบการสูญหายและอัตราการสูญหายของข้อมูล

## 1) รูปแบบสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)

เมื่อ n = 3,000, ข้อสอบข้อที่ 1, และอัตราการสูญหาย = 0.05 (5%)

| Motivation (mov) | MAR | | | |
|---|---|---|---|---|
| | data_com | data_miss | total | Prob. missing |
| Low (mov < -0.4308) | 1,048 | 94 | 1,142 | 0.0897 |
| Medium 0.4308 ≤ mo v ≤ 0.4308 | 986 | 49 | 1,035 | 0.0497 |
| High (mov > 0.4308) | 966 | 10 | 976 | 0.0104 |
| | | | Prob. mean | 0.0499 |

**หมายเหตุ** แบ่งกลุ่ม Motivation โดยใช้เกณฑ์ 33%

## 2) รูปแบบสภาวะการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)

เมื่อ n = 3,000, ข้อสอบข้อที่ 1, และอัตราการสูญหาย = 0.05 (5%)

| Motivation (mov) | MNAR | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | data_com | | | data_miss | | | Prob. missing | | |
| | correct | incorrect | total | correct | incorrect | total | correct | incorrect | Prob. mean |
| Low (mov < 0.0046) | 631 | 860 | 1,491 | 56 | 18 | 74 | 0.0887 | 0.0209 | 0.0548 |
| High (mov ≥ 0.0046) | 609 | 900 | 1,509 | - | - | - | - | - | - |

**หมายเหตุ** ค่าเฉลี่ยของ Motivation = 0.0046

# ภาคผนวก ฉ
# ตัวอย่างการทดสอบสภาวะการสูญหายด้วย Little's test of MCAR

## ตัวอย่างการทดสอบสภาวะการสูญหายด้วย Little's test of MCAR

**1. การทดสอบสภาวะการสูญหายอย่างสุ่ม** (MAR)

1.1) ผลการทดสอบโดยใช้ Motivation เป็นตัวแปรทำนาย พบว่า การสูญหายเป็นผลมาจาก Motivation

**EM Means** [a]

| ITEM1 | ITEM2 | ITEM3 | ITEM4 |
|---|---|---|---|
| .63 | .69 | .60 | .66 |

a. Little's MCAR test: Chi-Square = 5626.067, DF = 13, Sig. = .000

1.2) ผลการทดสอบโดยใช้ item1_com เป็นตัวแปรทำนาย พบว่า การสูญหายไม่ได้เป็นผลมาจาก item1_com

**EM Means** [a]

| ITEM1 |
|---|
| .66 |

a. Little's MCAR test: Chi-Square = INF, DF = 1, Sig. = .500

1.3) จากข้อ 1.1) และ 1.2) สรุปได้ว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายอย่างสุ่ม (MAR)

**2) การสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม** (MNAR)

2.1) ผลการทดสอบโดยใช้ Motivation เป็นตัวแปรทำนาย พบว่า การสูญหายไม่ได้เป็นผลมาจาก Motivation

**EM Means** [a]

| ITEM1 | ITEM2 | ITEM3 | ITEM4 |
|---|---|---|---|
| .60 | .47 | .76 | .60 |

a. Little's MCAR test: Chi-Square = 19.669, DF = 11, Sig. = .050

2.2) ผลการทดสอบโดยใช้ Motivation กลุ่มต่ำเป็นตัวแปรทำนาย พบว่า การสูญหายเป็นผลมาจาก Motivation กลุ่มต่ำ

**EM Means** [a]

| ITEM1 | ITEM2 | ITEM3 | ITEM4 |
|---|---|---|---|
| .60 | .48 | .77 | .62 |

a. Little's MCAR test: Chi-Square = 474.835, DF = 11, Sig. = .000

2.3) ผลการทดสอบโดยใช้ item1_com เป็นตัวแปรทำนาย พบว่า การสูญหายเป็นผลมาจาก item1_com

**EM Means** [a]

| ITEM1 |
|---|
| .58 |

a. Little's MCAR test: Chi-Square = 114.363, DF = 1, Sig. = .000

2.4) จากข้อ 2.1) ถึง 2.3) สรุปได้ว่า ข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นการสูญหายที่ไม่ใช่อย่างสุ่ม (MNAR)

# ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวกมลทิพย์ ศรีหาเศษ เกิดเมื่อวันที่ 4 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2523 ที่อำเภอเรณูนคร จังหวัดนครพนม สำเร็จการศึกษาหลักสูตรครุศาสตรบัณฑิต ภาควิชามัธยมศึกษา วิชาเอกคณิตศาสตร์ โดยได้รับทุนใน โครงการเร่งรัดการผลิตและพัฒนาบัณฑิตระดับปริญญาตรีสาขาขาดแคลนคณิตศาสตร์ของประเทศ (รพค.) จากคณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2545 สำเร็จการศึกษาหลักสูตรครุศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิจัยการศึกษา ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2547 และเข้าศึกษาต่อหลักสูตรครุศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา ภาควิชาวิจัยและจิตวิทยาการศึกษา คณะครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2551