การประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และ มากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

วิทยานิพนธ์

ของ

เทิดศักดิ์ สุพันดี

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา

สิงหาคม 2555

การประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และ มากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

วิทยานิพนธ์

ของ

เทิดศักดิ์ สุพันดี

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา

สิงหาคม 2555

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายเทิดศักดิ์ สุพันดี
เห็นควรให้รับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....	ประธานกรรมการ
(รศ.ดร.ณฐนน ศรีสะอาด)	(กรรมการบัณฑิตศึกษาประจำคณะ)
.....	กรรมการ
(อาจารย์ดร.ณัฐวุฒิ สิหะมงคล)	(ประธานกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์)
.....	กรรมการ
(อาจารย์ดร.สุดาพร ดำรงค์พานิช)	(กรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์)
.....	กรรมการ
(รศ.วิชิต พงษ์ศิริ)	(กรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์)
.....	กรรมการ
(ผศ.ดร.สุรชัย มีชาญ)	(ผู้ทรงคุณวุฒิ)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....	.....
(รศ.ดร.ประวิต เอราวรรณ์)	(รศ.ดร.ณฐนนท์ ตราชู)
คณบดีคณะศึกษาศาสตร์	ผู้รักษาการคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 31 เดือน ส.ค. พ.ศ. 2555

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยสำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
ปีงบประมาณ 2555

ประกาศคุณูปการ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาอย่างสูงจาก อาจารย์ ดร. ญาณภัทร สีหะมงคล ประธานกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร.สุนทรพจน์ ดำรงค์พานิช รองศาสตราจารย์. วิรัตน์ พงษ์ศิริ กรรมการควบคุมปริญญานิพนธ์ ที่ได้ให้คำปรึกษา คำแนะนำ ข้อคิด และตรวจแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างดี และขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.บุญชม ศรีสะอาด และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรชัย มีชาญ ที่กรุณาให้คำแนะนำ ปรับปรุง แก้ไข พร้อมทั้งเป็นคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ของผู้วิจัยให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ในภาควิชาวิจัยและพัฒนาการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคามทุกท่าน ที่ให้การอบรมสั่งสอนให้ความรู้และความเมตตาแก่ผู้วิจัยตลอดมา อีกทั้งขอขอบคุณนิสิตสาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา รุ่นที่ 2 ที่ได้ร่วมแรงร่วมใจ ให้กำลังใจ ให้ความรู้ ให้คำปรึกษาแก่ผู้วิจัยด้วยดีเสมอมา ขอขอบคุณนิสิตสาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษาทุกรุ่น ที่ได้ให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณผู้อำนวยการโรงเรียนบ้านโนนหินลาด-กุดกว้าง และคณะครูทุกท่าน ที่กรุณาอนุญาตให้ผู้วิจัยลาศึกษาต่อระดับปริญญาเอกในครั้งนี้ ขอขอบคุณ อาจารย์อัญจนา สุพันดี ผู้เป็นกำลังใจอันสำคัญสำหรับผู้วิจัย คอยเสียสละดูแลครอบครัว ให้กำลังใจ กำลังกาย กำลังทรัพย์ เพื่อให้ผู้วิจัยได้ศึกษาจนสำเร็จลุล่วง ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ญาติมิตร และเพื่อน ๆ ที่คอยให้กำลังใจในการศึกษาในครั้งนี้

คุณค่าและประโยชน์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ขอมอบเป็นเครื่องบูชาพระคุณบิดา มารดาที่ได้อบรมเลี้ยงดูให้ชีวิตและสติปัญญา ขอบูชาครูอาจารย์และผู้มีพระคุณทุกท่านที่ได้ให้โอกาสได้รับการศึกษา และช่วยเหลือจนผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษาครั้งนี้

เทิดศักดิ์ สุพันดี

ชื่อเรื่อง การประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง
ผู้วิจัย นายเทิดศักดิ์ สุพันดี
กรรมการควบคุม อาจารย์ ดร.ญาณภัทร สีหะมงคล, อาจารย์ ดร.สุนทรพจน์ ดำรงพานิช และรองศาสตราจารย์ วิรัตน์ พงษ์ศิริ
ปริญญา ปร.ด. **สาขาวิชา** วิจัยและประเมินผลการศึกษา
มหาวิทยาลัย มหาวิทยาลัยมหาสารคาม **ปีที่พิมพ์** 2555

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์ทางสถิติที่มุ่งศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรนั้น ให้ความสำคัญอย่างยิ่งกับการวัดตัวแปรที่ปราศจากความคลาดเคลื่อน ซึ่งจะทำให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้อง มีประสิทธิภาพสูงในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลการวิจัย ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเป็นทฤษฎีหนึ่งที่สามารถแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนในการวัดได้ ดังนั้นการวิจัยครั้งนี้ จึงมีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (**S**tructural **E**quation **D**ichotomous and **P**olytomous **I**tem **R**esponse **T**heory Model : SEDPIRT) 2) เพื่อตรวจสอบผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้โปรแกรมริสเรล (**S**tructural **E**quation Model by **L**ISREL หรือ **P**ath **A**nalysis by **L**ISREL : **PAL**) โดยใช้ข้อมูลจำลองและ 3) เพื่อศึกษาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PALกับข้อมูลเชิงประจักษ์ วิธีดำเนินการวิจัยแบ่งเป็น 4 ขั้นตอน ได้แก่ 1) ขั้นการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT 2) ขั้นการจำลองข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง 3) ขั้นการตรวจสอบผลการวิเคราะห์ข้อมูลวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับวิธีการ แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง และ 4) ขั้นทดลองใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยข้อมูลจำลองเป็นผลการตอบข้อสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่าง จำนวน 40 ชุด สถิติที่ใช้ในการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าดัชนีต่างๆ คือ สถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน ทดสอบสัดส่วนของโมเดลที่มีความตรง และหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางทั้งสองวิธี

ผลการวิจัยทำให้ได้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ซึ่งในโมเดลการวัดจะนำเอาความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงที่ได้จากการวิเคราะห์ตามทฤษฎี IRT มาเป็นข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ และถือว่าตัวแปรสังเกตได้นี้เป็นตัวแปรแฝงที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด อีกทั้งเป็นการวัดที่มีความเที่ยงตรงและไม่แปรเปลี่ยนไปตามคุณลักษณะที่เปลี่ยนไปของแบบทดสอบหรือแบบวัดและกลุ่มผู้สอบ ตลอดจนมีการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างเพื่อการประมาณค่า P_{ij} และตรวจสอบความตรงของโมเดลโดยพิจารณาจากค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน ค่าดัชนีที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน และ ค่า P-value

การตรวจสอบเพื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลอง พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางทุกเส้นทาง และจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำจาก

การประมาณค่า P_{ij} ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT และแบบ PAL มีค่าไม่แตกต่างกัน วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดยวิธีการแบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 39 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 97.50 ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบ PAL ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 31 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 77.50 และค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT กับ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทุกเส้นทาง

ผลการใช้เทคนิควิธีการทั้งสองวิธีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางทุกเส้นทาง , ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน , จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าแบบ PAL ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนและค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า แบบ PAL และค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT กับ แบบ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน เท่ากับ .869

จากผลการวิจัยสรุปได้ว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีประสิทธิภาพและความคงเส้นคงวาในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบ PAL ซึ่งมีเหตุผลสนับสนุนจาก ผลการวิเคราะห์ที่พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางต่ำกว่า จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำในการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมน้อยกว่า ส่งผลให้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรงมากกว่า นอกจากนี้ ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแต่ละเส้นให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกันในโมเดลการวิเคราะห์ เมื่อค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดเพิ่มก็จะเพิ่มในทิศทางเดียวกัน หากค่าของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางใดลดลงก็จะลดลงในทิศทางเดียวกัน แสดงให้เห็นว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีการให้ผลการวิเคราะห์ในทิศทางเดียวกัน งานวิจัยนี้ทำให้ได้แนวทางการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแนวทางใหม่ อันจะส่งผลให้ผลการวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือ อีกทั้งค่าอิทธิพลทางตรงและทางอ้อมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลที่ศึกษามีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

TITLE	Modification Dichotomous and Polytomous IRT Model of Item Response Theory in Structural Equation Modeling Analysis
AUTHOR	Mr.Terdsak Suphandee
ADVISORS	Dr.Yannapat Seehamongkon Dr.Suntonrapot Dumrongphanit and Assoc. Prof. Wirat Phongsiri
DEGREE	Ph. D. **MAJOR** Educational Research and Evaluation
UNIVERSITY	Mahasarakham University **DATE** 2012

ABSTRACT

Statistical analysis to study the causal relationship between variables. The importance of measuring the non error this will result in an accurate analysis. Highly effective in describing the relationship between the variables in the model. The item response theory is a theory, that can fix the errors in the measurements. As a result of this research. The purpose of this research was 1) the modification dichotomous and polytomous IRT model of Item response theory in structural equation modeling analysis , the name was "SEDPIRT" approach , 2) to check the analytic comparable result between the PAL approach (**S**tructural **E**quation Model by **L**ISREL or **P**ath **A**nalysis by **L**ISREL : **PAL**) and SEDPIRT approach with simulation data and 3) to study the analyze a structural equation model SEDPIRT and PAL with empirical data. There were 4 steps of this studies ; 1) the SEDPIRT approach modification 2) the simulate data for analyzed structural equation modeling 3) the analytic comparable result checking between the PAL approach and SEDPIRT approach by simulation data 4) the empirical data tryout. The simulated data had 40 sets of samples , compare the difference of the indexes by dependent Sample t-test , Ratio test of model validation. Use the pearson product moment correlation coefficient for test correlation of P_{ij} between two methods.

The research results indicated that : the **s**tructural **e**quation was applied from the dichotomous and polytomous **I**tem response **T**heory (the SEDPIRT approach technique) which to measure the true ability and trait from the IRT as the theoretical analysis of the observed variables. And the latent variables are observed without error in the measurement. It is a measure that is accurate and does not vary according to characteristics of the test or tests and the exam. The analysis of structural equation model for estimating the Pij and the model validation based on chi-square (χ^2), the Goodness-of Fit Index (GFI). The Root Mean Squared Residual and the P-value.

The analytic comparable with simulation data result was found that the standard error of estimation of Pij every path and the iterative analysis of Maximum

Likelihood Estimation of SEDPIRT approach was less than PAL approach was statistically significant at .01 levels. The Root Mean Squared Residual of SEDPIRT approach with PAL approach was no different. The SEDPIRT approach analysis had model validation more than PAL approach was statistically significant at .01 levels, the SEDPIRT approach analysis had model validation 39 models that were 97.50 percent, the PAL approach analysis had model validation 31 models that were 77.50 percent. The correlation path coefficient (Pij) between the SEDPIRT approach and the PAL approach had a positive correlation statistically significant at the .01 levels in all paths.

The results of both methods using empirical data showed that ; the standard error of the estimated path coefficients ,The Root Mean Squared Residual , the iterative analysis of Maximum Likelihood Estimation and the number of modification to model fit with the empirical data of SEDPIRT approach was less than PAL approach. The P-value mean of the fit of the model by Chi-square statistic analysis , Goodness-of Fit Index (GFI) , the Adjusted Goodness-of Fit Index (AGFI) of SEDPIRT approach was more than PAL approach. The path coefficients of the analytical SEDPIRT with PAL approach had a significant positive correlation was statistically significant at the .01 levels, with a Pearson Product Moment Correlation coefficient was 0.869

The results showed that. Analysis of structural equation modeling SEDPIRT effective and consistent method to estimate the coefficients than the model equations to analyze the structure of PAL, with supporting reasons. The analysis found that the standard error of estimated coefficients with less than , the number of iteration with less than As a result, analysis methods and structural equation modeling SEDPIRT models are also more direct path coefficients for each of the corresponding results in the model analysis. When you add the path coefficients are in the same direction. If the value of any decrease in the coefficient is reduced in the same direction. Shows that Analysis of structural equation modeling, these two methods were analyzed in the same direction. This research enables the analysis of structural equation modeling, a new approach. This will result in more reliable analysis. Moreover, the influence of direct and indirect latent variables in the model were more accurate.

สารบัญ

บทที่ **หน้า**

บทที่ **หน้า**

บัญชีตาราง

ตาราง **หน้า**

ตาราง **หน้า**

บัญชีภาพประกอบ

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

ภาพประกอบ **หน้า**

บทที่ 1

บทนำ

ภูมิหลัง

แนวคิดเกี่ยวกับความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causation) เป็นสิ่งที่มีบทบาทสำคัญเป็นอันมากต่อนักวิจัย บ่อยครั้งที่นักวิจัยต้องใช้แนวคิดดังกล่าวอธิบายประเด็นที่กำลังศึกษา ในการวิจัยเชิงทดลองนั้น นักวิจัยจะต้องมีการจัดกระทำตัวแปรต่าง ๆ ที่สนใจศึกษา แล้วสังเกตผลที่เกิดขึ้น และเพื่อให้มั่นใจว่าผลที่เกิดขึ้นนั้นเป็นผลมาจากตัวแปรที่ผู้วิจัยจัดกระทำขึ้นหรือไม่ จึงทำการควบคุมตัวแปรอื่นๆ ที่อาจเข้ามาเกี่ยวข้องให้มากที่สุด โดยอาศัยทฤษฎีที่ผู้วิจัยได้ศึกษามาในการคัดเลือกหรือกำหนดตัวแปรที่จะทำการศึกษาและพิจารณาแล้วเห็นว่าตัวแปรใดบ้างที่ควรจะทำการควบคุม วิธีการควบคุมตัวแปรส่วนมากนิยมใช้วิธีการสุ่ม แต่ถ้าเมื่อใดก็ตามที่ไม่ได้ผล ก็อาจต้องใช้วิธีการทางสถิติเข้ามาช่วยในการควบคุมอิทธิพลของตัวแปรเหล่านั้น ได้แก่ การใช้วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (Analysis of Covariance)

พัฒนาการของการวิจัยทางสังคมศาสตร์นับวันจะมีลักษณะซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งจะทำให้เกิดความไม่แน่นอนในการจัดกระทำตัวแปร หรือควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนต่าง ๆ แม้ด้วยวิธีการสุ่มก็อาจก่อให้เกิดปัญหาได้ อันจะส่งผลต่อการแปลความหมายของความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้น ด้วยเหตุนี้ จึงเกิดความต้องการที่จะพัฒนาเทคนิควิธีทางสถิติที่อธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลได้มากขึ้นสำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์ในเวลาต่อมาเรียกว่า วิธีแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (Structural Equation Model) หรือวิธีแบบจำลองเชิงสาเหตุและผล (Causal Model) เป็นวิธีการที่ได้พัฒนาขึ้นมาใช้ในการอธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุผลของทฤษฎีที่มีความซับซ้อนให้เป็นไปได้มากขึ้น โดยอาศัยข้อมูลจากการวิจัยที่ไม่ใช่การวิจัยเชิงทดลอง โครงสร้างและเนื้อหาของทฤษฎีจึงเป็นสิ่งที่มีความสำคัญต่อการสร้างแบบจำลองเชิงสาเหตุ ทฤษฎีจะช่วยให้นักวิจัยมองเห็นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ที่จะนำมาใช้ในการออกแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

การพิจารณาความสอดคล้องของข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมมาจากธรรมชาติ มาใช้ในการทดสอบแบบจำลองเชิงสาเหตุว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลความสัมพันธ์ตามทฤษฎีที่กำหนดไว้หรือไม่ จะทำให้สามารถอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุตามทฤษฎีได้มากขึ้น ซึ่งผลที่ได้อาจจะสอดคล้องหรือขัดแย้งกับทฤษฎีที่กำหนดไว้ก็ได้ ดังนั้นวิธีการเช่นนี้จึงเป็นทั้งการตรวจสอบทฤษฎีและเป็นการสร้างทฤษฎีไปพร้อม ๆ กัน วิธีการออกแบบจำลองการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้ คือ วิธีการที่เรียกว่า Path Analysis ซึ่งมีชื่อเรียกแตกต่างกัน ได้แก่ การวิเคราะห์อิทธิพล การวิเคราะห์เส้นโยง การวิเคราะห์เส้นทาง การวิเคราะห์วิถี เป็นต้น สำหรับในงานวิจัยฉบับนี้ ขอใช้คำว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างหรือเรียกสั้น ๆ ว่า การวิเคราะห์เส้นทาง

การวิเคราะห์เส้นทาง เป็นเทคนิคที่ศึกษาถึงสาเหตุทางตรงและทางอ้อมของตัวแปรที่ผู้วิจัยดำเนินการศึกษา ได้รับการพัฒนาโดย ซีวอล ไรท์ นักชีววิทยา ชาวอังกฤษ เป็นเทคนิควิธีการที่มิใช่เพียงการค้นพบความเป็นเหตุและผลเท่านั้น แต่ยังรวมไปถึงการทดสอบความสัมพันธ์ของทฤษฎี ที่ผู้วิจัย

ได้พัฒนาเป็นโมเดลเชิงสาเหตุในเบื้องต้น ซึ่งเทคนิคการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัว ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์พหุคูณ (Multiple correlation) การวิเคราะห์ตัวแปรร่วม (Commonality analysis) หรือการวิเคราะห์สหสัมพันธ์คาโนนิคอล (Canonical correlation) ล้วนแต่ชี้ถึงความสัมพันธ์แบบธรรมดาระหว่างตัวแปร หรือกลุ่มตัวแปร ไม่ได้ยืนยันหรือสนับสนุนในรูปที่เป็นเหตุและผล การยืนยันหรือสนับสนุนความสัมพันธ์ในรูปที่เป็นเหตุและผล เป็นการยืนยันหรือสนับสนุนว่า ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) ตัวใด เป็นสาเหตุให้เกิดความแปรปรวนหรือความแตกต่างในตัวแปรตาม (Dependent Variable) และสาเหตุดังกล่าวนั้น เป็นสาเหตุที่เกิดจากตัวแปรอิสระตัวนั้นทางตรงหรือเป็นสาเหตุทางอ้อม กล่าวคือ ไปร่วมกับตัวแปรอื่นในการทำให้เกิดความแปรปรวนในตัวแปรตาม ความรู้ดังกล่าวนี้นับว่าเป็นความรู้ที่ลึกลงไปและช่วยให้เกิดความกระจ่างชัดมากขึ้น (Randall E. & Richard G. 1996 : 39)

ความสัมพันธ์จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEM) มักจะมีความสัมพันธ์ใน ความเป็นเหตุเป็นผล แต่ก็มีขีดจำกัดในการนำไปขยายความโดยทั่วไปในปรากฏการณ์ที่เป็นจริง ดังนั้นความสัมพันธ์เชิงเหตุผล จึงเป็นเรื่องของตรรกศาสตร์เชิงเหตุผลที่นำไปใช้ในการออกแบบการวิจัย (Research design) ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุในสมการเชิงโครงสร้างจึงเป็นเรื่องที่ต้องมีการสร้างรูปแบบตามทฤษฎีของการคิดขึ้นมาก่อน ต่อมาจึงมีการทดสอบรูปแบบของการคิดนั้นว่า มีความเป็นไปได้มากน้อยเพียงใด อย่างไร โดยการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์ และการวิเคราะห์ค่าสถิติทั้งหลาย เพื่อนำมาช่วยในการอธิบายรูปแบบของสมการโครงสร้างที่ได้รับการทดสอบแล้วว่าเป็นจริง (อำนวย เลิศชยันตี. 2545 : 473-476)

การแสวงหาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรในการวิจัยใดก็ตามทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับเรื่องที่สนใจศึกษาจัดว่าเป็นแหล่งแนวคิดและความรู้ที่สำคัญ ในการเสนอคำอธิบายเชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร รวมทั้งลำดับขั้นตอนของการเกิดและลักษณะความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร ทฤษฎีจึงมีบทบาทสำคัญที่ช่วยเป็นพื้นฐานในการเชื่อมโยงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร เพื่อสร้างโมเดลเชิงสาเหตุ (Causal Model) ซึ่งเป็นรูปแบบของกลไกความเกี่ยวข้องสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร หรือใช้เป็นแนวคิดในการปรับเปลี่ยนโครงสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลเชิงสาเหตุ ผู้วิจัยอาจจะต้องอาศัย วิธีการวิเคราะห์ด้วยหลักเหตุผล (Logical Analysis) หรือทำการเก็บรวบรวมข้อมูลเชิงประจักษ์ แล้วนำมาวิเคราะห์ทางสถิติ เพื่อช่วยตรวจสอบ ยืนยันความเหมาะสมของโมเดลหรือปฏิเสธโมเดล (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 117-118) ดังนั้นความรอบรู้ของนักวิจัยในเนื้อหาทฤษฎี แนวคิด หลักการ และความรู้พื้นฐานต่างๆ ที่มีความเป็นเหตุเป็นผลในเรื่องที่สนใจ ตลอดจนความ สามารถในการวิเคราะห์อย่างมีเหตุผลของนักวิจัย จึงมีความสำคัญต่อการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงสาเหตุได้อย่างเหมาะสม

ในอดีต การวิเคราะห์เส้นทางหรือโมเดลสมการเชิงโครงสร้างจะต้องใช้วิธีการคำนวณด้วยมือทำให้เสียเวลามาก นอกจากนั้นการวิเคราะห์เส้นทางแบบดั้งเดิมยังมีข้อตกลงเบื้องต้นที่สำคัญที่ผู้วิจัยมักฝ่าฝืน เนื่องจากเป็นไปได้ยากในปรากฏการณ์จริง คือ ตัวแปรทั้งหมดต้องวัดโดยปราศจากความคลาดเคลื่อน จึงทำให้ผลการวิเคราะห์ขาดความถูกต้องแม่นยำ (บุญชม ศรีสะอาด และ มิญช์มนัส วรรณมหินทร์. 2544 : 1) และถ้าตัวแปรที่วัดในโมเดลเป็นตัวแปรเชิงคุณลักษณะหรือตัวแปรแฝง (Latent Trait Variable) เช่น ตัวแปรทางจิตวิทยา เป็นต้น ตัวแปรประเภทนี้จำเป็นต้องวัดทางอ้อม

และย่อมมีความคลาดเคลื่อนจากการวัด ดังนั้น ข้อตกลงเบื้องต้นที่ว่า ตัวแปรจะต้องไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัดจึงเป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติ และส่งผลต่อความน่าเชื่อถือของผลการวิเคราะห์ข้อมูล แต่ในปัจจุบัน การวิเคราะห์เส้นทางได้รับการพัฒนาให้สามารถผ่อนคลายข้อตกลงเบื้องต้นดังกล่าวลงได้ โดยขยายโมเดลของการวิเคราะห์เส้นทางซึ่งประกอบไปด้วย 2 โมเดลสำคัญ ได้แก่ โมเดลการวัด (Measurement Model) ซึ่งจะเน้นให้เห็นว่าตัวแปรแฝงจะวัดด้วยตัวแปรสังเกตได้โดยอาศัยโมเดลการวิเคราะห์ตัวประกอบทำการประมาณค่าตัวแปรแฝง และโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงด้วยกัน ดังนั้นจึงเชื่อได้ว่าโมเดลการวัดแก้ปัญหาความคลาดเคลื่อนในการวัด (Measurement error) ซึ่งเป็นข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์เส้นทางแบบดั้งเดิมได้

จากหลักการของโมเดลการวัดที่เชื่อว่า การวัด (Measurement) ในปรากฏการณ์ธรรมชาติย่อมมีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นเสมอ ดังนั้น การกำหนดข้อตกลงเบื้องต้นว่า ตัวแปรสังเกตได้ต้องไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด (นงลักษณ์ วิรัชชัย. 2542 : 177-180) ย่อมเป็นไปได้ยาก ดังนั้นเพื่อให้การประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง(Path Coefficient) มีความถูกต้องมากที่สุดจึงนำตัวแปรสังเกตได้มาทำการสกัดตัวประกอบหรือตัวแปรแฝงโดยการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบเสียก่อน กระบวนการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบจะทำการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนในการวัดออกจากค่าการวัดของตัวแปรสังเกตได้ เพื่อให้ได้ค่าของตัวแปรแฝง หรือ Factor score ซึ่งปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด (นงลักษณ์ วิรัชชัย. 2542 : 9) จากนั้นจึงนำค่า Factor score ไปวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางต่อไป ดังนั้นจากหลักการนี้จึงทำให้ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีความถูกต้องในระดับหนึ่ง

นอกจากนั้นนักวิจัยทางสถิติยังได้พัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปเพื่อใช้ในการวิเคราะห์เส้นทางโดยตรง ได้แก่ โปรแกรมเอ็คซ์ (EQS) โปรแกรมเอ็ชพาธ (EzPATH) โปรแกรมลินคซ์ (LINCE) โปรแกรม ลิสคอมป์ (LISCOMP) โปรแกรมลิสเรล (LISREL) โปรแกรมคาลิส (CALIS) โปรแกรมพี แอล เอส (PLS) โปรแกรมโคซาน (COSAN) และโปรแกรมเอ็ช แอล เอ็ม (HLM) เป็นต้น จากการศึกษาของ วอลเลอร์ (นงลักษณ์ วิรัชชัย. 2542 : 216-217 : อ้างอิงมาจาก Waller. 1993) ซึ่งได้ทำการเปรียบเทียบโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับวิเคราะห์เส้นทาง 6 โปรแกรม (โปรแกรมเอ็คซ์ (EQS) โปรแกรม เอ็ชพาธ (EzPATH) โปรแกรมลินคซ์ (LINCE) โปรแกรมลิสคอมป์ (LISCOMP) โปรแกรมลิสเรล (LISREL) โปรแกรมคาลิส (CALIS)) ผลการเปรียบเทียบพบว่า โปรแกรมส่วนใหญ่มีคู่มือการใช้และตัวอย่างการวิเคราะห์ที่เข้าใจง่าย ใช้ได้ทั้งผู้ที่มีความรู้ทางสถิติขั้นสูงและผู้มีความรู้ทางสถิติน้อย ยกเว้นโปรแกรมลินคซ์ (LINCE) โปรแกรมลิสคอมป์ (LISCOMP) ความง่ายและความสะดวกในการเขียนคำสั่งอยู่ในเกณฑ์ดีทุกโปรแกรม ยกเว้นโปรแกรมลินคซ์ (LINCE) เพราะผู้เขียนต้องเรียนโปรแกรมเกาส์(GAUSS) เสียก่อน โปรแกรมส่วนใหญ่มีความสามารถในการประมาณค่าพารามิเตอร์ได้หลายแบบ และมีความเหมาะสมที่จะใช้กับข้อมูลทั้งตัวแปรต่อเนื่อง ตัวแปรไม่ต่อเนื่อง โดยโปรแกรมลิสเรล (LISREL) และโปรแกรมลิสคอมป์ (LISCOMP) มีความสามารถดีที่สุด รองลงมาคือโปรแกรมเอ็คซ์ (EQS) ด้านการวิเคราะห์เศษเหลือและการทดสอบความกลมกลืนของรูปแบบ พบว่า ทุกโปรแกรม ทำได้โดยเฉพาะโปรแกรมลิสเรล(LISREL) และโปรแกรมลิสคอมป์ (LISCOMP) ให้คำเตือนเมื่อมีค่าความแปรปรวนติดลบ ส่วนโปรแกรมอื่นๆ ไม่ให้คำเตือน

จากข้อดีและข้อจำกัดของโปรแกรมต่าง ๆ ดังที่กล่าวข้างต้น ทำให้ในปัจจุบันนักวิจัยต่างนิยมใช้โปรแกรมลิสเรล (LISREL) ในการวิเคราะห์เส้นทางทั้งในประเทศและต่างประเทศ โดยนำมาใช้ในการศึกษาและการวิเคราะห์งานวิจัยอย่างกว้างขวาง สามารถประยุกต์ใช้กับการวิจัยเชิงสำรวจ การวิจัยเชิงทดลอง การวิจัยช่วงใดช่วงหนึ่งของเวลา การศึกษาติดตามผลในระยะยาวได้ ซึ่งโปรแกรมนี้ได้นำมาใช้ครั้งแรกในปี 1970 และมีการพัฒนาต่อเนื่อง (นงลักษณ์ วิรัชชัย. 2542 : 216)

อย่างไรก็ตาม ปัญหาสำคัญประการหนึ่งของโมเดลการวัดในการวิเคราะห์เส้นทางยังใช้หลักการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบ(Confirmatory Factor Analysis) ซึ่งโมเดลดังกล่าวยังเป็นโมเดลที่อยู่บนฐานของทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม (Classical Measurement Theory) โดยเชื่อว่า Factor score เปรียบเสมือนคะแนนจริง(True Score : T) ในสมการการวัดแบบดั้งเดิม (X = T + E) ซึ่งการวัดตัวแปรต่าง ๆ ย่อมมีข้อจำกัดภายใต้บริบทของทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิมด้วยเช่นกัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อตัวแปรในโมเดลที่ผู้วิจัยต้องการวัดเป็นตัวแปรแฝง (Trait Variable) ซึ่งวัดได้โดยใช้แบบทดสอบและแบบวัด ซึ่งมีการตรวจให้คะแนนแบบต่าง ๆ เช่น ตอบผิดได้ 0 คะแนน ตอบถูกได้ 1 คะแนน การให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale) การตรวจให้คะแนนความรู้บางส่วนการตรวจให้คะแนนตามลำดับขั้นของรายการหลายคำตอบ เป็นต้น เนื่องจากตัวแปรเหล่านี้เป็นตัวแปรแฝง ที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง จึงทำให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงของผู้สอบที่ได้จะไม่เป็นอิสระหรือขึ้นอยู่กับแบบทดสอบและแบบวัด ที่นำมาใช้ กล่าวคือ เมื่อมีการใช้แบบทดสอบและแบบวัดชุดหนึ่งซึ่งมีค่าความยากรายข้อ ค่าอำนาจจำแนกรายข้อ และค่าความเชื่อมั่นทั้งฉบับชุดหนึ่ง ทำการวัดตัวแปรคู่หนึ่งจากกลุ่มตัวอย่างกลุ่มหนึ่ง ทำให้ได้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงออกมาชุดหนึ่ง จากนั้นนำค่าการวัดของตัวแปรคู่นั้นมาหาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุต่อกันจะทำให้ได้ขนาดของความสัมพันธ์เชิงสาเหตุค่าหนึ่ง แต่ภายหลังหากมีการเปลี่ยนมาใช้แบบวัดอีกชุดหนึ่ง ซึ่งมีค่าความยากรายข้อ หรือค่าอำนาจจำแนกรายข้อที่เปลี่ยนไป มาทำการวัดตัวแปรคู่เดิมกับกลุ่มตัวอย่างกลุ่มเดิมก็อาจทำให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงเปลี่ยนแปลงไปได้ ซึ่งอาจส่งผลให้ขนาดความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรคู่นี้เปลี่ยนแปลงไปด้วย เนื่องมาจากคะแนนการวัดเปลี่ยนแปลงไปตามเครื่องมือวัดแต่ละฉบับนั่นเอง ทั้งนี้เพราะโมเดลการวัดแบบดั้งเดิมจะให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงที่ไม่ได้เป็นค่าพารามิเตอร์แสดงปริมาณของคุณลักษณะที่มีอยู่ในตัวบุคคลแต่ละคนอย่างแท้จริง แต่จะเป็นค่าที่แสดงปริมาณของคุณลักษณะในตัวบุคคลที่มีการแปรเปลี่ยนไปตามคุณสมบัติของแบบวัดแต่ละฉบับ (เช่น ค่าความยาก ค่าอำนาจจำแนก และค่าความเชื่อมั่น เป็นต้น) นอกจากนั้นหลักการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนในการวัดในโมเดลการวัดตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม จะให้ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนในการวัดเพียงค่าเดียวในแต่ละตัวแปร ดังนั้น ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนในการวัดจึงเป็นค่าคงที่สำหรับกลุ่มตัวอย่างทุกคน (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 7)

แบบทดสอบและแบบวัดตามหลักการทางจิตวิทยาจะมุ่งวัดลักษณะภายในตัวบุคคล เช่น ความสามารถทางด้านเชาวน์ปัญญา เจตคติ และค่านิยม เป็นต้น การหาตัวอย่างพฤติกรรมบ่งบอกลักษณะภายในว่ามีมากน้อยเพียงใดสามารถทำได้ แต่จะไม่มีพฤติกรรมชัดเจนครอบคลุมลักษณะภายในที่มุ่งศึกษานั้นทั้งหมดจึงเป็นเหตุผลให้ลักษณะภายในแต่ละลักษณะเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า ลักษณะแฝง (Latent Trait) การจัดการทดสอบโดยเสนอสิ่งเร้าซึ่งหมายถึงข้อสอบหรือข้อคำถามให้กับผู้สอบ เพื่อต้องการให้ผู้สอบแสดงพฤติกรรมการตอบแบบทดสอบและแบบวัด ผลการตอบจะชี้บอกตำแหน่งผู้สอบ

บนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายใน และใช้วิธีการทางสถิติช่วยพยากรณ์ลักษณะภายในของผู้สอบนั้น (Fischer & Molenaar. 1995 : 3-14 ; Lord & Novick. 1968 : 358-359)

จากปัญหาดังกล่าว ปัจจุบันได้มีผู้เสนอทฤษฎีการวัดแนวใหม่ที่ให้ค่าการวัดที่มีความเชื่อมั่นและความเที่ยงตรงและไม่แปรเปลี่ยนไปตามคุณลักษณะที่เปลี่ยนไปของแบบทดสอบ แบบสอบถามและกลุ่มผู้สอบ นั่นคือทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory : IRT) หลักการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มุ่งประมาณลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบโดยอาศัยการตอบข้อสอบและคุณสมบัติของข้อสอบ ความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบนำไปอธิบายตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายในแสดงเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์ เรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) หรือ ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) มีผู้เสนอแนวคิดเกี่ยวกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบในระยะแรกๆ และเริ่มปรากฏชัดเจนขึ้นโดยลอร์เล่ย์ในปี ค.ศ. 1943-1944 ซึ่งสร้างวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ แต่ยังพบข้อจำกัดบางประการปี ค.ศ. 1952 ลอร์ดอธิบายรูปแบบนอร์มัลโอไจส์ 2 พารามิเตอร์และรูปแบบประยุกต์อื่นๆ ปี ค.ศ. 1968 Lord & Novick (1968 : 358-387) แนะนำทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ หรือรู้จักอีกชื่อหนึ่งคือ ทฤษฎีลักษณะแฝง (Latent Trait Theory) ใน หนังสือชื่อ " Statistic Theory of Mental Test Score " และเอกสารต่างๆ มากมาย นับเป็นพื้นฐานการวัดทางจิตวิทยาแนวใหม่ แต่ยังติดขัดด้านการใช้สถิติทดสอบและขาดโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีประสิทธิภาพเพียงพอในการคำนวณ ทำให้การพัฒนาในระยะนั้นเป็นไปอย่างเชื่องช้า การพัฒนาอีกทางหนึ่งในปี ค.ศ. 1960 Rasch (Wainer and Mislevy. 1990 cited from Rasch. 1901-1980) พัฒนารูปแบบของ IRT โดยใช้พารามิเตอร์เดียวคือ พารามิเตอร์ความยาก (b) เรียกรูปแบบนี้ว่า ราส์ซโมเดล (Rasch Model) ความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบในรูปพารามิเตอร์เดียวนี้ จะหมายถึงความน่าจะเป็นสำหรับผู้สอบระดับความสามารถหรือคุณลักษณะที่ θ ตอบข้อสอบค่าความยากที่ b ได้ถูกต้อง รูปแบบนี้เมื่อค่าความยากของข้อสอบแตกต่างกัน โค้งลักษณะข้อสอบมีลักษณะคู่ขนานกัน ต่อมาเบิร์นบอมได้พัฒนาฟังก์ชันนอร์มัลโอไจส์รูปแบบ 2 พารามิเตอร์ คือ มีพารามิเตอร์ค่าความยากและค่าอำนาจจำแนก ซึ่งลอร์ดพัฒนาไว้สร้างเป็นฟังก์ชันโลจีสติกนำไปสู่การพัฒนารูปแบบอื่นๆ เช่น รูปแบบโลจิสติก 3 และ 4 พารามิเตอร์ ความก้าวหน้าของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบช่วยให้นักวิจัยประเมินคุณภาพแบบทดสอบได้ว่าข้อสอบนั้นมีความเหมาะสมเพียงไร และใช้เป็นเครื่องมือมาตรฐานสำหรับวัดบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Fischer & Molenaar. 1995 : 3-14 ; Embretson & Reise. 2000 : 3-9 ; Baker. 1992 : 1-23)

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ เป็นทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถหรือคุณลักษณะที่มีอยู่ในตัวบุคคล (Latent Trait or ability) กับผลการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามโดยใช้โค้งลักษณะข้อสอบ ซึ่งมีการกำหนดลักษณะของข้อสอบด้วยพารามิเตอร์ความยาก (b) ค่าอำนาจจำแนก (a) โอกาสการเดาข้อสอบถูก (c) และค่าความสะเพร่า (γ) IRT จึงอยู่บนฐานความคิดที่สำคัญ 2 ประการ คือ 1)ผลการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามของผู้ตอบสามารถอธิบายด้วยความสามารถหรือคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในของผู้ตอบ และ 2)ความสัมพันธ์ระหว่างผลการตอบกับความสามารถหรือคุณลักษณะที่มีอยู่ภายใน สามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชั่นลักษณะข้อสอบ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 45) เมื่อ IRT Model สอดคล้อง (Fit) กับข้อมูลจะทำให้เกิดการไม่แปรเปลี่ยนของพารามิเตอร์ข้อสอบ

(Item parameter) และพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ (ability parameter) ซึ่งมีคุณสมบัติดังนี้ คือ 1) การไม่แปรเปลี่ยนของพารามิเตอร์ข้อสอบ หมายถึง ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบไม่แปรเปลี่ยนไปตามกลุ่มผู้สอบ กล่าวคือ เมื่อ ICC มีลักษณะเดียวกัน (a , b ,c) สำหรับทุกกลุ่มความสามารถและคุณลักษณะของผู้สอบ แสดงว่า ICC มีความคงที่ข้ามกลุ่มผู้สอบ และ 2) การไม่แปรเปลี่ยนของพารามิเตอร์ความสามารถผู้สอบ (Ability Invariance) หมายถึง ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบไม่แปรเปลี่ยนตามชุดของข้อสอบ กล่าวคือ เมื่อนำข้อสอบต่างชุด (ทุกชุดวัดสิ่งเดียวกัน) เช่น ข้อสอบชุดค่อนข้างง่าย กับข้อสอบชุดค่อนข้างยาก มาสอบวัดผู้สอบกลุ่มเดียวกัน ค่า θ ที่ประมาณได้จากข้อสอบทั้งสองชุด มีความแตกต่างกันไม่เกินความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า แสดงว่าการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะมีความคงที่ข้ามชุดของข้อสอบ

จากคุณสมบัติทั้งสองประการของ IRT ประกอบกับการวิเคราะห์เส้นทางของโมเดลตัวแปรแฝงที่ยังมีปัญหาดังที่กล่าวมาแล้ว โดยเกิดปัญหาขึ้นในโมเดลการวัดที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบประมาณค่าตัวแปรแฝงเพื่อนำไปใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและประมาณค่าความคลาดเคลื่อนในการวัด ซึ่งปัญหาดังกล่าวอาจจะไม่เกิดขึ้นหากใช้โมเดลการวัดตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory) มาทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (True ability score : θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่า θ ของกลุ่มตัวอย่างเปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม นำไปวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการโครงสร้างแทนการนำค่า Factor score ไปวิเคราะห์ซึ่งใช้อยู่ในปัจจุบัน ก็จะได้โมเดลการวิเคราะห์เส้นทางแบบใหม่ ประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน ได้แก่ 1)โมเดลการวัด ซึ่งประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory : IRT) ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน เพื่อนำมาเป็นข้อมูลที่ปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด แล้วนำไปวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง และ 2)โมเดลสมการโครงสร้าง ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางด้วยวิธีประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ซึ่งเป็นเทคนิคทางสถิติที่ได้รับความเชื่อถือมากที่สุดวิธีหนึ่งจากนักสถิติทั่วไป

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับ การประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบในการวิเคราะห์เส้นทางของ ปกรณ์ ประจันบาน (2549 : 158-185) ซึ่งได้พัฒนาวิธีการวิเคราะห์เส้นทางประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน ได้แก่ 1)โมเดลการวัด เป็นการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า ทำการประมาณค่าความสามารถที่แท้จริง ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน แล้วนำไปวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง และ 2)โมเดลสมการโครงสร้าง ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง เรียกวิธีใหม่นี้ว่า “PAIRT” (Path Analysis Item Response Theory) เปรียบเทียบกับการวิเคราะห์เส้นทางแบบ PAL (Path Analysis by LISREL) พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij}, และจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำของวิธี PAIRT น้อยกว่าวิธี PAL และค่าเฉลี่ยของ P – value จากการทดสอบความตรงของโมเดลด้วยวิธีไค-สแควร์ ของวิธี PAIRT สูงกว่าวิธี PAL, ค่า P_{ij} ของวิธีการทั้งสองไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง และผลการทดลองใช้กับข้อมูลเชิงประจักษ์ชี้ให้เห็นว่า วิธี PAIRT ดีกว่า PAL จะเห็นได้ว่าการวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้เพียงทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบสองค่าเท่านั้น ซึ่งในสภาพความเป็นจริงในการวิเคราะห์เส้นทางนั้น ตัวแปรแฝงในโมเดลการวิเคราะห์มิได้จำกัดเพียงการตรวจให้คะแนนแบบสองค่า

เท่านั้น จากการที่ผู้วิจัยได้สังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาโมเดลสมการเชิงโครงสร้าง ระหว่างปี พ.ศ. 2545 ถึง 2553 จำนวน 63 เรื่อง พบว่า งานวิจัยที่มีทั้งการวัดค่าตัวแปรทั้งแบบให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า จำนวน 13 เรื่อง ส่วนงานวิจัยที่มีการวัดตัวแปรเฉพาะที่มีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า เพียงอย่างเดียว จำนวน 50 เรื่อง แสดงให้เห็นว่างานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับตัวแปรแฝงหรือคุณลักษณะที่วัดในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างส่วนใหญ่ล้วนมีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า

ในโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า (Dichotomous IRT Model) มีข้อจำกัดที่สำคัญ คือ การตรวจให้คะแนนรายข้อต้องเป็นแบบ 2 ค่า (binary) คือ ให้คะแนน 0 และ 1 เท่านั้น เช่น การให้คะแนนข้อสอบแบบ ถูกหรือผิด เห็นด้วยหรือไม่เห็นด้วย เป็นต้น ในขณะที่เครื่องมือทางการศึกษาและจิตวิทยาหลายประเภท แต่ละข้อคำถามมักมีรายการคำตอบที่กำหนดลำดับหรือคะแนนต่างกัน เนื่องจากน่าจะให้สารสนเทศและความเชื่อมั่นจากการตอบที่สูงกว่าการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า เช่น แบบวัดเจตคติ แบบวัดบุคลิกภาพ แบบวัดความสนใจในอาชีพ เป็นต้น จึงได้มีการพัฒนาโมเดลการตอบสนองข้อสอบสำหรับใช้กับการตรวจให้คะแนนรายข้อมากกว่า 2 ค่า ซึ่งปัจจุบันมีรูปแบบของเครื่องมือที่นิยมใช้กัน เช่น มาตรประมาณค่า (Rating Scale) การตรวจให้คะแนนความรู้บางส่วน (Partial Credit) การตรวจให้คะแนนตามลำดับขั้นของรายการหลายคำตอบ (Ordered-response categories) ซึ่งโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous IRT Model) เป็นโมเดลที่ไม่ใช่เชิงเส้นตรงระหว่างความสามารถและคุณลักษณะของผู้ตอบกับโอกาสของการเลือกแต่ละรายการคำตอบที่กำหนดให้ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ที่พัฒนามาจากพื้นฐานของ ราสช์ โมเดล(Rasch Model) หรือโมเดลแบบ 1 พารามิเตอร์ ได้แก่ Partial Credit Model (PCM) และ Rating Scale Model (RSM) เหมาะสำหรับการใช้กับข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อมีอำนาจจำแนกเท่ากัน สำหรับ Graded – Response Model (GRM), Modified Graded - Response Model (M-GRM), Generalized Partial Credit Model (G-PCM) และ Nominal Response Model (NRM) พัฒนาบนพื้นฐานของโมเดลแบบ 2 พารามิเตอร์ ซึ่งเหมาะสำหรับข้อสอบหรือข้อคำถามที่มีค่าความยากและค่าอำนาจจำแนกที่แตกต่างกัน (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 75) ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้เลือกใช้โมเดล Graded – Response Model (GRM) เนื่องจากเครื่องมือวัดในการตอบมากกว่า 2 ค่า เป็นแบบวัดหรือแบบสอบถามที่ให้ความสนใจในคุณภาพเรื่องอำนาจจำแนกของข้อคำถาม อีกทั้งเป็นโมเดลที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย และพัฒนามาจากโมเดลโลจิสติก 2 พารามิเตอร์ที่ใช้วิเคราะห์ข้อสอบที่ให้คะแนน 2 ค่า ทำให้มีค่าอำนาจจำแนกในฟังก์ชันแต่ละข้อแตกต่างกัน (Dodd, Ayala & Koch. 1995 : 11)

จากแนวคิดที่กล่าวมา เกี่ยวกับการแก้ปัญหาความคลาดเคลื่อนของตัวแปรแฝง การประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ คุณลักษณะของตัวแปรในโมเดล ระดับและวิธีการวัดตัวแปรแฝง ดังที่กล่าวแล้วข้างต้น ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ซึ่งผู้วิจัยเรียกว่า **SEDPIRT** (**S**tructural **E**quation **D**ichotomous and **P**olytomous **I**tem **R**esponse **T**heory Model) เพื่อเป็นการนำเสนอทางเลือกใหม่ของการวิเคราะห์ทางสถิติ ที่มุ่งศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่าง ตัวแปรที่ปราศจากความคลาดเคลื่อน ซึ่งจะทำให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้อง มีประสิทธิภาพสูงในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลการวิจัย และเป็นการต่อยอด

แนวคิดของนักทฤษฎีคนอื่น ๆ ที่ได้เคยคิดไว้ ผู้วิจัยจะนำผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างที่ได้พัฒนาขึ้นนี้ ไปเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างหรือการวิเคราะห์เส้นทางโดยใช้โปรแกรมริสเรล (**S**tructural **E**quation Model by **L**ISREL หรือ **P**ath **A**nalysis by **L**ISREL : **PAL**) เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างที่มีการประยุกต์ทฤษฎี การตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า มาใช้ในการวิเคราะห์ อันจะทำให้เกิดความเชื่อมั่นในการนำวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างใหม่นี้ไปใช้ได้ต่อไป

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยมีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โดยมีวัตถุประสงค์ย่อย ดังนี้

1. เพื่อประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

2. เพื่อตรวจสอบผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างที่พัฒนาขึ้น (**S**tructural **E**quation **D**ichotomous and **P**olytomous **I**tem **R**esponse **T**heory Model : **SEDPIRT**) เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้โปรแกรมริสเรล (**S**tructural **E**quation Model by **L**ISREL หรือ **P**ath **A**nalysis by **L**ISREL : **PAL**) โดยใช้ข้อมูลจำลอง (เปรียบเทียบจากข้อมูลในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างรอบที่ 1 : First Run) ดังนี้

2.1 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

2.2 เปรียบเทียบความแตกต่างของจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) ในการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

2.3 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

2.4 เปรียบเทียบสัดส่วนของจำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

2.5 หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P_{ij} จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

3. เพื่อศึกษาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PALกับข้อมูลเชิงประจักษ์

สมมติฐานของการวิจัย

การประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างในครั้งนี้ ผู้วิจัยจะดำเนินการสร้างโมเดลความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้น (Linear Structural Relationship) ประกอบด้วย 2 ส่วน ได้แก่ โมเดลการวัด (Measurement Model) และโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Model) โมเดลการวัดเป็นโมเดลที่ใช้ในการประมาณค่าตัวแปรแฝงจากตัวแปรสังเกตได้โดยใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า และ มากกว่า 2 ค่า ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (ability : θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงนำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างไปทำการวิเคราะห์ในโมเดลสมการโครงสร้าง เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ของตัวแปรอิสระ j ที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม i ในโมเดลสมการโครงสร้าง จากนั้นจึงนำผลการวิเคราะห์ไปเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์เส้นทางแบบ PAL (ใช้โปรแกรม LISREL วิเคราะห์ข้อมูล) โดยข้อมูลจำลอง ซึ่งจะเปรียบเทียบข้อมูลจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างรอบที่ 1 (First Run) ส่วนข้อมูลเชิงประจักษ์ จะเปรียบเทียบข้อมูลจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างและปรับโมเดลจนมีความตรง (Fit) ในการเปรียบเทียบนี้ ผู้วิจัยได้ตั้งสมมติฐานไว้ดังนี้

1. ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง P_{ij} ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

2. จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

3. ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

4. วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ให้จำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด มากกว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL

5. วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ให้ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ที่มีความสัมพันธ์กัน

ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ มีขอบเขตของการวิจัย ดังนี้

1. วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ในครั้งนี้ ผู้วิจัยเรียกว่า SEDPIRT (Structural

Equation Dichotomous and Polytomous Item Response Theory Model) และการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างหรือการวิเคราะห์เส้นทางโดยใช้โปรแกรมริสเรล (Structural Equation Model by LISREL หรือ Path Analysis by LISREL : PAL) ซึ่งใช้เป็นวิธีเปรียบเทียบ ผู้วิจัยเรียกว่า PAL

2. วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เป็นเทคนิคที่ใช้หาค่าความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้นระหว่างตัวแปรแฝงที่เกี่ยวข้องกับความสามารถและคุณลักษณะของบุคคล ซึ่งวัดโดยแบบทดสอบที่มีการตรวจให้คะแนนแบบทำถูกให้ 1 คะแนน ทำผิดให้ 0 คะแนน และแบบวัดที่มีการให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale)

3. การวิจัยครั้งนี้ใช้ระเบียบวิธีการวิจัยและพัฒนา (Research and Development) โดยมีขั้นตอนการดำเนินงาน 4 ขั้นตอน ดังนี้

3.1 ขั้นตอนที่ 1 ขั้นการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT

3.2 ขั้นตอนที่ 2 ขั้นการจำลองข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

3.3 ขั้นตอนที่ 3 ขั้นการตรวจสอบผลการวิเคราะห์ข้อมูลวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง (Simulation Data)

3.4 ขั้นตอนที่ 4 ขั้นทดลองใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์

4. การวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างในโมเดลการวัดของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีรายละเอียดดังนี้

4.1 ใช้โปรแกรม MULTILOG เพื่อประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่าง โดยโมเดลการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า ใช้โมเดลแบบ 3 พารามิเตอร์ และโมเดลการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ใช้โมเดลแบบ Graded Response Model : GRM

4.2 วิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและการตรวจสอบความตรงของโมเดลโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

5. โมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL เป็นโมเดลที่พัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของผลการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ในโมเดลมีตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัวแปร ตัวแปรแฝงแต่ละตัวในโมเดลจะมีตัวแปรสังเกตได้จำนวน 10 ตัว

6. ขั้นตอนการจำลองข้อมูลในครั้งนี้ ผู้วิจัยดำเนินการจำลองข้อมูลจากโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป คือ โปรแกรม WinGen 3 ซึ่งเป็นโปรแกรมที่สามารถกำหนดลักษณะของการแจกแจงค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะของผู้ตอบได้ เป็นการจำลองข้อมูลเพื่อใช้แทนผลการตอบข้อสอบและข้อคำถาม ของกลุ่มตัวอย่าง โดยมีลักษณะดังนี้

6.1 มีขนาดกลุ่มตัวอย่าง 2,000 ตัวอย่าง เพื่อให้สัดส่วนระหว่างจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าต่อจำนวนตัวอย่างไม่ต่ำกว่าสัดส่วน 1 : 20 ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของ Linderman และคณะ (1980 : 163) และ Bollen (1989)

6.2 ทำการจำลองข้อมูล 40 ชุด ที่แตกต่างกัน ซึ่งเป็นการจำลองสถานการณ์ผลการตอบข้อสอบและตอบข้อคำถามของกลุ่มตัวอย่างกลุ่มเดิม เพื่อใช้ตรวจสอบความคงที่ (Consistency) ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล (ต่าย เซี่ยงฉี. 2534 : 85-86)

6.3 ในแต่ละตัวแปรแฝงของข้อมูลมีลักษณะเป็น Unidimensionality เพื่อให้สอดคล้องกับข้อตกลงเบื้องต้น (Assumption) ของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่เลือกใช้

6.4 กำหนดลักษณะการตรวจให้คะแนน ผลการตอบแบบทดสอบ ตอบถูกให้ 1 คะแนน ตอบผิดให้ 0 คะแนน และผลการตอบแบบวัด เป็นแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale) 5 ระดับ คือ 5, 4, 3, 2 และ 1

6.5 โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่าที่ประยุกต์ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ คือ Graded Response Model (GRM) และโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า ใช้โมเดลโลจิสติก 3 พารามิเตอร์

7. ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยขั้นตอนที่ 2 ประกอบด้วย

7.1 ตัวแปรอิสระ ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง จำแนกออกเป็น 2 วิธี ได้แก่

7.1.1 วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

7.1.2 วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT

7.2 ตัวแปรตาม ประกอบด้วย

7.2.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง P_{ij} ของตัวแปรอิสระ j ตัวแปรตามที่ i

7.2.2 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML)

7.2.3 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)

7.2.4 จำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด

7.2.5 ความสัมพันธ์ระหว่าง P_{ij} จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง 2 วิธี

8. ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยขั้นตอนที่ 4

ข้อมูลเชิงประจักษ์ที่จะใช้ในการวิจัยครั้งนี้ เป็นข้อมูลจากการวิจัยของ ฐิญตา คำภูแก้ว เมื่อปี พ.ศ. 2553 ซึ่งได้พัฒนาแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างพหุระดับ ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาอุดรธานี เป็นแบบจำลองที่ได้จากการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ โดยผู้วิจัยใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างเชิงประจักษ์จำนวน 1 โมเดล คือ โมเดลในระดับนักเรียน ฉะนั้นในขั้นตอนการ

ตรวจสอบวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์ในครั้งนี้ มีแบบจำลองสมการเชิงโครงที่ใช้ จำนวน 1 โมเดล ดังนี้

แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ระดับนักเรียน ประกอบด้วยตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัว คือ

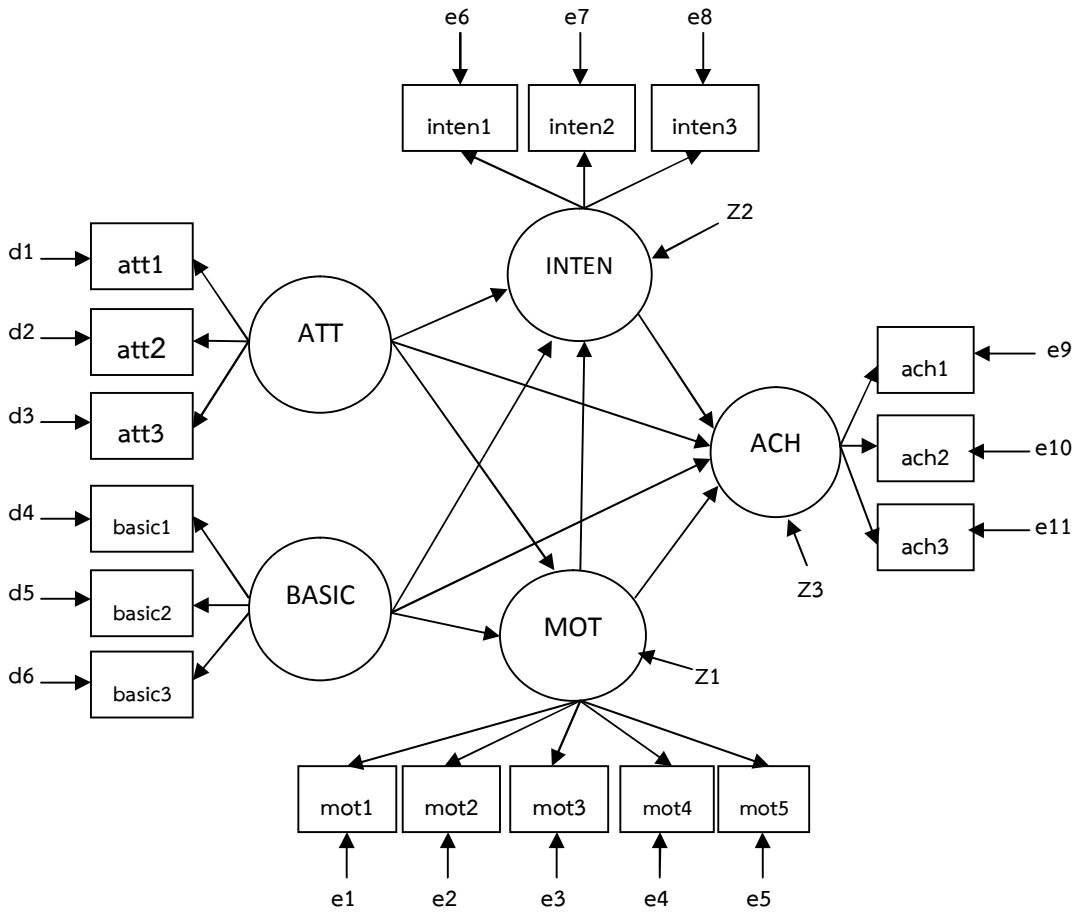
1) ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Academic Achievement Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill : ach1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill : ach2) และ ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill : ach3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

2) ความรู้พื้นฐานเดิม(Background Knowledge) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill : basic1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill : basic 2) และทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill : basic3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

3) ความตั้งใจเรียน (Learning Intention) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือความมีสมาธิ ในการเรียน (Learning Concentration : inten1) ความสนใจในการเรียน โดยการทบทวนหาความรู้เพิ่มเติม (Learning Interest : inten2) และความเอาใจใส่ในการเรียน (Learning Attention : inten3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

4) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 5 ตัว คือ มีความกล้าเสี่ยง (Risk : mot1) ความกระตือรือร้น (Enthusiastic : mot2) ความรับผิดชอบในตนเอง (Responsibility : mot3) มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง (Knowledge of Decision : mot4) และ มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า (Predict : mot5) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 16 ข้อ

5) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญา (Intelligence : att1) องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก (Position Sense : att2) และ องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ (Practice : att3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ



ภาพประกอบ 1 โมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์กับข้อมูลเชิงประจักษ์

เมื่อ ACH หมายถึง ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
ATT หมายถึง เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
MOT หมายถึง แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
INTEN หมายถึง ความตั้งใจเรียน (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
BASIC หมายถึง ความรู้พื้นฐานเดิม (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
att1-att3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้
basic1-basic3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม 3 ตัวแปรสังเกตได้
mot1-mot5 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ 5 ตัวแปรสังเกตได้
inten1-inten3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียน 3 ตัวแปรสังเกตได้
ach1-ach3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้

นิยามศัพท์เฉพาะ

1. วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT หมายถึง วิธีการวิเคราะห์เส้นทางสำหรับโมเดลตัวแปรแฝงโดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า มาทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (True ability Score : θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่า θ ของผู้ตอบรายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำมาวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดล แทนการนำค่า Factor Score ไปวิเคราะห์เหมือนโปรแกรมอื่น ๆ โดยวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบใหม่นี้ประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน ได้แก่ 1)โมเดลการวัดซึ่งประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง 2)โมเดลสมการโครงสร้าง ใช้ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางด้วยวิธีการประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) และมีการตรวจสอบความตรงของโมเดลความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างเชิงเส้นระหว่างตัวแปรตามทฤษฎีว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากน้อยเพียงใด โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้ค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index : GFI) ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) และ ค่า P-value

2. วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL หมายถึง วิธีการวิเคราะห์เส้นทางโดยใช้โปรแกรมริสเรล ซึ่งประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน คือ โมเดลการวัด (Measurement model or Confirmatory Factor Model) เป็นโมเดลวิเคราะห์ตัวประกอบแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variable) กับตัวแปรแฝง (Latent Variable) และโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Model) เป็นโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างตัวแปรแฝงด้วยกันเอง มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี Maximum Likelihood และตรวจสอบความสอดคล้องหรือความตรงของโมเดล โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้ค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index : GFI) ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) และ ค่า P-value

3. ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory) หมายถึง ทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในบุคคล (Latent trait or ability) กับผลการตอบข้อสอบ หรือข้อคำถามโดยใช้โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้มีรูปแบบการตอบแบบให้คะแนน 2 ค่า และการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ดังนี้

3.1 ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนน 2 ค่า หมายถึง ทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในบุคคล (Latent trait or ability) กับผลการตอบข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนน 2 ค่า คือตอบถูกให้ 1 ตอบผิดให้ 0 คะแนน ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ใช้โมเดลโลจิสติกแบบ 3 พารามิเตอร์

3.2 ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่มีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า หมายถึง ทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในบุคคล (Latent

trait or ability) กับผลการตอบข้อคำถามที่มีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ซึ่งในการวิจัยนี้มีรูปแบบการตอบแบบมาตรประมาณค่า 5 ระดับ โดยใช้โมเดล Graded Response Model (GRM)

4. ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง หมายถึง ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error) ซึ่งได้จากการประมาณค่าสัมประสิทธ์เส้นทาง (Path Coefficient) โดยใช้วิธีการประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป

5. ความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p – value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธีไคสแควร์ (Chi-square) หมายถึง ระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ได้จากการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับความสอดคล้องระหว่างโมเดลตามสมมติฐานที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้นกับข้อมูลเชิงประจักษ์ การทดสอบนี้ใช้ค่าไคสแคว์ซึ่งเป็นค่าสถิติ ที่ใช้ทดสอบสมมติฐานว่าฟังก์ชันความกลมกลืนมีค่าเป็นศูนย์ ค่าไคสแคว์จะคำนวณจากผลคูณขององศาความเป็นอิสระกับค่าฟังก์ชันความกลมกลืน ถ้าค่าสถิติไคสแคว์มีค่าสูงมาก แสดงว่าฟังก์ชันความกลมกลืนมีค่าแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ หมายความว่า โมเดลตามสมมติฐานไม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ถ้าค่าไคสแคว์มีค่าต่ำเข้าใกล้ศูนย์มากเท่าไรแสดงว่าโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

6. การคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด หมายถึง ค่าสถิติที่ใช้บอกจำนวนรอบในการทวนซ้ำของกระบวนการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้าง (การทวนรอบแรก แสดงว่า Iteration เท่ากับ 0 หากมีการทวนซ้ำอีก จะนับตามจำนวนที่มีการทวนซ้ำ) โดยใช้หลักการตรวจสอบความกลมกลืนกันระหว่างโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ซึ่งการเปรียบเทียบนี้จะใช้เมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของค่าสังเกตได้ ที่ได้จากโมเดลการวัด (แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ S) มาเทียบกับเมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม ที่ถูกสร้างขึ้นจากพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้จากโมเดลริสเรล (แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ $\sum$) จำนวนรอบของการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) นี้จะมีค่ามากหรือน้อยจึงขึ้นอยู่กับค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ที่จะทำให้เมตริกซ์ S และ $\sum$ มีค่าใกล้เคียงกันมากที่สุด

7. ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) หมายถึง ค่าดัชนีที่ใช้เปรียบเทียบระดับความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ของโมเดลสองโมเดล เฉพาะกรณีที่เป็นการเปรียบเทียบโดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน ค่าดัชนี RMR บอกขนาดของเศษเหลือโดยเฉลี่ยจากการเปรียบเทียบระดับความกลมกลืนของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ยิ่งมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่าโมเดลมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

8. จำนวนโมเดลที่มีความตรงภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด หมายถึง จำนวนโมเดลที่ผ่านการทดสอบสมมติฐานทางสถิติเกี่ยวกับความสอดคล้องระหว่างโมเดลตามสมมติฐานที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น กับข้อมูลจำลอง ในขั้นตอนการตรวจสอบประสิทธิภาพขั้นตอนที่ 3 โดยใช้ค่าสถิติไคสแควร์แล้วพบว่า ค่าไคสแควร์ที่คำนวณได้ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมีค่าต่ำมากหรือมีค่าใกล้เคียงศูนย์ ซึ่งแสดงว่าโมเดลตามสมมติฐานมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูล

9. ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง หมายถึง ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Product Moment Correlation Coefficient) ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่คำนวณได้จากวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และแบบ PAL

ความสำคัญของการวิจัย

1. งานวิจัยครั้งนี้ทำให้ได้เทคนิควิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างตัวแปร วิธีการใหม่โดยการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า มากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ซึ่งตัวแปรแฝงที่ได้จากการวัดตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบทำให้ได้ตัวแปรแฝงที่ปราศจากความคลาดเคลื่อน ซึ่งเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุทำให้ผลการวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น

2. ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเป็นการวัดที่มีความเชื่อว่า ค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถามจะไม่แปรเปลี่ยนไปตามกลุ่มผู้ตอบ และค่าพารามิเตอร์ของผู้ตอบจะไม่แปรเปลี่ยนไปตามแบบทดสอบและแบบวัด ซึ่งเป็นความเชื่อตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่ใช้กันอยู่ในปัจจุบัน ดังนั้น งานวิจัยนี้จะได้แนวทางวิเคราะห์แนวทางใหม่ในงานวิจัยและการศึกษาที่เกี่ยวกับโมเดลสมการเชิงโครงสร้างทำให้ผลการวิเคราะห์มีความน่าเชื่อถือส่งผลให้ค่าอิทธิพลทางตรงและทางอ้อมระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลที่ได้ศึกษามีความถูกต้องสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยครั้งนี้มีความมุ่งหมายเพื่อประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสาร กรอบแนวคิด ทฤษฎี หลักการ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำองค์ความรู้ที่ได้รับจากการศึกษามาประยุกต์ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ นำเสนอเป็นกรอบแนวทางการศึกษา 7 ประเด็นดังนี้

1. ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า (Dichotomous Item Response Theory)
2. ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจสอบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous Item Response Theory)
3. การวิเคราะห์เส้นทางความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร
4. การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างด้วยโปรแกรมลิสเรล
5. การศึกษาในสถานการณ์จำลอง
6. แนวทางการพัฒนาโมเดลตามสมมติฐาน
7. กรอบแนวคิดในการวิจัย

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า (Dichotomous Item Response Theory : DIRT)

แบบทดสอบตามหลักการจิตวิทยามุ่งวัดลักษณะภายในตัวบุคคล เช่น ความสามารถทางด้านเชาวน์ปัญญา เจตคติ ค่านิยม เป็นต้น การหาตัวอย่างพฤติกรรมบ่งบอกลักษณะภายในว่ามีมากน้อยเพียงใดสามารถทำได้ แต่จะไม่มีพฤติกรรมชัดเจนครอบคลุมลักษณะภายในที่มุ่งศึกษานั้นทั้งหมด จึงเป็นเหตุผลให้ลักษณะภายในแต่ละลักษณะเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า ลักษณะแฝง (Latent Trait) การจัดการทดสอบโดยเสนอสิ่งเร้าซึ่งหมายถึงข้อสอบหรือแบบทดสอบให้กับผู้สอบ เพื่อต้องการให้ผู้สอบแสดงพฤติกรรมการตอบแบบทดสอบ ผลการตอบแบบทดสอบจะชี้บอกตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายใน และใช้วิธีการทางสถิติช่วยพยากรณ์ลักษณะภายในของผู้สอบนั้น (Fischer & Molenaar. 1995 : 3-14 ; Lord & Novick. 1968 : 358-359)

หลักการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มุ่งประมาณลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบโดยอาศัยการตอบข้อสอบและคุณสมบัติของข้อสอบ ความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบนำไปอธิบายตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายในแสดงเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์ เรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) หรือ ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) มีผู้เสนอแนวคิดเกี่ยวกับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบในระยะแรกๆ และเริ่มปรากฏชัดเจนขึ้นโดย ลอร์เล่ย์ในปี ค.ศ. 1943-1944 ซึ่งสร้างวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แต่ยังพบข้อจำกัดบางประการ ปี ค.ศ. 1952 ลอร์ดอธิบายรูปแบบนอร์มัลโอไจส์ 2 พารามิเตอร์และรูปแบบ

ประยุกต์อื่นๆ ปี ค.ศ. 1968 Lord and Novic. 1968 : 358-387) แนะนำทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory : IRT) หรือรู้จักอีกชื่อหนึ่งคือ ทฤษฎีลักษณะแฝง (Latent Trait Theory) ในหนังสือชื่อ "Statistic Theory of Mental Test Score" และเอกสารต่างๆ มากมาย นับเป็นพื้นฐานการวัดทางจิตวิทยาแนวใหม่ แต่ยังติดขัดด้านการใช้สถิติทดสอบและขาดโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีประสิทธิภาพเพียงพอในการคำนวณ ทำให้การพัฒนาในระยะนั้นเป็นไปอย่างเชื่องช้า การพัฒนาอีกทางหนึ่งในปี ค.ศ. 1960 ราส์ซ ได้พัฒนารูปแบบของ IRT โดยใช้พารามิเตอร์เดียวคือ พารามิเตอร์ความยาก (b) เรียกรูปแบบนี้ว่า ราส์ซโมเดล (Rasch Model) ความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบในรูปพารามิเตอร์เดียวนี้จะหมายถึง ความน่าจะเป็นสำหรับผู้สอบระดับความสามารถที่ θ ตอบข้อสอบค่าความยากที่ b ได้ถูกต้อง รูปแบบนี้เมื่อค่าความยากของข้อสอบแตกต่างกัน โค้งลักษณะข้อสอบมีลักษณะคู่ขนานกัน ต่อมาเบิร์นบอมได้พัฒนาฟังก์ชันนอร์มัลโอไจส์รูปแบบ 2 พารามิเตอร์ คือ มีพารามิเตอร์ค่าความยากและค่าอำนาจจำแนกซึ่งลอร์ดพัฒนาไว้สร้างเป็นฟังก์ชันโลจีสติก นำไปสู่การพัฒนารูปแบบอื่นๆ เช่น รูปแบบโลจีสติก 3 และ 4 พารามิเตอร์ ความก้าวหน้าของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบช่วยให้นักวิจัยประเมินคุณภาพแบบทดสอบว่า ข้อสอบนั้นมีความเหมาะสมเพียงไร และใช้เป็นเครื่องมือมาตรฐานสำหรับวัดคุณลักษณะของบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Fischer & Molenaar. 1995 : 3-14 ; Embretson & Reise. 2000 : 3-9 ; Baker. 1992 : 1-23)

1. แนวคิดของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบตั้งอยู่บนแนวคิดสำคัญ 2 ประการ ได้แก่ 1. พฤติกรรมในการตอบข้อสอบของผู้สอบนำไปใช้ทำนายความสามารถ (Ability) หรือลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบ และ 2. พฤติกรรมการตอบข้อสอบของผู้สอบสัมพันธ์กับความสามารถ (Ability) หรือลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบ (Hambleton et al. 1991 : 7) แนวคิดนี้อยู่บนพื้นฐานความเชื่อว่า ลักษณะภายในตัวบุคคลซึ่งสังเกตไม่ได้เป็นตัวกำหนดพฤติกรรมหรือผลการตอบข้อสอบซึ่งสังเกตได้ ความสัมพันธ์ดังกล่าวสามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function) มี 2 ลักษณะคือฟังก์ชันโลจีสติก (Logistic Function) และฟังก์ชันปกติสะสม (Normal Ogive Function) ฟังก์ชันการตอบข้อสอบนี้เมื่อแสดงด้วยกราฟจะได้โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) ลักษณะข้อสอบประกอบด้วยพารามิเตอร์ข้อสอบต่างๆ ได้แก่ พารามิเตอร์ความยาก (Difficulty Parameter) พารามิเตอร์อำนาจจำแนก (Discrimination Parameter) พารามิเตอร์การเดา (Guessing Parameter) และพารามิเตอร์ความสะเพร่า (Careless Parameter) นำมาใช้กำหนดลักษณะรูปแบบ (Model) ต่างๆ ได้แก่ รูปแบบ 1 พารามิเตอร์ (One-Parameter Model) รูปแบบ 2 พารามิเตอร์ (Two-Parameter Model) รูปแบบ 3 พารามิเตอร์ (Three-Parameter Model) และรูปแบบ 4 พารามิเตอร์ (Four-Parameter Model) (Hambleton et al. 1991 : 7-31)

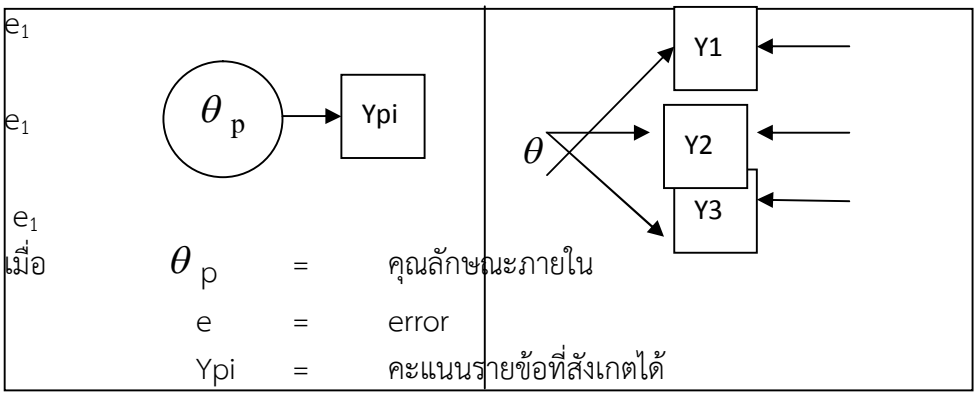
2. ข้อตกลงเบื้องต้นของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ

ข้อตกลงเบื้องต้นตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบกล่าวถึงความเป็นมิติเดียว ความเป็นอิสระในการตอบข้อสอบและโค้งลักษณะข้อสอบ มีรายละเอียดดังนี้

2.1 ความเป็นมิติเดียว (Unidimension) ผลการตอบข้อสอบของผู้สอบสามารถอธิบายความสามารถหรือคุณลักษณะภายในเพียงด้านใดด้านหนึ่งของผู้สอบ คุณลักษณะภายในด้านเดียวนี้มีความหมายเหมือนเป็นมิติเดียว ในสภาพความเป็นจริง ข้อตกลงนี้พบว่า ยังมีคุณลักษณะภายในหลายประการที่ส่งผลร่วมต่อการตอบข้อสอบเข้ามาเกี่ยวข้อง ดังนั้นจึงได้ผ่อนปรนจากความเป็นมิติเดียวให้เป็นลักษณะเด่น (Dominant) หรือลักษณะหลัก ซึ่งสามารถนำไปอธิบายผลการตอบข้อสอบของผู้สอบได้ (Hambleton et al. 1991 : 9 ; Green et al.. 1984 : 347-360)

ข้อคำถาม/ข้อสอบทุกข้อในเครื่องมือ/แบบทดสอบมุ่งวัดเพียงคุณลักษณะเดียวหรือความสามารถเดียว (One ability) การตรวจสอบความเป็นเอกมิติของเครื่องมือหรือแบบทดสอบสามารถทำได้โดยใช้เทคนิคทางสถิติ ไดแก่ การวิเคราะห์ตัวประกอบ (factor analysis) เพื่อคำนวณค่าไอเกนสำหรับศึกษาอัตราส่วนระหว่างค่าไอเกนของตัวประกอบแรกกับตัวประกอบถัดไป ถ้ามีอัตราส่วนที่สูงแสดงถึงเครื่องมือหรือแบบวัดคุณลักษณะเด่นเดียว (Single domain factor) หรือทำการวิเคราะห์ให้เกิดความมั่นใจยิ่งขึ้นด้วยการวิเคราะห์ตัวประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) เพื่อตรวจสอบยืนยันว่า เครื่องมือหรือแบบทดสอบมุ่งวัดเพียงคุณลักษณะเดียวหรือความสามารถเดียว

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบจะยึดข้อตกลงของความเป็นมิติเดียว เพราะจะทำให้ผู้สร้างแบบทดสอบ รวมคำถามที่มุ่งวัดความสามารถอย่างใดอย่างหนึ่งไว้ในฉบับเดียวกัน ซึ่งสามารถจะรวมคะแนนจากผลการสอบได้ง่ายและแปลความหมายของคะแนนได้ง่ายขึ้น



2.2 ความเป็นอิสระในการตอบข้อสอบ (Local Independence) เมื่อค่าความสามารถของผู้สอบเป็นค่าแน่นอน การตอบข้อสอบแต่ละข้อของผู้สอบคนหนึ่งจะมีความเป็นอิสระจากกันหรืออาจกล่าวได้ว่าการตอบข้อสอบข้อใดๆ ของผู้สอบจะไม่มีผลต่อข้อสอบข้ออื่นๆ สิ่งที่ส่งผลต่อการตอบข้อสอบแต่ละข้อเป็นผลมาจากความสามารถของผู้สอบเท่านั้น (Hambleton et al. 1991 : 10) ความเป็นอิสระในการตอบข้อสอบทำให้พารามิเตอร์ข้อสอบยังเป็นค่าคงที่ ไม่ว่าข้อสอบข้อนั้นอยู่ตำแหน่งใดๆ บนแบบทดสอบ การละเมิดความเป็นอิสระในการตอบข้อสอบเกิดขึ้นได้ เช่น การตอบ

ข้อสอบข้อใดข้อหนึ่งถูกต้องจำเป็นต้องใช้ข้อมูลจากข้อสอบอื่นช่วย หรือกรณีเนื้อหาของข้อสอบหนึ่งมีความสัมพันธ์กับการตอบข้อสอบข้ออื่น หรือมีปฏิสัมพันธ์ระหว่างเนื้อหาข้อสอบ เป็นต้น ถ้ามีการละเมิดข้อตกลงเกิดขึ้น รูปแบบความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบจะเปลี่ยนแปลงไม่คงที่กับรูปแบบของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่ได้กำหนดไว้ (Embretson & Reise. 2000 : 187-189)

2.3 โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve) หรือ ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) จะเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์แสดงความสัมพันธ์ระหว่างความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบถูกต้องกับระดับความสามารถของผู้สอบ (Hambleton et al. 1991 : 10) โค้งคุณลักษณะข้อสอบสามารถใช้อธิบายพฤติกรรมการตอบสนองข้อสอบ (Item Characteristic Curves : ICC) คือ ความสัมพันธ์ระหว่างระดับความสามารถของผู้ตอบ (θ)กับโอกาสที่จะตอบข้อสอบถูก [Pi (θ) สามารถแสดงได้ด้วยโค้งคุณลักษณะข้อสอบ ICC เป็นฟังก์ชั่นคณิตศาสตร์ที่แสดงด้วยรูปแบบการตอบสนองข้อสอบ ที่นิยมใช้กันมีอยู่ 3 รูปแบบ คือ 1, 2 หรือ 3 พารามิเตอร์ ในการเลือกใช้ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลและความเชื่อในรูปแบบที่ใช้อธิบายความสัมพันธ์และธรรมชาติของข้อมูล

โมเดลการตอบสนองข้อสอบ แบบ 1 พารามิเตอร์ มีข้อตกลงเบื้องต้นว่าข้อสอบแต่ละข้อมีค่า c เท่ากับ 0 และพารามิเตอร์ a เท่ากัน แต่มีความแตกต่างกันเฉพาะ b เท่านั้น โมเดลนี้จึงเหมาะสำหรับใช้กับข้อสอบอิงเกณฑ์ที่ไม่สลับซับซ้อน ข้อสอบที่ค่อนข้างเรียบง่าย สำหรับพัฒนาคลังข้อสอบที่มีความเป็นเอกพันธ์

โมเดลการตอบสนองข้อสอบ แบบ 2 พารามิเตอร์ มีข้อตกลงเบื้องต้นว่าข้อสอบแต่ละข้อมีค่า c เท่ากับ 0 มีความแตกต่างกันของพารามิเตอร์ a และ b โมเดลนี้จึงเหมาะสำหรับใช้กับข้อสอบที่ต้องเติมคำตอบ หรือข้อสอบแบบเลือกตอบที่ไม่ยากมากนักและกลุ่มผู้สอบมีความพร้อมในการตอบ

โมเดลการตอบสนองข้อสอบ แบบ 3 พารามิเตอร์ มีข้อตกลงเบื้องต้นว่าข้อสอบแต่ละข้อมีความแตกต่างกันของพารามิเตอร์ a, b และ c โมเดลนี้จึงเหมาะสำหรับใช้กับข้อสอบแบบเลือกตอบทั่วไป ข้อสอบแบบหลายตัวเลือก เนื่องจากผู้ตอบสามารถเดาคำตอบได้

การตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดลการตอบสนองข้อสอบกับข้อมูล (Model – Data Fit) ไม่ว่าจะเลือกใช้โมเดลใดก็ตาม โมเดลจะต้องสอดคล้องกับข้อมูล เพื่อให้ผลการวิเคราะห์มีความถูกต้องและน่าเชื่อถือ การตรวจสอบความสอดคล้องควรพิจารณาทั้งความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณความสามารถ (Invariance of ability parameter estimates) และความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณพารามิเตอร์ของข้อสอบ (Invariance of item parameter estimates)

ความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณความสามารถ ตรวจสอบได้โดย การเปรียบเทียบค่าประมาณความสามารถของผู้สอบที่ได้จากกลุ่มข้อสอบที่แตกต่างกัน เช่น กลุ่มข้อสอบยาก กลุ่มข้อสอบง่าย หรือกลุ่มข้อสอบจากคลังข้อสอบเดียวกัน แต่มีความครอบคลุมเนื้อหาแตกต่างกัน เป็นต้น ค่าประมาณความสามารถถือว่าไม่แปรเปลี่ยน เมื่อความแตกต่างเกิดขึ้นไม่เกินความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า (Wright. 1968 ; อ้างมาจาก ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 79)

ความไม่แปรเปลี่ยนของค่าประมาณพารามิเตอร์ของข้อสอบ ตรวจสอบได้โดยเปรียบเทียบค่าประมาณพารามิเตอร์แต่ละตัวของข้อสอบที่ได้จาก กลุ่มตัวอย่างผู้สอบหลายกลุ่ม เช่น กลุ่มผู้สอบชาย/หญิง กลุ่มผู้สอบจำแนกตามภูมิภาค เป็นต้น ค่าประมาณพารามิเตอร์ของข้อสอบจะ

ถือว่าไม่แปรเปลี่ยน เมื่อพล็อตกราฟออกมาเป็นเส้นตรง โดยมีการกระจายไม่แตกต่างจากผลที่ได้จากกลุ่มตัวอย่าง 2 กลุ่ม ซึ่งเป็นกลุ่มสุ่มที่ทัดเทียมกัน (Shepard at al. 1984 ; อ้างมาจาก ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 79)

2.4 ข้อสอบที่ใช้ต้องไม่เป็นข้อสอบประเภทความเร็ว ผู้สอบทุกคนควรมีโอกาสทำข้อสอบทุกข้อ เพื่อให้คะแนนรวมจากการสอบกับลักษณะของข้อสอบเป็นตัวประมาณค่าความสามารถที่แท้จริงของผู้สอบโดยไม่มีข้อจำกัดเกี่ยวกับปัจจัยด้านเวลาที่ใช้ในการสอบ IRT ถือว่าความสามารถ θ เป็นปัจจัยสำคัญต่อผลการสอบ ความเร็วในการตอบต้องไม่มีอิทธิพลต่อการตอบ การจัดการสอบจึงต้องไม่อยู่ในสถานการณ์ที่สอบแข่งขันกันด้วยเวลาการสอบ จะต้องอยู่ในลักษณะที่ผู้สอบซึ่งมีความสามารถ มีเวลาเพียงพอในการทำข้อสอบ (Power Test Administration) การตรวจสอบความเหมาะของมิติด้านเวลาสำหรับการดำเนินการสอบ สามารถพิจารณาได้จากสัดส่วน หรือร้อยละของจำนวนผู้สอบที่ทำข้อสอบได้ครบทุกข้อ โดยผู้สอบส่วนใหญ่ (เช่น ร้อยละ 80) สามารถตอบข้อสอบได้ครบหรือเกือบครบทุกข้อ นอกจากนี้ควรพิจารณาเปรียบเทียบระหว่างความแปรปรวนของจำนวนข้อที่เว้นกับความแปรปรวนของจำนวนข้อที่ตอบผิด ถ้าอัตราส่วนความแปรปรวนเข้าใกล้ 0 แสดงว่าการจัดการสอบเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นนี้

3. รูปแบบการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Model)

ในระยะเริ่มแรกของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มีการพัฒนารูปแบบนอร์มัลโอไจฟ์ (Normal Ogive Model) ขึ้นแต่ยังพบข้อจำกัดในการใช้ จนกระทั่งเบิร์นบอมพัฒนารูปแบบโลจีสติก (Logistic Model) แทนรูปแบบนอร์มัลโอไจฟ์เพื่อให้ส่วนปลายโค้งแอสซิมโทส (Asymptotes) ของรูปแบบโลจีสติกเปลี่ยนแปลงได้น้อยกว่าแอสซิมโทสของรูปแบบนอร์มัลโอไจฟ์ เมื่อรูปแบบการตอบข้อสอบเป็นรูปสนิท (Fit) กับข้อมูลแล้ว จะให้ความไม่แปรเปลี่ยน (Invariance) ไปตามกลุ่มผู้สอบ มีผลให้การประมาณค่าความสามารถของผู้สอบถูกต้องยิ่งขึ้น (Hambleton and Swaminathan. 1985 : 1-13) รูปแบบโลจีสติกเมื่อการตอบข้อสอบประเภทให้ผลสองค่า (Dichotomous Scoring) คือตอบข้อสอบถูกต้องได้ 1 คะแนน หรือตอบข้อสอบผิดได้ 0 คะแนน ได้แก่ พารามิเตอร์ของรูปแบบการตอบสนองข้อสอบ

พารามิเตอร์ของรูปแบบการตอบสนองข้อสอบ รูปแบบการตอบสนองข้อสอบประกอบด้วยพารามิเตอร์และค่าคงที่ ดังนี้

1. พารามิเตอร์ของผู้สอบ (Examines parameter)

θp = ระดับความสามารถของผู้สอบ (θ) คนที่ p ซึ่งประมาณได้จากรูปแบบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ นิยมปรับให้เป็นคะแนนมาตรฐานที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 ค่าความสามารถของผู้สอบมีพิสัยอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง $+\infty$ แต่ผลการวิเคราะห์ส่วนใหญ่มักให้ค่าอยู่ในช่วง -3 ถึง +3 (-3 หมายถึง ผู้สอบมีความสามารถต่ำ +3 หมายถึง ผู้สอบมีความสามารถสูง)

$p_i(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ θ จะตอบข้อสอบ i ได้ถูกต้อง

2. พารามิเตอร์ของข้อสอบ (Item parameter)

bi = ค่าความยากของข้อสอบที่ i ซึ่งเป็นการวัดตำแหน่งของโค้งคุณลักษณะของข้อสอบ (ICC) ตามแกนนอนบนสเกลของ θ ณ จุดโค้งมีความชันมากที่สุด (จุดเปลี่ยนโค้ง) เท่ากับ $\frac{1+c_i}{2}$

สำหรับโมเดล 1 และ 2 พารามิเตอร์ $p_i(\theta)$ = 0.50 ส่วนโมเดล 3 พารามิเตอร์เป็น $p_i(\theta) = \frac{1+c_i}{2}$

ในทางทฤษฎีค่า bi มีพิสัยอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง $+\infty$ แต่ในทางปฏิบัตินิยมใช้ค่า bi อยู่ระหว่าง -2.5 ถึง +2.5 ค่า bi ที่อยู่ใกล้ -2.5 แสดงว่าเป็นข้อสอบที่ง่าย ส่วน bi อยู่ใกล้ +2.5 แสดงว่าเป็นข้อสอบที่ยาก a_i = ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i

การจำแนกค่าความต่างของ $p_i(\theta)$ ระหว่างผู้สอบที่มีความสามารถ $\leq \theta$ กับ $>\theta$ เป็นความชันของโค้ง ICC ณ จุดเปลี่ยนโค้งหรือจุด θ = bi

ค่า a มีพิสัยอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง $+\infty$ ค่า a_i ที่เป็นลบเป็นสิ่งที่ไม่พึงปรารถนา ในทางปฏิบัติจึงนิยมใช้ข้อสอบที่มีค่า a_i อยู่ระหว่าง +0.5 ถึง +2.5

ค่า a_i ที่สูงแสดงว่าข้อสอบนั้นมี slope ที่ชันจึงจำแนกผู้สอบที่มีความสามารถแตกต่างกันได้ดี c_i = ค่าการเดา เป็นค่าที่แสดงถึงความน่าจะเป็นที่ผู้สอบที่มีความสามารถต่ำจะทำข้อสอบที่ i ได้ถูก จึงเป็นค่ากำกับต่ำสุด (Lower assymtote) ของ ICC

ในทางทฤษฎี ค่า c_i มีพิสัยอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยทั่วไปนิยมใช้ข้อสอบที่มีค่า c_i ไม่เกิน $0.3\gamma_i$ แทน ค่าความสะเพร่า เกิดจากผู้สอบความสามารถสูงจะตอบข้อสอบข้อที่ i ผิด

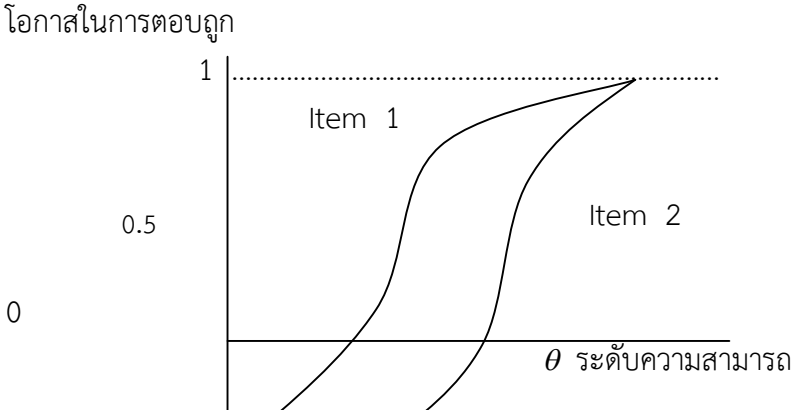
3. ค่าคงที่ (Constant Value) (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 48)

e = ค่าคงที่ของลอกการิทึมธรรมชาติ ซึ่งมีค่าประมาณ 2.71828

D = ค่าองค์ประกอบของการปรับสเกลซึ่งมีค่าเท่ากับ 1.70

รูปแบบของโลจิส แบ่งออกเป็น 4 รูปแบบ คือ

รูปแบบที่ใช้พารามิเตอร์ 1 ตัว (One Parameter Logistic Model) เป็นรูปแบบที่รู้จักกันแพร่หลายในชื่อของ One Parameter ซึ่งพัฒนาขึ้นมาโดย Georg rasch (1960) ซึ่งรูปแบบนี้จะมีค่าพารามิเตอร์ เพียงค่าเดียวคือ ค่าความยาก (b_i) เท่านั้น โดยมีข้อกำหนดว่าข้อกระทงแต่ละข้อมีค่าอำนาจจำแนกเท่ากันและไม่มีการเดาคำตอบซึ่งแสดงได้ดังภาพ



ภาพประกอบ 2 One Parameter Logistic

และสามารถเขียนเป็นภาพความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 49)

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

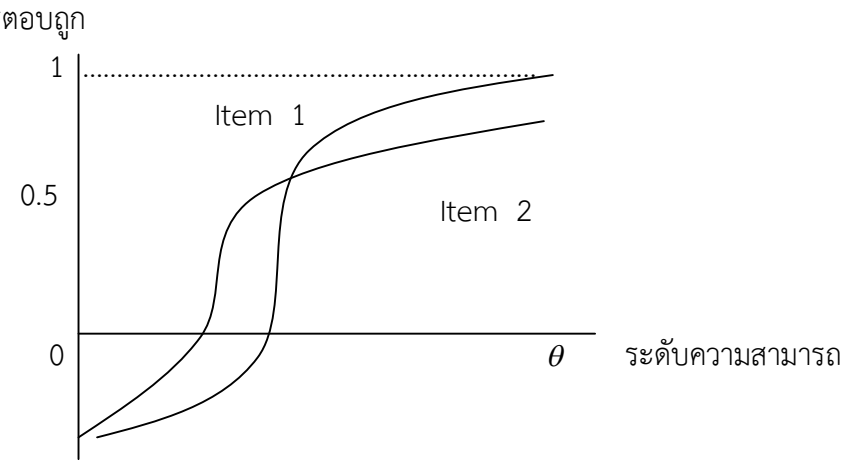
เมื่อ Pi (θ) = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ θ จะตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง

b_i = ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของ ICC ณ จุด θ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก 0.50

e = 2.718

รูปแบบที่ใช้พารามิเตอร์ 2 ตัว (Two Parameter Logistic Model)

รูปแบบนี้เป็นรูปแบบที่มีพารามิเตอร์ 2 ตัว คือ ค่าความยาก และค่าอำนาจจำแนก ซึ่งจะมีค่าเปลี่ยนตามลักษณะของข้อสอบแต่ละข้อแสดงได้ดังภาพ



ภาพประกอบ 3 Two Parameter Logistic Curves

และสามารถเขียนเป็นภาพความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 50)

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

เมื่อ Pi (θ) = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ θ จะตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง

b_i = ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของ ICC ณ จุด θ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก 0.50

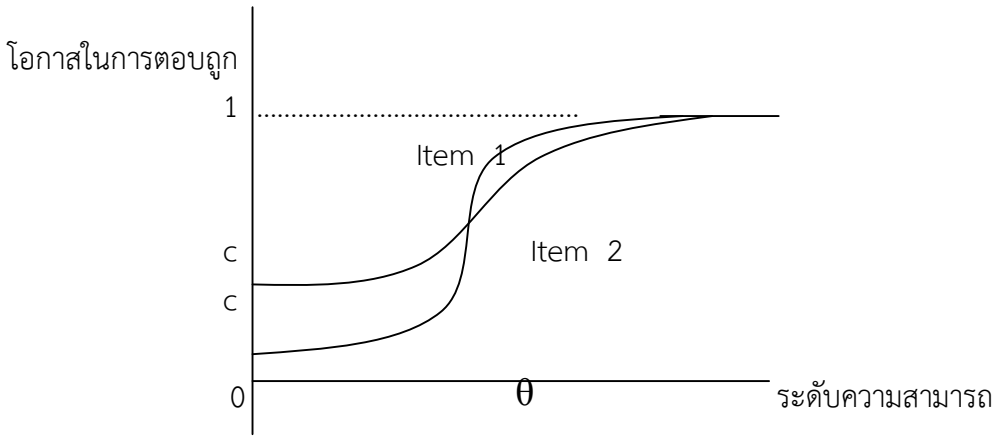
a_i = ค่าพารามิเตอร์อำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าความชันของ ICC ณ ตำแหน่ง b_i

e = 2.718

D = 1.70

รูปแบบที่ใช้พารามิเตอร์ 3 ตัว (Three Parameter Logistic Model)

เป็นรูปแบบที่พัฒนาขึ้นจากรูปแบบที่ใช้พารามิเตอร์ 3 ตัว เพื่อให้เหมาะสมกับผลของการทดสอบที่มีการเดาแฝงอยู่ ซึ่งแสดงได้ดังภาพ



ภาพประกอบ 4 Three Parameter Logistic Curves

และสามารถเขียนเป็นภาพความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 51)

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

เมื่อ Pi (θ) = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ θ จะตอบข้อสอบข้อที่ i

ได้ถูกต้อง

b_i = ค่าพารามิเตอร์ความยากของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าที่แสดงตำแหน่งของ ICC ณ จุด θ ที่มีโอกาสตอบข้อสอบถูก $\frac{1+c_i}{2}$

a_i = ค่าพารามิเตอร์อำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i ซึ่งเป็นค่าความชันของ ICC ณ ตำแหน่ง b_i

c_i = ค่าพารามิเตอร์โอกาสการเดาข้อสอบได้ถูก

e = 2.718

D = 1.70

รูปแบบโลจีสติก 4 พารามิเตอร์

$$\text{Pi}(\theta) = c_i + \frac{(\gamma_i - c_i)}{1+e^{-Da_i(\theta-b_i)}}$$

เมื่อ Pi (θ) แทน ความน่าจะเป็นที่ผู้สอบระดับความสามารถที่ θ ตอบข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง θ แทน ระดับความสามารถของผู้สอบ มีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง $+\infty$ ในทางปฏิบัติมีค่าระหว่าง - 3.0 ถึง + 3.0

a_i แทน ค่าอำนาจจำแนกของข้อสอบข้อที่ i หาได้จากความชัน (slope) ของโค้งลักษณะข้อสอบที่ตำแหน่ง bi ค่านี้บอกว่าข้อสอบจำแนกผู้สอบความสามารถสูงออกจากผู้สอบความสามารถต่ำได้ดีเพียงไร ในทางปฏิบัติมีค่าเป็นบวกอยู่ระหว่าง 0 ถึง + 2.5

b_i แทน ค่าความยากของข้อสอบข้อที่ i เป็นค่าบนสเกลความสามารถ ณ ตำแหน่งโค้งลักษณะข้อสอบมีความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบถูกต้องเท่ากับ 0.5 ถ้าเป็นรูปแบบที่มีพารามิเตอร์การเดา ค่าความยากจะได้จากตำแหน่งโค้งลักษณะข้อสอบมีความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบถูกต้องเท่ากับ (1 + ci)/2 ค่าความยากมีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง $+\infty$ ในทางปฏิบัติมีค่าอยู่ระหว่าง -2.5 ถึง +2.5

c_i แทน ค่าการเดาของข้อสอบข้อที่ i หรือค่าความน่าจะเป็นที่ผู้สอบความสามารถต่ำจะทำข้อสอบข้อที่ i ได้ถูกต้อง โดยปกติมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ในทางปฏิบัติใช้ค่าการเดาไม่เกิน 0.3

γ_i แทน ค่าความสะเพร่า เกิดจากผู้สอบความสามารถสูงจะตอบข้อสอบข้อที่ i ผิด

D แทน ค่าคงที่ใช้ปรับสเกลให้ฟังก์ชันโลจีสติกและฟังก์ชันนอร์มัลโอไจฟ์ให้ใกล้เคียงกันมากที่สุด มีค่าเท่ากับ 1.7

E แทน ค่าคงที่ของลอการิทึมฐานธรรมชาติ (Natural Log) มีค่าเท่ากับ 2.718

4 สารสนเทศข้อสอบและสารสนเทศแบบทดสอบ (Item and Test Information)

สารสนเทศข้อสอบเป็นเครื่องบ่งชี้คุณภาพข้อสอบ สามารถให้ค่าสูงสุดเมื่อข้อสอบมีค่าความยากใกล้เคียงหรือเท่ากับค่าความสามารถของผู้สอบ ค่าอำนาจจำแนกสูง และค่าการเดาน้อยมากจนเข้าใกล้ศูนย์ เมื่อใช้รูปแบบการตอบข้อสอบประเภทให้ผลสองค่า (Dichotomous Scoring) สารสนเทศข้อสอบแสดงเป็นสมการดังนี้

ค่าฟังก์ชันสารสนเทศของข้อสอบ (Item information function) : ($I_i(\theta)$)

$$I_i(\theta) = \frac{\left[P_i'(\theta)\right]^2}{P_i(\theta)Q_i(\theta)}$$

เมื่อ $I_i(\theta)$ = ค่าฟังก์ชั่นสารสนเทศหรือค่าสารสนเทศที่ได้รับจากข้อสอบข้อที่ i สำหรับผู้ตอบที่มีความสามารถ θ

$P_i'(\theta) = P_i'$ = ความชันของฟังก์ชั่นการตอบสนองข้อสอบข้อที่ i ณ ตำแหน่งความสามารถ θ

$P_i(\theta) = P_i$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีความสามารถ θ จะตอบข้อสอบที่ i ได้ถูกต้อง

$Q_i(\theta) = Q_i = 1 - P_i(\theta)$

ค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบ (Test information function) : ($I(\theta)$)

$$I(\theta) = \sum_{i=1}^{k} I_i(\theta)$$

เมื่อ $I(\theta)$ = ค่าฟังก์ชั่นสารสนเทศหรือค่าสารสนเทศที่ได้รับจากแบบทดสอบสำหรับผู้ตอบที่มีความสามารถ θ

ค่าฟังชั่นสารสนเทศของข้อสอบแต่ละข้อ มีส่วนอย่างเป็นอิสระจากกันต่อค่าสารสนเทศของแบบทดสอบ ซึ่งค่าสารสนเทศของแบบทดสอบจะมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า ดังนั้นถ้าค่าสารสนเทศของแบบทดสอบมีค่าสูงในช่วง θ ใด ก็จะมีความถูกต้องแม่นยำสูง ในการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบในช่วง θ นั้นๆ โดยมีความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าต่ำเมื่อนำสารสนเทศแบบทดสอบไปหาค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ (Standard Error of Estimation : SE) ได้ดังนี้

$$SE(\theta) = \frac{1}{\sqrt{I(\theta)}}$$

เมื่อ SE(θ) = ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า สำหรับผู้ตอบที่มีความสามารถ θ

I(θ) = สารสนเทศที่ได้จากแบบทดสอบ สำหรับผู้ตอบที่มีความสามารถ θ

ค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบจะแปรผกผันกับความคลาดแคลื่อมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถ เช่นค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบมีค่าสูง ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถต่ำ นั่นคือ ถ้าค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบมีค่าสูง ณ ผู้สอบระดับความสามารถ θ ใด (ฟังก์ชันการตอบสนองข้อสอบแต่ละข้อมีความชันสูงและความแปรปรวนต่ำ ณ ระดับ θ นั้น) ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ ณ ระดับ θ นั้นจะต่ำหรือมีความแม่นยำสูงในการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ θ นั่นสูง

ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า [SE(θ)] เป็นค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของการแจกแจงความน่าจะเป็น ของค่าประมาณความสามารถที่แท้จริง (θ) ซึ่งเป็นค่าสัดส่วนผกผันกับความถูกต้องแม่นยำของการประมาณค่าความสามารถ หรือค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบสำหรับทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีบทบาทเหมือนความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการวัด (Standard Error of Measurement: SEM) ในทฤษฎีการทดสอบแบบมาตรฐานเดิม แต่ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าความสามารถในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบสามารถเปลี่ยนแปลงไปตามค่าความสามารถของผู้สอบได้ (Hambleton et al. 1991 : 91-96)

5 การประมาณค่าความสามารถและพารามิเตอร์ของข้อสอบ (Ability and Item Parameter Estimation)

ขั้นตอนสำคัญมากที่สุดของการนำ IRT ไปประยุกต์ใช้คือ การประมาณค่าพารามิเตอร์ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบที่เลือก ตามทฤษฎี $p_i(\theta)$ ขึ้นอยู่กับความสามารถของผู้สอบ (θ) และค่าพารามิเตอร์ (β) ที่แสดงลักษณะของข้อสอบ (a,b,c) ทั้ง θ และ β เป็นสิ่งที่ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรงและไม่ทราบค่าเราทราบแต่เพียงคำตอบของผู้สอบแต่ละคนที่ตอบข้อสอบแต่ละข้อ ปัญหาของการวิเคราะห์จึงอยู่ที่จะทำอย่างไร จึงสามารถประมาณค่า θ ของผู้สอบแต่ละคนและพารามิเตอร์ของข้อสอบแต่ละข้อ จากข้อมูลการตอบของผู้สอบที่มีอยู่

การประมาณค่าพารามิเตอร์ IRT คล้ายการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการถดถอย (Regression model) ซึ่งนำค่าที่สังเกตได้ของตัวแปรเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล แต่มีความแตกต่างกันที่สำคัญ 2 ประการ คือ 1) โมเดลการถดถอยเป็นโมเดลเชิงเส้นตรงในขณะที่โมเดลการตอบสนองข้อสอบเป็นโมเดลที่ไม่ใช่เส้นตรง มีลักษณะเป็นฟังก์ชันโลจิส และ 2) โมเดลการถดถอย มีตัวแปรทำนายและตัวแปรเกณฑ์เป็นตัวแปรที่สามารถสังเกตได้ จึงประมาณค่าสัมสิทธิ์การถดถอย เพื่อให้สมการทำนายสอดคล้องกับข้อมูลมากที่สุด โดยใช้เทคนิคความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่น้อยที่สุด (Ordinary Least Squares : OLS) แต่โมเดลการตอบสนองข้อสอบทั้งตัวแปร θ และ β ต่างเป็นตัวแปรที่ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง จึงต้องอาศัยเทคนิคการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงที่สุด (Maximum Likelihood Estimate : MLE) ซึ่งการแจกแจงการสุ่มตัวอย่างการประมาณค่าดังกล่าว จะประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ถูกต้อง จำเป็นต้องใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่

ฟังก์ชันเชิงเส้นตรงสำหรับประมาณค่า α, β

$$X_1, X_2, \ldots, X_k \xrightarrow{\text{เทคนิค OLS}} Y_j$$

$$Y_i = f_{Linear}\ (X_1, X_2, \ldots, X_k)$$
$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_0 + \ldots + \beta_k X_k + E_i$$

ภาพประกอบ 5 การประมาณค่าพารามิเตอร์ตามโมเดลการถดถอย

ฟังก์ชันเชิงเส้นตรง สำหรับประมาณค่า θ_p , $[a_i, b_i, c_i]$

$$\theta_{p,}[a_i, b_i, c_i] \xrightarrow{\text{เทคนิค MLE}} Y_j$$

$$P_1(Y=1/\theta) = f_{Logistic}\ [\theta_p, {}_I\beta\ (a_j, b_j, c_j)]$$

ภาพประกอบ 6 การประมาณค่าพารามิเตอร์ตามโมเดลการตอบสนองข้อสอบ

กรณีทราบค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (a, b, c)

ในสถานการณ์สอบโดยทั่วไป สมมุติว่ามีกลุ่มตัวอย่างผู้สอบ n คน ทำการตอบข้อสอบ k ข้อ เมื่อทำการสุ่มข้อสอบขึ้นมา 1 คน ได้ผู้สอบ p มีความสามารถ θและมีแบบแผนตอบข้อสอบเป็น (U_1, U_2, U_j, ,U_k) โดย U_j เป็นผลการตอบข้อที่ j มี U_j = O (ถ้าตอบผิด) หรือ U_j = 1 (ถ้าตอบถูก) ตามข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความเป็นอิสระระหว่างข้อสอบ ทำให้ ความน่าจะเป็นร่วม (Joint probability) ของค่าสังเกตตามแบบแผนการตอบข้อสอบของผู้สอบ p ที่มีความสามารถ θ มีค่าเท่ากับผลคูณระหว่างความน่าจะเป็นของค่าสังเกตรายข้อ ตามแบบแผนการตอบของ ผู้สอบนั้น ดังสมการ

$$P(U_1, U_2, \ldots U_j, \ldots U_k / \theta) = P(U_1/\theta)\ P(U_2/\theta) \ldots P(U_j/\theta) \ldots P(U_k/k)$$

$$= \prod_{j=1}^{k} P(U_j/\theta)$$

$$= \prod_{j=1}^{k} [P(U_j/\theta)]^{U_j} [1 - P(U_j/\theta)]^{1-U_j}$$

$$= \prod_{j=1}^{k} P^{U_j} Q_j^{1-U_j}$$

เมื่อพิจารณาแบบแผนการตอบข้อสอบที่มีความสามารถ θ ซึ่งเป็นผลการตอบที่สามารถสังเกตได้ $U_j = u_j$ ดังนั้นความน่าจะเป็นร่วมจึงเรียกชื่อใหม่ว่า ฟังก์ชันความน่าจะเป็น (Likelihood function) ซึ่งมีสัญลักษณ์เป็น $L(u_1, u_2, ,u_j, ,u_k/\theta)$ เมื่อ u_j เป็นผลการตอบข้อสอบที่ j ดังนี้

$$L(u_1, u_2,...,u_k / \theta = \prod_{j=1}^{k} P_j^{U_j} Q_j^{1-U_j}$$

ตัวอย่าง สมมติมีผู้สอบ 3 คน ตอบข้อสอบ 5 ข้อ ซึ่งทราบค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (a, b, c) และมีแบบแผนการตอบ ดังตาราง

ตาราง 1 พารามิเตอร์ของข้อสอบ 5 ข้อ และแบบแผนการตอบข้อสอบของผู้สอบ 3 คน

ข้อสอบ	พารามิเตอร์ของข้อสอบ			แบบแผนการตอบข้อสอบของผู้สอบ		
	a_j	b_j	c_j	1	2	3
1	1.27	1.19	0.10	0	0	0
2	1.34	0.59	0.15	0	1	0
3	1.14	0.15	0.15	0	1	0
4	1.00	-0.59	0.20	1	1	0
5	0.67	-2.00	0.01	1	1	1

จากตาราง ผู้สอบคนที่ 1 มีแบบแผนการตอบข้อสอบเป็นดังนี้ $u_1 = o$, $u_2 = o$, $u_3 = o$, $u_4 = 1$ และ $u_5 = 1$ จึงสามารถเขียนฟังก์ชันความน่าจะเป็นได้ดังนี้

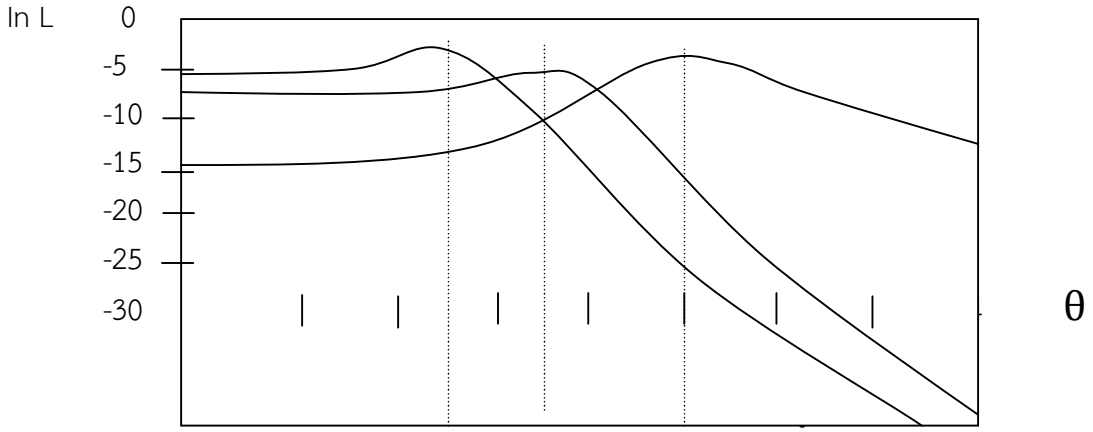
$$\begin{aligned} L(u_1, u_2, u_3, u_4 , u_5 / \theta &= \prod_{j=1}^{k} P^{U_j} Q_j^{1-U_j} \\ &= (P_1^{\,0}\, Q_1^{\,1})(P_2^{\,0}\, Q_2^{\,1})(P_3^{\,0}\, Q_3^{\,1})(P_4^{\,1}\, Q_4^{\,0})(P_5^{\,1}\, Q_5^{\,0}) \\ &= Q_1\, Q_2\, Q_3\, P_4\, P_5 \end{aligned}$$

เนื่องจาก P_j (หรือ Q_j) ต่างเป็นผลการตอบข้อสอบ อันเป็นฟังก์ชันของลักษณะข้อสอบซึ่งทราบค่าพารามิเตอร์แล้ว จึงสามารถคำนวณค่าความน่าจะเป็นของแต่ละข้อ ณ ตำแหน่ง θ ของ ผู้ตอบผลคูณค่าความน่าจะเป็นของข้อสอบทุกข้อ ทำให้ได้ค่าฟังก์ชันความน่าจะเป็น $L(U/\theta)$ ของ ผู้สอบ ณ ตำแหน่ง θ นั้น เราจึงสามารถคำนวณค่า L สำหรับผู้สอบแต่ละคนโดยแปรเปลี่ยนค่า θ ไปให้ครอบคลุมค่าที่ควรจะเป็นของผู้สอบนั้น ค่า L อยู่ระหว่าง 0 และ 1 เมื่อนำมาพล๊อตกราฟจะมีค่าน้อย ทำให้พิจารณาลำบาก จึงมีการปรับสเกลฟังก์ชันของความน่าจะเป็นให้สามารถพิจารณาได้ง่ายขึ้น โดยใช้ลอการิทึม (logarithms) เรียกว่า ฟังก์ชัน log ของความน่าจะเป็น (Log-Likelihood, ln L)

$$\ln L(u_1\ u_2,\ldots u_k / \theta) = \ln \left[\prod_{j=1}^{k} P^{U_j} Q_j^{1-U_j} \right]$$

$$\mathrm{In}L(U/\theta) = \left[U_j \ln P_j + (1 - U_J)\ln(1 - P_j)\right]$$

เมื่อ U = เวคเตอร์ของแบบแผนการตอบของผู้สอบ P



จากภาพ 7 ผู้สอบคนที่ 1 , 2 และ 3 มีค่าฟังก์ชัน ln L สูงที่ตำแหน่ง θ = -0.50 θ = 1.00 และ θ = -1.50 ตามลำดับ ดังนั้นผู้สอบแต่ละคนมีความเป็นไปได้สูงสุดน่าจะมี θ เท่ากับ -0.50, 1.00 และ - 1.50 ตามลำดับ การประมาณค่าลักษณะนี้จึงถูกเรียกว่า วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุด (Maximum Likelihood Estimate ; MLE)

การประมาณค่าที่เป็นไปได้สูง (MLE) สามารถทำได้โดยการแก้สมการของอนุพันธ์ที่หนึ่ง (first derivative) ของฟังก์ชัน ln L ที่กำหนดค่าอนุพันธ์ให้เป็น 0 วิธีนิยมใช้กันมากคือ วิธีของนิวตัน – ราฟสัน (Newton – Raphson procedure) การประมาณค่าโดยวิธีการ MLE สามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพกับกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ และถ้าแบบทดสอบมีจำนวนข้อสอบยาวขึ้น MLE ของ θ จะมีการแจกแจงปกติ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ θ จึงเป็นการประมาณค่า θ ที่ไม่ลำเอียง (unbiased)

การประมาณค่า θ ที่ระดับความเชื่อมั่น (1 - α) % มีค่าอยู่ในช่วงดังนี้

$$\theta - Z_{\frac{a}{2}} SE(\theta) < \theta < \theta + Z_{\frac{a}{2}} SE(\theta)$$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (Estimation of Item Parameters)

กรณีทราบค่าความสามารถของผู้สอบ (θ)

ในการประมาณค่า θ เมื่อทราบค่าพารามิเตอร์ของผู้สอบ β (a, b, c) กระทำได้โดยคำนวณฟังก์ชันความน่าจะเป็น สำหรับแบบแผนการตอบข้อสอบ k ข้อ ของผู้สอบ เพื่อหาค่า

θ ที่มีความเป็นไปได้สูงสุดของผู้สอบแต่ละคน ในทางกลับกัน การประมาณค่า β เมื่อทราบค่า θ เราจะต้องคำนวณฟังก์ชันความน่าจะเป็น สำหรับแบบแผนการตอบข้อสอบ n คน ของข้อสอบแต่ละข้อ เพื่อคำนวณค่าพารามิเตอร์ที่มีความเป็นไปได้สูงสุดของข้อสอบแต่ละข้อ โดยอยู่บนพื้นฐานของข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับค่าความเป็นอิสระระหว่างผู้ตอบ ดังนั้นฟังก์ชันความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบแต่ละข้อของผู้ตอบทุกคนจึงเป็นดังนี้

$$L(u_1, u_2, \ldots, u_n / \theta; a, b, c) = \prod_{j=1}^{n} P_j^{U_j} Q_j^{1-U_j}$$

เมื่อ u_j = ผลการตอบข้อสอบ (ข้อสอบที่ j) ของผู้ตอบคนที่ i

a, b, c = ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ(ข้อที่ j) สำหรับโมเดล 3-พารามิเตอร์

เนื่องจากฟังก์ชันความน่าจะเป็นสำหรับพารามิเตอร์ของข้อสอบแต่ละข้อ มีลักษณะเป็นพหุมิติ (multidimensional) หรือเป็นฟังก์ชันของค่าพารามิเตอร์ 3 ตัว (a, b, c) ซึ่งเป็นกรณีของโมเดล 3-พารามิเตอร์ ดังนั้นการใช้วิธีการประมาณค่า MLE สำหรับพารามิเตอร์ a, b และ c จึงต้องหาค่าของ a, b และ c ที่มีความเป็นไปได้สูงสุดบนพื้นผิวของโค้งการแจกแจง 3 มิติ โดยการหาค่าอนุพันธ์ที่หนึ่งของฟังก์ชันความน่าจะเป็นสัมพันธ์กับค่าพารามิเตอร์แต่ละตัว (a, b, และ c) แล้วกำหนดค่าอนุพันธ์ให้กับ 0 จากนั้นจึงแก้สมการทั้ง 3 สมการพร้อมกันไปได้คราวเดียวกัน วิธีการของนิวตัน-ราฟสัน (Newton-Raphson Procedure) ในรูปของตัวแปรพหุเป็นที่นิยมนำมาใช้แก้สมการ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เป็นไปได้สูงสุดดังกล่าว จากการทราบค่า θ ของผู้สอบ การประมาณค่าพารามิเตอร์ของผู้สอบจึงสามารถกระทำอย่างเป็นอิสระสำหรับข้อสอบแต่ละข้อ การประมาณค่าจึงกระทำซ้ำ k ครั้ง ตามจำนวนของข้อสอบ ทั้งหมด

การประมาณค่าร่วมกันสำหรับพารามิเตอร์ของข้อสอบและความสามารถของผู้สอบ (Joint Estimation of Item and Ability Parameters)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ตาม IRT โดยทั่วไป มักอยู่ในสถานการณ์ที่ไม่ทราบค่าทั้ง θ และพารามิเตอร์ของข้อสอบ (β) ในกรณีนี้จะต้องพิจารณาทั้งแบบแผนการตอบข้อสอบ ทุกข้อ (k ข้อ) ของผู้สอบทุกคน (n คน) พร้อมกันไปคราวเดียวกัน ฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมเมื่อผู้สอบ n คนตอบข้อสอบ k ข้อ บนพื้นฐานของข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความเป็นอิสระระหว่างข้อสอบ และความเป็นอิสระระหว่างผู้สอบ สามารถเขียนได้ดังนี้

$$L(u_1, u_2, \ldots, u_n / \theta; a, b, c) = \prod_{i=1}^{k} \prod_{j=1}^{k} P_{ij}^{u_{ij}} Q_{ij}^{1-u_{ij}}$$

เมื่อ u_i = แบบแผนการตอบข้อสอบของผู้สอบคนที่ i ในการตอบข้อสอบ k ข้อ

θ = เวคเตอร์ของความสามารถของผู้สอบ n คน

a, b, c = เวคเตอร์ของพารามิเตอร์ของข้อสอบ k ข้อ

จำนวนค่าพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่าตามฟังก์ชันความน่าจะเป็นร่วมสำหรับโมเดล 3 พารามิเตอร์เท่ากับ 3k + n แต่ถ้าเป็นโมเดล 2-พารามิเตอร์ หรือ 1-พารามิเตอร์ จะมีจำนวนพารามิเตอร์จะต้องประมาณค่าเท่ากับ 2k + n หรือ k + n ตามลำดับ

จากฟังก์ชันความน่าจะเป็นดังกล่าว การประมาณค่า θ และ β พร้อมกันไปยังไม่สามารถกระทำได้อย่างมีเอกลักษณะ เพราะข้อมูลที่มีอยู่ไม่เพียงพอที่จะใช้สำหรับการประมาณค่า การใช้ MLE จะไม่พบค่าประมาณที่เป็นไปได้สูงสุด ปัญหาดังกล่าวแก้ไขได้โดยการกำหนดสเกลค่าความสามารถหรือค่าพารามิเตอร์ β ของข้อสอบ โดยทั่วไปนิยมทำให้ความสามารถเป็นคะแนนมาตรฐานโดยจำกัดค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ θ ให้มีค่าเป็น 0 และ 1 ตามลำดับเพื่อให้ระบบการประมาณค่า สามารถดำเนินการประมาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้อย่างมีเอกลักษณะ

1) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าร่วมกัน (Joint Maximum Likelihood Estimation Procedure)

วิธี Joint Maximum Likelihood Estimation หรือ JMLE มีการคำนวณแบบ 2 ขั้นตอน คือ **ขั้นตอนแรก** มีการกำหนดค่าเริ่มต้นของ θ โดยใช้ค่า log ของอัตราส่วนจำนวนข้อที่ตอบถูก ต่อจำนวนข้อที่ตอบผิด สำหรับผู้ตอบแต่ละคนแบบเป็นคะแนนมาตรฐานเพื่อใช้เป็นค่าเริ่มต้นของ θ ดังนั้นทำเสมือนทราบค่า θ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ **ขั้นตอนที่สอง** จากค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบที่ประมาณได้จากขั้นตอนแรก ทำเสมือนทราบค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ เพื่อประมาณค่าความสามารถของผู้สอบ วิธีนี้จะกระทำซ้ำตามขั้นตอนทั้งสองจนกระทั่งได้ค่าประมาณ 2 ครั้งหลังที่ไม่เปลี่ยนแปลง โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้การวิเคราะห์ด้วยวิธี JMLE เช่น LOGIST สำหรับโมเดล 1, 2 และ 3-พารามิเตอร์ BICAL และ BIGSCALE สำหรับ 1-พารามิเตอร์

วิธี JMLE มีข้อจำกัด (Hambleton et al.. 1991) ดังนี้ 1) ไม่สามารถประมาณค่า θ สำหรับผู้สอบที่ตอบได้คะแนนเต็มหรือศูนย์ 2) ไม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบสำหรับข้อสอบที่มีผู้สอบตอบถูกหมดทุกคนหรือตอบผิดหมดทุกคน ทั้งข้อจำกัด 1) และ 2)จะขจัดออกก่อนทำการวิเคราะห์ 3)ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้สำหรับโมเดล 2 และ 3-พารามิเตอร์ จะมีค่าคงเส้นคงวาก็ต่อเมื่อมีจำนวนข้อสอบมากและกลุ่มผู้สอบมีขนาดใหญ่ และ 4) การประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับโมเดล 3 พารามิเตอร์ อาจมีปัญหา ถ้าไม่จำกัดค่าของ θ และพารามิเตอร์ของข้อสอบ ทางเลือกหนึ่งสำหรับการแก้ปัญหาข้างต้น ได้แก่ การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีของเบส์ (Rayesian estimates) โดยมีการกำหนดการแจกแจงเบื้องต้นของค่าพารามิเตอร์ การแจกแจงเบื้องต้นถูกกำหนดขึ้นสำหรับ θ และพารามิเตอร์ของข้อสอบ ด้วยวิธีการนี้จะขจัดปัญหาที่เกิดขึ้นกับวิธี JMLE ซึ่งสามารถนำมาใช้ได้สำหรับโมเดล 1, 2 และ 3พารามิเตอร์

2) วิธีการประมาณค่าที่เป็นไปได้สูงสุดแบบประมาณค่าปลายทาง (Marginal Maximum Likelihood Estimation Procedure)

วิธี Marginal Maximum Likelihood Estimation หรือ MMLE พัฒนาโดย Bock and Lieberman (1970) และพัฒนาต่อมาโดย Bock and Aitkin (1981) ซึ่งช่วยแก้ปัญหาความไม่คงเส้นคงวาของการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ กับค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบร่วมกัน แต่ทำให้พารามิเตอร์ของผู้สอบไม่อิงกับค่าความสามารถของผู้สอบ มีการทำประมาณการแจกแจงความสามารถของผู้สอบ เพื่อให้ได้ฟังก์ชันความน่าจะเป็นปลายทางของพารามิเตอร์ของข้อสอบ เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบได้แล้วนำมาใช้ประมาณค่าความสามารถของผู้สอบต่อไปร

โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้การวิเคราะห์ด้วยวิธี MMLE ได้แก่ BILOG (Mislevy & Bock. 1984) การใช้โปรแกรมนี้จำเป็นต้องมีกลุ่มผู้สอบขนาดใหญ่ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบได้อย่างคงที่ และมีจำนวนข้อสอบมาก เพื่อประมาณค่าความสามารถของผู้สอบได้อย่างถูกต้อง เมื่อใช้กับโมเดล 3 พารามิเตอร์ ควรมีผู้สอบที่มีความสามารถต่ำที่เพียงพอเพื่อให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ c น่าเชื่อถือ มิเช่นนั้นแล้วจะส่งผลต่อคุณภาพของการประมาณค่าพารามิเตอร์ a และ b ด้วย ถ้าเกิดปัญหานี้สามารถแก้ไขได้ โดยนำวิธีของเบส์ มาใช้ในการกำหนดการแจกแจงเบื้องต้นของพารามิเตอร์ c ในโปรแกรม BILOG

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจสอบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous Item Response Theory : PIRT)

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) เสนอฟังก์ชันสำหรับอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความน่าจะเป็นของการตอบข้อสอบได้ถูกต้อง (หรือการเลือกรายการคำตอบ) กับความสามารถของผู้ตอบ (หรือคุณลักษณะภายในของผู้ตอบ) และคุณลักษณะของข้อสอบ (หรือรายการคำตอบ) โดยใช้โมเดล 2 ประเภทตามลักษณะการตรวจให้คะแนนคำตอบ ได้แก่ โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า (Binary or Dichotomous IRT Models) และโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous IRT Models)

โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า (Dichotomous IRT Models) มีข้อจำกัดที่สำคัญคือ การตรวจให้คะแนนรายข้อต้องเป็นแบบ 2 ค่า (binary) เช่น การตรวจให้คะแนนแบบ 0 หรือ 1, ถูกหรือผิด , เห็นด้วยหรือไม่เห็นด้วย เป็นต้น ในขณะที่เครื่องมือทางการศึกษาและจิตวิทยาหลายประเภท แต่ละข้อคำถามมักมีหลายรายการคำตอบที่กำหนดลำดับหรือน้ำหนักคะแนนต่างกัน เพราะน่าจะให้สารสนเทศและความเที่ยงจากการตอบที่สูงกว่าการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า เช่น แบบวัดเจตคติ แบบวัดบุคลิกภาพ แบบวัดความสนใจในอาชีพ เป็นต้น จึงมีการพัฒนาโมเดลการตอบสนองข้อสอบสำหรับใช้กับการตรวจให้คะแนนรายข้อมากกว่า 2 ค่า ซึ่งปัจจุบันมีรูปแบบของเครื่องมือที่นิยมใช้กัน เช่น มาตรประมาณค่า (Rating Scale) การตรวจให้คะแนนตามลำดับขั้นของรายการหลายคำตอบ (Ordered-response categories) เป็นต้น

โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous IRT models) เป็นโมเดลความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่เชิงเส้นตรงระหว่างความสามารถของผู้ตอบกับโอกาสของการเลือกตอบแต่ละรายการคำตอบที่กำหนดให้ มีผู้พัฒนาโมเดลการตอบสนองข้อสอบสำหรับการตรวจให้คะแนนรายข้อมากกว่า 2 ค่าไว้หลากหลายโมเดล ในที่นี้จะขอนำมาอธิบายเฉพาะ 6 โมเดล

อันเป็นที่รู้จักกันโดยทั่วไป ได้แก่ 1) Graded Response Model 2) Modified Graded-Response Model (M-GRM) 3) Partial Credit Model (PCM) 4) Generalized Partial Credit Model (G-PCM) 5) Rating Scale Model (RSM) และ 6) Nominal Response Model (NRM) ซึ่งแต่ละโมเดลมีรายละเอียดดังต่อไปนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 75)

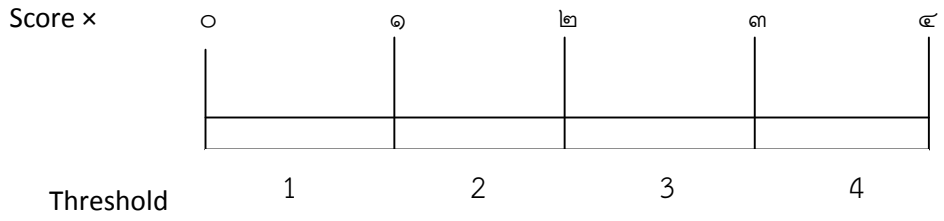
1 Graded – Response Model

Samejima (1969, 1996) ได้พัฒนา Graded – Response Model (GRM) สำหรับใช้กับแบบทดสอบ หรือแบบวัดที่แต่ละข้อคำถามมีรายการคำตอบเป็นมาตรเรียงลำดับ (Ordered categorical) โดยแต่ละข้ออาจมีจำนวนรายการที่แตกต่างกันได้ เช่น มาตรประมาณค่า (Rating scale) ที่ไม่จำเป็นต้องมีรายการคำตอบเท่ากันทุกข้อ การตรวจให้คะแนนความรู้บางส่วนที่แต่ละข้อมีจำนวนลำดับขั้นตอนของการให้คะแนนแตกต่างกัน เป็นต้น

Graded – Response Model (GRM) มีลักษณะเป็นโมเดลทั่วไปของโมเดลการตอบสนองข้อสอบที่มี 2 พารามิเตอร์ (2 – Parameter Model) และใช้หลักการคำนวณความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละรายการคำตอบแบบ 2 ขั้นตอน (Indirect IRT Model) โดยขั้นตอนแรกคำนวณค่าความชันร่วมของแต่ละข้อคำถาม จากนั้นจึงคำนวณค่าพารามิเตอร์ของแต่ละรายการคำตอบในแต่ละข้อคำถามโมเดลใน GRM คำถามแต่ละข้อ (i) อธิบายได้ด้วย ความชันร่วมของข้อคำถาม (Common item slope parameter,α_i) และค่า Threshold ของแต่ละรายการคำตอบ (Category threshold parameter,β_{ij}) เมื่อ j = 1, ,m_i โดย m_i เป็นจำนวนของ Threshold ของข้อ i และจำนวนรายการคำตอบของข้อ i และจำนวนรายการคำตอบของข้อ I (K_i) = m_i+1 ดังตัวอย่าง

ตัวอย่างคำถาม : ท่านมีความสำคัญต่อหน่วยงานของท่านเพียงใด

น้อยสุด น้อย ปานกลาง มาก มากที่สุด



ดังนั้นคำถามามข้อนี้ มี K = 5 Categories (0, 1,2,3,4)

m = 4 Thresholds (1,2,3,4)

การวิเคราะห์ตามโมเดล GRM จึงมีเป้าหมายเพื่อประมาณค่าและตำแหน่งของผู้ตอบที่มีค่าคุณลักษณะ (θ) บนสเกลที่ต่อเนื่องกัน โดยใช้สูตรดังนี้

$$P_{ix}{}^{*}(\theta) = \frac{\exp[\alpha_i(\theta-\beta_{ij})]}{1+\exp[a_i(\theta-\beta_{ij})]}$$

เมื่อ x = j = 1,...,m

$P_{ix}{}^{*}(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีคุณลักษณะระดับ θ จะตอบข้อ i ด้วยการเลือกรายการคำตอบที่ x เมื่อ x = 1,2, m_i

α_i = ค่าพารามิเตอร์ ความชันร่วม (Slope parameter) ของข้อที่ i

β_{ij} = ค่าพารามิเตอร์ Threshold ของแต่ละรายการคำตอบ (Threshold parameter) ของข้อที่ i

ค่า α_i คล้ายกับค่าอำนาจจำแนกของข้อมูลสอบตามทฤษฎีการทดสอบแบบดั้งเดิม แต่ไม่ควรพิจารณาโดยตรงว่าเป็นอำนาจจำแนกของข้อสอบ เพราะการประเมินขนาดความสามารถในการจำแนก จำเป็นต้องคำนวณจากค่าสารสนเทศของข้อสอบที่ระดับ θ ของผู้สอบ

โค้งแสดงฟังก์ชันของ $P_{ix}{}^{*}(\theta)$ เรียกว่าโค้งลักษณะปฏิบัติการ (Operating Characteristic Curves : OCC) ซึ่งจะต้องคำนวณแต่ละโค้งที่แยกระหว่างรายการตอบ ดังนั้นจึงต้องประมาณค่า β_{ij} ตามตัวอย่างข้อคำถาม จำนวน 4 ค่า และ α_i จำนวน 1 ค่าที่ร่วมกันของแต่ละข้อ โดย β_{ij} มีความหมายคล้ายเป็นระดับค่า θ ที่จำเป็นจะต้องมีโอกาสตอบเหนือ Threshold j ด้วยความน่าจะเป็น 0.50 หรือ 50 %

ในการคำนวณค่าพารามิเตอร์ Threshold 4 ค่าได้แก่ 1) การตอบ 0 เทียมกับ 1,2,3,4 2) การตอบ 0, 1 เทียมกับ 2, 3, 4 3) การตอบ 0, 1, 2 เทียมกับ 3, 4 และ 4) การตอบ 0, 1, 2, 3 เทียมกับ 4 ด้วยการใช้โมเดล 2 พารามิเตอร์ สำหรับแต่ละรายการคำตอบภายใต้เงื่อนไขความชันของโค้ง OCC ที่เท่ากันสำหรับแต่ละข้อ ทำให้สามารถคำนวณความน่าจะเป็นในการตอบแต่ละรายการคำตอบของผู้มีคุณลักษณะ θ สำหรับ x=1, 2, 3, 4 โดยใช้การลบค่าความน่าจะเป็นดังสมการ

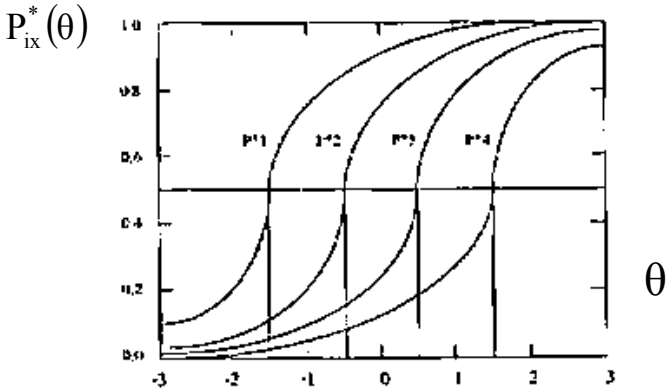
$$P_{ix}(\theta) = P_{ix}^{*}(\theta) - P_{i(x+1)}^{*}(\theta)$$

เมื่อพิจาณาจากข้อเท็จจริง ความน่าจะเป็นของการเลือกตอบ รายการคำตอบต่ำสุด หรือเหนือกว่าจะมีค่าเป็น 1.00 นั่นคือ $P_{i0}{}^{*}(\theta) = 1.00$ และความน่าจะเป็นของการเลือกตอบเหนือกว่ารายการตอบสูงสุด จะมีค่าเป็น 0 ดังนั้น $P_{i5}{}^{*}(\theta) = 0$ จากตัวอย่างคำถามที่ความน่าจะเป็นของการเลือกตอบแต่ละรายการคำตอบของผู้ที่มีคุณลักษณะ θ เป็นดังต่อไปนี้

$$P_{i0}(\theta) = 1.00 - P_{i1}{}^{*}(\theta)$$
$$P_{i1}(\theta) = P_{i1}{}^{*}(\theta) - P_{i2}{}^{*}(\theta)$$

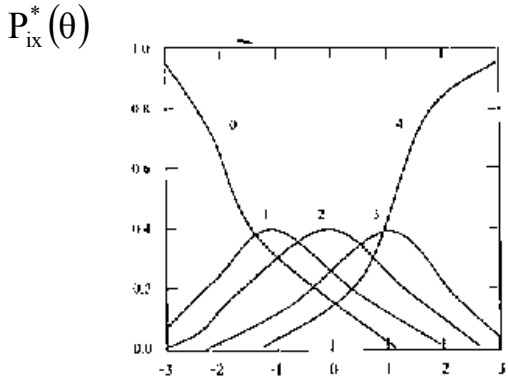
$$P_{i2}(\theta) = P_{i2}^{*}(\theta) - P_{i3}^{*}(\theta)$$
$$P_{i3}(\theta) = P_{i3}^{*}(\theta) - P_{i4}^{*}(\theta)$$
$$P_{i4}(\theta) = P_{i4}^{*}(\theta) - 0$$

โค้งแสดงฟังก์ชันของความน่าจะเป็นในการเลือกรายการคำตอบต่างๆของผู้ที่มีคุณลักษณะ θ เรียกว่า โค้งการเลือกรายการคำตอบ (Category Response Curves, CRC) ลักษณะของโค้ง CRC มีความเกี่ยวข้องสัมพันธ์กับโค้ง OCC และค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมของข้อคำถาม (α_i) ดังภาพ 8 และภาพ 9



ภาพประกอบ 8 โค้งลักษณะปฏิบัติการ (Operating Characteristic Curves) สำหรับข้อคำถามที่มี 5 รายการคำตอบ ตามแนวคิดของโมเดล GRM

จากภาพ 8 แสดงถึงโค้ง OCC จำนวน 4 โค้ง ของตัวอย่างข้อคำถามที่มี 5 รายการคำตอบตามแนวคิดของ Graded – Response Model ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมของข้อคำถาม α_i = 1.05 และมีค่าพารามิเตอร์ Threshold ของแต่ละรายการคำตอบเป็น β_{i1} = -1.50, β_{i2} = -0.50, β_{i3} = 0.50 และ β_{i4} = 1.50 ซึ่งค่า Threshold เป็นค่าบนสเกล θ ที่แสดงถึงผู้ตอบมีความน่าจะเป็น 0.50 ในการเลือกตอบรายการคำตอบที่ j = x หรือเหนือกว่า



ภาพประกอบ 9 โค้งการเลือกรายการคำตอบ (Category Response Curves) สำหรับข้อคำถามที่มี 5 รายการคำตอบ ตามแนวคิดของโมเดล GRM

ภาพ 9 แสดงถึงโค้ง CRC สำหรับตัวอย่างข้อคำถามที่มี 5 รายการคำตอบ (x=0, 1, 2, 3, 4) โค้ง CRC แต่ละเส้น แบ่งบอกถึงความน่าจะเป็นของผู้ตอบที่มีคุณลักษณะระดับ จะเลือกแต่ละรายการคำตอบ ณ จุด θ ใดๆ ผลรวมของความน่าจะเป็นในการเลือกแต่ละรายการคำตอบมีค่าเป็น 1.00

ค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถามในโมเดล GRM จะเป็นตัวกำหนดรูปร่างและตำแหน่งของโค้ง CRC และ OCC โดยทั่วไปถ้าค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมของข้อคำถาม (α_i) มีค่าสูงขึ้นจะทำให้โค้ง OCC มีความชันมากขึ้น เป็นผลให้ช่วงการกระจายของโค้ง CRC แคบลงและมียอดสูงขึ้น ซึ่งแสดงว่ารายการคำตอบนั้นสามารถจำแนกระหว่างระดับ θ ของผู้ตอบได้ดี ส่วนค่าพารามิเตอร์ Threshold ของรายการคำตอบ (β_{ij}) บ่งบอกตำแหน่ง θ ง OCC และตำแหน่งบริเวณที่พบกันของโค้ง CRC ของรายการคำตอบ 2 รายการที่อยู่ถัดกัน

ตาราง 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถามจากมาตรประมาณค่า 4 ระดับโดยใช้ Graded Response Model (GRM)

Item	α (SE)	β_1 (SE)	β_2 (SE)	β_3 (SE)
1	1.01 (0.24)	-2.04 (0.48)	-1.79 (0.40)	-0.16 (0.28)
2	1.13 (0.23)	-1.91 (0.34)	-1.27 (0.25)	-0.54 (0.18)
3	0.39 (0.15)	-1.57 (0.92)	0.40 (0.46)	2.67 (1.07)
4	0.78 (0.17)	-2.17 (0.50)	-0.41 (0.23)	1.39 (0.36)
5	0.50 (0.16)	-0.18 (0.35)	1.50 (0.62)	3.01 (0.98)
6	0.91 (0.20)	-0.51 (0.21)	-0.17 (0.19)	0.35 (0.21)
7	0.25 (0.14)	-1.28 (1.07)	1.92 (1.40)	6.85 (3.73)
8	0.25 (0.14)	0.47 (0.69)	2.63 (1.70)	5.97 (3.66)
9	1.08 (0.21)	0.28 (0.16)	0.54 (0.18)	1.39 (0.26)
10	1.05 (0.20)	-0.67 (0.20)	0.21 (0.18)	0.62 (0.21)
11	0.55 (0.17)	0.60 (0.34)	1.28 (0.47)	2.25 (0.70)
12	0.55 (0.17)	-1.69 (0.61)	-0.85 (0.37)	-0.31 (0.33)
13	0.92 (0.17)	-0.64 (0.22)	-0.11 (0.19)	0.91 (0.25)
14	0.57 (0.17)	-1.25 (0.25)	0.45 (0.35)	1.30 (0.50)
15	1.20 (0.15)	-2.63 ()1.33	-1.45 (0.83)	2.96 (2.00)

หมายเหตุ -2log Likelihood = 5,650.8

จากตาราง 2 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อสอบหรือ ข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ แต่ละข้อมี 4 รายการคำตอบโดยใช้โปรแกรม MULTIOG (thissen. 1991) ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบประกอบด้วยพารามิเตอร์ความชันร่วมของคำถาม (α) และค่าพารามิเตอร์

Threshold ของแต่ละรายการคำตอบ (β_1, β_2 และ β_3) ค่า β_1 กระจายครอบคลุมช่วงของ θ ได้พอสมควร และเป็นค่าเรียงลำดับ ซึ่งเป็นไปตามเงื่อนไขของ GRM นอกจากนี้โปรแกรม MULTILOG ยังให้ค่าสัดส่วนการตอบแต่ละรายการคำตอบที่ปรากฏ (Observed proportion of responses) และสัดส่วนการตอบแต่ละรายการคำตอบที่คาดหมายตามโมเดล (Expected proportion of responses) ค่าดังกล่าวช่วยบ่งบอกว่าโมเดลสามารถทำนายผลการตอบรายข้อของข้อคำถามได้ดีเพียงไร ซึ่งอาจใช้เป็นส่วนหนึ่งของการประเมินความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ข้อคำถามที่ 3, 7, 8 และ 14 มีค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมที่ต่ำกว่าข้ออื่น เพราะผู้ตอบหลายคนเลือกรายการคำตอบแบบสุดขั้ว จึงเป็นข้อที่ไม่ค่อยสัมพันธ์กับคุณลักษณะ θ ที่มุ่งวัด สำหรับข้อ 1, 2 , 9 และ 10 มีค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมสูงกว่าข้ออื่น อาจแปลผลได้ในทำนองมีค่าอำนาจจำแนกสูงกว่าข้ออื่น แต่ควรพิจารณาระดับการจำแนก ณ ตำแหน่ง θ ต่างๆ โดยคำนวณค่าฟังก์ชั่นสารสนเทศของข้อสอบ โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าความสามารถของกลุ่มตัวอย่าง

การวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ Logistic Model และ Graded – Response Model สามารถวิเคราะห์ได้โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ MULTILOG ซึ่งพัฒนาโดย ทิซเซน (Thissen) ในปี ค.ศ.1991 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

โปรแกรม MULTILOG ใช้วิเคราะห์มาตรวัดหรือแบบทดสอบที่ตรวจให้คะแนนแบบหลายค่า สามารถใช้กับผู้สอบและข้อสอบจำนวนมาก โปรแกรมนี้สามารถใช้วิเคราะห์ตามโมเดล Grade Response Model (GRM), Bock Nominal Model (BNM) และมีโปรแกรมย่อยสำหรับการวิเคราะห์แบบตรวจให้คะแนนแบบสองค่าได้ด้วย โดยวิเคราะห์ตาม Logistic Model แบบ 1, 2 และ 3 พารามิเตอร์ สำหรับวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์จะมีให้เลือก 2 วิธี คือ Marginal Maximum Likelihood (MML) และวิธี Fixed- θ Estimate ในการวิจัยครั้งนี้เลือกให้วิธี MML ผลการวิเคราะห์จะให้ค่าพารามิเตอร์อำนาจจำแนก (a) ค่าพารามิเตอร์ความยากหรือระดับเจตคติในแต่ละลำดับขั้นคะแนน (β_{ij}), ค่าฟังชั้นสารสนเทศรายข้อ (IIF) และ ค่าฟังชั่นสารสนเทศของแบบวัดทั้งฉบับ (TIF) ตารางแสดงลักษณะของโปรแกรม MULTILOG

การตรวจให้คะแนน	โมเดล	ผลการวิเคราะห์					
		ค่าพารามิเตอร์				ค่าฟังก์ชั่นสารสนเทศ	
		a	b	c	θ	IIF	TIF
สองค่า	Logistic 1 PL	-	/	-	/	/	/
	Logistic 2 PL	/	/	-	/	/	/
	Logistic 3 PL	/	/	/	/	/	/
หลายค่า	GRM	/	/	-	/	/	/

/ หมายถึง โปรแกรมคอมพิวเตอร์สามารถทำได้

- หมายถึง โปรแกรมคอมพิวเตอร์ไม่สามารถทำได้

ตัวอย่าง OUTPUT จากการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม MULTILOG

ตัวอย่างผลการวิเคราะห์จากแบบทดสอบถามวัดความสุขของ Clogg and Goodman (1984) โดยให้คะแนน 3 ระดับ คือ 1 หมายถึง มีความสุขมาก , 2 หมายถึง ค่อนข้างมีความสุข และ 3 ไม่มีความสุข ได้ผลการวิเคราะห์ตามตัวอย่างดังนี้

```
EXAMPL04-1.MLG - MML ESTIMATION, SAMEJIMA'S GRADED MODEL
              FOR THE 2ND-YEAR HAPPINESS DATA
>PROBLEM        RANDOM, PATTERNS, NITEMS=2, NGROUPS=1, NPATTERNS=9,
              DATA='EXAMPL04.DAT';
>TEST           ALL, GRADED, NC=(3,3);
>LABELS         ITEMS=(1,2), NAMES=('PRE' , 'POST');
>EQUAL          ALL, AJ;
>END;
3
123
33
22
11
(2A1,F4.0)
```

In the MULTILOG output, the estimated parameters are printed in a format similar to those for the 1PL and 2PL models in Example 1, except that there are two thresholds for each of the three-category items. As before, the goodness-of-fit statistics and **EAP[θ]**s are printed on the final page of the MULTILOG listing. The model fits these data satisfactorily: the likelihood ratio chi-square statistic is 7.5 on 3 df

```
ITEM    1: PRE    3 GRADED CATEGORIES

         P(#)  ESTIMATE  (S.E.)
 A          1     1.83   (0.19)
 B( 1)      2    -1.65   (0.20)
 B( 2)      3     0.32   (0.12)

 @THETA:        INFORMATION:    (Theta values increase in steps of 0.2)
 -3.0 - -1.6   0.240  0.324  0.426  0.542  0.660  0.765  0.837  0.864
 -1.4 -  0.0   0.846  0.798  0.744  0.707  0.700  0.727  0.798  0.830
  0.2 -  1.6   0.862  0.852  0.796  0.702  0.587  0.469  0.361  0.270
  1.8 -  3.0   0.197  0.142  0.101  0.072  0.050  0.035  0.025

  OBSERVED AND EXPECTED COUNTS/PROPORTIONS IN
  CATEGORY(K):   1       2       3
  OBS. FREQ.      24     100      85
  OBS. PROP.   0.1148 0.4785 0.4067
  EXP. PROP.   0.1165 0.4773 0.4062

 ITEM    2: POST   3 GRADED CATEGORIES

         P(#)  ESTIMATE  (S.E.)
 A          1     1.83   (0.19)
 B( 1)      4    -1.44   (0.18)
 B( 2)      5     0.63   (0.14)

 @THETA:        INFORMATION:    (Theta values increase in steps of 0.2)
 -3.0 - -1.6   0.173  0.238  0.321  0.423  0.538  0.656  0.761  0.833
 -1.4 -  0.0   0.860  0.840  0.789  0.727  0.680  0.664  0.840  0.732
  0.2 -  1.6   0.794  0.844  0.860  0.829  0.753  0.646  0.528  0.413
  1.8 -  3.0   0.313  0.232  0.168  0.120  0.085  0.060  0.042

  OBSERVED AND EXPECTED COUNTS/PROPORTIONS IN
  CATEGORY(K):   1       2       3
  OBS. FREQ.      31     111      67
  OBS. PROP.   0.1483 0.5311 0.3206
  EXP. PROP.   0.1478 0.5284 0.3238
```

1 Selected output is given below.

```
ITEM   3: GRP1, N[MU:  0.00 SIGMA:  1.00]

   P(#);(S.E.):    7; (0.00)    8; (0.00)

@THETA:       INFORMATION:   (Theta values increase in steps of 0.2)
-3.0 - -1.6  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000
-1.4 -  0.0  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000
 0.2 -  1.6  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000
 1.8 -  3.0  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000  1.000

TOTAL TEST INFORMATION

@THETA:       INFORMATION:
-3.0 - -1.6  1.413  1.562  1.748  1.965  2.198  2.421  2.597  2.697
-1.4 -  0.0  2.706  2.639  2.533  2.434  2.381  2.391  2.639  2.563
 0.2 -  1.6  2.655  2.696  2.656  2.531  2.340  2.115  1.888  1.683
 1.8 -  3.0  1.511  1.374  1.269  1.192  1.136  1.095  1.067

@THETA:       POSTERIOR STANDARD DEVIATION:
-3.0 - -1.6  0.841  0.800  0.756  0.713  0.674  0.643  0.620  0.609
-1.4 -  0.0  0.608  0.616  0.628  0.641  0.648  0.647  0.616  0.625
 0.2 -  1.6  0.614  0.609  0.614  0.629  0.654  0.688  0.728  0.771
 1.8 -  3.0  0.814  0.853  0.888  0.916  0.938  0.956  0.968

MARGINAL RELIABILITY:    0.5762

OBSERVED(EXPECTED)     STD.  :     EAP (S.D.)   :  PATTERN
                        RES.  :                  :
     46.0(    44.3)    0.25  :    1.09 ( 0.70) :  33
     31.0(    36.8)   -0.95  :    0.32 ( 0.64) :  32
      8.0(     3.8)    2.15  :   -0.27 ( 0.72) :  31
     20.0(    21.5)   -0.33  :    0.31 ( 0.64) :  23
     68.0(    61.3)    0.85  :   -0.34 ( 0.61) :  22
     12.0(    16.9)   -1.19  :   -0.96 ( 0.64) :  21
      1.0(     1.8)   -0.62  :   -0.22 ( 0.75) :  13
     12.0(    12.3)   -0.09  :   -0.93 ( 0.65) :  12
     11.0(    10.2)    0.25  :   -1.67 ( 0.66) :  11

NEGATIVE TWICE THE LOGLIKELIHOOD=          7.4
(CHI-SQUARE FOR SEVERAL TIMES MORE EXAMINEES THAN CELLS)
```

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้ค่าพารามิเตอร์ระดับเจตคติของผู้ตอบแบบวัด เพื่อเป็นการวัดตัวแปรแฝงตามโมเดลในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (โมเดลการวัด) ซึ่งใน Output นี้คือค่า EAP (Estimate Ability person) เป็นค่าพารามิเตอร์ของผู้สอบ ส่วนค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถาม คือ ค่า A เป็นค่าอำนาจจำแนก ค่า B(1) และ B(2) เป็นค่าระดับเจตคติแต่ละขั้นของการตอบ

2 Modified Graded – Response Model

Muraki (1990) ได้ปรับปรุงโมเดล GRM จึงเรียกว่า Modified Graded – Response Model (M - GRM) เพื่อให้สะดวกแก่การใช้กับแบบวัดประเภท มาตรประมาณค่า (Rating scale) ที่นิยมให้มีจำนวนรายการคำตอบที่เท่ากัน หรือมีรูปแบบการตอบที่คงที่สำหรับทุกข้อคำถาม เช่น รูปแบบการตอบเป็นมาตรประมาณค่า 5 ระดับ ของลิเคิร์ท (Likert rating scale) เป็นต้น

M – GRM มีลักษณะเป็นโมเดลเฉพาะของโมเดล GRM โดยสามารถนำไปใช้กับข้อคำถามที่มีรายการคำตอบแบบมาตรเรียงลำดับ ที่มีจำนวนรายการคำตอบเท่ากันทุกข้อคำถามหรือมีรูปแบบการตอบคงที่เหมือนกันทุกข้อ สำหรับการคำนวณความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละรายการคำตอบใช้วิธี 2 ขั้นตอน (Indirect Method) เหมือนโมเดล GRM

โมเดลใน M – GRM ลักษณะข้อคำถามแต่ละข้อ (i) อธิบายได้ด้วยความชันร่วมของข้อคำถาม 1 ค่า (Common item slope parameter, α_i) และ threshold parameter (β_{ij}) ของแต่ละรายการคำตอบ จำนวน m_i ค่า แต่ β_{ij} สามารถได้เป็น 2 ส่วน คือ ค่าความยากของข้อ (Item location parameter, b_i)และชุดของ Threshold parameter สำหรับแต่ละรายการคำตอบทั้งฉบับ (c_j) ดังนี้

$$\beta_{ij} = b_i - c_j$$

โค้งคุณลักษณะปฏิบัติการ (OCC) ของโมเดล M – GRM สามารถเขียนได้ดังสมการ

$$P^*_{ix}(\theta) = \frac{\exp[\alpha_i(\theta - (b_i - c_j))]}{1 + \exp[\alpha_j(\theta - (b_j - c_j))]}$$

หรือ

$$P^*_{ix}(\theta) = \frac{\exp[\alpha_i(\theta - (b_i + c_j))]}{1 + \exp[\alpha_i(\theta - (b_i + c_j))]}$$

เมื่อ $P_{ix}{}^*(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีคุณลักษณะ θ จะตอบข้อ i ด้วยการเลือกรายการ คำตอบที่ x หรือสูงกว่า เมื่อ x = 1,2,...,m_i

α_i = ค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมของข้อคำถามที่ i

b_i = ค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของโค้ง OCC หรือค่าความยากของข้อคำถามที่ i

c_j = ค่าพารามิเตอร์ Threshold สำหรับแต่ละรายการคำตอบทั้งฉบับ

เมื่อพิจารณาจากสมการ M - GRM จึงเป็นโมเดลที่มีความเฉพาะ เพราะมีสมมุติฐานว่าขอบเขตของแต่ละรายการคำตอบมีระยะห่างจากกันและกันเท่ากัน ซึ่งแตกต่าง GRM ที่ระยะดังกล่าว

ปล่อยให้เป็นค่าอิสระที่แตกต่างกันได้ระหว่างข้อคำถาม ผลที่ตามมาทำให้โมเดล M-GRM มีจำนวนค่าพารามิเตอร์ที่ต้องคำนวณน้อยกว่าโมเดล GRM และมีข้อดีตรงที่คำนวณค่า b_i แยกออกจาก β_{ij} แต่โมเดล GRM จะสะดวกกว่าในกรณีที่แต่ละข้อคำถามมีจำนวนรายการคำตอบแตกต่างกัน

ทำให้สามารถนำค่า b_i มาใช้เรียงลำดับความยากของข้อคำถาม รวมทั้งค่า c_iใช้บอกระยะห่างของสเกลทางจิตวิทยาคล้ายกับค่าน้ำหนักของสเกลตามวิธีของเทอร์สโตน (Thurstone' s method)

ตาราง 3 ตัวอย่างการประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถามจากมาตรประมาณค่า 4 ระดับโดยใช้ Modified Grad Response Model (M – GRM)

Item	SLOPE		THRESHOLD	
	α	S.E.	β	S.E.
0001	0.787	0.114	-2.317	0.226
0002	0.587	0.073	-1.774	0.202
0003	0.757	0.084	-03.66	0.122
0004	0.865	0.082	-0.002	0.095
0005	0.619	0.079	0.011	0.162
0006	0.754	0.103	-1.497	0.178
0007	0.93	0.107	0.078	0.103
0008	0.991	0.121	-0.275	0.112
0009	1.100	0.150	-0.723	0.119
00010	0.547	0.068	-0.805	0.181
00011	0.908	0.126	-0.721	0.142
00012	0.532	0.076	-2.029	0.262
00013	0.784	0.092	-0.808	0.130
00014	6.670	0.176	0.444	0.399
00015	0.187	0.125	-0.566	0.083
Category parameter (c_i) = 1.251 (0.05), 0.317 (0.04), -1.641 (0.04)				

หมายเหตุ -2log Likelihood = 3,787.194

จากตาราง 3 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อสอบหรือข้อคำถาม 15 ข้อ และแต่ละข้อมี 4 รายการคำตอบ โดยใช้โปรแกรม PARSCALE (Muraki. 1990) ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบประกอบด้วย พารามิเตอร์ความชันร่วมของคำถาม (α) ค่าพารามิเตอร์ Threshold ของแต่ละคำถาม และค่าพารามิเตอร์ Threshold ร่วม ของแต่ละรายการคำตอบทั้งฉบับ (c_j) ซึ่งรวมกันมีค่าประมาณเท่ากับ 0 และมีค่าเรียงตามลำดับ

ค่าพารามิเตอร์ความชันร่วมของคำถาม (α) ตาม M-GRM จะมีความผันแปรน้อยกว่าเมื่อเทียบกับ GRM ตามโปรแกรม PARSCALE (Muraki. 1993) จะมีการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลด้วยการทดสอบ χ^2- test ซึ่งเป็นค่าสถิติที่บ่งชี้ได้ว่าข้อสอบหรือข้อคำถามใดบ้างที่ทำการวิเคราะห์ได้เหมาะสมด้วย M – GRM

3 Partial Credit Model

มาสเตอร์ (Master. 1982) ได้พัฒนา Partial Credit Model (PCM) สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ข้อสอบหรือข้อคำถามที่มีกระบวนการตอบหลายลำดับชั้น ซึ่งจำเป็นต้องมีการตรวจให้คะแนนการตอบถูกต้องหรือตอบถูกบางส่วนในแต่ละลำดับชั้นของกระบวนการตอบ เช่น ข้อสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางคณิตศาสตร์ ซึ่งมีการให้คะแนนคำตอบถูกบางส่วน แบบวัดเจตคติ บุคลิกภาพ เชาวน์ปัญญา ที่มีการให้คะแนนคำตอบเป็นลำดับขั้น เป็นต้น

PCM มีลักษณะเป็นโมเดลที่พัฒนาขยายค่าจากโมเดลการตอบสนองข้อสอบที่มี 1 พารามิเตอร์ (1-Parameter Model) จึงมีลักษณะพารามิเตอร์มาตรฐานคล้ายโมเดลของราสซ์ (Rasch Model) และใช้หลักการคำนวณความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละระดับขั้นการตอบโดยตรงแบบขั้นตอนเดียว (Direct IRT Method)

โมเดล ใน PCM ลักษณะข้อคำถามแต่ละข้อ (i) อธิบายได้ด้วยค่าพารามิเตอร์ระดับความยากระหว่างรายการคำตอบที่อยู่ถัดไป (item step difficulty,δ_{ij}) โดยทุกข้อมีค่าพารามิเตอร์ความชันเท่ากัน (equal slope) สมมุติว่า ข้อคำถาม i มีคะแนน x = 0, 1, , m_i โดยมีจำนวนรายการคำตอบ $K_i = m_i + 1$

ตัวอย่างคำถาม : ข้อความเจตคติแบบมี 4 รายการคำตอบ

ไม่เคย	น้อย	ปานกลาง	มาก
0	1	2	3
	Step 1	step 2	step 3

ในการตอบคำถามข้อนี้ ผู้ตอบจะเลือกรายการสูงสุดต้องคิด 3 ขั้นตอน โดยทำการตัดสินใจขั้นที่ 1 เลือกระหว่างไม่เคย (0) กับน้อย (1) ขั้นที่ 2 เลือกระหว่าง น้อย (1) กับปานกลาง (2) และขั้นที่ 3 เลือกระหว่างปานกลาง (2) กับมาก (3) ค่า δ_{ij} ไม่ได้บอกถึง θ ของผู้ตอบที่มีโอกาส 0.50 ในการเลือกรายการคำตอบที่อยู่เหนือถัดไปอย่างโมเดล GRM แต่ δ_{ij} แสดงถึงระดับความยากสัมพันธ์ของแต่ละขั้นการตอบ ภายในคำถามข้อเดียวกัน แต่ละตอนอาจง่ายกว่าหรือยากกว่าบางขั้นตอน δ_{ij} ยังบอกตำแหน่ง θ ที่โค้งการเลือกรายการคำตอบตัดกัน จึงบ่งบอกถึงผู้ที่มีคุณลักษณะ θ จะมีโอกาสเลือกรายการคำตอบใดมากกว่ากัน

สำหรับ x = j รายการคำตอบ โค้งฟังก์ชันการเลือกรายการคำตอบของโมเดล PCM เขียนได้ดังนี้

$$P_{ix}(\theta) = \frac{\exp\left[\sum_{j=0}^{x}(\theta - \delta_{ij})\right]}{\sum_{r=0}^{m_i}\left[\exp\sum_{j=0}^{r}(\theta - \delta_{ij})\right]}$$

เมื่อ $\sum_{j=0}^{0}(\theta - \delta_{ij}) \equiv 0$

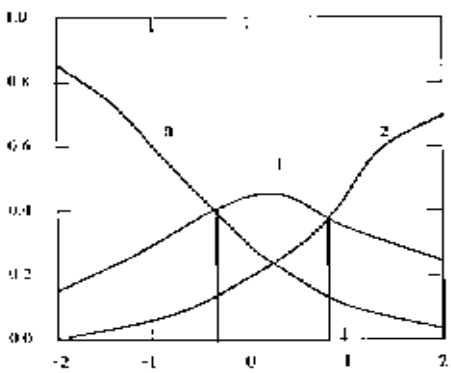
$P_{ix}(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีคุณลักษณะ θ จะตอบข้อ I ด้วยการเลือกหรือสามารถทำรายการคำตอบขั้นที่ x จากจำนวน m_i ขั้น (Step)

δ_{ij} = ค่าพารามิเตอร์ระดับความยากของขั้นการตอบที่ j ในข้อ i (Item step difficulty) เมื่อ

j = 1, 2 , m_i ค่าที่สูงแสดงถึงขั้นการตอบนั้นมีความยากสัมพันธ์สูงกว่าขั้นอื่น

Master (1985) ได้สาธิตการใช้โมเดล PCM สำหรับวิเคราะห์ข้อคำถามที่มีคำตอบ 3 รายการคำตอบ ดังภาพ 10

$P^*_{ix}(\theta)$



θ

ภาพประกอบ 10 โค้งรายการคำตอบของข้อคำถามทีมี 3 รายการคำตอบที่วิเคราะห์โดยใช้โมเดล PCM

จากภาพ 10 ผลการวิเคราะห์ข้อคำถาม ซึ่งมีการให้คะแนนเป็น 0, 1 และ 2 คะแนน ระดับความยากของการตอบขั้นที่ 1 และขั้นที่ 2 มีค่าเป็น δ_{i1} = -0.29 และ δ_{i2} = 0.95 ตามลำดับค่าดังกล่าวเป็นค่าบนสเกลของ θ ตรงจุดที่โค้งรายการคำตอบ (Category response curves) ตัดกันแสดงว่าผู้มีคุณลักษณะ θ ณ จุดนั้นมีโอกาสที่จะทำหรือตอบรายการคำตอบขั้นต่อไปได้สูงกว่ารายการคำตอบที่ผ่านมา นอกจากนี้โค้งรายการคำตอบยังสามารถใช้ในการคำนวณว่าผู้ที่มีคุณลักษณะ θ มีความน่าจะเป็นสูงสุดในการเลือกรายการคำตอบใด เช่น ผู้มีคุณลักษณะ θ = -1.50 มีความเป็นไปได้สูงสุดที่จะทำได้ในขั้นที่ 0 (คะแนน 0) สำหรับผู้ที่มีคุณลักษณะ θ = 0 มีความ

เป็นไปได้สูงสุดที่จะทำได้ในขั้นที่ 1 (คะแนน 1) ส่วน ผู้มีคุณลักษณะ θ = + 1.50 มีความเป็นไปได้สูงสุดที่จะทำได้ในขั้นที่ 2 (คะแนน 2)

ความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะ θ กับระดับของรายการคำตอบแต่ละข้อคำถามตามโมเดล PCM สามารถนำมาคำนวณคะแนนที่หมาย (Expected score) หรือคะแนนจริง (True score) ของแต่ละข้อคำถามได้ตามสูตรดังนี้

$$E(X) = \sum_{x=0}^{m_i} xP_x(\theta)$$

โค้งของฟังก์ชันดังกล่าวแสดงถึงการแจกแจงคะแนนรายข้อที่คาดหวังของผู้ตอบ ที่มีคุณลักษณะ θ เมื่อรวมโค้งของทุกข้อเข้าด้วยกันทั้งฉบับ จะทำให้ได้โค้งการแจกแจงคะแนนดิบรวมที่คาดหวังของผู้ตอบที่มีคุณลักษณะ θ ข้อดีอย่างหนึ่งของโมเดล PCM ซึ่งคล้ายกับโมเดลของราสช์ คือ คะแนนดิบที่คาดหวังเป็นค่าสถิติที่เพียงพอสำหรับการคำนวณค่าของคุณลักษณะ θ ดังนั้น คะแนนดิบของข้อคำถามชุดเดียวกันที่เป็นไปตามโมเดล PCM จะสอดคล้องหรือสมมูลกับตำแหน่งคุณลักษณะของผู้ตอบบนสเกลของ θ

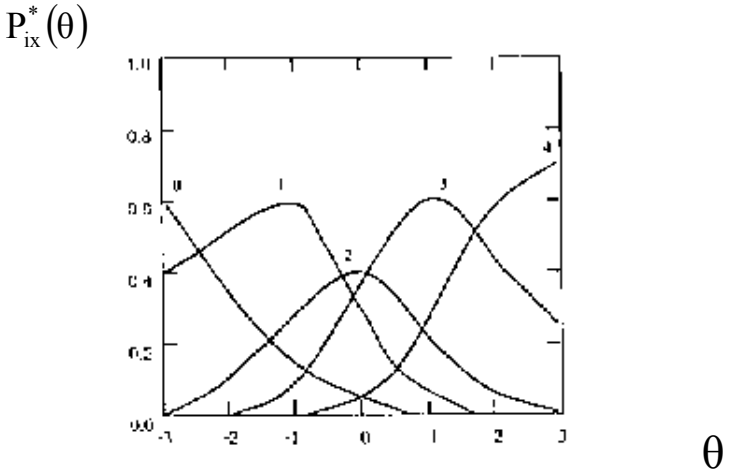
ตาราง 4 แสดงถึงค่าพารามิเตอร์ขั้นความยากของการตอบ(Step difficulty ; δ_{ij}) หรือจุดที่โค้งรายการคำตอบตัดกัน และการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อคำถามตัวอย่าง 12 ข้อ ที่ใช้วัดคุณลักษณะการเปิดเผยตัวเอง(Embretson & Reise. 2000) โดยใช้โปรแกรม PARSCALE (Muraki. 1993) ผลจากการทดสอบความสอดคล้องของข้อมูลกับโมเดลด้วยสถิติทดสอบ x^2 พบว่า ข้อคำถามที่ 1, 8, 11 และ 12 ไม่สอดคล้องกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วย PCM ($\alpha < .05$)

ค่า δ_{ij} ของรายการคำตอบในแต่ละข้ออาจถูกจัดเรียงลำดับหรือไม่จำเป็นต้องถูกจัดเรียงอย่างเป็นลำดับเหมือน GRM เช่น ข้อคำถามที่ 5 จุดที่โค้งรายการคำตอบ (CRC) ตัดกัน หรือขั้นความยากของการตอบ(δ_{ij}))ถูกเรียงอย่างเป็นลำดับจากการตอบขั้นที่ 1 (ง่ายที่สุด) ไปยังการตอบขั้นที่ 4 (ยากที่สุด) โค้งรายการคำตอบแสดงดังภาพ 11 สำหรับข้อคำถามที่ 3 ลำดับขั้นการตอบไม่ได้จัดเรียงตามลำดับความยาก ขั้นความยากของการตอบเรียงตามลำดับจากง่ายไปยาก ได้ดังนี้ ขั้นที่ 1 ($\delta_1 = -1.80$) ขั้นที่ 3 ($\delta_3 = 1.168$) ขั้นที่ 2 ($\delta_2 = 0.168$) และขั้นที่ 4 ($\delta_1 = -1.117$) โค้งรายการคำตอบแสดงดังภาพ 12

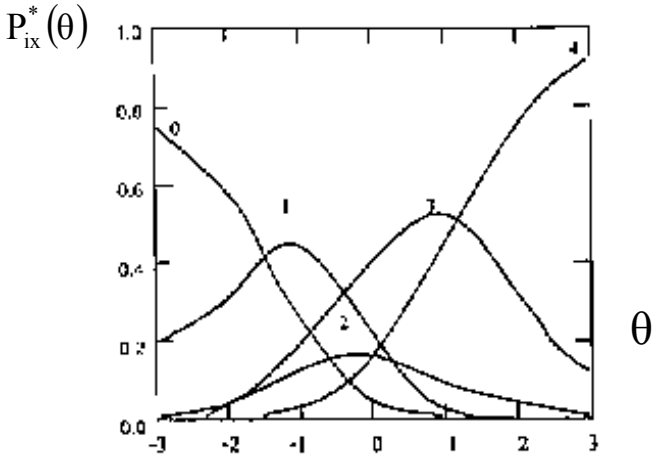
ตาราง 4 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถาม 12 ข้อที่มี 5 รายการคำตอบโดยใช้ Partial Credit Model

ITEM	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	x^2	DF	Probability
1	-1.400	-0.279	-1..17	0.923	3.78	10	0.000
	(.23)	(.19)	(.16)	(14)			
2	-1.763	0.080	0.622	1.830	11.36	11	0.413
	(019)	(.14)	(15)	(.24)			
3	-1.800	0.167	-1.168	1.117	9.36	10	0.498
	(.23)	(.19)	(017)	(.15)			
4	-2.205	-0.003	-0.507	1.471	8.82	11	0.639
	(.25)	(.16)	(.15)	(.17)			
5	-2.519	-0.063	0.170	2.055	9.90	10	0.450
	(.26)	(.14)	(.14)	(.23)			
6	-0.686	0.431	-0.354	1.376	5.15	10	0.837
	(.16)	(.17)	(.17)	(.19)			
7	-2890	-0.105	-0.383	1835	13.86	10	0.179
	(.32)	(.15)	(.14)	(.19)			
8	-2.143	-0.154	0.011	1.907	29.31	10	0.001
	(.24)	(.15)	(.14)	(.21)			
9	-2.132	0.505	-0.139	1.636	7.53	11	0.755
	(.21)	(.15)	(.16)	(.20)			
10	-2.206	0.065	-0.134	1.623	13.35	10	0.204
	(.24)	(.15)	(.15)	(.20)			
11	-1.281	0.600	0.264	1.823	22.29	11	0.022
	(.16)	(015)	(.17)	(.24)			
12	-1738	0.203	-0666	1.166	20.02	10	0.029
	(.21)	(.17)	(.16)	(.16)			
					190.38	124	0.000

หมายเหตุ -2log Likelihood = 11,553.011



ภาพประกอบ 11 โค้งรายการคำตอบของข้อที่ 5 ที่เรียงตามขั้นความยากของการตอบ



ภาพประกอบ 12 โค้งรายการคำตอบของข้อที่ 3 ที่ไม่ได้เรียงตามขั้นความยากของการตอบ

4 Generalized Partial Credit Model

Muraki (1992, 1993) ได้พัฒนา Generalized Partial Credit Model (G-PCM) ทำให้โมเดล PCM มีลักษณะเป็นโมเดลทั่วไป โดยยอมให้ข้อคำถามแต่ละข้อสามารถมีค่าพารามิเตอร์ความชันแตกต่างกันได้

G-PCM มีลักษณะเป็นโมเดลทั่วไปของ PCM และใช้หลักการคำนวณความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละระดับขั้นการตอบโดยตรงแบบขั้นตอนเดียว(Direct IRT Method)

โมเดลใน G-PCM ลักษณะคำถามแต่ละข้อ (i) อธิบายด้วยค่าพารามิเตอร์ระดับความยากของขั้นการตอบ δ_{ij} และค่าพารามิเตอร์ความชันของข้อคำถาม θ ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ของโมเดลนี้ จึงเขียนได้โดยแทนค่าพารามิเตอร์ความชันลงในสูตรของโมเดล PCM ดังนี้

$$P_{ix}(\theta) = \frac{\exp\left[\sum_{j=0}^{x} \alpha_i (\theta - \delta_{ij})\right]}{\sum_{r=0}^{m_i}\left[\exp\sum_{j=0}^{r} \alpha_i (\theta - \delta_{ij})\right]}$$

เมื่อ $\sum_{j=0}^{0} \alpha_i (\theta - \delta_{ij}) \equiv 0$

$p_{ix}(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบซึ่งมีคุณลักษณะ θ จะตอบข้อ i ด้วยการเลือกหรือสามารถทำรายการคำตอบขั้นที่ X จากจำนวน m_i ขั้น (step)

δ_{ij} = ค่าพารามิเตอร์ระดับความยากของขั้นการตอบที่ j ในข้อ i (Item step difficulty) เมื่อ j = 1,2,...m_i

α_i = ค่าพารามิเตอร์ความชันของข้อคำถามที่ i

ค่าระดับความยากของขั้นการตอบ (δ_{ij}) ซึ่งเป็นค่าสเกล θ ตรงตำแหน่งที่ตัดกันของโค้งรายการคำตอบ มีความหมายเหมือนกับโมเดล PCM ส่วนค่าความชัน (α_i) มีความหมายต่างจากโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบ 2 ค่า เพราะว่าในโมเดลการตอบสนองข้อสอบมากกว่า 2 ค่า ค่าอำนาจจำแนกของข้อคำภามขึ้นอยู่กับผลร่วมกันระหว่างพารามิเตอร์ความชัน และการกระจายของพารามิเตอร์ Threshold ของรายการคำตอบ (สำหรับโมเดล PCM และ G-PCM) ในโมเดล G-PCM ค่าพารามิเตอร์ความชัน แสดงถึงระดับความผันแปรของรายการคำตอบระหว่างข้อ เมื่อ θ ของผู้ตอบเปลี่ยนไป ถ้า α_i มีค่ามากกว่า 1.00 แสดงว่าโค้งรายการคำตอบของข้อนั้นมีความสูงชันมากกว่าโค้งรายการคำตอบในโมเดล PCM

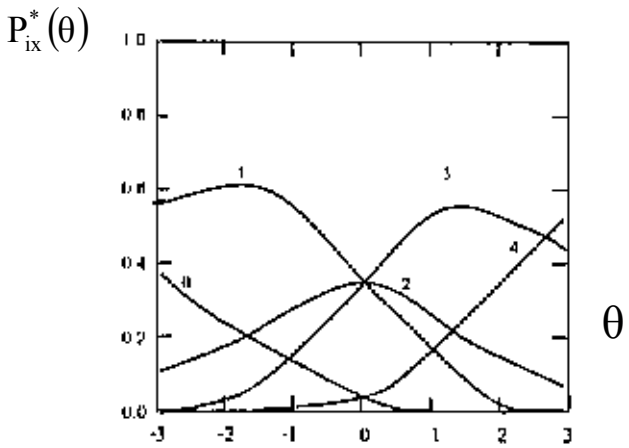
ตาราง 5 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถาม 12 ข้อ ที่มี 5 รายการคำตอบ โดยใช้ Generalized Partial Credit Model (G-PCM)

Item	α	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	χ^2	DF	Probability
1	0.261	-2.937	0.121	-3.857	2.328	36.29	13	0.0001
	(.03)	(.87)	(.74)	(.63)	(.54)			
2	0.877	-2.130	0.070	0.755	2.197	8.71	13	0.795
	(.70)	(.22)	(.16)	(018)	(.28)			
3	0.797	-2.295	0.197	-1.462	1.399	9.29	14	0.813
	(.06)	(.30)	(.24)	(.22)	(.19)			
4	0.735	-2.923	0.028	-0.703	1.919	3.02	13	0.998
	(.06)	(.34)	(.22)	(.20)	(.23)			
5	0.683	-3.515	-0.041	0.182	2.808	9.29	12	0.678
	(.05)	(.38)	(.20)	(.21)	(.33)			
6	1.073	-0.873	0.358	-0.226	1.547	8.71	11	0.650
	(.09)	(.15)	(.16)	(.16)	(.18)			
7	0.583	-4.493	-0.004	-0.732	2.792	16.93	11	0.109
	(.05)	(.55)	(.26)	(.24)	(.33)			
8	0.345	-4.815	0.012	-0.362	4.256	11.58	14	0.640
	(.30)	(.42)	(.41)	(.06)	()			
9	1.499	-1.997	0.210	0.103	1.627	4.93	11	0.934
	(.11)	(.15)	(.10)	(.11)	(.14)			
10	0.631	-3.215	0.195	-0.292	2.299	15.07	13	0.302
	(.05)	(.37)	(.24)	(.23)	(.30)			
11	1.059	-1.440	0.551	0.397	2.039	22.12	11	0.023
	(.09)	(.16)	(.15)	(.16)	(.23)			
12	0.565	-2.628	0.534	-1241	1.720	9.65	13	0.723
	(.05)	(.37)	(.30)	(.29)	(.28)			
						155.64	149	0.338

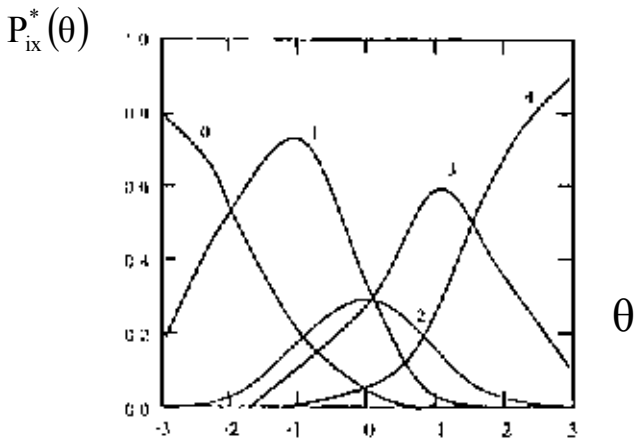
หมายเหตุ -2log Likelihood = 11,384.921

ตาราง 5 แสดงถึงค่าพารามิเตอร์ความชันหรืออำนาจจำแนกของข้อคำถาม (α_i) พารามิเตอร์ขั้นความยากของการตอบ (δ_{ij})และการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อคำถาม 12 ข้อ ที่ใช้วัดคุณลักษณะการเปิดเผยตัวเอง (Embretson & Reise. 2000) โดยใช้โปรแกรม PARSCALE (Muraki. 1993) ผลการทดสอบความสอดคล้องด้วยสถิติทดสอบ χ^2 มีค่าเท่ากับ 155.64 พบว่าไม่มีนัยสำคัญ แสดงว่าโมเดล G-PCM มีความสอดคล้องกับข้อมูล และมีค่า -2log

Likelihood = 11,384.921, DF = 149 ซึ่งมีเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์โดยใช้โมเดล PCM ที่มีค่า 2log Likelihood – 11,553.011, DF = 124 ทำให้ค่า χ^2 ลดลง 168.09 ที่ DF เท่ากับ 12 พบว่ามีนัยสำคัญ $(p < .001)$ แสดงว่า การวิเคราะห์ข้อมูลชุดนี้เหมาะที่จะใช้โมเดล G-PCM มากกว่าโมเดล PCM



ภาพประกอบ 13 โค้งรายการคำตอบข้อ 5 จากการวิเคราะห์โดยใช้โมเดล G-PCM



ภาพประกอบ 14 โค้งรายการคำตอบข้อ 9 จากการวิเคราะห์โดยใช้โมเดล G-PCM

ภาพ 13 แสดงถึงโค้งรายการคำตอบของข้อ 5 ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ความชัน (α) เท่ากับ 0.683 และมีค่าพารามิเตอร์ขั้นความยากของการตอบ $\delta_1 \delta_2 \delta_3$ และ δ_4 เท่ากับ -3.513, -0.041, 0.182 และ 2.808 ตามลำดับ เป็นที่น่าสังเกตว่าผู้ตอบสนองส่วนใหญ่เลือกรายการคำตอบที่ 1 และ 3

ภาพ 14 แสดงถึงโค้งรายการคำตอบของข้อ 9 ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ความชัน (α) เท่ากับ 1.499 ซึ่งมากกว่าข้อ 5 และมีค่าพารามิเตอร์ขั้นความยากของการตอบ $\delta_1 \delta_2 \delta_3$ และ δ_4 เท่ากับ -1.997, 0.120, 0.103 และ 1.627 ตามลำดับ จะสังเกตเห็นว่า โค้งรายการคำตอบของข้อ 9 มีความสูงชันมากกว่าข้อ 5 เพราะมีค่าพารามิเตอร์ความชัน (α) มากกว่า

5 Rating Scale Model

มีผู้พัฒนาโมเดลที่เรียกว่า Rating Scale Model หลายลักษณะ ซึ่งมีความแตกต่างกันในแง่ของความซับซ้อนอย่างหลากหลายแนวคิด (Anderson. 1995) ในที่นี้จะขอนำเสนอ Rating Scale Model (RSM) ตามแนวคิดของ Andrich (1978a. 1978b)

RSM เป็นโมเดลที่คล้าย PCM อยู่บนพื้นฐานของโมเดลการตอบสนองข้อสอบที่มี 1 พารามิเตอร์ (1-Parameter Model) และใช้หลักการคำนวณความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละระดับขั้นการตอบโดยตรงแบบขั้นเดียว (Direct IRT Method)

โมเดล RSM มีความคล้ายโมเดล PCM แต่ก็มีความแตกต่างที่สำคัญอยู่หลายประการใน RSM ลักษณะคำถามแต่ละข้อ i) อธิบายด้วยค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของข้อคำถาม (Location parameter ; λ_i) ซึ่งสะท้อนถึงค่าความยากง่ายสัมพันธ์ของแต่ละข้อ และค่าพารามิเตอร์ Threshold ของรายการคำตอบ (δ_i) ซึ่งเป็นค่ารวมกันของทุกข้อ โดย j=K-1 รายการคำตอบ โมเดล RSM มีข้อตกลงเบื้องต้นว่าทุกข้อคำถามมีค่าพารามิเตอร์ความชันเท่ากัน หรือมีค่าอำนาจจำแนกเท่ากัน (มีค่าพารามิเตอร์ระดับความยากของขั้นการตอบร่วมกันทั้งฉบับ) และคะแนนดิบรวมเป็นค่าสถิติที่เพียงพอสำหรับคำนวณค่าคุณลักษณะ θ ของผู้ตอบ ในขณะที่โมเดล PCM ยอมให้ค่าระดับความยากของแต่ละขั้นตอนการตอบมีความผันแปรได้ระหว่างข้อคำถามใน RSM ค่าพารามิเตอร์ Threshold ของแต่ละรายการคำตอบถูกจำแนกออกเป็น 2 ส่วนประกอบด้วย λ_i และ δ_j โดย $\delta_{ji}=(\lambda_i+\delta_j)$ ดังนั้นโค้งฟังก์ชั่นการเลือกรายการคำตอบของการโมเดล RSM เขียนได้ดังนี้

$$P_x(\theta) = \frac{\exp\left\{\sum_{j=0}^{x}\left[\theta-(\lambda_i+\delta_j)\right]\right\}}{\sum_{x=0}^{m}\exp\left\{\sum_{j=0}^{x}\left[\theta-(\lambda_i+\delta_j)\right]\right\}}$$

เมื่อ $\sum_{j=0}^{0}\left[\theta-(\lambda_i+\delta_j)\right]=0$

$P_x(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบมีคุณลักษณะ θ จะเลือก หรือสามารถทำรายการคำตอบที่ x จากจำนวน M ขั้น (Step)

λ_i = ค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของข้อคำถาม I (Location parameter)

δ_j = ค่าพารามิเตอร์ Threshold ของขั้นการตอบที่ j (Category intersection parameter) ซึ่งเป็นค่าคงตัวที่ร่วมกันของทุกข้อคำถาม

RSM ใช้ชุดของค่าคงที่ร่วมกันระหว่างระดับขั้นของคำตอบ ถ้าข้อคำถามที่สเกลการตอบแตกต่างกัน โมเดล RSM ไม่เหมาะที่จะนำมาใช้ แต่บางโปรแกรมที่มีลักษณะพิเศษ เช่น โปรแกรม

RUMN (Sheridan, Andrich & Luo. 1996) สามารถใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ของกลุ่มข้อคำถามที่มีรูปแบบของสเกลคำตอบที่เหมือนกันจัดไว้ในกลุ่ม (block) เดียวกันได้ การวิเคราะห์จึงอาจมีกลุ่มข้อคำถามหลายกลุ่มในฉบับเดียวกันได้ แต่ในทางปฏิบัติอาจเกิดปัญหาของการปรับเทียบค่าพารามิเตอร์เพื่อการเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มข้อความ

ตาราง 6 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของข้อคำถามที่มี 5 รายการคำตอบโดยใช้ Rating Scale Model

	Location	(SE)	Item Fit	CHI	DF	Probability
1	-0.44	(0.5)	7.492	9.199	1	0.031
2	0.30	(0.5)	-1.943	2.492	1	0.648
3	-0.39	(0.5)	1.008	4.470	1	0.329
4	-0.16	(0.5)	-0.934	0960	1	0.913
5	0.08	(0.5)	-2.356	5.728	1	0.200
6	0.27	(0.5)	1.631	28.309	1	0.000
7	-0.14	(0.5)	-0.695	6.234	1	0.160
8	0.21	(0.5)	3.838	20.313	1	0.000
9	0.15	(0.5)	-3.502	7.524	1	0.087
10	0.00	(0.5)	0.010	1.318	1	0.855
11	0.47	(0.5)	-1.107	11.022	1	0.000
12	-0.17	(0.5)	3.800	1.392	1	0.841

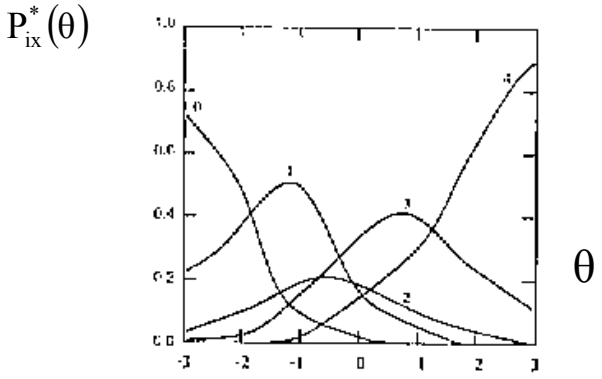
Note. RSM intersections = -1.600, 0.224, -0184, and 1.560

จากตาราง 6 แสดงถึงการประมาณค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของข้อความ (λ_i) และการทดสอบความสอดคล้องของข้อคำถามตัวอย่าง 12 ข้อ กับโมเดล RSM โดยใช้โปรแกรม RUMN ค่า λ_1 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ตำแหน่งที่บ่งบอกถึงระดับความยากของข้อคำถาม ข้อ 1 เป็นข้อ ที่ง่ายสุด (λ_i = 0.47) สำหรับค่าท้ายตารางเป็นค่าพารามิเตอร์ Threshold หรือค่าตำแหน่งที่โค้งรายการคำตอบตัดสิน ซึ่งเป็นค่าร่วมกันของข้อคำถามทั้ง 12 ข้อ โดยมีผลรวมเป็น 0 คือ

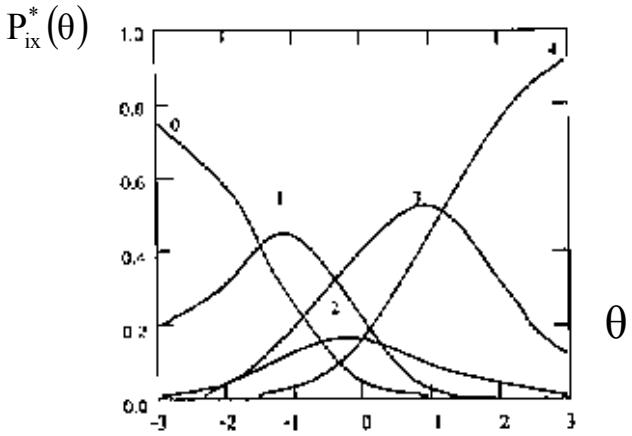
δ_1 = -1600, δ_2 = 0.224, δ_3 = -0.184 และ δ_4 = 1.560

ภาพ 15 และ 16 แสดงถึงโค้งรายการคำตอบสำหรับข้อ 1 และ ข้อ 2 ตามลำดับจะสังเกตเห็นว่า รูปร่างของโค้งรายการคำตอบของทั้ง 2 ข้อคล้ายคลึงกัน แต่ตำแหน่งของโค้งสำหรับรายการคำตอบของข้อ 2 จะเลื่อนไปทางขวามือ เมื่อเปรียบเทียบกับข้อ 1 ค่าพารามิเตอร์ตำแหน่งของข้อคำถาม (λ_i)

จึงเหมือนเป็นค่าเฉลี่ยความยากของข้อคำถามนั้น เมื่อพิจารณาจากจุดตัดของรายการคำตอบของข้อนั้น ทั้งหมด



ภาพประกอบ 15 โค้งรายการคำตอบสำหรับข้อคำถามที่ 2 โดยใช้โมเดล RSM



ภาพประกอบ 16 โค้งรายการคำตอบสำหรับข้อคำถามที่ 2 โดยใช้โมเดล RSM

6 Nominal Response Model

บอค (Bock. 1972) ได้พัฒนา Nominal Response Model (NRM) สำหรับใช้วิเคราะห์ข้อสอบหรือข้อคำถามที่รายการคำตอบไม่จำเป็นต้องถูกจัดเรียงลำดับ เช่น ข้อสอบแบบหลายตัวเลือก (Multiple choices) ข้อคำถามวัดเจตคติ ข้อคำถามสำหรับประเมินบุคลิกลักษณะเป็นต้น

NRM มีลักษณะเป็นโมเดลทั่วไปที่ใช้หลักการคำนวณความน่าจะเป็นของคำตอบแต่ละรายการคำตอบ โดยตรงแบบขั้นตอนเดียว (Direct IRT Model) โมเดลที่คำนวณความน่าจะเป็นแบบขั้นตอนเดียวที่กล่าวมาข้างต้น ต่างเป็นโมเดลลักษณะเฉพาะ (Special cases) ของโมเดล NRM

โมเดล ใน NRM ลักษณะข้อคำถามแต่ละข้อ (i) อธิบายได้ว่าพารามิเตอร์ความชันของแต่ละรายการคำตอบ (Slop of the trace lines ; α_{ix}) และค่าพารามิเตอร์จุดตัดของแต่ละรายการคำตอบ (Intercept parameter) โอกาสในการตอบรายการคำตอบ x (x=0,1,..., m_i) ตามโมเดล NRM สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันได้ดังนี้

$$P_{ix}(\theta) = \frac{\exp(\alpha_{ix}\theta + c_{ix})}{\sum_{x=0}^{m_i} \exp(\alpha_{ix}\theta + c_{ix})}$$

เมื่อ $P_{ix}(\theta)$ = ความน่าจะเป็นที่ผู้ตอบมีคุณลักษณะ θ จะเลือกรายการคำตอบที่ x ในเมื่อ x=0,1,.. m_i

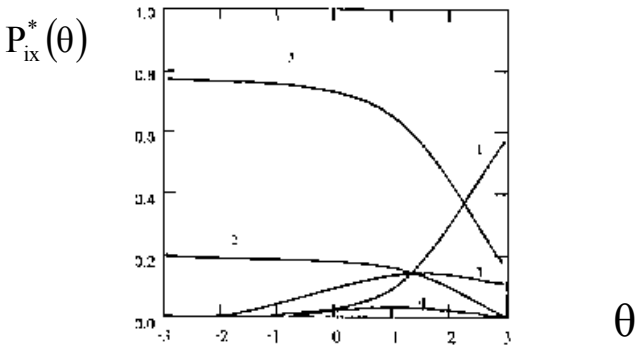
α_{ix} = ค่าพารามิเตอร์ความชันของแต่ละรายการคำตอบ (slope parameter)

c_{ix} = ค่าพารามิเตอร์จุดตัดของแต่ละรายการคำตอบ(intercept parameter)

เพื่อให้สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ในสมการได้ จึงจำเป็นต้องกำหนดเงื่อนไขให $\sum \alpha_{ix} = \sum c_{ix} = 0$ บางกรณีมีการกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ของรายการคำตอบต่ำที่สุด $\alpha_{i1} = c_{i1} = 0$ ตามโมเดล NRM จะมีการประมาณค่าพารามิเตอร์ α_{ix} และ c_{ix} สำหรับแต่ละรายการคำตอบ ซึ่งมีทั้งหมดจำนวน $m_i + 1$ รายการคำตอบในแต่ละข้อ

ธิสเซน (Thissen, 1993) ได้แสดงตัวอย่างข้อคำถามสำหรับวัดความเสี่ยงต่อโรคเบื่ออาหาร และทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแต่ละรายการคำตอบโดยใช้โมเดล NRM.
ตัวอย่างข้อคำถาม : ท่านชอบบรรยากาศการรับประทานอาหารลักษณะใด(1) ที่บ้านตามลำพัง (2) ที่บ้านกับครอบครัว (3) ที่ภัตราคาร (4) ที่บ้านเพื่อน (5) แบบใดก็ได้

ธิสเซน ได้วิเคราะห์คำตอบของคำถามที่ใช้วัดความเสี่ยงต่อโรคเบื่ออาหาร โดยใช้โมเดล NRM พบว่าข้อคำถามส่วนใหญ่มีรายการคำตอบแบบเรียงลำดับ แต่บางข้อไม่มีการเรียงลำดับที่ชัดเจน สำหรับข้อคำถามตัวอย่างมีความชันของแต่ละรายการคำตอบดังนี้ α_1 = -0.39, α_2 = -0.39, α_3 = 0.24, α_4 = -0.39 และ α_5 = 0.93 ส่วนค่าจุดตัดของแต่ละรายการคำตอบมีค่าดังนี้ c_1 = 2.02, c_2 = -1.49, c_3 = -0.26, c_4 = 0.57 และ c_5 = -0.83 ซึ่งมีโค้งรายการคำตอบดังแสดงในภาพ 17



ภาพประกอบ 17 โค้งรายการคำตอบสำหรับข้อคำถามตัวอย่างโดยใช้ Nominal Model

ภาพ 17 แสดงให้เห็นความน่าจะเป็นของการเลือกรายการคำตอบของข้อคำถามตัวอย่าง จะเห็นได้ว่า ผู้ตอบที่มีความเสี่ยงต่อโรคเบื่ออาหารในระดับต่ำ มีโอกาสสูงมากที่จะเลือกรายการคำตอบ (5) ชอบรับประทานอาหารแบบใดก็ได้ แต่ถ้าผู้ตอบมีความเสี่ยงต่อโรคเบื่ออาหารในระดับสูง มีโอกาสสูงมากที่จะเลือกรายการคำตอบ (1) ชอบรับประทานอาหารที่บ้านลำพัง

7 ข้อพึงพิจารณาเกี่ยวกับโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า

7.1 สารสนเทศของข้อสอบและแบบทดสอบ

การประมาณค่าสารสนเทศของข้อสอบ (Item Information Function, IIF) หรือ $I_i(\theta)$ และค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบ (Test Information, TIF) หรือ $I(\theta)$

สำหรับโมเดลของการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า สามารถนำแนวคิดมาประยุกต์ใช้กับโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่าได้เช่นเดียวกัน กล่าวคือ เมื่อพิจารณาข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อ เราสามารถแปลงโค้งรายการคำตอบให้เป็นโค้งสารสนเทศของข้อสอบหรือข้อคำถามได้ จากโค้งสารสนเทศของข้อสอบ เมื่อนำมารวมกัน (ณ ตำแหน่ง θ เดียวกัน) ทำให้ได้โค้งสารสนเทศของแบบทดสอบ ซึ่งสามารถเขียนของรูปแบบฟังค์ชันสารสนเทศของข้อสอบและแบบทดสอบได้ (Dodd et al.. 1995 : 5-22) ดังสมการ

IIF หรือ $$I_i(\theta) = \sum_{x=0}^{m}\left[\frac{P_{ix}^{*}(\theta)^2}{P_{ix}(\theta)}\right]$$

จาก IIF สามารถนำมาคำนวณ TIF และ SE (θ) ได้ดังนี้

TIF หรือ $$I(\theta) = \sum_{i=1}^{k} I_i(\theta)$$

SE(θ) = $$\frac{1}{\sqrt{I(\theta)}}$$

ตาราง 7 ผลการวิเคราะห์ค่าฟังก์ชันสารสนเทศของข้อสอบ สารสนเทศของแบบทดสอบ และ ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของตัวอย่างข้อสอบ 15 ข้อ โดยใช้โปรแกรม MUTILOG

	$I_i(\theta)$								
ข้อคำถาม	-2.0	-1.5	-1.0	-5	0	0.5	1.0	1.5	2.0
1	0.29	0.30	0.28	0.24	0.19	0.14	0.09	0.06	0.04
2	0.36	0.39	0.39	0.36	0.31	0.23	0.16	0.11	0.06
3	0.04	0.04	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04
4	0.18	0.18	0.19	0.19	0.19	0.19	0.18	0.17	0.15
5	0.05	0.06	0.06	0.07	0.07	0.07	0.08	0.08	0.08
6	0.14	0.18	0.21	0.23	0.24	0.23	0.20	0.16	0.13
7	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
8	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
9	1.08	0.13	0.19	0.25	0.31	0.34	0.35	0.32	0.27
10	0.18	0.24	0.29	0.32	0.33	0.32	0.28	0.23	0.17
11	0.05	0.06	0.06	0.07	0.08	0.08	0.09	0.09	0.09
12	0.08	0.09	0.09	0.09	0.08	0.08	0.07	0.06	0.05
13	0.15	0.19	0.23	0.25	0.26	0.26	0.24	0.21	0.17
14	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03
15	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
$I(\theta)$	2.07	2.90	3.10	3.19	3.19	3.09	2.89	2.59	2.29
$SE(\theta)$	0.61	0.59	0.57	0.56	0.56	0.57	0.59	0.62	0.66

7.2 การเลือกใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า

1) การเปรียบเทียบระหว่างโมเดล

ในการเลือกใช้โมเดลในการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า สิ่งแรกที่ควรพิจารณาถึง ก็คือ ลักษณะของข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูล ถ้ามีข้อมูลพื้นฐานบ่งชี้หรือทำให้เชื่อได้ว่า ข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ล่ะข้อมีอำนาจจำแนกเท่าๆ กัน ก็ควรเลือกใช้โมเดลที่พัฒนาบนพื้นฐานโมเดลของราสซ์ (Rasch Model) เช่น PCM, RSM เป็นต้น แต่ถ้าข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อมีอำนาจ จำแนกที่แตกต่างกัน ซึ่งอาจพิจารณาผลจากการวิเคราะห์ตัวประกอบ ก็ควรเลือกใช้ GRM หรือโมเดลที่ปรับปรุงโดย มูการิ เช่น M-GRM, G-PCM เป็นต้น สำหรับข้อสอบหรือข้อคำถามที่รายการคำตอบที่ไม่จัดเรียงอย่างเป็นลำดับขั้นเหมาะที่จะเลือกใช้ NRM แต่ถ้าข้อสอบหรือข้อคำถามถูกกำหนดให้มีจำนวนรายการคำตอบแบบเดียวกัน เช่น 4 สเกล, 5 สเกล เหมือนกัน เป็นต้น ก็ควรเลือกใช้ RSM หรือ MGRM

การเปรียบเทียบความเหมาะสมสำหรับการเลือกใช้โมเดล สามารถพิจารณาได้จากสถิติทดสอบสมการโครงสร้างของโมเดลที่เรียกว่า log-likelihood อันเป็นค่าสถิติที่แสดงถึงความ

สอดคล้องระหว่างค่าอุดมคติของโมเดลกับค่าที่สังเกตได้จากข้อมูลจริง เพื่อทำการเปรียบเทียบระหว่างโมเดล ว่าโมเดลใดสอดคล้องกับข้อมูลจริงมากกว่ากัน

กรณีที่ไม่มีเครื่องมือวิเคราะห์ทางสถิติช่วยตัดสินใจเลือกโมเดล ในทางปฏิบัติอาจพิจารณาจาก 1) จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าในโมเดล ถ้ามีทรัพยากรจำกัด ควรเลือกใช้โมเดลที่มีจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าจำนวนน้อยตัวจะดีกว่า เพราะจะใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่เล็กลง2) แบบแผนการตอบและการตรวจ ตามปกติควรเลือกใช้แบบแผนการตอบที่สะดวกและสามารถตรวจให้คะแนนได้ง่ายอย่างมีความปรนัย จะช่วยลดความสลับซับซ้อนของโมเดลการวิเคราะห์และการแปลผล 3) ปรัชญาความเชื่อเกี่ยวกับโมเดลและจุดมุ่งหมายของการนำผลไปใช้ของผู้พัฒนาแบบทดสอบ เช่น จำนวนสเกลคำตอบควรเท่ากัน สำหรับแต่ละข้อคำถามหรือไม่ ความต้องการเกี่ยวกับอำนาจจำแนกของข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อน่าจะมีอำนาจจำแนกเท่ากันหรือไม่ ควรมีความยากเท่ากันหรือไม่ เป็นต้น

นอกจากนี้ยังมีสิ่งที่ควรพิจารณาเพิ่มเติมเกี่ยวกับลักษณะข้อมูล สำหรับการเลือกใช้โมเดล การตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ดังนี้ 1) ควรใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ที่มีความเป็นวิวิธพันธ์ (Heterogeneous sample) เพื่อให้การประมาณค่ามีความน่าเชื่อถือตลอดช่วงของความสามารถหรือคุณลักษณะ (θ) และ 2) ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีการตอบทุกข้อ และแต่ละข้อจะต้องมีการตอบทุกรายการ ถ้าไม่มีการตอบหรือความถี่ของรายการคำตอบมีน้อย โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์จะไม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์หรือประมาณค่าได้โดยมีความคลาดเคลื่อนสูง การแก้ปัญหานี้อาจจะทำได้โดยเขียนข้อคำถามให้มีรายการคำตอบจำนวนน้อย หรืออาจมีความจำเป็นต้องยุบรวมบางรายการคำตอบเข้าด้วยกัน

ตาราง 8 ลักษณะโมเดลการตอบสนองข้อสอบสำหรับการตรวจคะแนนรายข้อมากกว่า 2 ค่า (Polytomous IRT Models) และโปรแกรมคอมพิวเตอร์

โมเดล	ผู้พัฒนา	ลักษณะรายการคำตอบ					ลักษณะพื้นฐานของโมเดล		วิธีคำนวณโอกาสการตอบแต่ละรายการ		การนำไปใช้	ชื่อโปรแกรม
		Nominal categories	Ordered Categories									
			จำนวนสเกล		ช่องห่างระหว่างสเกล		i-PM	2-PM	วิธีตรง	วิธีอ้อม		
			เท่ากัน	ไม่จำเป็น	เท่ากัน	ไม่จำเป็น						
Graded-Response Model(GRM)	Samijima(1969)			/		/		/			แบบวัดที่มีการให้คะแนนรายข้อเป็นลำดับขั้น	MULTILOG(Thissen.1991)
Modified GRM(M-GRM)	Muraki(1990)		/		/			/			แบบวัดเจตคติที่มีสเกลคำตอบเป็น interval แบบเดียวกัน	PARSCALE(Muraki.1993)
Partial Credit Model (PCM)	Masters(1982)			/		/	/			/	แบบวัดผลสัมฤทธิ์ที่มีการตรวจให้คะแนนคำตอบถูกบางส่วน	PARSCALE(Muraki.1993)
Generalized PCM(G-PCM)	Muraki(1992)			/		/	/	/		/	แบบวัดผลสัมฤทธิ์หรือแบบวัดที่มีการให้คะแนนคำตอบถูกบางส่วน	PARSCALE(Muraki.1993)
Rating Scale Model(RSM)	Andrich(1978)			/		/	/	/		/	แบบวัดเจตคติหรือแบบวัดคุณลักษณะทั่วไป	RUMN(Sheridan et al.1996)
	Wright & Master (1982)											BIGSTEPS(Linacre & Wright(1994)
Nominal Response Model(NRM)	Bock(1972)	/		/		/	/			/	แบบวัดทั่ว ๆ ไปที่มีหลายตัวเลือกซึ่งให้คะแนนหลายค่า	Thissen(1993)

2) ขนาดกลุ่มตัวอย่าง

ขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่เพียงพอสำหรับการวิเคราะห์ IRT ขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น คุณลักษณะของโมเดลที่เลือกใช้ จำนวนพารามิเตอร์ที่จะต้องประมาณค่าในโมเดลเป็นต้น ไรส์และยู (Reise and Yu. 1990) ทำการศึกษาโดยใช้เทคนิคมอนติคาโล (Monte Carlo simulation) ได้แสดงให้เห็นว่า เราสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ของ GRM โดยใช้โปรแกรม MULTILOG ด้วยขนาดกลุ่มตัวอย่าง 250 คน แต่ถ้าต้องการให้ได้ผลดี ควรใช้ขนาดกลุ่มตัวอย่างไม่ต่ำกว่า 500 คน ซึ่งข้อเสนอแนะดังกล่าวอยู่ภายใต้สถานการณ์ของข้อมูลจำลองที่ทำการศึกษา ถ้าพิจารณาตามหลักการแล้ว ควรกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่างให้มีขนาดใหญ่พอที่จะทำให้ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าพารามิเตอร์มีขนาดเล็ก ถึงระดับที่ยอมรับได้ตามเป้าหมายของการนำผลไปใช้ในทางปฏิบัติ

โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (Polytomous IRT Models) เป็นโมเดลความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถหรือคุณลักษณะของผู้ตอบกับความน่าจะเป็นของการตอบแต่ละหลายรายการคำตอบของสอบหรือข้อคำถาม การประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับแต่ละรายการคำตอบของข้อสอบ หรือข้อคำถาม นำไปสู่การนำฟังก์ชันสารสนเทศของข้อสอบเมื่อนำมารวมกัน ณ ตำแหน่งเดียวกัน ทำให้ได้ค่าฟังก์ชันสารสนเทศของแบบทดสอบ และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าได้ในลักษณะเดียวกับโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า

โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ที่พัฒนาบนพื้นฐานของโมเดลของราสช์ (Rasch Model) หรือโมเดลแบบ 1-พารามิเตอร์ ได้แก่ Partial Credit Model (PCM) และ Rating Scale Model (RSM) เหมาะสำหรับการใช้ข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อมีอำนาจจำแนกเท่ากัน สำหรับ Graded – Response Model (GRM), Model (GRM), Modified Graded - Response Model (M-GRM), Generalized Partial Credit Model (G-PCM) และ Nominal Response Model (NRM) พัฒนาบนพื้นฐานของโมเดลแบบ 2- พารามิเตอร์ ซึ่งเหมาะสำหรับข้อสอบหรือข้อคำถามที่มีค่าความยากและค่าอำนาจจำแนกที่แตกต่างกัน

การเลือกใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ในทางปฏิบัติควรพิจารณาถึง 1) ปรัชญาความเชื่อเกี่ยวกับโมเดล และจุดมุ่งหมายของการนำผลไปใช้ของผู้พัฒนาแบบทดสอบ 2) ควรใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีความเป็นวิวิธพันธ์ (Heterogeneous sample) และขนาดกลุ่มตัวอย่างต้องใหญ่เพียงพอที่จะทำให้ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ตามเป้าหมายของการนำผลไปใช้ 3) ควรเลือกใช้แบบแผนการตอบและสามารถตรวจให้คะแนนได้ง่ายอย่างเป็นปรนัย และ 4) ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีการตอบทุกข้อ และแต่ละข้อจะต้องมีการตอบทุกรายการ จึงจะสามารถนำไปประมาณค่าพารามิเตอร์ตามโมเดลที่เลือกใช้ได้

จากการศึกษาข้างต้นจะเห็นว่า โมเดลเกรด เรสพอนส์, โมเดลพาเชียล เครดิต และโมเดลเจเนอรอลไลซ์ พาเชียล เครดิต เป็นโมเดลในกลุ่มที่มีลำดับขั้นตอนการตอบเรียงลำดับ (Ordered Polytomous Category) แต่โมเดลนอมินอล เรสพอนส์ ใช้กับแบบวัดทั่วๆ ไป ที่มีหลายตัวเลือกซึ่งให้คะแนนหลายค่าไม่สามารถเรียงลำดับตามระดับความถูกต้องหรือระดับคุณลักษณะที่ข้อนั้นมุ่งวัดได้ โมเดลเกรดเรสพอนส์ และโมเดลเจเนอรอลไลซ์ พาเชียล เครดิต เป็นโมเดลที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย และพัฒนามาจากโมเดลโลจิสติก 2 พารามิเตอร์ ที่ใช้วิเคราะห์ข้อสอบซึ่งให้คะแนน 2 ค่า ทำให้มีค่าอำนาจจำแนกในฟังก์ชั่นของการตอบข้อคำถาม แต่ข้อแตกต่างของทั้งสองโมเดลคือ ขั้นตอน

และวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในแต่ละโปรแกรม ดังนั้น การเลือกใช้โมเดล IRT สำหรับการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้ตอบในโมเดลการตอบสนองข้อสอบที่ให้คะแนนหลายค่า ต้องคำนึงถึงองค์ประกอบหลายอย่าง ได้แก่ ประเภทของข้อมูล ความสอดคล้องระหว่างข้อมูลกับโมเดล ที่จะทำให้เกิดความไม่แปรผันของพารามิเตอร์ข้อสอบและผู้สอบ ข้อตกลงเบื้องต้นของโมเดล แนวคิดในการวิเคราะห์ที่ง่ายและไม่ซับซ้อน (Dodd, Ayala and Koch. 1995 : 11)

ในงานวิจัยครั้งนี้ โมเดลสมการเชิงโครงสร้างที่ใช้ในการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลองและข้อมูลเชิงประจักษ์ มีตัวแปรแฝงที่มีการวัดโดยใช้แบบทดสอบ ผู้วิจัยจึงเลือกใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนสองค่า แบบ 3 พารามิเตอร์ โดยให้ความสำคัญกับค่าพารามิเตอร์ ความยาก อำนาจจำแนก และค่าการเดาด้วย ส่วนตัวแปรแฝงที่มีการวัดโดยใช้แบบทดสอบถามและแบบวัดซึ่งมีการตอบข้อคำถามแบบมาตรประมาณค่า ผู้วิจัยเลือกใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่าสองค่าแบบ เกรด เรสพอนส์ โมเดล (Graded Response Model) ซึ่งให้ความสำคัญกับค่าระดับเจตคติประจำขั้น และค่าอำนาจจำแนกของข้อคำถาม แต่ทั้งนี้ผลการวิเคราะห์ด้วยทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้น ผู้วิจัยใช้ค่าพารามิเตอร์ของผู้ตอบแบบทดสอบและแบบทดสอบถาม คือ ค่าความสามารถหรือระดับเจตคติที่แท้จริง (θ) ในการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้าง โดยถือว่าเป็นการวัดค่าตัวแปรแฝงที่ปราศจากความคลาดเคลื่อน เป็นการนำค่า θ ที่ได้จากการวิเคราะห์มาเป็นตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรม LISREL ต่อไป

การวิเคราะห์เส้นทางความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร

1 ความเป็นมาของการวิเคราะห์เส้นทางฯ

ความเป็นมา

แนวคิดในเรื่องความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causation) เป็นสิ่งที่มีบทบาทสำคัญเป็นอันมาก ต่อนักวิจัย บ่อยครั้งที่นักวิจัยต้องใช้แนวคิดดังกล่าวในการอธิบายเรื่องที่กำลังศึกษา ในการวิจัยเชิงทดลองนั้นนักวิจัยจะต้องมีการจัดกระทำตัวแปรต่าง ๆ ที่สนใจ แล้วสังเกตผลที่เกิดขึ้น และเพื่อให้มั่นใจว่าผลที่เกิดขึ้นนั้นเป็นผลมาจากตัวแปรต่าง ๆ ที่ผู้วิจัยจัดกระทำขึ้น จึงทำการควบคุมตัวแปรอื่น ๆ ที่อาจเข้ามาเกี่ยวข้องให้มากที่สุด โดยอาศัยทฤษฎีที่ผู้วิจัยได้ศึกษาในการคัดเลือกหรือกำหนดตัวแปรที่จะทำการศึกษาและพิจารณาแล้วเห็นว่าตัวแปรใดบ้างที่ควรจะทำการควบคุม วิธีการควบคุมตัวแปรส่วนมากนิยมใช้วิธีการสุ่ม แต่ถ้าเมื่อใดก็ตามที่ไม่ได้ผล ก็อาจต้องใช้วิธีการทางสถิติเข้ามาช่วยในการควบคุมอิทธิพลของตัวแปรเหล่านั้น ได้แก่ การใช้วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (Analysis of Covariance)

พัฒนาการของการวิจัยทางสังคมศาสตร์นั้นนับวันจะมีลักษณะซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งจะทำให้เกิดความไม่แน่นอนของนักวิจัยในการจัดกระทำตัวแปร หรือควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนต่าง ๆ แม้ด้วยวิธีการสุ่ม ก็อาจก่อให้เกิดปัญหาได้ อันจะส่งผลต่อการแปรความหมายของความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้น ด้วยเหตุนี้จึงเกิดความต้องการที่จะพัฒนาเทคนิควิธีทางสถิติที่อธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลได้มากขึ้นในการวิจัยทางสังคมศาสตร์ในเวลาต่อมา

การวิเคราะห์ทางสถิติที่เรียกว่า วิธีแบบจำลองเชิงโครงสร้าง (Structural Equation Model) หรือวิธีแบบจำลองเชิงสาเหตุและผล (Causal Model) เป็นวิธีการที่ได้พัฒนาขึ้นมาใช้ในการอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุและผลของทฤษฎีที่มีความซับซ้อนให้เป็นไปได้มากขึ้น โดยอาศัยข้อมูลจากการวิจัยที่ไม่ใช่การวิจัยเชิงทดลอง เนื้อหาทฤษฎีจึงเป็นสิ่งที่สำคัญต่อการสร้างแบบจำลองเชิงสาเหตุ ทฤษฎีจะช่วยให้นักวิจัยมองเห็นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ที่จะนำมาใช้ในการออกแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

การพิจารณาว่าข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมมาจากธรรมชาติ มาใช้ในการทดสอบแบบจำลองเชิงสาเหตุว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลความสัมพันธ์ตามทฤษฎีที่กำหนดไว้หรือไม่ จะทำให้สามารถอธิบายความสัมพันธ์เชิงสาเหตุตามทฤษฎีได้มากขึ้น ซึ่งผลที่ได้อาจจะสอดคล้องหรือขัดแย้งกับทฤษฎีที่กำหนดไว้ก็ได้ ดังนั้นวิธีการเช่นนี้จึงเป็นทั้งการตรวจสอบทฤษฎีและเป็นการสร้างทฤษฎีไปพร้อม ๆ กัน วิธีการออกแบบจำลองการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้คือ วิธีการที่เรียกว่า Path Analysis ซึ่งมีชื่อเรียกแตกต่างกัน ได้แก่ การวิเคราะห์อิทธิพล การวิเคราะห์เส้นโยง การวิเคราะห์เส้นทาง การวิเคราะห์วิถี เป็นต้น

การวิเคราะห์เส้นทาง เป็นเทคนิคที่ศึกษาถึงสาเหตุทางตรงและทางอ้อมของตัวแปรที่ผู้วิจัยดำเนินการศึกษา ได้รับการพัฒนาโดย Wright (cited in Randall & Richard. 1996 : 39) นักชีววิทยา ชาวอังกฤษ เป็นเทคนิควิธีการที่มิใช้เพียงการค้นพบความเป็นเหตุและผลเท่านั้น แต่ยังรวมไปถึงการทดสอบความสัมพันธ์ของทฤษฎี ที่ผู้วิจัยได้พัฒนาเป็นโมเดลเชิงสาเหตุ ในเบื้องต้นซึ่งเทคนิคการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัว ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์พหุคูณ (Multiple correlation) การวิเคราะห์ตัวแปรร่วม (Commonality analysis) หรือการวิเคราะห์สหสัมพันธ์คาโนนิคอล (Canonical correlation) ล้วนแต่ชี้ถึงความสัมพันธ์แบบธรรมดาระหว่างตัวแปรหรือกลุ่มตัวแปร ไม่ได้ยืนยันหรือสนับสนุนในรูปที่เป็นเหตุและผลการยืนยันหรือสนับสนุนความสัมพันธ์ในรูปที่เป็นเหตุและผล เป็นการยืนยันหรือสนับสนุนว่า ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) ตัวใดเป็นสาเหตุให้เกิดความแปรปรวนหรือความแตกต่างในตัวแปรตาม (Dependent Variable) และสาเหตุดังกล่าวนั้น เป็นสาเหตุที่เกิดจากตัวแปรอิสระตัวนั้น ๆ โดยตรง หรือเป็นสาเหตุทางอ้อม กล่าวคือไปร่วมกับตัวแปรอื่นในการทำให้เกิดความแปรปรวนในตัวแปรตาม ความรู้ดังกล่าวนี้นับว่าเป็นความรู้ที่ลึกลงไปและช่วยให้เกิดความกระจ่างชัดมากขึ้น

2 ความหมาย

มีผู้ให้ความหมายของเทคนิค Path Analysis ไว้อย่างหลากหลาย ดังนี้

Wright (1934 อ้างมาจาก จินตนา ธนวิบูลย์ชัย. 2537 : 11) ได้ให้ความหมายของเทคนิค Path Analysis ไว้ว่า เป็นวิธีการผสมผสานข้อมูลเชิงปริมาณ ซึ่งสามารถวัดได้จากค่าสหสัมพันธ์ กับข้อมูลเชิงคุณภาพ ซึ่งได้จากความรู้ตามทฤษฎีเชิงสาเหตุและผล เพื่อการอธิบายในเชิงสาเหตุ

Pedhauzer (1982 อ้างมาจาก จินตนา ธนวิบูลย์ชัย. 2537 : 12) กล่าวว่า เป็นวิธีการศึกษาผลทางตรงและผลทางอ้อมของตัวแปรต่าง ๆ ที่ตั้งสมมติฐานไว้ว่า เป็นสาเหตุของผลนั้น แต่วิธีการนี้มิใช่วิธีการในการค้นหาสาเหตุ หากแต่เป็นวิธีการหนึ่งของการสร้างแบบจำลองเชิงสาเหตุและผล โดยอาศัยพื้นฐานความรู้และข้อกำหนดตามทฤษฎีที่ได้ศึกษามา

นงลักษณ์ วิรัชชัย (2542 : 40) ได้ให้ความหมายไว้ว่า เป็นการประยุกต์การถดถอยพหุคูณ เพื่อศึกษาความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล ระหว่างตัวแปรเชิงปริมาณตามพื้นฐานความรู้ทางทฤษฎี ให้ทราบว่า ตัวแปรที่เป็นเหตุมีอิทธิพลต่อตัวแปรที่เป็นผลในลักษณะใด อิทธิพลแต่ละประเภทมีปริมาณและทิศทางอย่างไร และเพื่อวิเคราะห์และตรวจสอบทฤษฎีว่า รูปแบบความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลจากปรากฏการณ์จริงสอดคล้องหรือขัดแย้งกับความสัมพันธ์ตามทฤษฎี

จินตนา ธนวิบูลย์ชัย (2537 : 13) กล่าวว่า เทคนิค Path Analysis เป็นวิธีการวิเคราะห์ที่ประยุกต์วิธีการวิเคราะห์การถดถอยมาอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหลาย ๆ ตัวที่มีต่อแปรตามทั้งที่เป็นความสัมพันธ์ทางตรงและทางอ้อม ตลอดจนสามารถอธิบายทิศทางและปริมาณความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ โดยมีลูกศรชี้ให้เห็นทิศทางความสัมพันธ์ ซึ่งการอธิบายความสัมพันธ์นี้ ต้องอาศัยพื้นฐานความรู้ในปรากฏการณ์และพื้นฐานความรู้ตามทฤษฎี ที่อธิบายในเชิงเหตุและผลเป็นสำคัญ

บุญชม ศรีสะอาด (2541 : 181) กล่าวว่า การวิเคราะห์เส้นทาง เป็นการวิเคราะห์เพื่อยืนยันหรือสนับสนุนความสัมพันธ์ในรูปที่เป็นสาเหตุและผล เพื่อสนับสนุนว่า ตัวแปรอิสระ ตัวใดเป็นสาเหตุให้เกิดความแปรปรวนหรือความแตกต่างในตัวแปรตาม และสาเหตุดังกล่าวนั้นเป็นสาเหตุที่เกิดจากตัวแปรอิสระนั้น ๆ โดยตรง หรือเป็นสาเหตุทางอ้อมที่ร่วมกับตัวแปรอิสระอื่น ๆ

จากความหมายของนักการศึกษาดังกล่าวข้างต้น สรุปได้ว่า เทคนิค Path Analysis เป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ ที่ส่งผลต่อตัวแปรตามในเชิงเหตุและผล โดยอาศัยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลของตัวแปรอิสระแต่ละตัว ว่าจะส่งผลให้เกิดความแปรปรวนในตัวแปรตามในทางตรงและทางอ้อม มากน้อยเพียงใด ซึ่งในการพิจารณาความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลนั้นต้องอาศัยการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยต่าง ๆ เพื่อสร้างโมเดลเชิงสาเหตุ พร้อมทั้งมีกระบวนการในการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลที่สร้างขึ้นกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จึงจะสามารถสรุปได้ว่า โมเดลเชิงสาเหตุที่สร้างขึ้นนั้นมีความสอดคล้องกับทฤษฎี หรือเป็นการตรวจสอบ คัดเลือก หรือสร้างทฤษฎีใหม่ขึ้น

3. สมการโครงสร้างและโมเดลเชิงสาเหตุ

รูปแบบของสมการเชิงโครงสร้าง มีอยู่หลายรูปแบบ ซึ่งสามารถอธิบายในรูปของตัวแปรที่สามารถสร้างเครื่องมือวัดค่าของตัวแปรเหล่านี้ได้ รูปแบบของสมการเชิงโครงสร้าง มีชื่อเรียกว่า Structural Equation Model (SEM) คำว่า equation ไม่ใช่สมการโดยทั่วไป แต่เป็นสมการทำนายค่าของตัวแปรตามที่ได้มาจากตัวแปรต้น หรือตัวแปรอิสระ

การสร้าง SEM มีพื้นฐานจากความรู้ที่หลากหลายโดยเฉพาะความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ จำเป็นต้องนำมาใช้เพื่ออธิบายความหมายของตัวแปรต่าง ๆ ตัวแปรต้นและตัวแปรตามที่ปรากฏอยู่ในรูปแบบนั้น จำเป็นต้องมีข้อตกลงเบื้องต้นต่าง ๆ เพื่อความพร้อมในการสร้างสมการ และจำเป็นต้องมีค่าสัมประสิทธิ์เชิงสาเหตุ (Path coefficient) ซึ่งได้มาจากการวิเคราะห์เชิงสาเหตุ (Path Analysis) เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ ที่เป็นเหตุ เป็นผล ทั้งทางตรง และทางอ้อมต่อตัวแปรตาม โดยอาศัยความรู้เรื่องการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ มาใช้ในการวิเคราะห์หา ค่าสัมประสิทธิ์ และค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

คำว่า สาเหตุ มีความหมายตามพจนานุกรมไทยฉบับราชบัณฑิตยสถานว่า สิ่งที่เป็นต้นตอของเรื่องราวใด ๆ ยกตัวอย่างเช่น ความร้อนเป็นสาเหตุสำคัญทำให้โลหะขยายตัว ซึ่งโดยปกติแล้วคำว่า

สาเหตุ มักไม่กล่าวโดดเดี่ยวเพียงคำเดียว นักปรัชญาทางการศึกษา และนักวิทยาศาสตร์ มักกล่าวเป็นคำคู่กันเสมอว่า เหตุ-ผล ดังนั้นคำว่าสาเหตุ จึงเป็นเรื่องราวของ เหตุ – ผล ควบคู่กันไป

ความสัมพันธ์จากรูปแบบของสมการเชิงโครงสร้าง (SEM) ก็มักจะมีความสัมพันธ์ในความเป็นเหตุเป็นผล แต่ก็มีขีดจำกัดในการนำไปขยายความโดยทั่วไปในปรากฏการณ์ที่เป็นจริง ดังนั้น ความสัมพันธ์เชิงเหตุผล จึงเป็นเรื่องของตรรกศาสตร์เชิงเหตุผลที่นำไปใช้ในการออกแบบการวิจัย (Research design) ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุในสมการเชิงโครงสร้างจึงเป็นเรื่องที่ต้องมีการสร้างรูปแบบตามทฤษฎีของการคิดขึ้นมาก่อน ต่อมาจึงมีการทดสอบรูปแบบของการคิดนั้นว่า มีความเป็นไปได้มากน้อยเพียงใด อย่างไร โดยการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์ และการวิเคราะห์ค่าสถิติทั้งหลาย เพื่อนำมาช่วยในการอธิบายรูปแบบของสมการโครงสร้างที่ได้รับการทดสอบแล้วว่าเป็นจริง (อำนวย เลิศชยันตี. 2545 : 473-476)

การศึกษาปัจจัยที่เป็นสาเหตุของเหตุการณ์หรือปรากฏการณ์ เป็นสิ่งที่นักวิจัยให้ความสนใจเสมอมา ในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรทางสังคมศาสตร์ ค่อนข้างมีความสลับซับซ้อน เนื่องจากมีตัวแปรแทรกซ้อนอยู่จำนวนมาก นักวิจัยจึงจำเป็นต้องศึกษากรอบแนวคิดทางทฤษฎี ของความเป็นสาเหตุ มีการออกแบบการวิจัย และใช้เทคนิควิธีการวิเคราะห์ที่เหมาะสม จึงจะช่วยให้สามารถทดสอบความเป็นสาเหตุระหว่างตัวแปรตามสมมติฐานได้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 117)

4 บทบาทของทฤษฎีในการศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

ทฤษฎีเป็นข้อความที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ และต้องสามารถพิสูจน์ได้ว่าเป็นจริง ดังนั้นจึงมีผู้คนหลากหลายพยายามค้นหาความรู้ในแขนงต่าง ๆ เพื่อตั้งเป็นทฤษฎี จนมาถึงในยุคปลายคริสต์ศตวรรษที่ 18 นักวิทยาศาสตร์ได้ค้นคว้าทฤษฎีในศาสตร์แขนงต่าง ๆ ได้อย่างมากมาย และสามารถพิสูจน์ และทดลองให้เห็นได้จริง จึงเกิดเป็นตำราเชิงวิชาการหลาย ๆ แขนง (อำนวย เลิศชยันตี. 2545 : 478) ซึ่งการค้นพบสิ่งเหล่านี้ล้วนเกิดมาจากความสงสัย และเกิดจากคำถามที่ว่า “ทำไมเรื่อง (สิ่ง / เหตุการณ์) นั้นเกิดขึ้น?” เป็นคำถามที่แฝงความต้องการคำตอบในลักษณะของ “ความเป็นสาเหตุของเรื่อง (สิ่ง/เหตุการณ์) นั้น การแสวงหาสาเหตุของสิ่งต่าง ๆ เป็นเรื่องที่อยู่ในใจมนุษย์ตลอดมา คำว่า สาเหตุ เป็นคำที่สำคัญ แต่ก็เป็นคำที่สร้างปัญหาให้นักปรัชญาและนักวิจัยได้ขบคิด และโต้แย้งกันมาถึงปัจจุบัน ความคิดเกี่ยวกับความเป็นสาเหตุมีบทบาทสำคัญต่อเป้าหมายของการวิจัยเสมอมา เช่น นักวิจัยทางพฤติกรรมศาสตร์ ที่มีความสนใจเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของมนุษย์ คงต้องการทราบถึงองค์ประกอบที่ส่งผลต่อพฤติกรรมมนุษย์ หรือสาเหตุของการเกิดพฤติกรรมต่าง ๆ ของมนุษย์ เป็นต้น

การแสวงหาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรในการวิจัยใดก็ตาม ทฤษฎี (Theory) ที่เกี่ยวข้องกับเรื่องที่สนใจศึกษาจัดว่าเป็นแหล่งแนวคิดและความรู้ที่สำคัญ ในการเสนอคำอธิบายเชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร รวมทั้งลำดับขั้นตอนของการเกิดและลักษณะความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร ทฤษฎีจึงมีบทบาทสำคัญที่ช่วยเป็นพื้นฐานในการเชื่อมโยงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ ระหว่างตัวแปรเพื่อสร้างโมเดลเชิงสาเหตุ (Causal Model) ซึ่งเป็นรูปแบบของกลไกความเกี่ยวข้องสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร หรือใช้เป็นแนวคิดในการปรับเปลี่ยนโครงสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลเชิงสาเหตุ ผู้วิจัยอาจจะต้องอาศัย วิธีการวิเคราะห์ด้วยหลักเหตุผล (Logical Analysis) หรือทำการเก็บ

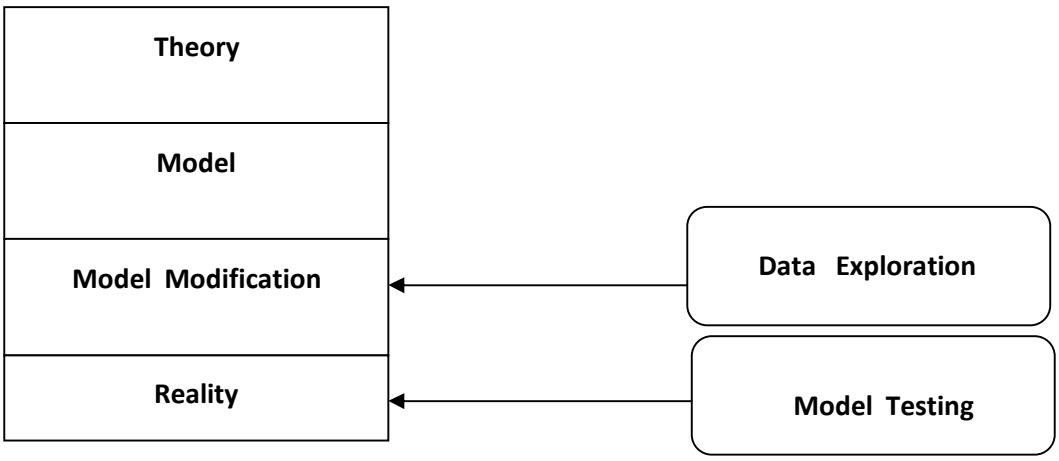
รวบรวมข้อมูลเชิงประจักษ์ แล้วนำมาวิเคราะห์ทางสถิติ เพื่อช่วยตรวจสอบ ยืนยันความเหมาะสมของโมเดลหรือปฏิเสธโมเดล (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 117-118)

ดังนั้นความรอบรู้ของนักวิจัยในเนื้อหา ทฤษฎี แนวคิด หลักการ และความรู้พื้นฐานต่าง ๆ ที่มีความเป็นเหตุเป็นผลในเรื่องที่สนใจ ตลอดจนความสามารถในการวิเคราะห์อย่างมีเหตุผลของนักวิจัย จึงมีความสำคัญต่อการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงสาเหตุได้อย่างเหมาะสม

5 การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุ

ในปัจจุบันการวิจัยทางสังคมศาสตร์ก้าวจากการศึกษาเชิงบรรยาย สู่การอธิบายปรากฏการณ์ในเชิงสาเหตุได้จากรูปแบบของการวิจัยที่ไม่ใช่เชิงทดลอง โดยใช้เทคนิคของการวิเคราะห์เชิงโครงสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ซึ่งมีชื่อเรียกต่างกันอย่างหลากหลาย เช่น Causal Analysis , Structural Equation Model (SEM), Linear Structural Relationship (LISREL), Confirmatory Factor Analysis หรือ Analysis of Covariance Structure ซึ่งมีหลักการสำคัญประกอบด้วย การสร้างโมเดลเชิงสาเหตุ การวิเคราะห์โครงสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และการใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดที่สร้างขึ้น

โมเดลที่ดีจะต้องพัฒนาขึ้นมาจากรากฐานทางทฤษฎีที่ดีที่สุดเท่าที่จะหามาได้ ประกอบกับความรอบรู้ในเนื้อเรื่องของผู้สร้างโมเดล จากการศึกษาทฤษฎีเราสามารถโยงไปสู่การคัดสรรตัวแปรหรือองค์ประกอบที่เกี่ยวข้องกันเป็นระบบที่สมบูรณ์ของโมเดล ถ้าการคัดเลือกตัวแปร/องค์ประกอบทางสังคม หรือองค์ประกอบที่เกี่ยวข้อง ปราศจากซึ่งความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับความเป็นมา ลำดับขั้นตอนของความเกี่ยวข้องกันทางสาเหตุแล้ว การคำนวณหาค่าสหสัมพันธ์ จะไม่ช่วยให้ผู้วิจัยก้าวสู่การประเมินเชิงสาเหตุของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร การพัฒนาโมเดล จะต้องผ่านการกลั่นกรองตรวจสอบและปรับปรุงแก้ไขจนได้รูปแบบที่คิดว่าสมเหตุสมผลมากที่สุดจำนวนหนึ่ง เพื่อใช้เป็นคู่แข่งกันโดยอาจใช้การสำรวจหรือวิเคราะห์ข้อมูลขั้นต้นมาช่วยในการปรับแก้รูปแบบ เช่น การทำ Factor Analysis และ Path Analysis ในเบื้องต้น ถ้าคำทำนายของรูปแบบสอดคล้องกับข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาได้ รูปแบบนั้นก็น่าเชื่อถือมากขึ้น แต่ถ้าข้อมูลขัดแย้งกับรูปแบบ รูปแบบนั้นจะไม่เหมาะสม สมควรที่จะได้รับการปรับปรุงแก้ไขต่อไป โดยกระบวนการสร้างรูปแบบ นำเสนอในภาพ 18 (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 120)

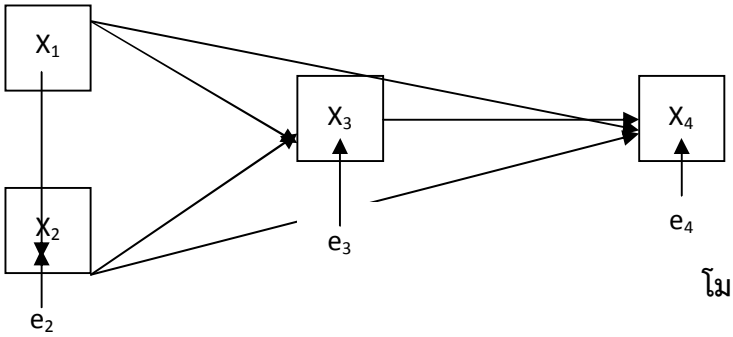


ภาพประกอบ 18 กระบวนการสร้างโมเดล (Model Building Process)

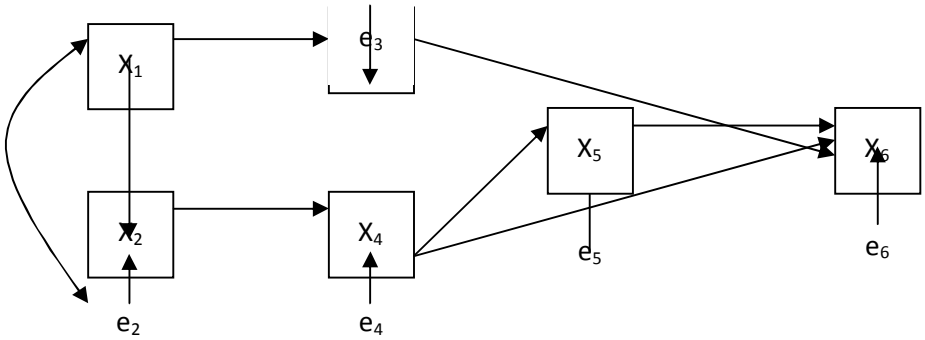
5.1 โมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

แบบจำลอง เป็นสิ่งที่มีประโยชน์ต่อการแสดงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปร ซึ่งต้องอาศัยการศึกษาทฤษฎี และเอกสารต่าง ๆ ตลอดจนการศึกษาข้อมูลจากแหล่งอื่น ๆ ในสิ่งที่ต้องการศึกษา เพื่อนำข้อมูลเหล่านั้นมาสร้างเป็นแบบจำลองเชื่อมโยงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งหมดที่ต้องการศึกษา ซึ่งโดยทั่วไปแล้วมี 2 แบบ คือ (จินตนา ธนวิบูลย์ชัย. 2537 : 15-21)

1) Recursive model คือ แบบจำลองที่มีความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ มีผลไปในทิศทางเดียวกัน ไม่มีผลย้อนกลับ ดังตัวอย่างในโมเดล 1 และ 2

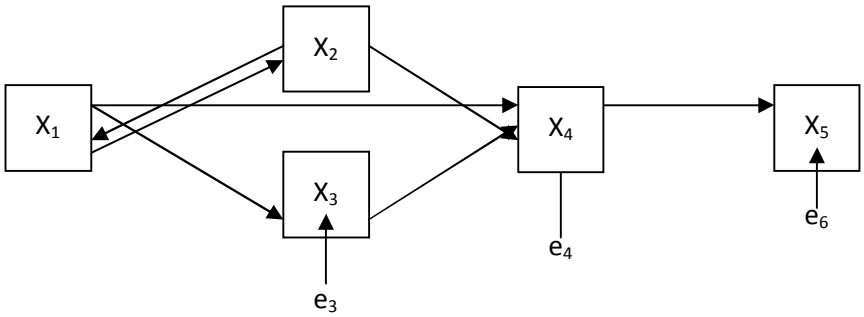


โมเดล 1

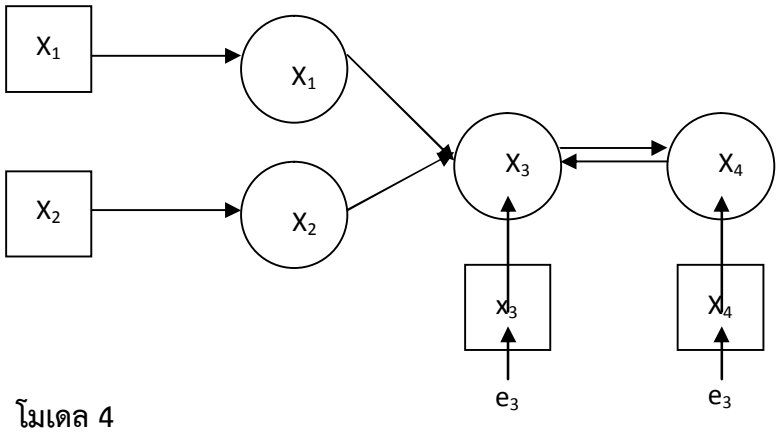


โมเดล 2

2) Non - Recursive model คือ แบบจำลองที่มีความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ มีผลย้อนกลับ กล่าวคือ ตัวแปรแต่ละตัวอาจเป็นสาเหตุของกันและกันได้ ดังตัวอย่างในโมเดล 3 และ 4



โมเดล 3



โมเดล 4

5.2 ตัวแปรในแบบจำลอง

แบบจำลองข้างต้น มีตัวแปรสำคัญอยู่ 2 ประเภท คือ

1) ตัวแปรภายนอก (exogeneous variables) เป็นตัวแปรที่อยู่ริมสุดของแบบจำลอง ซึ่งเป็นผลมาจากตัวแปรภายนอกแบบจำลอง และผู้วิจัยไม่สนใจศึกษาความแปรปรวนของตัวแปรดังกล่าว จากโมเดล 1-4 ตัวแปร X_1 และ X_2 เป็นตัวแปรภายนอก

2) ตัวแปรภายใน (endogeneous variables) เป็นตัวแปรที่ผู้วิจัยสนใจที่จะศึกษาเพื่ออธิบายว่า ความแปรปรวนของตัวแปรเหล่านี้ได้รับอิทธิพลจากตัวแปรอื่นๆ อย่างไร แบ่งเป็น 2 ประเภท

(1) ตัวแปรคั่นกลาง (intervening variable) จากโมเดล 1 และ 4 ตัวแปรคั่นกลางคือ X_3 โมเดล 2 คือ X_3 X_4 และ X_5 ส่วนโมเดล 3 คือ X_3 X_4

(2) ตัวแปรตามสุดท้าย (ultimate dependent variable) จากโมเดล 1-4 คือ ตัวแปร X_4 X_6 X_5 และ X_4 ตามลำดับ

ส่วนในโมเดล 4 มีตัวแปรที่เรียกว่า ตัวแปรแฝงเร้น (latent variable) ซึ่งเป็นตัวแปรที่นักวิจัยไม่สามารถวัดได้โดยทันที ต้องอาศัยการวัดจากดัชนีที่ใช้เป็นตัวแทนของตัวแปรนั้น กรอบสี่เหลี่ยมที่ล้อมรอบตัวแปรหมายถึง ตัวแปรที่สามารถวัดได้โดยทันที ส่วนตัวแปรที่ไม่สามารถวัดได้โดยทันที หรือตัวแปรแฝงเร้น จะใช้กรอบวงกลมล้อมรอบตัวแปร

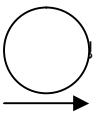
นอกจากนี้ ยังมีลูกศรแสดงทิศทางเดียวที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น ๆ ที่อยู่นอกแบบจำลอง ซึ่งอาจมีผลต่อตัวแปรนั้น ๆ ในแบบจำลอง ได้แก่ ตัวแปรแทรกซ้อน ที่ผู้วิจัยไม่ได้สนใจศึกษา และ ความคลาดเคลื่อน อื่น ๆ ใช้สัญลักษณ์ e เรียกว่า ตัวแปรส่วนที่เหลือ

5.3 หลักการเขียนโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

การแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ยึดหลักการเขียนที่ว่า ตัวแปรอิสระอยู่ทางซ้ายของตัวแปรตาม (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 122)

สัญลักษณ์ที่นิยมใช้ในการเขียนโมเดลมีดังนี้


แทน ตัวแปรที่สังเกตได้ (observed variable)


ตัวแปรที่นักวิจัยไม่สามารถวัดได้โดยทันที หรือตัวแปรแฝงเร้น (latent variable)

แสดงว่าตัวแปรที่ปลายลูกศร ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงโดยตรงกับตัวแปรที่อยู่หัวลูกศร


แสดงว่าตัวแปรที่อยู่ปลายลูกศร เมื่อพิจารณาตามทฤษฎี น่าจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงโดยตรงกับตัวแปรที่อยู่หัวลูกศร แต่จากการตรวจสอบข้อมูลเชิงประจักษ์ พบว่า ไม่เป็นไปตามนั้น หรือไม่มีนัยสำคัญ


แสดงว่า ตัวแปรที่ปลายลูกศร ทั้งสอง มีความสัมพันธ์กัน ยังไม่สามารถระบุทิศทางความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของกันและกันได้ จึงมีทิศทางไปได้ทั้งสองทาง

P_{ij} แสดงสัมประสิทธิ์เส้นทางซึ่งเป็นขนาดของอิทธิพล ของตัวแปรอิสระ j ที่มีต่อตัวแปรตาม i

การวิเคราะห์กรณี Non - Recursive model คือ แบบจำลองที่มีความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ มีผลย้อนกลับ มีความซับซ้อนมาก ต้องอาศัยความรู้ทางเศรษฐมิติ และสมการโครงสร้างที่ยุ่งยาก ซึ่งสามารถใช้โปรแกรม RISREL ในการวิเคราะห์ (วิเคราะห์ได้ทั้งสองโมเดล) ส่วนการวิเคราะห์ Recursive model คือ แบบจำลองที่มีความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ มีผลไปในทิศทางเดียวกัน ไม่มีผลย้อนกลับซึ่งไม่ยุ่งยากมากนักในการวิเคราะห์ จึงใช้การวิเคราะห์ด้วยเทคนิค Path Analysis ได้

6 ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์เส้นทาง

เทคนิค Path Analysis เป็นวิธีการทางสถิติที่มีข้อตกลงเบื้องต้น ซึ่งจำเป็นต้องมีการทดสอบก่อน เพื่อให้การใช้เทคนิคนี้ เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผล และเนื่องจาก Path Analysis ต้องอาศัยการวิเคราะห์ถดถอยเป็นเครื่องมือ ในการคำนวณทางสถิติ ดังนั้นข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์ถดถอยจึงเป็นข้อตกลงของเทคนิค Path Analysis ด้วย นอกจากนี้ยังเพิ่มข้อตกลงอีกบางประการ ซึ่งได้นำเสนอไว้ ดังนี้

1. ข้อมูลอยู่ในระดับการวัดแบบอันตรภาค (Interval) หรืออัตราส่วน (ratio) หรือมาตรวัดอื่นใดที่พอจะนำมาเทียบเคียงกับมาตรวัดทั้งสองระดับนี้ได้

2. ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในแบบจำลองเชิงสาเหตุที่สร้างขึ้น ต้องเป็นเชิงเส้นตรงและเชิงบวก (linearity and additivity)

3. ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ต้องเป็นลักษณะของความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล กล่าวคือ ตัวแปรเหตุต้องเกิดขึ้นก่อนตัวแปรผล แบบจำลองที่สร้างขึ้นรวมตัวแปรที่เกี่ยวข้องไว้ทั้งหมด ซึ่งการพิจารณาความเป็นเหตุเป็นผลนั้นต้องแสดงให้เห็นว่า

3.1 ตัวแปร x และตัวแปร y มีความสัมพันธ์ต่อกันในลักษณะ asymmetric

3.2 ตัวแปร x ซึ่งแสดงสาเหตุ จะต้องเกิดขึ้นก่อนตัวแปร y หรืออย่างน้อยต้องไม่เกิดขึ้นหลังตัวแปร y

3.3 ตัวแปรที่ไม่แท้จริง (spurious variable) ทั้งหมดต้องถูกควบคุม จนไม่มีผลกระทบต่อความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปร x และ ตัวแปร y

4. การวัดค่าตัวแปรต่าง ๆ จะต้องมีความเชื่อมั่นและความเที่ยงตรงสูง

5. ตัวแปรส่วนที่เหลือ (residual Variable)หรือความคลาดเคลื่อน ต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง และไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่อยู่ก่อนหน้าด้วย เนื่องจากการสร้างแบบจำลองเชิงสาเหตุ และผลที่สร้างขึ้น อาจจะไม่สามารถระบุตัวแปรที่เกี่ยวข้องไว้ได้อย่างครบถ้วน จึงต้องระบุตัวแปรส่วนที่เหลือ ซึ่งอาจไม่ได้นำมาศึกษาในแบบจำลองไว้ด้วย ตัวแปรส่วนที่เหลือนี้ จะต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง และไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่มีอยู่ก่อน อันจะทำให้ผลที่ได้จากแบบจำลองเกิดขึ้นจากตัวแปรส่วนที่เหลือ ดังนั้น ในการวิเคราะห์ข้อตกลงเบื้องต้นนี้จึงต้องอาศัยทฤษฎีเรื่องนั้น ๆ เป็นสำคัญ

5.1 ความคลาดเคลื่อนมีลักษณะแจกแจงแบบปกติสำหรับทุกค่าของ X’s

5.2 ความคลาดเคลื่อน มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 0

5.3 ความคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ทุกค่าของ X’s

5.4 ความคลาดเคลื่อน เป็นอิสระจาก e อื่น ๆ และ X’s

5.5 ไม่มีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นในการวัดค่าตัวแปรต้น (No Measurement Error)

7. ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ (Homoscedasticity of error Variance) แต่เนื่องจากการวิเคราะห์ Path Analysis ใช้เทคนิค การวิเคราะห์ถดถอยซึ่งมีความแกร่งต่อการละเมิดข้อตกลงนี้

การสร้าง และการวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุ

โดยทั่วไป การคำนวณค่า Path coefficient จะใช้วิธีของดันแคน ซึ่งมีแนวทางในการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในแบบจำลองดังนี้

7.1 ตัวแปรภายในแบบจำลองแสดงด้วยสมการหนึ่ง ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรต่าง ๆ ซึ่งคาดว่าจะมีผลต่อตัวแปรนั้นกับพจน์ของความคลาดเคลื่อน (error term) หรือตัวแปรที่ไม่ได้นำมาพิจารณาในแบบจำลองนั้น (residual variable)

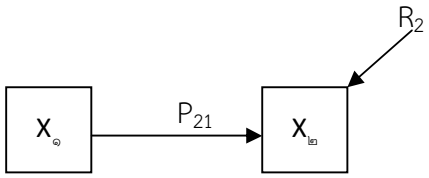
7.2 ในแต่ละตัวแปรอิสระที่มีอยู่ในสมการ จะมีค่า Path coefficient บ่งชี้ปริมาณความเปลี่ยนแปลงที่คาดหวังว่า จะเกิดขึ้นกับตัวแปรตาม ซึ่งเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงปริมาณของตัวแปรอิสระในแต่ละหน่วย

7.3 ตัวแปรภายนอก แสดงให้เห็นแต่ละพจน์ของความคาดเคลื่อนหรือส่วนที่เหลือซึ่งไม่ได้นำมาพิจารณาในแบบจำลอง

เพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการศึกษาลักษณะของโมเดล และการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง จึงขอนำเสนอวิธีการและลักษณะของโมเดล ดังนี้ (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2548 : 122 – 129)

1) โมเดลเชิงสาเหตุ 2 ตัวแปร

1.1)ลักษณะของโมเดล



จากโมเดล อธิบายได้ว่า ตัวแปร X_1 ถือว่าเป็นตัวแปรสาเหตุ (ตัวแปรอิสระ) เพียงตัวเดียวของการเกิดผล X_2 (ตัวแปรตาม) สำหรับ R_2 คือตัวแปรอื่น ๆ ที่มิได้นำมาศึกษาในสมการ (Unmeasured Variable)

1.2) สมการโครงสร้าง

สมการในรูปคะแนนดิบ $X_2 = a + bX_1 + e_2$

สมการในรูปคะแนนมาตรฐาน $Z_2 = P_{21} Z_1 + e_2$ .....(1)

หรือ $Z_2 = P_{21} Z_1 + P_{22} R_2$

เมื่อ P_{21} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระ X_1 ไปยังตัวแปรตาม X_2 ซึ่งบอกขนาดของการเปลี่ยนแปลงในตัวแปร X_2 อันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วยของตัวแปรอิสระ X_1

P_{22} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระอื่น ๆ (R_2) ที่ไม่ได้นำมาศึกษาที่ส่งผลต่อตัวแปรตาม X_2

1.3) การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง

การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทางสำหรับโมเดลที่สร้างขึ้นมา สามารถคำนวณได้จาก การแยกส่วนความสัมพันธ์ (Decomposition of Correlations) ระหว่างตัวแปรในโมเดล ดังนี้

จาก $r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_2$

นำ Z_2 จากสมการที่ 1 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 (P_{21} Z_1 + e_2)$$

$$r_{12} = P_{21}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum(Z_1)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$ เป็นความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร X_1 กับ e_2 ตามข้อตกลงเบื้องต้น ที่กล่าวว่า พจน์ที่เหลือทุกตัวไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรต่าง ๆ ในแบบจำลองและไม่มีความสัมพันธ์กันเอง จึงมีค่าเป็น 0

สรุปได้ว่า $r_{12} = P_{21}$ **หรือ** β_{21}

ดังนั้น ในโมเดลที่มีตัวแปรตามเป็นผลเนื่องจากตัวแปรอิสระเพียง 1 ตัว และตัวแปรส่วนที่เหลือ R อีก 1 ตัว ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางจะมีค่าเท่ากับ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อย่างง่ายระหว่างตัวแปรนั้น ๆ

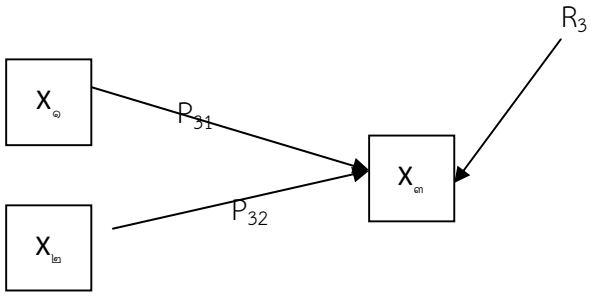
ในลักษณะเดียวกัน จะได้ $r_{22} = P_{22} = \beta_{22}$

สมมติว่า $P_{21} = 0.6$ แสดงว่า X_1 สามารถอธิบายการผันแปรของ X_2 ได้ $[(.6)^2 \times 100]$เท่ากับ 36% ส่วน $P_{22} = \sqrt{1-(r_{12})^2} = \sqrt{1-.36} = 0.8$ แสดงว่า R_2 สามารถอธิบายการผันแปรของ X_2 ได้ $[(1-(r_{12})^2) \times 100]$ เท่ากับ 64 %

2) โมเดลเชิงสาเหตุ 3 ตัวแปร

2.1) ลักษณะของโมเดล

2.1.1) กรณีที่ 1 โมเดล (A) : ความเป็นสาเหตุเกิดจากตัวแปรภายในที่เป็นอิสระจากกัน



จากโมเดล สามารถอธิบายได้ว่า ตัวแปรอิสระ X_1 และ X_2 ต่างเป็นตัวแปรที่อิสระจากกันหรือไม่ขึ้นตรงต่อกัน (Independent causes) และถือว่าเป็นสาเหตุร่วมกันของการเกิดผล X_3 (ตัวแปรตาม) สำหรับ R_3 ถือเป็นตัวแปรอิสระอื่น ๆ ภายนอกที่ไม่ได้นำมาศึกษา (residual) ทั้ง X_1 และ X_2 จึงถือว่าเป็นตัวแปรอิสระในโมเดล ซึ่งความผันแปรของตัวแปรทั้งสองถูกอธิบายโดยตัวแปรที่อยู่นอกโมเดล(Exogenous Variable) ดังนั้น การแปรผันของ X_1 และ X_2 อันเนื่องมาจากการกำหนดจากตัวแปรภายนอกจึงไม่อยู่ในเป้าหมายการศึกษา ส่วน X_3 เป็นตัวแปรตามในโมเดล ซึ่งความผันแปรถูกอธิบายโดยตัวแปรในโมเดล (Endogenous Variable) คือ X_1 และ X_2 นั่นเอง

2.1.2) สมการโครงสร้าง

$Z_3 = P_{31} Z_1 + P_{32} Z_2 + e_3$ .....(2)

เมื่อ P_{31} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระ X_1 ไปยังตัวแปรตาม X_3 ซึ่งบอกขนาดของการเปลี่ยนแปลงในตัวแปร X_3 อันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วยของตัวแปรอิสระ X_1

P_{32} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระ X_2 ไปยังตัวแปรตาม X_3

2.1.3) การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง

การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง สามารถคำนวณได้จาก การแยกส่วนความสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรในโมเดล ดังนี้

จาก $r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_3$

นำ Z_3 จากสมการที่ 2 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 (P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_3)$$

$$r_{13} = P_{31}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + P_{32}\frac{\sum Z_1 Z_2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_3)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_1)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_3)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น และ $\frac{\sum Z_1 Z_2}{N}$ =0

(ไม่มีความสัมพันธ์กัน)

สรุปได้ว่า $r_{13} = P_{31}$ **หรือ** β_{31}

จาก $r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2 Z_3$

นำ Z_3 จากสมการที่ 2 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2 (P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_2)$$

$$r_{23} = P_{31}\frac{\sum Z_1Z_2}{N} + P_{32}\frac{\sum (Z_2)^2}{N} + \frac{\sum (Z_2)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_2)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_3)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น และ $\frac{\sum Z_1Z_2}{N}$ =0

(ไม่มีความสัมพันธ์กัน)

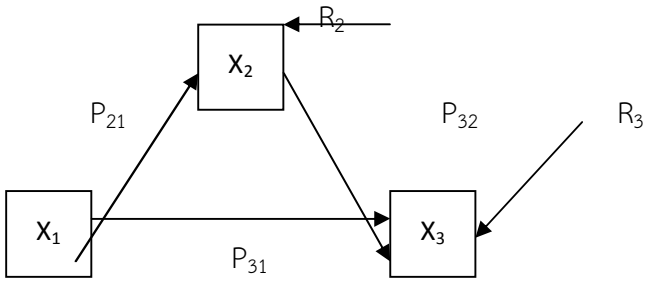
สรุปได้ว่า $r_{23} = P_{32}$ **หรือ** β_{32}

แต่เนื่องจาก $R^2_{Y.X1X2...Xk} = \sum_{p=1}^{k} r_{y.xp}\beta_p$

เพราะฉะนั้น $R^2_{3.12} = r^2_{13} + r^2_{23}$

2.2) สมมติว่า P_{31} = 0.5, P_{32} = 0.4 แสดงว่า X_1 และ X_2 สามารถร่วมกันอธิบายการผันแปรของตัวแปรตาม X_3ได้ $[(.5)^2 + (.4)^2] \times 100$ เท่ากับ 41% ส่วน $P_{33} = \sqrt{1-(r_{3.12})^2} = \sqrt{1-.41} = 0.77$ แสดงว่า R_2 สามารถอธิบายการผันแปรของ X_3 ได้ $[(1-(r_{3.12})^2) \times 100]$ เท่ากับ 59 %

2.2.1) กรณีที่ 2 โมเดล (B) : ความเป็นสาเหตุเกิดจากตัวแปรภายในที่ส่งผลต่อกัน



จากโมเดล สามารถอธิบายได้ว่า X_3 เป็นผลเนื่องมาจากตัวแปร X_1 และ X_2 ซึ่งไม่เป็นอิสระจากกัน โดย ตัวแปร X_2 ถูกกำหนดด้วยตัวแปร X_1 (mediated cause) ความผันแปรของ X_1 ไม่ได้ถูกกำหนดด้วยตัวแปรใดเลย ในโมเดล X_1 จึงเป็น Exogenous Variable ส่วนตัวแปร X_2 และ X_3 ความผันแปรถูกอธิบายโดยตัวแปรในโมเดล ทั้ง X_2 และ X_3 จึงเป็น Endogenous Variable

2.2.2) สมการโครงสร้าง

$Z_2 = P_{21} Z_1 + e_3$

$Z_3 = P_{31} Z_1 + P_{32} Z_2 + e_3$ .....(3)

เมื่อ $P_{31} = \beta_{31.2}$

$P_{32} = \beta_{32.1}$

2.2.3) การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง

การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง สามารถคำนวณได้จาก การแยกส่วนความสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรในโมเดล ดังนี้

$$\boxed{r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_2 = P_{21}}$$

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_3$$

นำ Z_3 จากสมการที่ 4 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 (P_{31} Z_1 + P_{32} Z_2 + e_2)$$

$$r_{13} = P_{31}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + P_{32}\frac{\sum Z_1 Z_2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_1)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า $r_{13} = P_{31} + P_{32} r_{12}$

$= P_{31} + P_{32} P_{21}$ .....(4)

(P_{31} คือ Direct Effect และ $P_{32} P_{21}$ คือ Indirect Effect)

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2 Z_3$$

นำ Z_3 จากสมการที่ 4 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2 (P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_2)$$

$$r_{23} = P_{31}\frac{\sum Z_1 Z_2}{N} + P_{32}\frac{\sum (Z_2)^2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_2)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า	$r_{23} = P_{31}r_{12} + P_{32}$

$$= P_{31}P_{21} + P_{32} \quad \text{.....(5)}$$

($P_{31}P_{21}$ คือ Spurious Component และ P_{32} คือ Direct Effect)

จาก (4) และ (5) เราสามารถแก้สมการหาค่า P_{31} และ P_{32} ในลักษณะที่คล้ายกับการวิเคราะห์สมการถดถอย โดยใช้เทคนิค Ordinary Least Squares เพื่อคำนวณหาค่า β - weight

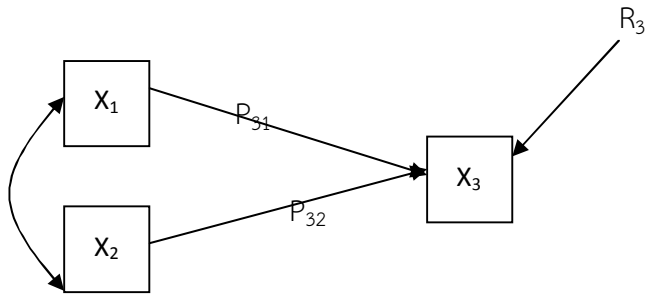
โดย

$$\begin{aligned} R^2_{3.12} &= P_{31}r_{13} + P_{32}r_{23} \\ &= P_{31}(P_{31} + P_{32}P_{21}) + P_{32}(P_{31}P_{21} + P_{32}) \\ &= (P_{31})^2 + (P_{31}P_{32}P_{21}) + (P_{31}P_{32}P_{21}) + (P_{32})^2 \\ &= (P_{31})^2 + 2(P_{31}P_{32}P_{21}) + (P_{32})^2 \end{aligned}$$

2.3) สมมติว่า P_{21} = 0.6 , P_{31} =0.5 , P_{32} = 0.4 แสดงว่า X_1 และ X_2 สามารถร่วมกันอธิบายการผันแปรของตัวแปรตาม X_3ได้

เท่ากับ $[(.5)^2 + (.4)^2 + 2(0.5)(0.4)(0.6)] \times 100$ = (0.25+0.16+0.24) × 100 = เท่ากับ 65% แสดงว่า R_3 สามารถอธิบายการผันแปรของ X_3 ได้ เท่ากับ 35

2.3.1) กรณีที่ 3 โมเดล (C) : ความเป็นสาเหตุเกิดจากตัวแปรภายในที่สัมพันธ์กัน



จากโมเดล สามารถอธิบายได้ว่า ตัวแปรอิสระ X_1 และ X_2 ถือว่าเป็นสาเหตุร่วมกันของการเกิดผล X_3 (ตัวแปรตาม) โดยตัวแปร X_1 และ X_2 มีความสัมพันธ์กัน ซึ่งไม่กำหนดทิศทางของสาเหตุ (Correlation Causes) ทั้ง X_1 และ X_2 ต่างเป็น Exogenous Variable ส่วน X_3 เป็น Endogenous Variable สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง X_1 และ X_2 เสมือนเป็นค่าที่ถูกกำหนดมาจากตัวแปรภายนอก จึงไม่สามารถแยกส่วนความสัมพันธ์เป็นองค์ประกอบย่อยได้

2.3.2) สมการโครงสร้าง

$$Z_3 = P_{31} Z_1 + P_{32} Z_2 + e_3 \quad \text{.....(6)}$$

เมื่อ P_{31} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระ X_1 ไปยังตัวแปรตาม X_3

P_{32} = สัมประสิทธิ์เส้นทางจากตัวแปรอิสระ X_2 ไปยังตัวแปรตาม X_3

2.3.3) การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง

การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง สามารถคำนวณได้จาก การแยกส่วนความสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรในโมเดล ดังนี้

$$\boxed{r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_2 = P_{21}}$$

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_3$$

นำ Z_3 จากสมการที่ 6 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 \left(P_{31} Z_1 + P_{32} Z_2 + e_2\right)$$

$$r_{13} = P_{31}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + P_{32}\frac{\sum Z_1 Z_2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum(Z_1)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า $r_{13} = P_{31} + P_{32}r_{12}$

$= P_{31} + P_{32}\ P_{21}$ .....(7)

(P_{31} คือ Direct Effect และ $P_{32}\ P_{21}$ คือ Unanalyzed Component)

$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2Z_3$

นำ Z_3 จากสมการที่ 4 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2(P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_2)$$

$$r_{23} = P_{31}\frac{\sum Z_1Z_2}{N} + P_{32}\frac{\sum(Z_2)^2}{N} + \frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum(Z_2)^2}{N}$ = เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า $r_{23} = P_{31}r_{12} + P_{32}$

$= P_{31}P_{21} + P_{32}$ .....(8)

($P_{31}P_{21}$ คือ Unanalyzed Component และ P_{32} คือ Direct Effect)

ทั้ง r_{13} และ r_{23} ประกอบด้วย 2 ส่วน ได้แก่

1) ผลทางตรง

2) ผลอันเนื่องมาจากสาเหตุร่วมที่มีความสัมพันธ์กัน เนื่องจากไม่ทราบทิศทางความสัมพันธ์ เชิงสาเหตุ จึงเป็นส่วนที่ไม่สามารถวิเคราะห์และแปลความหมายได้

จากโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (A) (B) และ (C) สรุปได้ว่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามคู่ใดคู่หนึ่ง สามารถแยกแยะความสัมพันธ์ออกเป็นส่วนย่อยได้ดังนี้

1. ผลทางตรง (Direct Effect : DE) เป็นความสัมพันธ์โดยตรงระหว่างตัวแปร

2. ผลทางอ้อม (Indirect Effect : IE) เป็นความสัมพันธ์ทางอ้อมระหว่างตัวแปร

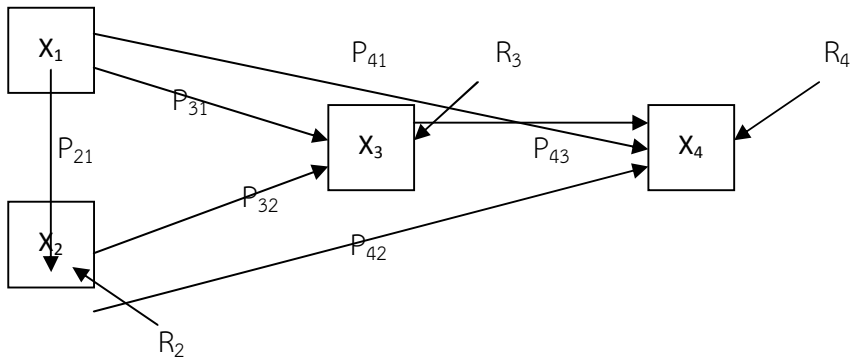
3. ผลที่ไม่สามารถนำมาวิเคราะห์ (Unanalyzed Component : U) เป็นผลมาจากสาเหตุร่วมที่มีความสัมพันธ์กัน (Correlate Causes)

4. ผลลวงที่เกิดขึ้น (Spurious Component : S) เป็นความสัมพันธ์ลวง อันเนื่องมาจากสาเหตุร่วมกัน

ผลรวมของ DE กับ IE เรียกว่า Total Effect หรือ Effect Coefficient ซึ่งแสดงถึงผลในเชิงสาเหตุทั้งหมด ส่วนผลรวมของ U และ S เป็นส่วนของความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

3. โมเดลเชิงสาเหตุ 4 ตัวแปร

3.1 ลักษณะของโมเดล



3.2 สมการโครงสร้าง

จากแผนภาพสามารถสร้างสมการพยากรณ์ ในรูปคะแนนมาตรฐาน โดยถือเอาตัวแปรที่อยู่ที่ลูกศรเป็นตัวแปรตาม ได้ดังนี้

(1) เนื่องจากตัวแปร X_1 เป็น Exogeneous variable ที่ไม่สามารถหาสาเหตุได้ จึงสมมติว่ามีเพียง Residual เท่านั้น และสมมติให้ Residual มีค่าเท่ากับ e ฉะนั้น สมการพยากรณ์ของตัวแปรที่ 1 คือ

$$Z_1 = e_1$$

2) ตัวแปร X_2 มีสาเหตุมาจาก ตัวแปร X_1 สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ว่า

$$Z_2 = P_{21}Z_1 + e_2 \quad \text{.....(9)}$$

(3) ตัวแปร X_3 มีสาเหตุมาจาก ตัวแปร X_2 และ X_1 สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ว่า

$$Z_3 = P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_3 \quad \text{.....(10)}$$

(4) ตัวแปร X_4 มีสาเหตุมาจาก ตัวแปร X_1 , X_2 และX_3 สามารถเขียนสมการพยากรณ์ได้ว่า

$$Z_4 = P_{41}Z_1 + P_{42}Z_2 + P_{43}Z_3 + e_4 \quad \text{.....(11)}$$

3.3 การคำนวณสัมประสิทธิ์เส้นทาง

จากสมการทั้ง 4 สามารถคำนวณค่า P ได้โดยอาศัยนิยามของสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ

3.3.1 การคำนวณค่า P_{21}

จาก $$r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_2$$

นำ Z_2 จากสมการที่ 9 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{12} = \frac{1}{N}\sum Z_1 (P_{21}Z_1 + e_2)$$

$$r_{12} = P_{21}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_1)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$ เป็นความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร X_1 กับ e_2 ตามข้อตกลงมีค่า = 0 ฉะนั้น

สรุปได้ว่า	r_{12}	$= P_{21}$ **หรือ** β_{21}

3.3.2 การคำนวณค่า P_{31} และ P_{32}

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1 Z_3$$

นำ Z_3 จากสมการที่ 10 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{13} = \frac{1}{N}\sum Z_1(P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_2)$$

$$r_{13} = P_{31}\frac{\sum(Z_1)^2}{N} + P_{32}\frac{\sum Z_1 Z_2}{N} + \frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum(Z_1)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum(Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า	r_{13}	$= P_{31} + P_{32} r_{12}$

$$= P_{31} + P_{32}\ P_{21}$$

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2 Z_3$$

นำ Z_3 จากสมการที่ 4 มาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{23} = \frac{1}{N}\sum Z_2(P_{31}Z_1 + P_{32}Z_2 + e_2)$$

$$r_{23} = P_{31}\frac{\sum Z_1Z_2}{N} + P_{32}\frac{\sum (Z_2)^2}{N} + \frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_2)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_2)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า	$r_{23} = P_{31}r_{12} + P_{32}$

$$= P_{31}P_{21} + P_{32}$$

จากสมการ ที่ได้ เรารู้ค่า r_{12} r_{13} และ r_{23} ก็สามารถคำนวณค่า P_{31} และ P_{32} ได้

3.3.3 การคำนวณค่า P_{41}, P_{42} และ P_{43}

จากสมการ $Z_4 = P_{41}Z_1 + P_{42}Z_2 + P_{43}Z_3 + e_4$ นั้น มีสหสัมพันธ์ ประกอบด้วย r_{14} r_{24} และ r_{34} จึงสามารถวิเคราะห์สมการได้ดังนี้

$$r_{14} = \frac{1}{N}\sum Z_1Z_4$$

นำ Z_4 จากสมการมาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{14} = \frac{1}{N}\sum Z_1(P_{41}Z_1 + P_{42}Z_2 + P_{43}Z_3 + e_4)$$

$$r_{14} = P_{41}\frac{\sum (Z_1)^2}{N} + P_{42}\frac{\sum Z_1Z_2}{N} + P_{43}\frac{\sum (Z_1)(Z_3)}{N} + \frac{\sum Z_1e_4}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_1)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_4)}{N}$ = 0 ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า	$r_{14} = P_{41} + P_{42}r_{12} + P_{43}r_{13}$

$$r_{24} = \frac{1}{N}\sum Z_2Z_4$$

นำ Z_4 จากสมการมาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{24} = \frac{1}{N}\sum Z_2\left(P_{41}Z_1 + P_{42}Z_2 + P_{43}Z_3 + e_4\right)$$

$$r_{24} = P_{41}\frac{\sum Z_1Z_2}{N} + P_{42}\frac{\sum (Z_2)^2}{N} + P_{43}\frac{\sum (Z_2)(Z_3)}{N} + \frac{\sum Z_2e_4}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_2)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_1)(e_4)}{N} = 0$ ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า $r_{24} = P_{41}r_{12} + P_{42} + P_{43}r_{23}$

$$r_{34} = \frac{1}{N}\sum Z_3Z_4$$

นำ Z_4 จากสมการมาแทนค่าในสูตร จะได้

$$r_{34} = \frac{1}{N}\sum Z_3\left(P_{41}Z_1 + P_{42}Z_2 + P_{43}Z_3 + e_4\right)$$

$$r_{34} = P_{41}\frac{\sum Z_1Z_3}{N} + P_{42}\frac{\sum (Z_2)(Z_3)}{N} + P_{43}\frac{\sum (Z_3)^2}{N} + \frac{\sum Z_3e_4}{N}$$

เนื่องจาก $\frac{\sum (Z_3)^2}{N}$ เป็นความแปรปรวนของคะแนนมาตรฐาน จึงมีค่าเป็น 1

สำหรับ $\frac{\sum (Z_3)(e_4)}{N} = 0$ ตามข้อตกลงเบื้องต้น

สรุปได้ว่า $r_{34} = P_{41}r_{13} + P_{42}r_{23} + P_{43}$

3.4 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ จากที่ได้ดำเนินการวิเคราะห์ได้สมการสหสัมพันธ์ทั้งหมด นั้น สามารถสรุปสมการได้ดังนี้

(1) $r_{12} = P_{21}$

(2) $r_{13} = P_{31} + P_{32}r_{12}$

(3) $r_{23} = P_{31}r_{12} + P_{32}$

(4) $r_{14} = P_{41} + P_{42}r_{12} + P_{43}r_{13}$

(5) $r_{24} = P_{41}r_{12} + P_{42} + P_{43}r_{23}$

(6) $r_{34} = P_{41}r_{13} + P_{42}r_{23} + P_{43}$

เมื่อพิจารณาจากแผนภาพโมเดล จะพบว่า ตัวแปร X_2 ได้รับอิทธิพลโดยตรงจากตัวแปร X_1 เป็นปริมาณเท่ากับ P_{21} หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่า r_{12} เกิดจากอิทธิพลของตัวแปร X_1 ที่มีต่อ X_2

ฉะนั้น เราสามารถหาค่า r_{13} ได้จาก

$$r_{13} = P_{31} + P_{32}r_{12}$$

แทนค่า r_{12} ใน สมการ จะได้

$$r_{13} = P_{31} + P_{32}P_{21}$$

สมการนี้แสดงให้เห็นการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของ r_{13} ว่าเกิดจากอิทธิพล 2 ส่วน คือ อิทธิพลโดยตรงของตัวแปร X_1 ที่มีต่อ X_3 และ อีกส่วนหนึ่งเกิดจากอิทธิพลของตัวแปร X_1 ที่ผ่านมาทางตัวแปร X_2 ไม่ได้ผ่านมาตรง ๆ

การพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปร X_1 ที่มีต่อ X_4 สามารถดำเนินการได้ดังนี้

$$r_{14} = P_{41} + P_{42}r_{12} + P_{43}r_{13}$$

แทนค่า $r_{12} = P_{21}$ และ $r_{13} = P_{31} + P_{32}P_{21}$ ใน r_{14} จะได้

$$r_{14} = P_{41} + P_{42}P_{21} + P_{43}(P_{31} + P_{32}P_{21})$$

$$= P_{41} + P_{42}P_{21} + P_{43}P_{31} + P_{43}P_{32}P_{21}$$

จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ r_{14} ออกเป็นส่วนได้ ก็จะทำให้เห็นองค์ประกอบของสหสัมพันธ์ ได้ดังนี้

(1) ตัวแปร X_1 มีผลโดยตรงต่อตัวแปร X_4 ($X_1 \rightarrow X_4$)

(2) ตัวแปร X_1 มีผลต่อตัวแปร X_2 แล้วมีผลต่อตัวแปร X_4 ($X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_4$)

(3) ตัวแปร X_1 มีผลต่อตัวแปร X_3 แล้วมีผลต่อตัวแปร X_4 ($X_1 \rightarrow X_3 \rightarrow X_4$)

(4) ตัวแปร X_1 มีผลต่อตัวแปร X_2 แล้วมีผลต่อตัวแปร X_3 แล้วมีผลต่อตัวแปร X_4 ($X_1 \rightarrow X_2 \rightarrow X_3 \rightarrow X_4$)

จากผลการวิเคราะห์ที่ได้ จะเห็นว่า ค่าสหสัมพันธ์ตัวหนึ่ง ๆ นั้น เกิดจากองค์ประกอบ 2 ประการ คือ

1. องค์ประกอบจากอิทธิพลทางตรง

2. องค์ประกอบจากอิทธิพลทางอ้อม ซึ่งมีได้หลายทางยกตัวอย่างเช่น r_{14} นั้นมี P_{41} เป็นองค์ประกอบทางตรงจากตัวแปร X_1 ส่วนนอกนั้น เป็นองค์ประกอบทางอ้อม ถ้าให้ TIE แทนอิทธิพลทางอ้อมทั้งหมด (Total Indirect Effect) ก็สามารถแบ่งส่วนของ r_{14} ได้ดังนี้

$r_{14} = TIE + P_{41}$

การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างด้วยโปรแกรมลิสเรล

LISREL เป็นคำย่อมาจากคำภาษาอังกฤษว่า "**L**Inear **S**tructural RELation" ซึ่งได้มาจากอักษรภาษาอังกฤษตัวพิมพ์ใหญ่ โดยมีความหมาย 3 อย่างคือ

1. เป็นโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation models) ที่มีความสำคัญสำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์ โมเดลลิสเรลเป็นโมเดลที่แสดงความสัมพันธ์โครงสร้างแบบเส้นระหว่างตัวแปรทั้งหมด มีหลักการโดยทั่วไปคือ โครงสร้างของความเป็นสาเหตุประกอบด้วยความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง (ตัวประกอบ) ซึ่งมีทั้งตัวแปรอิสระ และตัวแปรตาม ตัวแปรแฝงเหล่านี้ถึงแม้ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง แต่มีความสำคัญ ในฐานะเป็นตัวกำหนดหรือสาเหตุของตัวแปรที่เป็นสาเหตุของตัวแปรที่สังเกตได้บางตัว

2. เป็นภาษาที่ใช้ในการเขียนคำสั่งในสองภาษาสำหรับโปรแกรมลิสเรล [PRELIS, LISREL]

3. เป็นโปรแกรมสำเร็จรูปคอมพิวเตอร์ที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติที่พัฒนาโดย Karl G. Joreskog และ Dag Sorbom เพื่อวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างเชิงเส้นตรง (Structural Equation Model ใช้ตัวย่อว่า SEM) ซึ่งเป็นระเบียบวิธีการทางสถิติพหุตัวแปรอย่างหนึ่ง ตัวอย่างที่เป็นกรณีหนึ่งของการศึกษา SEM ที่นักวิจัยรู้จักดี ได้แก่ สมการถดถอย การวิเคราะห์ตัวประกอบ การศึกษาสายสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (path analysis) ซึ่งเป็นเทคนิคที่นำไปใช้กันมากในการวิจัยทางสังคมวิทยา จิตวิทยา และเศรษฐศาสตร์ โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลลักษณะนี้มีหลายโปรแกรม เช่น AMOS LISREL CALIS EQS LISCOMP และ SEPATH เป็นต้น ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะโปรแกรม ลิสเรลเท่านั้น ลิสเรลได้นำมาใช้ในการศึกษาและการวิเคราะห์งานวิจัยอย่างกว้างขวาง สามารถประยุกต์กับการวิจัยเชิงสำรวจ การวิจัยเชิงทดลอง การวิจัยช่วงใดช่วงหนึ่งของเวลา หรือการศึกษาติดตามผลในระยะยาวได้ ลิสเรลถูกนำมาใช้ครั้งแรกในปี 1970 และมีการพัฒนาต่อเนื่องมาจนถึงปัจจุบัน การวิเคราะห์โครงสร้างความแปรปรวนจัดเป็นสถิติในกลุ่ม Multivariate Analysis ซึ่งรวมเอาการวิเคราะห์เชิงยืนยันตัวประกอบการสร้างสมการหรือโมเดลทางเศรษฐมิติแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงซึ่งวัดจากตัวแปรสังเกตได้ที่เกี่ยวข้อง โมเดลโครงสร้างความแปรปรวน ประกอบด้วยโมเดลย่อย 2 โมเดล คือ โมเดลการวัด (Measurement Model) ซึ่งจะเน้นให้เห็นว่าตัวแปรแฝงจะวัดด้วยตัวแปรสังเกตได้อย่างไร และโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงด้วยกัน และความคลาดเคลื่อนที่ไม่สามารถศึกษาได้จากความสัมพันธ์ดังกล่าว

นอกจากนี้โมเดลลิสเรลยังมีชื่อว่า "โมเดลสมการโครงสร้างเชิงเส้น" (Linear Structural Equation model : SEM) และ "โมเดลโครงสร้างความแปรปรวนร่วม" (Covariance Structural Equation models) กล่าวโดยรวมแล้ว การวิเคราะห์โครงสร้างความแปรปรวนร่วม เป็นการศึกษาว่าโครงสร้างความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงตามสมมุติฐานหรือเชิงทฤษฎี กับโครงสร้างความ

แปรปรวนจากข้อมูลเชิงประจักษ์มีความเหมาะกลมกลืนกันเพียงใด ดังนั้นในการวิเคราะห์จึงใช้ข้อมูลที่เป็นความแปรปรวนร่วม ไม่ใช้ข้อมูลดิบจากกลุ่มตัวอย่างโดยตรง

จากที่กล่าวแล้วว่าโมเดลลิสเรล เป็นโมเดลที่แสดงความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้นตรง (Linear Equation) ระหว่างตัวแปรทั้งหมดโมเดลรวมของลิสเรลประกอบด้วยโมเดลย่อย 2 โมเดลคือ โมเดลการวัด (Measurement Model หรือ Confirmatory Factor Analysis) กับโมเดลโครงสร้างหรือโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Model : SEM) ที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงด้วยกัน ความสัมพันธ์ของตัวแปรในโมเดลทั้งหมดก็คือ สมมติฐานทางการวิจัยซึ่งสามารถสร้างโมเดลได้โดยอาศัยพื้นฐานจากทฤษฎี ดังตัวอย่างในภาพ 19 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. โมเดลการวัด (Measurement Model or Confirmatory factor Models)

โมเดลการวัดเป็นโมเดลการวิเคราะห์ตัวประกอบซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้ (OBSERVED VARIABLE) กับตัวประกอบหรือตัวแปรแฝง (LATENT VARIABLE) โมเดลการวัดประกอบด้วยชุดของตัวแปรอิสระที่สังเกตได้ $X = (X_1, X_2, \ldots, X_P)$ และตัวแปรตามที่สังเกตได้ $Y = (Y_1, Y_2, \ldots, Y_Q)$ ชุดของตัวแปร X และ Y ถูกนำมาวิเคราะห์ตัวประกอบ ซึ่งจะได้ตัวประกอบร่วม (ตัวแปรแฝง) $\xi = (\xi_1, \xi_2, \ldots, \xi_M)$ และ $\eta = (\eta_1, \eta_2, \ldots, \eta_N)$ ตลอดจนตัวประกอบเฉพาะ (ความคลาดเคลื่อน) $\delta = (\delta_1, \delta_2, \ldots, \delta_P)$ และ $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_Q)$ ตามลำดับ ดังสมการ

$$X = \lambda x \xi + \delta \qquad\qquad Y = \lambda y \eta + \varepsilon$$

เมื่อ X = เวคเตอร์ของค่าจากการวัดตัวแปรอิสระที่สังเกตได้ (ตัวแปรสังเกตได้ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรอิสระ : ξ)

λx (Lamda x) = เมทริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยหรือน้ำหนักตัวประกอบซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง X กับ ξ

δ (Delta) = เวคเตอร์ของค่าความคลาดเคลื่อนในสมการ X

Y = เวคเตอร์ของค่าจากการวัดตัวแปรตามที่สังเกตได้ (ตัวแปรสังเกตได้ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรตาม : η)

λy (Lamda y) = เมทริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยหรือน้ำหนักตัวประกอบซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y กับ η

ε (Epsilon) = เวคเตอร์ของค่าความคลาดเคลื่อนในสมการ Y

2. โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation model)

โมเดลสมการโครงสร้างเป็นโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างตัวประกอบหรือตัวแปรแฝง (Latent Variable) ด้วยกันเอง ตัวแปรแฝง η และ ξ โดยทั่วไปมีความสัมพันธ์กัน (Oblique) ทั้งภายในกลุ่มตัวแปร และระหว่างกลุ่มตัวแปร โดย η' S ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรตาม (Latent Endogenous Variables) และ ξ'S ถูกกำหนดให้เป็นให้เป็นตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรอิสระ (Latent Exogenous Variables) ดังสมการ

$$\eta = \beta\eta + \gamma\xi + \zeta$$

เมื่อ η (eta) = เวคเตอร์ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรตาม

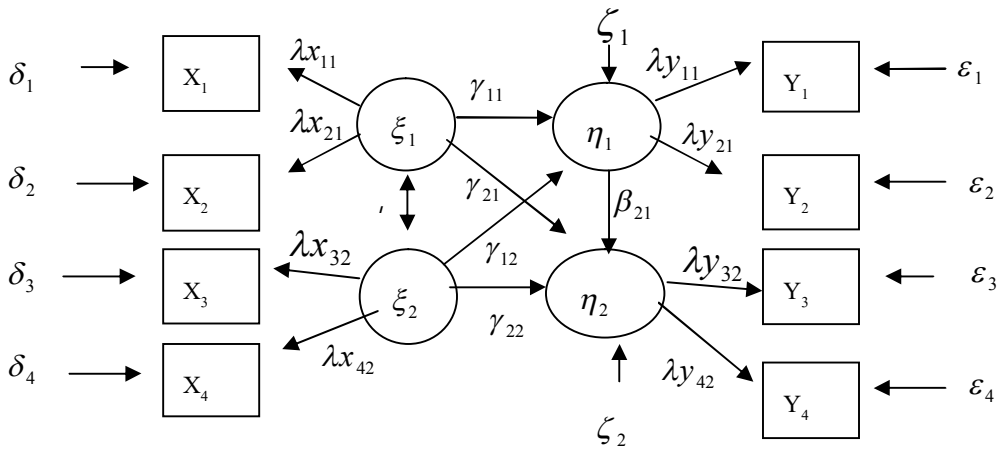
ξ (xi) = เวคเตอร์ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรอิสระ

β (Beta) = เมทริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอย ซึ่งแสดงอิทธิพลโดยตรงของ η ที่มีต่อ η ตัวอื่น ๆ ดังนั้นสมาชิกในแนวทแยงมุมของ β จะมีค่าเป็น 0

γ (gamma) = เมทริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอย ซึ่งแสดงอิทธิพลโดยตรงของ ξ ที่มีต่อ η

ζ (Zeta) = เวคเตอร์ของความคลาดเคลื่อนของการวัดสมการ Y

ตัวอย่างแผนภาพโมเดล LISREL



Measurement Model	Structural Equation Model	Measurement Model
$X = (\lambda x)(\xi) + \delta$	$\eta = (\beta)(\eta) + \gamma\xi + \zeta$	$Y = (\lambda y)(\eta) + \varepsilon$

ภาพประกอบ 19 โมเดลในโปรแกรมลิสเรล

โมเดลการวัดในแผนภาพมีตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร คือ ξ_1 (K_1) และ ξ_2 (K_2) และตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรภายใน 2 ตัวแปร คือ η_1 (E_1) และ η_2 (E_2) ตัวแปรแฝงแต่ละตัว วัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ 2 ตัวแปร โดยมีสัญลักษณ์ต่าง ๆ แทนเมทริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 8 เมตริกซ์ สัญลักษณ์แทนเวคเตอร์ตัวแปร 4 เวคเตอร์และสัญลักษณ์แทนเวคเตอร์ความคลาดเคลื่อนอีก 3 เวคเตอร์ ซึ่งสัญลักษณ์เหล่านี้เป็นอักษรกรีกแต่ในการเขียนคำสั่งเพื่อการวิเคราะห์และผลในการวิเคราะห์ข้อมูลจะใช้ตัวย่อเป็นภาษาอังกฤษ ดังนั้นสัญลักษณ์ที่ใช้จึงมีทั้งอักษรกรีกและตัวย่อภาษาอังกฤษ ซึ่งแต่ละตัวมีความหมายดังนี้

ตาราง 9 สัญลักษณ์และความหมายในโมเดลลิสเรล

ชื่อเมทริกซ์	สัญลักษณ์กรีก	สัญลักษณ์ในภาษาลิสเรล	ขนาด
Eks	X	X	NX×1
Wi	Y	Y	NY×1
Ksi/Xi	ξ	K	NK×1
Eta	η	E	NE×1
Delta	δ	D	NX×1
Epsilon	ε	E	NY×1
Zeta	ζ	Z	NE×1
Lambda-X	λx	LX	NX×NK
Lambda-Y	λy	LY	NY×NE
Gamma	γ	GA	NE×NK
Beta	β	BE	NE×NE
Phi	Φ	PH	NK×NK
Psi	Ψ	PS	NE×NE
Theta-delta	$\Theta\delta$	TD	NX×NX
Theta-epsilon	$\Theta\varepsilon$	TE	NY×NY

ในที่นี้ NX = จำนวนตัวแปรภายนอกสังเกตได้

NY = จำนวนตัวแปรภายในสังเกตได้

NK = จำนวนตัวแปรภายนอกแฝง

NE = จำนวนตัวแปรภายในแฝง

X = Eks = เวคเตอร์ตัวแปรภายนอกสังเกตได้ X ขนาด (NX x 1)

Y = Wi = เวคเตอร์ตัวแปรภายในสังเกตได้ Y ขนาด (NY x 1)

ξ = Xi = เวคเตอร์ตัวแปรแฝงภายนอก K ขนาด (NK x 1)

η = Eta = เวคเตอร์ตัวแปรแฝงภายใน E ขนาด (NE x 1)

δ = Delta = เวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน d ในการวัดตัวแปร X ขนาด (NX x 1)

ε = Epsilon = เวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน e ในการวัดตัวแปร Y ขนาด (NE x 1)

ζ = Zeta = เวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน z ของตัวแปร E ขนาด (NE x 1)

λx = Lambda-X = LX เมทริกซ์สัมประสิทธิ์การถดถอยของ K บน X ขนาด (NX x NK)

λy = Lambda-Y = LY เมทริกซ์สัมประสิทธิ์การถดถอยของ E บน Y ขนาด (NY x NE)

γ = Gamma = GA เมทริกซ์อิทธิพลเชิงสาเหตุจาก K ไป E ขนาด (NE x NK)

β = Beta = BE เมทริกซ์อิทธิพลเชิงสาเหตุระหว่าง E ขนาด (NE x NE)

Φ = Phi = PH เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรภายนอกแฝง K ขนาด (NK x NK)

Ψ = Psi = PS เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน z ขนาด (NE x NE)

$\Theta\delta$ = Theta-delta = TD เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน d ขนาด (NX x NX)

$\Theta\varepsilon$ = Theta-epsilon = TE เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อน e ขนาด (NY x NY)

ตัวอย่างโมเดลลิสเรลในรูปสมการ (จากภาพ 19)

โมเดลการวัดสำหรับตัวแปรภายนอก (แสดงด้วยสัญลักษณ์อักษรกรีก)

$$[X] = [\lambda x][\xi] + [\delta]$$

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ \\ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda x(1,1) & 0 \\ \lambda x(2,1) & 0 \\ 0 & \lambda x(3,2) \\ 0 & \lambda x(4,2) \\ X_1 = \lambda x_{11}\xi_1 + \delta_1 & \\ X_3 = \lambda x_{32}\xi_2 + \delta_3 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \\ \xi_1 \\ \xi_2 \\ \\ \\ \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ X_2 = \lambda x_{21}\xi_1 + \delta_2 \\ X_4 = \lambda x_{42}\xi_2 + \delta_4 \end{bmatrix}$$

โมเดลการวัดสำหรับตัวแปรภายใน (แสดงด้วยสัญลักษณ์อักษรกรีก)

$$[Y] = [\lambda y][\eta] + [\varepsilon]$$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ \\ \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda y(1,1) & 0 \\ \lambda y(2,1) & 0 \\ 0 & \lambda y(3,2) \\ 0 & \lambda y(4,2) \\ Y_1 = \lambda y_{11}\eta_1 + \varepsilon_1 & \\ Y_3 = \lambda y_{32}\eta_2 + \varepsilon_3 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \\ \eta_1 \\ \eta_2 \\ \\ \\ \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ Y_2 = \lambda y_{21}\eta_1 + \varepsilon_2 \\ Y_4 = \lambda y_{42}\eta_2 + \varepsilon_4 \end{bmatrix}$$

โมเดลการวัดสำหรับตัวแปรภายนอก (แสดงด้วยสัญลักษณ์ภาษาอังกฤษ)

$$[X] = [LX][K] + [d]$$

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} LX(1,1) & 0 \\ LX(2,1) & 0 \\ 0 & LX(3,2) \\ 0 & LX(4,2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ d_4 \end{bmatrix}$$

$$X_1 = LX(1,1)K_1 + d_1 \qquad X_2 = LX(2,1)K_1 + d_2$$

$$X_3 = LX(3,2)K_2 + d_3 \qquad X_4 = LX(4,2)K_2 + d_4$$

โมเดลการวัดสำหรับตัวแปรภายใน (แสดงด้วยสัญลักษณ์ภาษาอังกฤษ)

$$[Y] = [LY][E] + [e]$$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ly(1,1) & 0 \\ Ly(2,1) & 0 \\ 0 & Ly(3,2) \\ 0 & Ly(4,2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \end{bmatrix}$$

$$Y_1 = LY(1,1)E_1 + e_1 \qquad Y_2 = LY(2,1)E_1 + e_2$$

$$Y_3 = LY(3,2)E_2 + e_3 \qquad Y_4 = LY(4,2)E_2 + e_4$$

โมเดลสมการโครงสร้าง (แสดงด้วยสัญลักษณ์ภาษากรีก)

$$[\eta] = [\beta][\eta] + [\gamma][\xi] + [\zeta]$$

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta(2,1) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta_1 \qquad \eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \gamma_{22}\xi_2 + \zeta_2$$

โมเดลสมการโครงสร้าง (แสดงด้วยสัญลักษณ์ภาษาอังกฤษ)

$$[E] = [BE][E] + [GA][K] + [z]$$

$$\begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ BE(2,1) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} GA(1,1) & GA(1,2) \\ GA(2,1) & GA(2,2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix}$$

$$E_1 = GA(1,1)K_1 + GA(1,2)K_2 + z_1$$

$$E_2 = BE(2,1)E_1 + GA(2,1)K_1 + GA(2,2)K_2 + z_2$$

การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างเชิงเส้นด้วยโปรแกรม LISREL

การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างเชิงเส้นด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป ซึ่งปัจจุบันได้มีการพัฒนาโปรแกรม LISREL ถึง เวอร์ชั่น 8.72 และมี เวอร์ชั่นสำหรับนิสิตนักศึกษาได้ลองศึกษาเป็นตัวอย่างเช่น LISREL 8.8 (student version) ดังนั้นเพื่อให้เข้าใจในการใช้โปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูล ผู้วิจัยจึงได้เสนอแนะแนวทางและขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรมลิสเรล ดังนี้ ลักษณะเด่น ของโปรแกรมลิสเรล มีอยู่ 5 ประการ คือ

ประการที่หนึ่ง โปรแกรมลิสเรลใช้ทฤษฎีทางสถิติวิธีแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood Statistical Theory) หรือ ML เป็นพื้นฐานในการวิเคราะห์ข้อมูล วิธีการประมาณค่าทำได้โดยการสมมุติค่าพารามิเตอร์ขึ้นมาชุดหนึ่ง แล้วหาค่าไลค์ลิฮูด หรือความเป็นไปได้ของการที่จะได้ค่าสังเกตของตัวแปรจากประชากรกลุ่มที่สมมุติค่าพารามิเตอร์ไว้นั้น วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบนี้ต้องใช้การคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) หลายครั้งจนกว่าค่าพารามิเตอร์ที่ได้ในแต่ละครั้งจะมีค่าเข้าใกล้ (Converge) ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นจริง

ประการที่สอง ลักษณะของโมเดลในโปรแกรมลิสเรล โมเดลใหญ่ในโปรแกรมลิสเรลประกอบด้วย โมเดลที่สำคัญ 2 โมเดลคือ โมเดลการวัด (Measurement Model) และโมเดลสมการโครงสร้าง (Structure equation Model) โดยที่โมเดลการวัดทำให้โปรแกรมลิสเรลสามารถแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนในการวัด (Measurement error) ได้ โดยใช้หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบเพื่อยืนยันหรือการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบ (Confirmatory factor analysis) ในการประมาณค่าตัวแปรแฝง (ไม่มี error) ตามโมเดลแสดงความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างแบบเส้นระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้กับตัวแปรแปรแฝง แล้วใช้ตัวแปรแฝงไปวิเคราะห์ข้อมูล ส่วนโมเดลสมการโครงสร้างในโปรแกรมลิสเรลนั้นครอบคลุมลักษณะความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างแบบเส้นทุกรูปแบบ จึงสามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal relations) โมเดลแบบอิทธิพลทางเดียว หรือแบบอิทธิพลย้อนกลับ (Recursive or non-recursive Models) รวมทั้งโมเดลที่มีปัญหาการร่วมเส้นตรงพหุ (Multicollinearity)

ประการที่สาม โปรแกรมลิสเรลเป็นโปรแกรมที่นักวิจัยสามารถใช้ตรวจสอบโมเดลความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างแบบเส้นระหว่างตัวแปรจากทฤษฎีว่าโมเดลตามสมมุติฐานสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์เพียงใดได้หลายวิธีได้แก่การใช้ไคสแควร์ (χ^2) ดัชนีวัดความเหมาะสมหรือดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index = GFI) รากของกำลังสองของเศษเหลือเฉลี่ย (root of mean square residuals = RMR) ในการตรวจสอบ เมื่อโมเดลและข้อมูลสอดคล้องกันผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี ML จะมีความถูกต้องตรงตามค่าพารามิเตอร์ แต่ถ้าโมเดลและข้อมูลไม่สอดคล้องกัน โปรแกรมลิสเรลจะมีแนวทางแนะให้นักวิจัยปรับเปลี่ยนเส้นทางอิทธิพลในโมเดลหรือตรวจสอบความคลาดเคลื่อนในการวัดของตัวแปรจนกว่าจะได้ผลการวิเคราะห์ที่ต้องการ

ประการที่สี่ ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์ข้อมูล ตามปกติเมื่อนักวิจัยวิเคราะห์ข้อมูลของการวิเคราะห์อิทธิพล (Path Analysis) นักวิจัยต้องตรวจสอบข้อมูลว่าสอดคล้องกับข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์การถดถอยและการวิเคราะห์อิทธิพลซึ่งมีอยู่หลายข้อ และข้อมูลส่วนใหญ่จะไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นโดยเฉพาะข้อที่ว่าด้วยความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนและข้อที่ว่าตัวแปรที่วัดได้หรือสังเกตได้ต้องไม่มีความคลาดเคลื่อน แต่เมื่อวิเคราะห์ด้วย

โปรแกรมลิสเรล ข้อจำกัดในเรื่องข้อตกลงเบื้องต้นจะมีน้อยกว่าทำให้ผลการวิเคราะห์มีความถูกต้องมากกว่าการวิเคราะห์แบบเดิม

ประการที่ห้า โปรแกรมลิสเรลมีการพัฒนาโปรแกรมพรีลีส หรือ PRELIS (PREprocessor for LISrel) เพื่อใช้เป็นโปรแกรมสำหรับการคัดเลือกหรือสกรีนข้อมูลและสรุปข้อมูลที่เป็นตัวแปรพหุนาม (Multivariate) ซึ่งตามปกติการเตรียมข้อมูลเบื้องต้นสามารถเตรียมได้จากโปรแกรม SPSS

ข้อจำกัด

โปรแกรมลิสเรลเป็นโปรแกรมที่มีจุดด้อยเช่นเดียวกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปทั่วไปผู้ที่จะใช้งานโปรแกรมลิสเรลต้องเรียนรู้การใช้คำสั่งซึ่งมีสัญลักษณ์และรูปแบบค่อนข้างซับซ้อน

ข้อตกลงเบื้องต้นสำหรับโมเดลลิสเรล

การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างลิสเรลมีข้อตกลงเบื้องต้น 4 ข้อดังนี้

1. รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งหมดในโมเดลเป็นความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง จากการรวมตัวในเชิงบวก และเป็นความสัมพันธ์ในเชิงสาเหตุ

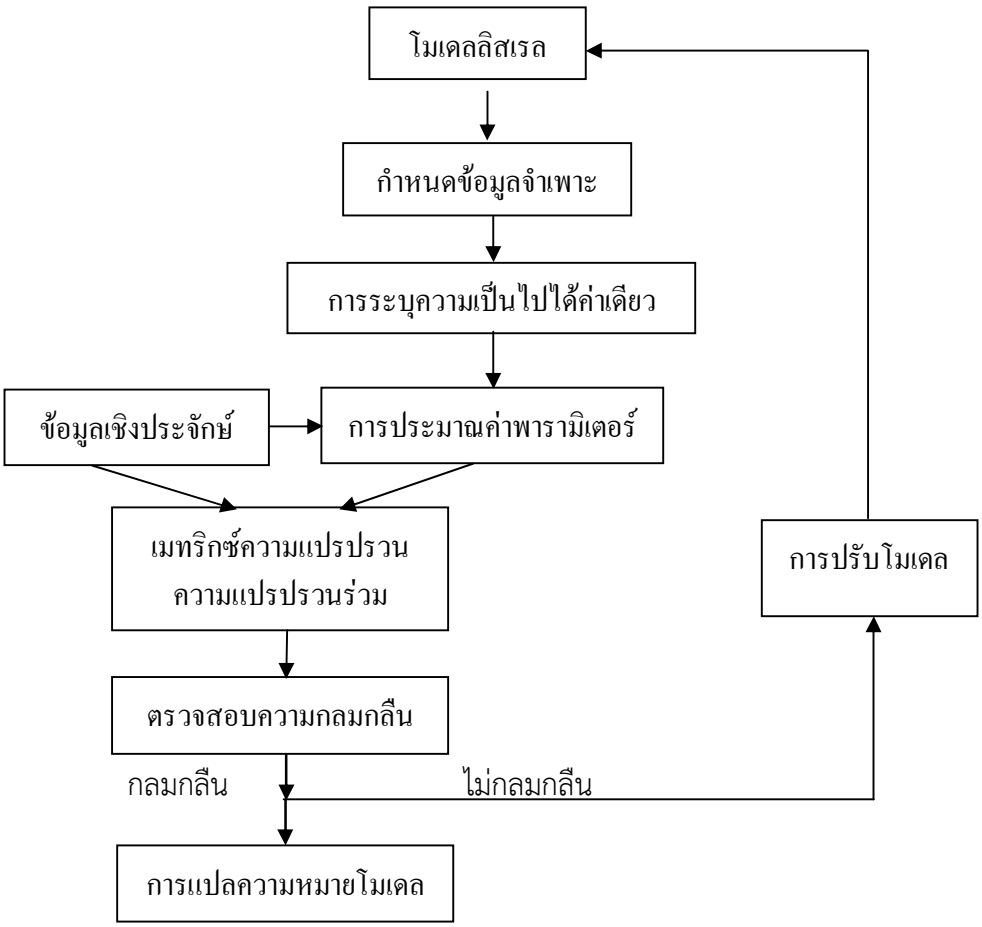
2. การแจกแจงของตัวแปรทั้งตัวแปรภายนอก (ต้น) และตัวแปรภายใน (ตาม) และความคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ และความคลาดเคลื่อน e, d, z มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์

3. มีความเป็นอิสระต่อกันระหว่างตัวแปรกับความคลาดเคลื่อน มีข้อตกลงดังนี้

ค่าความคลาดเคลื่อน e และค่าตัวแปรแฝง E เป็นอิสระต่อกัน
ค่าความคลาดเคลื่อน d และค่าตัวแปรแฝง K เป็นอิสระต่อกัน
ค่าความคลาดเคลื่อน z และค่าตัวแปรแฝง K เป็นอิสระต่อกัน
ค่าความคลาดเคลื่อน e, d และ z เป็นอิสระต่อกัน

4. สำหรับกรณีการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) ที่มีการวัดค่าตัวแปรมากกว่า 2 ครั้ง ค่าตัวแปรต้องไม่ได้รับอิทธิพลจากช่วงเวลา (time lag) ระหว่างการวัด

ขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลลิสเรล



ภาพประกอบ 20 ขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลลิสเรล

โมเดลต้นแบบที่เสนอไว้ในภาพ 19 มีตัวแปรภายนอกสังเกตได้ (X) ตัวแปรภายในสังเกตได้ (Y) ตัวแปรแฝงภายนอก (K) และตัวแปรแฝงภายใน (E) ประเภทละ 2 ตัวแปรเท่านั้น การที่เสนอโมเดลต้นแบบให้มีจำนวนตัวแปรน้อยนั้น มุ่งให้เข้าใจลักษณะโมเดลและจำสัญลักษณ์ที่ใช้ในโมเดล ได้รวดเร็ว เมื่อเข้าใจแล้วจะขยายให้โมเดลมีตัวแปรมากขึ้นและความสัมพันธ์ซับซ้อนมากขึ้นได้ในภายหลัง สิ่งสำคัญที่ต้องทำความคุ้นเคย คือ การใช้สัญสักษณ์แทนเมทริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 8 เมทริกซ์ และสัญลักษณ์แทนเวกเตอร์ 4 เวคเตอร์ กับสัญลักษณ์แทนเวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน 3 เวคเตอร์ แม้ว่าสัญลักษณ์ที่ใช้นั้น ผู้พัฒนาโปรแกรมจะกำหนดเป็นภาษากรีก แต่ในการเขียนคำสั่งเพื่อวิเคราะห์ข้อมูล และในผลการวิเคราะห์ข้อมูลใช้ตัวย่อภาษาอังกฤษ ดังนั้นเพื่อความสะดวก จึงจะใช้ตัวย่อภาษาอังกฤษโดยตลอด เช่น [BE] แทนเมทริกซ์ β และสมาชิกในเมทริกซ์ [BE] แถวที่ 2 หลักที่ 1 จะใช้ BE(2,1) แทน β 21 ใช้ [E] แทนเวคเตอร์ η และเนื่องจากเวคเตอร์มีเพียง 1 หลัก ดังนั้นสมาชิกในเวคเตอร์ [E] แถวที่ 2 จึงใช้สัญลักษณ์ E_2 แทน η_2 เป็นต้น โมเดลตามที่แสดงในภาพ 19 ประกอบด้วยโมเดลสมการโครงสร้างและโมเดลการวัดแสดงด้วยภาษากรีก และตัวย่อภาษาอังกฤษ ดังได้แสดงในตัวอย่างการเขียนโมเดลในรูปสมการ

โมเดลลิสเรลที่แสดงในภาพ 19 และตัวอย่างโมเดลการวัดกับโมเดลสมการโครงสร้าง ที่สอดคล้องกัน เมทริกซ์พารามิเตอร์ BE , GA , LX และ LY ทั้ง 4 เมทริกซ์จะมีสมาชิกซึ่งแทนพารามิเตอร์ตามเส้นทางอิทธิพลระหว่างตัวแปรในโมเดล ตัวอย่างเช่น เมทริกซ์ BE จะมีอิทธิพลจาก E1 ไปที่ E2 แทนด้วยพารามิเตอร์ BE(2,1) อิทธิพลจาก E2 ไปที่ E1 แทนด้วยพารามิเตอร์ BE(1,2) แต่ในภาพ 19 ไม่มีเส้นอิทธิพล ดังนั้น BE(1,2) จึงมีค่าเป็น 0 ส่วนพารามิเตอร์ BE(1,1) และ BE(2,2) มีค่าเป็น 0 เพราะตัวแปร E1 และ E2 ต่างก็ไม่มีอิทธิพลต่อตัวมันเอง

นอกจากเมทริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 4 เมทริกซ์แล้ว ยังมีเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม (Variance – Covariance matrix) ระหว่างตัวแปรแฝงภายนอก (K) และระหว่างตัวแปร ความคลาดเคลื่อน รวมทั้งหมด 4 เมทริกซ์ คือ เมทริกซ์ PH , PS , TD และ TE ตามโมเดลลิสเรล ในภาพ 19 ตัวแปรแฝงภายนอกมีความสัมพันธ์กัน สมาชิกของเมทริกซ์ PH ซึ่งเป็นค่าความแปรปรวน ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรแฝงภายนอก จึงมีค่าไม่เท่ากับ 0 ส่วนเมทริกซ์ PS , TD , และ TE เนื่องจากตามภาพที่ 19 มีตัวแปรความคลาดเคลื่อนทุกตัวไม่สัมพันธ์กัน ดังนั้นค่าความแปรปรวนระหว่างตัวแปรความคลาดเคลื่อนจึงมีค่าเป็น 0 ทั้งหมด ส่วนสมาชิกในเมทริกซ์ทั้งสาม เฉพาะสมาชิกที่อยู่ในแนวทแยง ซึ่งเป็นค่าความแปรปรวนเท่านั้นที่มีค่าไม่เท่ากับ 0 ดังนั้นจึงเขียนสัญลักษณ์แทนสมาชิกในเมทริกซ์ทั้ง 8 เมทริกซ์ ได้ดังนี้

$$LX = \begin{bmatrix} LX(1,1) & LX(1,2) \\ LX(2,1) & LX(2,2) \\ LX(3,1) & LX(3,2 \\ LX(4,1) & LX(4,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & 0 \\ * & 0 \\ 0 & \\ 0 & * \end{bmatrix} \qquad LY = \begin{bmatrix} LY(1,1) & LY(1,2) \\ LY(2,1) & LY(2,2) \\ LY(3,1) & LY(3,2) \\ LY(4,1) & LY(4,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & 0 \\ * & 0 \\ 0 & * \\ 0 & * \end{bmatrix}$$

$$GA = \begin{bmatrix} GA(1,1) & GA(1,2) \\ GA(2,1 & GA(2,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * \\ * & * \end{bmatrix} \qquad BE = \begin{bmatrix} BE(1,1) & BE(1,2) \\ BE(2,1) & BE(2,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ * & 0 \end{bmatrix}$$

$$PH = \begin{bmatrix} PH(1,1) & PH(1,2) \\ PH(2,1) & PH(2,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * \\ * & * \end{bmatrix} \qquad PS = \begin{bmatrix} PS(1,1) & PS(1,2) \\ PS(2,1) & PS(2,2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & 0 \\ 0 & * \end{bmatrix}$$

$$TD = \begin{bmatrix} TD(1,1) & TD(1,2) & TD(1,3) & TD(1,4) \\ TD(2,1) & TD(2,2) & TD(2,3) & TD(2,4) \\ TD(3,1) & TD(3,2 & TD(3,3) & TD(3,4) \\ TD(4,1) & TD(4,2) & TD(4,4) & TD(4,4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & 0 & 0 & 0 \\ 0 & * & 0 & 0 \\ 0 & 0 & * & 0 \\ 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

$$TE = \begin{bmatrix} TE(1,1) & TE(1,2) & TE(1,3) & TE(1,4) \\ TE(2,1) & TE(2,2) & TE(2,3) & TE(2,4) \\ TE(3,1) & TE(3,2 & TE(3,3) & TE(3,4) \\ TE(4,1) & TE(4,2) & TE(4,4) & TE(4,4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & 0 & 0 & 0 \\ 0 & * & 0 & 0 \\ 0 & 0 & * & 0 \\ 0 & 0 & 0 & * \end{bmatrix}$$

ภาพประกอบ 21 เมทริกซ์พารามิเตอร์ของโมเดลจากภาพ 19 ที่กำหนดข้อมูลจำเพาะแล้ว

การกำหนดข้อมูลจำเพาะ

สิ่งสำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรมลิสเรล คือการกำหนดค่าเมทริกซ์ทั้ง 8 เมทริกซ์ให้สอดคล้องกับโมเดลการวิจัย เพื่อที่จะเขียนคำสั่งให้โปรแกรมลิสเรลประมาณค่าพารามิเตอร์ตามลักษณะของพารามิเตอร์ในโมเดล ผู้พัฒนาโปรแกรมได้กำหนดไว้มี 3 ประเภท

1. พารามิเตอร์กำหนด (fixed parameters) เมื่อโมเดลการวิจัยไม่มีเส้นแสดงอิทธิพลระหว่าง ตัวแปร พารามิเตอร์ขนาดอิทธิพลตัวนั้นมีค่าเป็นศูนย์ นักวิจัยกำหนดค่าสมาชิกในเมทริกซ์แทนพารามิเตอร์นั้นเป็นพารามิเตอร์กำหนดใช้สัญลักษณ์ “0”

2. พารามิเตอร์บังคับ (Constrained parameters) เมื่อโมเดลการวิจัยมีเส้นแสดงอิทธิพลระหว่างตัวแปรและพารามิเตอร์ขนาดอิทธิพลตัวนั้นเป็นค่าที่ต้องประมาณ แต่นักวิจัยมีเงื่อนไขกำหนดให้พารามิเตอร์บางตัวมีค่าเฉพาะคงที่เช่น มีค่าเท่ากับหนึ่งหรือมีค่าเท่ากับพารามิเตอร์ตัวอื่น ๆ กรณีนี้นักวิจัยกำหนดค่าสมาชิกให้เมทริกซ์นี้แทนค่าพารามิเตอร์นั้นเป็นพารามิเตอร์บังคับถ้าบังคับให้มีค่าเป็นหนึ่ง ใช้สัญลักษณ์ “1”

3. พารามิเตอร์อิสระ (free parameters) หมายถึง พารามิเตอร์ที่นักวิจัยต้องการประมาณค่าและไม่ได้บังคับให้มีค่าอย่างใดอย่างหนึ่ง ใช้สัญลักษณ์ “*”

การกำหนดลักษณะของพารามิเตอร์ดังกล่าวข้างต้นขึ้นอยู่กับลักษณะโมเดลการวิจัย ถ้านักวิจัยมีโมเดลเต็มรูป (full model) หรือโมเดลระบุพอดี (just identified model) ซึ่งหมายถึง โมเดลที่มีเส้นแสดงอิทธิพลระหว่างตัวแปรครบทุกเส้น นักวิจัยต้องประมาณค่าพารามิเตอร์ขนาดอิทธิพลทุกค่าลักษณะพารามิเตอร์อิสระ ซึ่งนักวิจัยอาจกำหนดค่าพารามิเตอร์บางค่าให้เป็นพารามิเตอร์บังคับก็ได้ แต่ถ้านักวิจัยได้ตรวจสอบโมเดลและลบเส้นแสดงอิทธิพลระหว่างตัวแปรบางเส้นออกไป พารามิเตอร์ขนาดอิทธิพลบางตัวในเมทริกซ์ที่แทนเส้นแสดงอิทธิพลนั้นจะถูกกำหนดให้มีค่าเป็นศูนย์ โมเดลที่มีเส้นแสดงอิทธิพลระหว่างตัวแปรไม่ครบทุกเส้นนี้เรียกว่า โมเดลลดรูป (reduced from model) หรือโมเดลระบุเกินพอดี (over identified model) และเมทริกซ์ของพารามิเตอร์ในโมเดลประเภทนี้จะมีพารามิเตอร์ บางค่าเป็นพารามิเตอร์กำหนด (Pedhazur. 1982 : 615-626)

เพื่อให้เป็นที่เข้าใจชัดเจนถึงลักษณะโมเดลลิสเรล และการกำหนดค่าเมทริกซ์ของพารามิเตอร์ทั้ง 8 เมทริกซ์ที่จะประมาณค่า เช่นตัวอย่างโมเดลการวิจัยตามที่แสดงในภาพ 19 โมเดลการวิจัยนี้แสดงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรที่เป็นสาเหตุ 3 ตัวแปร คือ K_1 K_2 และ E_1 กับ ตัวแปรผล ได้แก่ E_2 โมเดลการวิจัยนี้เรียกว่าโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน (achievement model) ถ้า E_2 คือ ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน เพราะเป็นโมเดลการวิจัยที่นักวิจัยมุ่งอธิบายว่าความแตกต่างของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนเกิดขึ้นเนื่องจากสาเหตุใด เนื่องจากตัวแปรทั้งหมดเป็นคุณลักษณะแฝง หรือ ตัวแปรแฝงวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้รวม 8 ตัวแปร ดังรายละเอียดในภาพ 19

จากโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในภาพ 19 ที่นักวิจัยสร้างขึ้นโดยอาศัยพื้นฐานจากทฤษฎีนำมากำหนดเมทริกซ์พารามิเตอร์ 8 เมทริกซ์ โดยระบุสมาชิกในแต่ละเมทริกซ์ให้สอดคล้องกับเส้นแสดงอิทธิพลในโมเดล ถ้าไม่มีเส้นแสดงอิทธิพลระหว่างตัวแปรคู่ใด สมาชิกในเมทริกซ์ซึ่งแทนพารามิเตอร์ระหว่างตัวแปรคู่นั้นมีค่าเป็นศูนย์ตามลักษณะของพารามิเตอร์กำหนด ถ้ามีเส้นแสดงอิทธิพลสมาชิกในเมทริกซ์เป็นสมาชิกอิสระ ซึ่งต้องมีการวิเคราะห์ประมาณค่า ผลจากการกำหนดเมทริกซ์พารามิเตอร์ 8 เมทริกซ์ ควรเทียบเส้นแสดงอิทธิพลกับลักษณะพารามิเตอร์ของสมาชิกแต่ละตัวในเมทริกซ์แต่ละเมทริกซ์ด้วยเพื่อให้เข้าใจได้เร็วขึ้น

เมทริกซ์ LX และ LY ซึ่งเป็นเมทริกซ์พารามิเตอร์ในโมเดลการวัด แสดงว่าตัวแปรแฝง K_1 วัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ 2 ตัวแปร คือ X_1 , X_2 ตัวแปรแฝง K_2 วัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ 2 ตัวแปร คือ X_3 , X_4 ตัวแปรแฝง E_1 วัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ 2 ตัวแปร คือ Y_1 , Y_2 และตัวแปรแฝง E_2 (ACHIEVEM) วัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ 2 ตัวแปร คือ Y_3 , Y_4 เมทริกซ์พารามิเตอร์ LX และ LY เป็นเมทริกซ์เต็มรูป (full matrix) ที่มีสมาชิกบางตัวเป็นเป็นพารามิเตอร์กำหนดและมีค่าเป็นศูนย์

เมทริกซ์ GA เป็นเมทริกซ์เต็มรูปของพารามิเตอร์ ซึ่งแทนขนาดอิทธิพลทางตรงจากตัวแปรแฝงภายนอก K_1 ,K_2 ไปยังตัวแปรแฝงภายใน 2 ตัวแปร คือ E_1 , E_2

เมทริกซ์ BE เป็นเมทริกซ์พารามิเตอร์ซึ่งบอกขนาดของอิทธิพลทางตรงระหว่างตัวแปรแฝงภายใน เนื่องจากโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในภาพ 19 เป็นโมเดลการวิจัยแบบอิทธิพลทางเดียว (recursive model) เมทริกซ์ BE จึงเป็นโมเดลในแนวทแยง (sub diagonal matrix) คือ มีสมาชิกมีค่าเป็นตัวเลขเฉพาะสมาชิกที่อยู่ใต้แนวทแยงมุม ส่วนสมาชิกในแนวเส้นทแยงมุม และเหนือเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ทั้งหมด หากโมเดลการวิจัยเป็นแบบมีอิทธิพลย้อนกลับ (non-recursive model) เมทริกซ์ BE จะเป็นเมทริกซ์เต็มรูป ให้สังเกตค่า BE(2,1) ซึ่งในที่นี้แทนอิทธิพลจากตัวแปรแฝงภายใน E_1 ไป E_2 เป็นพารามิเตอร์อิสระ ที่ต้องการประมาณค่าส่วน BE(1,2) ซึ่งแทนอิทธิพลจากตัวแปร E_2 ไป E_1 นั้น ในที่นี้เป็นพารามิเตอร์กำหนด มีค่าเป็นศูนย์เพราะไม่มีอิทธิพลย้อนกลับ

เมทริกซ์ PH เป็นเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงภายนอก K ค่าสมาชิกในแนวเส้นทแยงมุม คือ ค่าความแปรปรวนระหว่างตัวแปรแฝงภายนอก K1 และ K2 สมาชิกนอกแนวเส้นทแยงมุม คือ ค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรแฝงภายนอก ดังนั้นค่าของพารามิเตอร์เหนือและใต้เส้นทแยงจึงมีค่าเท่ากัน เมทริกซ์ PH จึงมีลักษณะเป็นเมทริกซ์สมมาตร (symmetric matrix) และไม่จำเป็นต้องใส่ค่าของสมาชิกที่อยู่เหนือเส้นทแยงมุม

เมทริกซ์ PS , TD และ TE ทั้งสามเมทริกซ์เป็นเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมระหว่างความคลาดเคลื่อนของตัวแปรแฝงภายใน (E) ตัวแปรภายนอกสังเกตได้ (X) และตัวแปรภายในสังเกตได้ (Y) ตามลำดับ ตามโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในภาพ 19 นักวิจัยเชื่อว่าไม่มีความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อน ดังนั้นค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดจึงมีค่าเป็นศูนย์ สมาชิกในเมทริกซ์จึงมีเฉพาะในแนวเส้นทแยงมุมที่เป็นพารามิเตอร์อิสระต้องทำการประมาณค่า พารามิเตอร์เหล่านี้คือค่าความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนในตัวแปรแต่ละตัวนั่นเอง เมทริกซ์ที่มีสมาชิกมีค่าไม่เท่ากับศูนย์ในแนวเส้นทแยงมุมเรียกว่าเมทริกซ์แนวทแยง (Diagonal Matrix) ควรสังเกตด้วยว่าถ้านักวิจัยลดเงื่อนไขเกี่ยวกับข้อตกลงเบื้องต้นยอมรับให้ความคลาดเคลื่อนสัมพันธ์กันได้ เมทริกซ์ PS , TD และ TE จะเป็น เมทริกซ์เต็มรูป

การกำหนดลักษณะพารามิเตอร์ว่าเป็นพารามิเตอร์กำหนด พารามิเตอร์บังคับและพารามิเตอร์อิสระ ในเมทริกซ์ทั้งแปดเมทริกซ์ มีความสำคัญต่อการใช้โปรแกรมลิสเรลมากในการเขียนคำสั่ง นักวิจัยต้องกำหนดข้อมูลจำเพาะของพารามิเตอร์ที่เขียนในเมทริกซ์สำหรับเมทริกซ์พารามิเตอร์ทั้งแปดด้วยว่ามีรูปแบบ (form) และสถานะ (mode) ของพารามิเตอร์เป็นแบบใด

รูปแบบของเมทริกซ์ที่ใช้ในโปรแกรมลิสเรล เหมือนรูปแบบและนิยามที่ใช้ในพีชคณิตเมทริกซ์ ทั่ว ๆ ไปคือมี 9 รูปแบบดังนี้

1. เมทริกซ์ศูนย์ (zero matrix = ZE) สมาชิกทุกหน่วยมีค่าเป็นศูนย์
2. เมทริกซ์เอกลักษณ์ (Identity matrix = ID) สมาชิกในแนวทแยงมุมมีค่าเป็นหนึ่งสมาชิกนอกแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์
3. เมทริกซ์เอกลักษณ์ , ศูนย์ (Identity , zero matrix = IZ) เมื่อแบ่งส่วนของเมทริกซ์จะได้องค์ประกอบของเมทริกซ์เอกลักษณ์และเมทริกซ์ศูนย์ ดังตัวอย่าง

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

4. เมทริกซ์ศูนย์ , เอกลักษณ์ (zero , identity matrix = ZI) เมื่อแบ่งส่วนเมทริกซ์จะได้องค์ประกอบของเมทริกซ์ศูนย์ และเมทริกซ์เอกลักษณ์ ให้สังเกตว่าเมทริกซ์ศูนย์ , เอกลักษณ์มีรูปแบบตรงกันข้ามกับเมทริกซ์เอกลักษณ์ , ศูนย์
5. เมทริกซ์แนวทแยง (diagonal matrix = DI) สมาชิกนอกแนวทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ (0) แต่สมาชิกในแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นตัวเลข ให้สังเกตด้วยว่า ถ้าสมาชิกในเมทริกซ์แนวทแยงมีค่าเป็นหนึ่งเรียกว่าเมทริกซ์เอกลักษณ์
6. เมทริกซ์สมมาตร (symmetric matrix = SY) สมาชิกใต้และเหนือแนวเส้นทแยงมุมมีค่าตรงกัน ดังเมทริกซ์พารามิเตอร์ PH ของโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนที่กล่าวมาแล้ว
7. เมทริกซ์ใต้แนวทแยง (sub diagonal matrix = SD) สมาชิกในแนวเส้นทแยงและเหนือแนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นศูนย์ แต่สมาชิกใต้แนวเส้นทแยงมุมมีค่าเป็นเลข ดังเมทริกซ์พารามิเตอร์ BE ของโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนที่กล่าวมาแล้ว
8. เมทริกซ์สมมาตรมาตรฐาน (standardized symmetric matrix = ST) หมายถึง เมทริกซ์สมมาตรที่สมาชิกในแนวทแยงมุมมีค่าเป็นหนึ่ง
9. เมทริกซ์เต็มรูป (full matrix) หมายถึงเมทริกซ์ที่มีสมาชิกทุกแถว (row) และทุกหลัก (column)

สถานะ (mode) ของเมทริกซ์ที่ใช้ในโปรแกรมกำหนดตามสถานะของสมาชิกในเมทริกซ์ เป็น 2 สถานะ คือ

1. พารามิเตอร์กำหนด (fixed parameter = FI)
2. พารามิเตอร์อิสระ (free parameter = FR)

ในโปรแกรมลิสเรลมีข้อกำหนดเกี่ยวกับรูปแบบและสถานะของเมทริกซ์พารามิเตอร์ทั้ง 8 เมทริกซ์ แต่ละเมทริกซ์จะมีรูปแบบที่โปรแกรมคอมพิวเตอร์ลิสเรลถูกกำหนดไว้แล้วเป็นค่าที่นักวิจัยไม่ต้องกำหนด (default) ซึ่งแทนด้วยเครื่องหมายดอกจัน (asterisk = *) และรูปแบบที่นักวิจัยต้องกำหนดโดยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ลิสเรลยอมรับ ซึ่งแทนด้วยเครื่องหมาย (+)

(Joreskeg and Sorbom, 1989 : 77) เช่น ถ้า BE เป็นเมทริกซ์ศูนย์ สถานะกำหนด (FI) นักวิจัยไม่ต้องเขียนคำสั่ง ถ้ามีรูปแบบเป็นเมทริกซ์ใต้แนวทแยง (SD) สถานะอิสระ(FR) ต้องกำหนดในคำสั่งว่า BE = SD,FR ซึ่งโปรแกรมคอมพิวเตอร์ลิสเรลจะยอมรับ แต่ถ้ามีรูปแบบเมทริกซ์แนวทแยง (DI) โปรแกรมคอมพิวเตอร์ลิสเรลจะไม่ยอมรับ เป็นต้น

ตาราง 10 การกำหนดรูปแบบและสถานะของเมทริกซ์ของพารามิเตอร์นี้ นักวิจัยจะกำหนดตามประเภทที่ใกล้เคียงกับเมทริกซ์ที่เขียนไว้ก่อน แล้วจึงใช้คำสั่งเปลี่ยนสถานะของสมาชิกบางตัวในเมทริกซ์ ตัวอย่างเช่น เมทริกซ์พารามิเตอร์ BE ที่กำหนดตามโมเดลผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในภาพ 19แม้ว่าจะเป็นเมทริกซ์เต็มรูป แต่มีค่าพารามิเตอร์อิสระที่ต้องประมาณค่าอยู่ในแนวทแยงเท่านั้น ดังนั้นนักวิจัยควรกำหนดรูปแบบและสถานะว่า BE = SD,FR ในกรณีนี้นักวิจัยอาจกำหนดรูปแบบเป็นเมทริกซ์เต็มรูป และเนื่องจากสมาชิกส่วนใหญ่เป็นพารามิเตอร์กำหนด ก็อาจกำหนดว่า BE = FU,FI แล้วจึงใช้คำสั่งว่า FR BE(2,1) BE(3,1) BE(3,2) ก็ได้ ทั้งสองวิธีให้ผลเหมือนกันแต่วิธีที่สองใช้คำสั่งยาวกว่าวิธีแรก

ตาราง 10 สรุปรูปแบบและสถานะของเมทริกซ์พารามิเตอร์ในโปรแกรมลิสเรล

รูปแบบเมทริกซ์	LX	LY	GA	BE	PH	PS	TD	TE
ศูนย์ = ZE				*		+	+	+
เอกลักษณ์ = ID	+	+	+		+			
เอกลักษณ์, ศูนย์ = IZ	+	+	+					
ศูนย์, เอกลักษณ์ = ZI	+	+	+					
แนวทแยง = DI	+	+	+		+	+	*	*
สมมาตร = SY					*	*	+	+
ใต้แนวทแยง = SD				+				
สมมาตรมาตรฐาน = ST					+			
เต็มรูป = FU	*	*	*	+				
สถานะเมทริกซ์								
กำหนด = FI	*	*	+	*	+	+	+	+
อิสระ = FR	+	+	*	+	*	*	*	*

การประมาณค่าพารามิเตอร์ (parameter Estimation from Model)

การประมาณค่าพารามิเตอร์เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง โดยอาศัยการแก้สมการโครงสร้างด้วยการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ ซึ่งเป็นตัวไม่ทราบค่าในสมการ (ซึ่งในโมเดลลิสเรล ก็คือการประมาณค่าพารามิเตอร์ในเมตริกซ์ทั้ง 8 เมทริกซ์) การวิเคราะห์โมเดลโครงสร้างด้วยโปรแกรมลิสเรลสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ 6 วิธี คือ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ไม่ถ่วงน้ำหนัก (Unweighted Least Squares : ULS) วิธีกำลังสองน้อยที่สุดวางนัยสำคัญ (Generalized Least Squares : GLS) วิธีความเป็นไปได้สูงสุด (Maximum Likelihood : ML)

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ถ่วงน้ำหนักทั่วไป (Generally Weighted Least Squares : WLS) วิธีกำลังสองน้อยที่สุดถ่วงน้ำหนัก แนวทแยง (Diagonally Weighted Least Squares : DWLS) และวิธีกำลังสองน้อยที่สุดสองขั้น (Two -stage Least Squares : TSLS)

ดัชนีที่ใช้ในการตรวจสอบความสอดคล้อง/กลมกลืนของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์การตรวจสอบความตรงของโมเดลในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโปรแกรมลิสเรลจะประเมินความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แล้วรายงานค่าดัชนีต่างๆ ในรายงานผลการวิเคราะห์ (print out) ค่าดัชนีเหล่านั้นจะแสดงว่าโดยภาพรวมโมเดลสมการโครงสร้างสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์เพียงใด ดัชนีที่ใช้บอกความสอดคล้องของโมเดลมีหลายตัว แต่ไม่มีดัชนีตัวใดตัวหนึ่งที่ดีกว่าดัชนีตัวอื่นๆ เพราะดัชนีต่างๆ แต่ละตัวใช้ในแต่ละกรณี เช่น ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง วิธีการประมาณค่า ความซับซ้อนของโมเดล การไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับการแจกแจงแบบปกติพหุตัวแปร จำนวนตัวแปรอิสระ หรือหลายๆกรณีรวมกัน ดัชนีเหล่านั้นประกอบด้วย (เพื่อประกอบการอธิบายขอยกตัวอย่างดัชนีที่ใช้ในการตรวจสอบความกลมกลืนของโมเดล ดังภาพ 22

```
                    Goodness of Fit Statistics

                    Degrees of Freedom = 24
          Minimum Fit Function Chi-Square = 109.46 (P = 0.00)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 105.99 (P = 0.00)
          Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 81.99
     90 Percent Confidence Interval for NCP = (53.79 ; 117.74)

                Minimum Fit Function Value = 0.086
          Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.065
     90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.042 ; 0.093)
     Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.052
     90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.042 ; 0.062)
        P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.36

        Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.12
     90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.095 ; 0.15)
                ECVI for Saturated Model = 0.071
              ECVI for Independence Model = 8.76

Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of Freedom = 11070.50
              Independence AIC = 11088.50
                  Model AIC = 147.99
                Saturated AIC = 90.00
              Independence CAIC = 11143.80
                  Model CAIC = 277.02
               Saturated CAIC = 366.50

              Normed Fit Index (NFI) = 0.99
           Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.99
        Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.66
           Comparative Fit Index (CFI) = 0.99
           Incremental Fit Index (IFI) = 0.99
            Relative Fit Index (RFI) = 0.99

                Critical N (CN) = 498.10

           Root Mean Square Residual (RMR) = 0.028
                Standardized RMR = 0.029
           Goodness of Fit Index (GFI) = 0.98
       Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.97
      Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.52
```

ภาพประกอบ 22 ดัชนีแสดงความสอดคล้อง/กลมกลืนของโมเดล

1. ค่าไค-สแควร์ (Chi-Square Statistics) เป็นดัชนีที่ใช้การแพร่หลายในการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยภาพรวม ค่าไค-สแควร์ คำนวณจากผลคูณระหว่าง Minimum Fit Function Value (F_{min}) กับ n-1 เมื่อ n แทนขนาดของกลุ่มตัวอย่าง มีชั้นของความเป็นอิสระ (df) เท่ากับ k(k+1)/2-t เมื่อ k แทนจำนวนตัวแปรสังเกตได้ และ t แทนจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดลที่ต้องประมาณค่า สมมุติฐานของการทดสอบคือ $H_0 : \sum = \sum(\Theta)$ เมื่อ $\sum$ แทนเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของข้อมูลเชิงเชิงประจักษ์ และ $\sum(\Theta)$ แทนเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของตัวแปรสังเกตได้ที่ประมาณมาจากโมเดล ถ้าค่าไค-สแควร์มีนัยสำคัญแสดงว่า โมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ไม่สอดคล้อง/กลมกลืนกัน

การใช้ ไค-สแควร์เป็นสถิติที่มีข้อจำกัดคือ ถ้าตัวแปรสังเกตได้มีการแจกแจงแบบ leptokurtic จะทำให้ค่าไค-สแควร์สูงกว่าความเป็นจริง ทำให้มีโอกาสปฏิเสธสมมุติฐานศูนย์ได้มาก ส่วนข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบ platykurtic ก็จะทำให้ค่าไค-สแควร์ต่ำกว่าความเป็นจริง ถ้าข้อมูลมีความเบ้สูงก็จะทำให้ค่าไค-สแควร์สูงกว่าปกติ นอกจานั้นค่าไค-สแควร์ยังขึ้นกับขนาดของกลุ่มตัวอย่าง กลุ่มตัวอย่างยิ่งใหญ่ค่าไคสแควร์ก็จะยิ่งสูงมากจนอาจทำให้สรุปผลได้ไม่ถูกต้อง ดังนั้นจึงแก้ไขโดยการพิจารณาค่า χ^2/df ซึ่งควรมีค่าน้อยกว่า 2.00 หรือบางตำราอาจกล่าวว่าค่า χ^2/df ควรมีค่าน้อยค่า 5.00 (Bollen. 1989)

2. ค่า NCP (Non-Centrality Parameter) การทดสอบด้วยสถิติทดสอบไค-สแควร์ อาจปฏิเสธสมมุติฐานศูนย์เนื่องจากข้อมูลมิได้แจกแจกแบบไค-สแควร์ แต่มีการแจกแจงเป็นแบบ Non-Central χ^2 (การแจกแจงแบบไค-สแควร์เป็นกรณีหนึ่งของการแจกแจงแบบ Non-Central χ^2) ซึ่งมีค่า non-centrality parameter เป็น λ จะแสดงความแตกต่างของ $\sum$ กับ $\sum(\Theta)$ ถ้า λ เท่ากับ 0 แสดงว่าโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ถ้าค่า λ ยิ่งมากยิ่งมีโอกาสปฏิเสธสมมุติฐานว่างมาก โดยโปรแกรมจะแสดงค่า λ ในช่วงความเชื่อมั่น 90% ถ้าโปรแกรมไม่แสดงหมายถึงค่า λ ใหญ่มากจนไม่สามารถประมาณค่าช่วงความเชื่อมั่นได้

3. ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของการประมาณค่า (Root Mean Square error of Approximation : RMSEA) ใช้ทดสอบสมมุติฐาน $H_0 : \sum \neq \sum(\Theta)$ เป็นดัชนีที่พิจารณาเศษเหลือหรือความคลาดเคลื่อนซึ่งเป็นผลต่างระหว่างความแปรปรวนร่วมของกลุ่มตัวอย่างกับความแปรปรวนร่วมตามโมเดล ถ้าเศษเหลือต่ำแสดงว่าโมเดลมีความเหมาะสม เกณฑ์ที่ใช้ตัดสินเป็นดังนี้ ถ้า RMSEA มีค่าน้อยกว่า .05 ถือว่าโมเดลมีความเหมาะสมมาก ถ้ามากกว่า .05 แต่น้อยกว่า .08 ถือว่ามีความเหมาะสม ถ้ามีค่าระหว่าง .08-.10 ถือว่ามีความเหมาะสมพอใช้ ถ้ามีค่ามากกว่า .10 ถือว่าโมเดลไม่เหมาะสม

4. ค่า ECVI (Expected Cross-Validation Index) เป็นการทดสอบภาพรวมของความคลาดเคลื่อนระหว่าง $\sum$ กับ $\sum(\Theta)$ ถ้าข้อมูลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ค่า ECVI ต้องน้อยกว่าค่า ECVI for Saturated Model และ ECVI for Independence Model

5. ค่า Model AIC (Akaike's information criterion) เป็นการทดสอบภาพรวมของความคลาดเคลื่อนระหว่าง $\sum$ กับ $\sum(\Theta)$ เช่นเดียวกับ ECVI ถ้าโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ค่า Model AIC ต้องน้อยกว่าค่า Saturated AIC และ Independence AIC

นอกจากนี้ยังมีค่า Model CAIC (consistent version of AIC) ซึ่งเป็นค่า AIC ที่ปรับแก้ด้วยขนาดกลุ่มตัวอย่าง การแปลความหมายเหมือนค่า Model AIC

6. ดัชนีความสอดคล้องเชิงสัมบูรณ์ (absolute fit index) ที่นิยมใช้มี 3 ดัชนี ได้แก่

GFI (Goodness of Fit) แสดงถึงปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้โดยโมเดล

AGFI (Adjusted Goodness of Fit) แสดงถึงปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยโมเดลโดยปรับแก้ด้วยองศาความเป็นอิสระ

PGFI (Parsimony Goodness of Fit) แสดงถึงปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยโมเดลที่ปรับแก้ด้วยความซับซ้อนของโมเดล

โดยทั่วไปค่า GFI และ AGFI มีค่าระว่าง 0 ถึง 1 ค่า GFI และ AGFI ที่ยอมรับได้ควรมีค่ามากกว่า 0.90 แต่ค่า PGFI ควรมีค่าต่ำ คือมีค่าตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไป

7. CN (Critical N) เป็นดัชนีที่แสดงขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่จะยอมรับดัชนีแสดงความสอดคล้อง/กลมกลืนของโมเดลได้ และ CN ควรมีค่ามากกว่า 200

8. ดัชนีความสอดคล้องในรูปความคลาดเคลื่อน มี 3 ตัว คือ RMR, Standardized Residual และ Standardized RMR ดังนี้

RMR (Root Mean Square Residual) เป็นค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนระหว่าง $\sum - \sum(\Theta)$ ค่าที่มีค่าน้อยแสดงถึงโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แต่ค่า RMR ขึ้นอยู่กับหน่วยของการวัดของตัวแปร เมื่อตัวแปรมีสเกลการวัดที่ต่างกันมาก ตัวแปรบางตัวที่มีสเกลการวัดกว้างจะทำให้ค่าเฉลี่ยของ Residual บิดเบือนไป ทำให้ค่าที่ได้ผิดไปด้วย ดังนั้นจึงอาจไปพิจารณาร่วมกับค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน

Standardized Residual ซึ่งเป็นค่าของความคลาดเคลื่อนหารด้วยค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า (estimated standard error) ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานไม่ควรมีค่ามากกว่า $|2.58|$

ค่า Standardized RMR เป็นค่าสรุปของค่า Standardized Residual ควรมีค่าน้อยกว่า 0.05 จึงจะสรุปได้ว่าโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

การประเมินโมเดลการวัด

โมเดลการวัด (measurement model) เป็นโมเดลที่ใช้ตัวแปรสังเกตได้วัดตัวแปรแฝง ดังนั้น ในการแปลผลการวิเคราะห์ควรจะพิจารณาด้วยว่าตัวแปรสังเกตได้วัดตัวแปรแฝงได้มากน้อยเพียงใด การพิจารณาประสิทธิภาพของโมเดลการวัดต้องพิจารณาทั้งความตรง (validity) และความเที่ยง (reliability)

ความตรง หมายถึง ความสามารถของตัวแปรหรือตัวแปรสังเกตได้ที่ใช้วัดตัวแปรแฝงในโมเดล โดยพิจารณาจากความมีนัยสำคัญของน้ำหนักองค์ประกอบ (factor loading) ในเมทริกซ์ LX หรือ LY ค่าน้ำหนักองค์ประกอบควรมีค่าสูงและมีนัยสำคัญทางสถิติ (t-value มากกว่า $|1.96|$

นอกจากนี้สามารถเปรียบเทียบความสำคัญของตัวแปรว่าตัวแปรใดใช้วัดตัวแปรแฝงได้ดีที่สุด โดยการเปรียบเทียบค่าน้ำหนักองค์ประกอบมาตรฐาน (standardized loading) ตัวแปรสังเกตได้ที่มีความสำคัญมากๆ จะมีน้ำหนักองค์ประกอบมาตรฐานสูงๆ

ความเที่ยง หมายถึง ความคงเส้นคงวาของการวัด หรือระดับที่ตัวแปรปราศจากความคลาดเคลื่อน การพิจารณาความเที่ยงของตัวแปรพิจารณาที่ผลการวิเคราะห์ในส่วนของ SQUARE MULTIPLE CORRELATION เป็นสัดส่วนความแปรปรวนของตัวแปรที่อธิบายได้โดยตัวแปรแฝงซึ่งมีค่าเท่ากับค่าการร่วมกัน (communality) ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ

นอกจากนี้สามารถพิจารณาความเที่ยงของตัวแปรแฝง (construct reliability ; ρ_C) และค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้ (average variance extracted, ρ_V) ได้โดยการใช้สูตรดังนี้ (Diamantopoulos and Siguaw. 2000)

ความเที่ยงของตัวแปรแฝง

$$\rho_C = \frac{\left(\sum\lambda\right)^2}{\left(\sum\lambda\right)^2 + \sum(\theta)}$$

λ คือ น้ำหนักองค์ประกอบมาตรฐาน

θ คือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน

$\sum$ คือ ผลรวม

ค่าความเที่ยงของตัวแปรแฝงควรมีค่ามากกว่า 0.60

ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนที่ถูกสกัดได้

$$\rho_V = \frac{\left(\sum\lambda^2\right)}{\left(\sum\lambda^2\right) + \sum(\theta)}$$

ค่า ρ_V เป็นค่าเฉลี่ยความแปรปรวนของตัวแปรแฝงที่อธิบายได้ด้วยตัวแปรสังเกต ซึ่งมีค่าเทียบเท่ากับค่าไอเกน (eigenvalue) ในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ ควรมีค่ามากกว่า 0.5

การประเมินโมเดลโครงสร้าง

โมเดลโครงสร้างในโมเดลสมการโครงสร้างแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรแฝงในรูปสมการถดถอยระหว่างตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม สิ่งที่ต้องประเมินประกอบด้วย

1. ทิศทางของสัมประสิทธิ์การถดถอย ควรมีทิศทางสอดคล้องกับทฤษฎี
2. สัมประสิทธิ์การถดถอยควรมีนัยสำคัญทางสถิติ
3. ควรมีค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย (R^2) มากกว่า 0.50

หากทิศทางของสัมประสิทธิ์การถดถอยมีนัยสำคัญทางสถิติ แต่ทิศทางตรงข้ามกับทฤษฎีที่เป็นฐานของการพัฒนาโมเดล ผู้วิจัยต้องอธิบายหรือนำไปอภิปรายผลที่เกิดขึ้นนี้ว่า เหตุใดผลการวิจัยจึงขัดแย้งกับทฤษฎี

การประมาณค่าในโมเดลสมการโครงสร้าง

วิธีการประมารค่าที่ใช้กันโดยส่วนใหญ่ประกอบด้วย 7 รูปแบบดังนี้ (Joreskog และ Sorbom. 1989)

1. วิธีการใช้ตัวแปรเป็นเครื่องมือ (instrumental Variables, IV) และวิธีกำลังสองสองน้อยที่สุด 2 ขั้น (Two Stage Least Square, TSLS)

การประมาณค่าของโปรแกรมลิสเรลเป็นการประมาณค่าแบบวนซ้ำ (iterative) ในขั้นแรกต้องการเดาค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ (Starting value) ก่อน ค่าเริ่มต้นนี้โปรแกรมคำนวณจากวิธีการ instrumental variable และ two stage least square แต่มีจุดอ่อนที่ไม่รายงานค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า (SE) ค่าเริ่มต้นที่โปรแกรมคำนวณเองเรียกว่า initial estimation วิธีการในการกำหนดค่าเริ่มต้นของโปรแกรม คือการเลือกตัวแปรอ้างอิง (reference variables) ซึ่งเป็นการเลือกตัวแปรสังเกตได้ของตัวแปรแฝง โดยตัวแปรแฝงแต่ละตัวจะมีตัวแปรอ้างอิงเพียง 1 ตัวเท่านั้น การคัดเลือกตัวแปรสังเกตได้ให้เป็นตัวแปรอ้างอิงของตัวแปรแฝงพิจารณาจากตัวแปรสังเกตได้ในเมทริกซ์ LX และ LY สมาชิกตัวแรกของแต่ละตัวแปรแฝงจะถูกคัดเลือกให้เป็นตัวแปรอ้างอิง โดยทั่วไปโปรแกรมจะกำหนดค่าเริ่มต้นให้โดยอัตโนมัติ แต่ในโมเดลที่ซับซ้อนมากผู้วิจัยต้องกำหนดค่าเริ่มต้นเอง

ผู้วิจัยสามารถเลือกให้โปรแกรมกำหนดตัวแปรแฝงได้โดยคัดเลือกตัวแปรนั้นให้เป็นตัวแปรแรกในเมทริกซ์ LX หรือ LY แล้วโปรแกรมก็จะคำนวณค่าเริ่มต้นให้โดยไม่ต้องใช้วิธีการกำหนดค่าเริ่มต้นเอง แต่ค่าเริ่มต้นที่โปรแกรมกำหนดเองจะไม่ใช่ค่าเริ่มต้นที่ผู้วิจัยต้องการ

2. Ordinary Least Square (OLS) มีฟังก์ชันการประมาณค่า คือ

$$\text{OLS}=\text{tr}\left(\Sigma-\text{S}\right)^2$$

การประมาณค่าแบบ OLS เป็นการประมาณค่าแบบให้สารสนเทศเพียงบางส่วน (partial information technique) คือการประมาณค่าพารามิเตอร์แยกกันทีละพารามิเตอร์ ค่าความคลาดเคลื่อนจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ค่าหนึ่งจะไม่นำไปมีผลกระทบต่อการประมาณค่าพารามิเตอร์อื่นๆ เช่น การประมาณค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยในโปรแกรม SPSS เป็นต้น ส่วนการประมาณค่าแบบ ML และ GLS เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ทุกๆ ค่าในครั้งเดียว ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณค่าตัวหนึ่งอาจมีผลต่อค่าพารามิเตอร์ตัวอื่นๆ ได้

3. Generalized Least Square (GLS) มีฟังก์ชันการประมาณค่า คือ

$$\text{GLS}=\frac{1}{2}\text{tr}\left[\left(\text{I}-\text{S}^{-1}\Sigma\right)^2\right]$$

4. วิธีความเป็นไปได้สูงสุด (Maximum Likelihood, ML) มีฟังก์ชันการประมาณค่าคือ

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

เมื่อ tr คือ ผลรวมของสมาชิกในแนวทแยงของเมทริกซ์ (sum of the diagonal element)

Σ คือ เมทริกซ์ความแปรปรวน-แปรปรวนร่วมที่ได้จากการระบุโมเดล (covariance matrix implied by the model)

S คือ เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมที่ได้จากตัวแปรสังเกตได้ (actual-covariance matrix)

$|\ |$ คือ ดีเทอร์มิแนนท์ของเมทริกซ์

log คือ ค่าล็อคฐาน 10

การประมาณค่าด้วยวิธีความเป็นไปได้สูงสุด จะใช้ได้ในกรณีที่ตัวแปรหลายๆตัว มีการแจกแจงแบบปกติ (multivariate normal distribution) และมีกลุ่มตัวอย่างที่มากพอ หากข้อมูลไม่เป็นไปตามข้อตกลงนี้ ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้จะมีความลำเอียง และค่าสถิติไค-สแควร์ (χ^2) ที่ใช้ทดสอบความสอดคล้อง/กลมกลืนของโมเดลก็จะมีค่าเพิ่มขึ้น

5. PULS

$$F = \frac{1}{2} tr\left[(S - \Sigma)^2\right]$$

6. PWLS

$$F = (s - \sigma)' w^{-1} (s - \sigma)$$

7. DWLS

$$F(\theta) = \sum_{g=1}^{k} \sum_{h=1}^{k} (1/W_{gh})(S_{gh} - \sigma_{gh})^2$$

สรุปแล้ววิธีการประมาณค่าที่นิยมกันมากที่สุดในโมเดลสมการโครงสร้าง คือ การประมาณค่าแบบความเป็นไปได้สูงสุด (ML) เพราะว่าการประมาณค่าแบบ ML จะให้ค่าพารามิเตอร์ที่คงที่ แต่ต้องใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่และตัวแปรมีการแจกแจงแบบปกติ แต่หากพบว่ากลุ่มตัวอย่างมีขนาดใหญ่แต่ ตัวแปรแจกแจงไม่เป็นปกติก็ต้องใช้การประมาณค่าแบบ GLS

ความแกร่งของการประมาณค่าของโมเดลสมการโครงสร้าง

ความแกร่ง (robustness) ของการประมาณค่าในโปรแกรมสมการโครงสร้าง หมายถึง การที่ผลการวิเคราะห์ยังมีความถูกต้อง ขณะที่มีการฝ่าฝืน (voilate) ข้อตกลงของการประมาณค่า ดังนั้นการประมาณค่าแบบใดก็ตามที่ยังมีความถูกต้อง เมื่อมีการฝ่าฝืนข้อตกลง จึงเป็นการประมาณค่าที่มีประสิทธิภาพ โดยข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโดยทั่วไปคือ

1. ตัวแปรมีการแจกแจงแบบปกติ (normal distribution) การตรวจสอบการแจกแจงของตัวแปรประกอบด้วยการตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติของตัวแปรเดียว (univariate normal distribution) และการแจกแจงแบบปกติของหลายตัวแปร(multivariate normal distribution) โมเดลสมการโครงสร้างจะให้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้องเมื่อตัวแปรมีการแจกแจงปกติ แต่หากตัวแปรฝ่าฝืนข้อตกตงนี้จะทำให้ ความคลาดเคลื่อนของโมเดลมีค่าต่ำกว่าปกติ (underestimate) ส่งผลให้โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลประจักษ์แบบไม่ถูกต้อง

การตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติของตัวแปรเดียว (univariate normal distribution) นิยมตรวจสอบโดยพิจารณาค่าความโด่ง (kurtosis) และค่าความเบ้ (skewness) Hair และคระ (1998) เสนอให้แปลงค่าค่าความโด่งและค่าความเบ้ให้อยู่ในรูปของค่าความโด่งมาตรฐาน ($Z_{kurtosis}$) และค่าความเบ้มาตรฐาน ($Z_{skewness}$) โดยใช้สูตรดังนี้

$$Z_{kurtosis} = \frac{kurtosis}{\sqrt{6/n}}$$

$$Z_{skewness} = \frac{skewness}{\sqrt{24/n}}$$

เมื่อค่าความโด่งมาตรฐาน หรือค่าความเบ้มาตรฐานมีค่าเกินกว่า 2.58 แสดงว่าตัวแปรนั้นมีการแจกแจงที่เบี่ยงเบนจากโค้งปกติที่ระดับความเชื่อมั่น 99 เปอร์เซ็นต์ หรือมีค่าเกินกว่า 1.96 แสดงว่าตัวแปรนั้นมีการแจกแจงที่เบี่ยงเบนจากโค้งปกติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ แต่ถ้าค่าคะแนนมาตรฐานของความเบ้และความโด่งมีจุดอ่อนในการใช้เมื่อ n มีจำนวนมาก จึงควรพิจารณาการแจกแจงของตัวแปรโดยการดูรูปการแจกแจงมากกว่าการใช้สูตร

สำหรับการตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติของหลายตัวแปร (multivariate normal distribution) ส่วนใหญ่ยังไม่ค่อยมีวิธีการตรวจสอบ แต่โปรแกรมลิสเรลตั้งแต่เวอร์ชัน 8.30 ขึ้นไป และโปรแกรม EQS จะมีวิธีการตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติของหลายตัวแปรได้สะดวกมากขึ้น

ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง (sample size) ต้องมีกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ เพราะหากใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่จะมีโอกาสที่ตัวแปรจะมีการแจกแจงเป็นปกติมากกว่าจำนวนกลุ่มตัวอย่างที่น้อยกว่า โดยปกติในการวิเคราะห์สถิติประเภทพหุตัวแปรมีข้อเสนอว่าควรกำหนดกลุ่มตัวอย่างประมาณ 20 เท่าของตัวแปรในโมเดล

การปรับโมเดล (Model Adjustment)

การปรับโมเดลจะกระทำเมื่อทดสอบความกลมกลืนแล้วพบว่า โมเดลตามสมมุติฐานไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ต้องทำการปรับโมเดลใหม่ โดยพิจารณาจากการมีนัยสำคัญทางสถิติของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β หรือ P_{ij}) ในเมทริกซ์ BE และ GA ค่าดัชนีดัดแปรโมเดล (Modification Indics MI) ซึ่งจะเป็นค่าที่บอกว่าโมเดลที่กำหนดหรือตั้งตามทฤษฎีนั้นสามารถทำการเปลี่ยนแปลงโมเดลให้สอดคล้องกับความเป็นจริงได้อีกหรือไม่ โดยดัชนีดัดแปรโมเดลจะทำการชี้แนะว่า ควรจะเพิ่มหรือลดเส้นทางในโมเดล และจะเสนอค่าที่จะลดค่าไค – สแควร์ให้มากที่สุดเพื่อให้ค่าไค - สแควร์มีค่าใกล้เคียงกับ df แล้วโมเดลจะกลมกลืน การปรับจะทำการปรับไปจนกกว่าโมเดลจะกลมกลืน

การแปลความหมายโมเดล (Interpret of Analysis Result)

การแปลความหมายของผลการวิเคราะห์ข้อมูล ถ้าเป็นการวิเคราะห์เส้นทาง (Path Analysis) ให้เริ่มต้นการแปลความหมายค่าพารามิเตอร์ของเมทริกซ์ GA ก่อน แล้วพิจารณาค่าพารามิเตอร์ในเมทริกซ์ BE คือการนำค่าพารามิเตอร์แสดงอิทธิพลที่ได้จากการประมาณค่ามาใช้อธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุเชิงผล โดยนำค่าสัมประสิทธิ์ จากเมทริกซ์ BE และ GA ที่มีนัยสำคัญมาแทนค่าในโมเดล ค่าพารามิเตอร์จะบอกขนาด และทิศทางของอิทธิพลของตัวแปรเหตุที่มีต่อตัวแปรผล โดยอิทธิพลทั้งหมดที่เกิดขึ้นระหว่างตัวแปรใด ๆ จะเป็นอิทธิพลทางตรงและอิทธิพลทางอ้อมของสองตัวแปรนั้น ๆ ตามทฤษฎีสหสัมพันธ์ TE = DE + IE

การศึกษาในสถานการณ์จำลอง (Simulation Study)

การศึกษาในสถานการณ์จำลอง หรือการศึกษามอนติ คาร์โล (Monte Carlo Study) เป็นการออกแบบการทดลองโดยจำลองสถานการณ์เสมือนจริงและดำเนินการทดลองเป็นระบบ ภายใต้เงื่อนไขกำหนด ผลการศึกษานำไปอ้างอิงกับการทดลองเชิงประจักษ์ จะพิจารณาใช้เมื่อไม่สามารถได้ข้อมูลการวิจัยทางอื่นหรือยากจะได้รับ

ความเป็นมาของวิธีมอนติ คาร์โล

เทคนิควิธีมอนติ คาร์โลเป็นสาขาหนึ่งของคณิตศาสตร์ ซึ่งใช้คอมพิวเตอร์ช่วยในการจำลองสถานการณ์ (Simulation) โดยอาศัยตัวเลขสุ่ม (Random Number) ตัวแปรให้เหมือนกับสถานการณ์จริงและมีการทดลองซ้ำหลาย ๆ ครั้ง เพื่อให้ได้ค่าที่แน่นอนจะใช้เป็นข้อสรุปหรืออธิบายปรากฏการณ์ต่าง ๆ ในสถานการณ์จริงหรือช่วยหาคำตอบในเรื่องราวต่าง ๆ ที่ยังไม่แน่ใจในผลที่จะเกิดขึ้น

เทคนิควิธีมอนติ คาร์โล ได้มีการใช้มานานแล้วแต่ในสมัยก่อนๆ ไม่ได้เรียกว่า มอนติ คาร์โล โดยนำมาใช้พัฒนาทฤษฎีความน่าจะเป็น (Probability Theory) ในราวปี ค.ศ. 1753 จอร์ส หลุยส์ เลคเคอร์และบุฟฟอง (George Louis Leclere and Comte de Buffon) ทำการทดลองหาค่า (π) โดยนำเข็มที่มีความยาว k หน่วย โยนอย่างสุ่มลงมาบนพื้นราบที่มีเส้นขนานอยู่ โดยให้ระยะห่างระหว่างเส้นขนานแต่ละเส้นห่างกัน d หน่วย และกำหนดให้ d > k จะได้ความน่าจะเป็นที่เข็มจะตัดกับเส้นขนาน $P=2k/\pi d$ ซึ่งถ้าความน่าจะเป็น (P) เป็นค่าสุ่ม ก็จะหาค่า π ได้ ในราวปี ค.ศ. 1908 กอสเซท

(W.S. Gosset) ได้ศึกษาการแจกแจงความถี่ของความสูงของนักโทษอาชญากรรมจำนวน 3,000 คน โดยเทียบกับการแจกแจงความถี่ของกลุ่มตัวอย่างที่สุ่มมาครั้งละ 4 คน จำนวน 750 กลุ่มตัวอย่าง ผลการศึกษาพบว่า การแจกแจงความถี่ทั้งสองมีลักษณะเหมือนกัน กอสเซท ได้ตั้งชื่อการแจกแจงความถี่ที่ค้นพบนี้ว่า การแจกแจงค่าที (t – distribution) ซึ่งถือได้ว่าเป็นจุดเริ่มต้นของเทคนิควิธีมอนติ คาร์โล (ปกรณ์ ประจัญบาน. 2549 : 66)

เทคนิคมอนติ คาร์โล ได้รับการพัฒนาอย่างจริงจังในปี ค.ศ. 1944 ช่วงสงครามโลกครั้งที่ 2 อูลาม และออน นิวแมน (Ulam and Von Neumann) เป็นผู้ตั้งชื่อ มอนติ คาร์โล เป็นรหัสลับของงานที่ทำใน ออส อาลามอส (Los Alamos) ได้นำเทคนี้มาหาผลของการแพร่อย่างสุ่มของนิวตรอน (Neutron Diffusion) ในวัสดุเชื้อเพลิงซึ่งเป็นการทดลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อหาผลของคำตอบก่อนที่จะทำการทดลองจริง ซึ่งทำให้ไม่เกิดอันตรายและช่วยประหยัดค่าใช้จ่ายก่อนการทดลองจริง หลังจากนั้นเทคนิคมอนติ คาร์โล ได้มีการนำมาใช้อย่างกว้างขวางทั้งทางด้าน ฟิสิกส์ คณิตศาสตร์ สถิติ และการวิจัย นับได้ว่าเทคนิคมอนติ คาร์โล มีประโยชน์อย่างมากในการขยายความรู้เชิงทฤษฎี เช่น นำมาศึกษาค่าความคลาดเคลื่อนทางสถิติ การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทดสอบชนิดต่างๆ เป็นต้น

ขั้นตอนของระเบียบวิธีมอนติคาร์โล

หลักการที่สำคัญของวิธีมอนติ คาร์โล การนำเอาตัวเลขสุ่ม (Random Number) มาประยุกต์แก้ปัญหาต่างๆ มีขั้นตอนที่สำคัญ ดังนี้

1. สร้างตัวเลขสุ่ม (Generate random number) ระยะแรกทำได้โดยอาศัยเครื่องมือทางกายภาพ เช่น ล้อรูเล็ต ลูกเต๋า ไพ่ กระดาษเขียนเบอร์ เป็นต้น แต่ได้ตัวเลขสุ่มไม่มาก ต่อมาจึงหันมาใช้เครื่องมืออิเล็คทรอนิคส์ เช่น เครื่องสร้างตัวเลขสุ่มที่สร้างขึ้นโดยบริษัท แรนด์ (Rand) โดยสร้างตัวเลขสุ่มมาจากเครื่องกำเนิดพัลส์ (Pulse) ซึ่งสามารถสร้างตัวเลขสุ่มได้เป็นล้านตัว

การสร้างหรือเลือกตัวเลขสุ่มดังกล่าวกับเครื่องคอมพิวเตอร์ยังมีปัญหา 2 ประการ คือ เป็นการยากที่จะทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียกใช้ได้เมื่อมีความต้องการ และยากที่จะทำให้เครื่องมือดังกล่าวสุ่มตัวเลขชุดเดิม เมื่อต้องการใช้เปรียบเทียบวิธีการต่างๆ ภายใต้เงื่อนไขของระบบเลขสุ่มชุดเดียวกัน หรือถ้าจะเก็บเลขสุ่มเหล่านี้ไว้ในหน่วยความจำหรือจานแม่เหล็ก ก็จะทำให้สูญเสียหน่วยความจำหรือเสียเวลาในการค้นหา ฉะนั้นการสร้างตัวเลขสุ่มในคอมพิวเตอร์จึงนิยมสร้างตัวเลขสุ่มเทียม (Psedo random number) โดยอาศัยสูตรทางคณิตศาสตร์

ในปัจจุบันมีโปรแกรมสำหรับสร้างตัวเลขสุ่มในเครื่องคอมพิวเตอร์ เช่น ในภาษาเบสิค(BASIC) มีคำสั่งเรียกใช้ตัวเลขสุ่มคือ RANDOMIZED และ RND ในภาษาฟอแทน(FORTRAN) ก็มีคำสั่งเรียกตัวเลขสุ่มได้ คือ RADUM, ภาษาฟอกโปร (FOXPRO) มีคำสั่งเรียกตัวเลขสุ่มคือ RAND() และโปรแกรม SPSS ใช้คำสั่ง RV. เป็นต้น

คุณสมบัติที่ดีของตัวเลขสุ่ม

คุณสมบัติที่ดีของเลขสุ่ม เป็นดังนี้ (เชาว์ อินใย. 2547 : 32)

1. ตัวเลขสุ่มที่ได้ต้องมีลักษณะการกระจายความน่าจะเป็นแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution)
2. ตัวเลขสุ่มที่ได้ต้องเป็นอิสระต่อกัน
3. อนุกรมของตัวเลขสุ่มที่ได้ต้องเป็นอิสระต่อกัน
4. อนุกรมตัวเลขสุ่มที่ได้ต้องไม่ซ้ำเดิมในช่วงที่ต้องการใช้ตัวเลขสุ่ม

5. ต้องใช้เวลาน้อยในการสร้างตัวเลขสุ่ม
6. ต้องใช้หน่วยความจำในคอมพิวเตอร์น้อย

2. นำตัวเลขสุ่มมาประยุกต์ใช้กับปัญหาต่างๆ เป็นการนำตัวเลขสุ่มไปสร้างตัวแปรตามลักษณะการแจกแจงของปัญหาที่จะศึกษาเพื่อเป็นข้อมูลของปัญหานั้น เช่น สร้างตัวเลขสุ่มแล้วนำตัวเลขสุ่มไปสร้างเป็นคะแนนการสอบของผู้เรียน แต่บางครั้งตัวแปรของปัญหาที่จะศึกษาไม่ได้สร้างมาจากตัวเลขสุ่มโดยตรง แต่ใช้ตัวเลขสุ่มเป็นพื้นฐานก็ได้

3. ทำการทดลองซ้ำหลายๆ ครั้ง การศึกษาด้วยวิธี มอนติ คาร์โล ต้องมีการทดลองซ้ำหลายๆ ครั้งเพื่อลดความคลาดเคลื่อนของคำตอบที่จะได้ และสามารถสรุปเป็นความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ในปัญหานั้นๆ

จุดเด่นของเทคนิคมอนติ คาร์โล

เทคนิคมอนติ คาร์โล ใช้ตัวเลขสุ่มเป็นพื้นฐานในการสร้างตัวแปรของปัญหาโดยอาศัยทฤษฎี สูตร หรือกฎเกณฑ์ต่างๆ ที่มีอยู่ และมีการทดลองซ้ำหลายๆ ครั้ง เพื่อลดความคลาดเคลื่อนต่างๆ ซึ่งนับว่าเป็นประโยชน์ที่สำคัญ ดังนี้

1. สามารถควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนและสามารถสังเกตได้อย่างสมบูรณ์และทำการทดลองซ้ำภายใต้สภาพแวดล้อม (Context) เดิมหลายๆ ครั้งได้ ส่วนในการทดลองจริงนั้นทำไม่ได้ เพราะไม่สามารถรักษาสภาพแวดล้อมให้เหมือนเดิมทุกอย่างได้เมื่อเวลาเปลี่ยนไป

2. ถ้ามีสูตรหรือกฎเกณฑ์ต่างๆ ที่ถูกต้องรองรับในการสร้างตัวแปรของปัญหาในการทดลองแล้วจะให้ผลที่ถูกต้องแม่นยำกว่าเมื่อใช้ทดลองในสถานการณ์จริง เพราะสามารถลดตัวแปรแทรกซ้อนทางจิตวิทยาได้

3.สิ้นเปลืองเวลา แรงงาน และค่าใช้จ่ายน้อยกว่าเมื่อเทียบกับการทดลองในสถานการณ์จริงแนวคิดเกี่ยวกับค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำลอง

จากการสังเคราะห์วิธีการจัดการเกี่ยวค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำลอง (Simulation Data) ในงานวิจัยที่ใช้เทคนิคมอนติ คาร์โลทั้งในประเทศและต่างประเทศในรอบประมาณ 20 ปี ที่ผ่านมา (พ.ศ. 2531 – ปัจจุบัน) พบว่า มีแนวคิดเกี่ยวกับการจัดการกับค่าสถิติได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำลองในงานวิจัยที่ใช้เทคนิคมอนติ คาร์โล แบ่งออกเป็น 2 ลักษณะ ดังนี้

1. แนวคิดที่ว่า “ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติ คาร์โล เป็นพารามิเตอร์ (Parameter)” กล่าวคือ ผู้วิจัยที่ดำเนินการวิจัยโดยใช้เทคนิคมอนติ คาร์โลมีแนวคิดว่าสถิติที่ได้จาการวิเคราะห์ข้อมูลที่จำลองมาจากคอมพิวเตอร์โดยใช้เทคนิคมอนติ คาร์โล ทำการทดลองทวนซ้ำหลาย ๆ รอบ จะเชื่อว่า ค่าประมาณที่เป็นผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลเป็นค่าพารามิเตอร์ จึงสามารถนำค่าพารามิเตอร์ดังกล่าวมาเปรียบเทียบกันได้โดยไม่ต้องใช้กระบวนการทางสถิติทำการทดสอบสมมติฐานอีก การดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลของนักวิจัยกลุ่มนี้ มักจะกำหนดให้มีการคำนวณซ้ำ ตั้งแต่ 200 รอบ ขึ้นไป (ส่วนใหญ่ประมาณ 1,000 รอบ) (Akritas & Papadatos. 2004 ; Houseman, Ryan & Coull. 2004 ; King & Brook. 2004 ; Larocque & Labarre. 2004 ; Linag & other. 2004 ; Sinha. 2004 ; Lee, Shao & Ghow. 2004 ; Wang, Xue, & other. 2004 ; ณัฐฎา สรรพศรีม 2531 ; กานดา ทองวัฒนะ. 2532 ; วินิจ เทือกทอง. 2537 : อ้างอิงมาจาก ปกรณ์ ประจัญบาน. 2549 : 69)

2. แนวคิดที่ว่า “ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติ คาร์โล เป็นค่าสถิติ (Statistics)” กล่าวคือ ผู้วิจัยในกลุ่มนี้จะมีแนวคิดตรงกันข้ามกับนักวิจัยในกลุ่มแรก โดยนักวิจัยในกลุ่มนี้มีแนวคิดว่า ค่าประมาณที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่จำลองมาจากคอมพิวเตอร์โดยใช้เทคนิคมอนติ คาร์โล ทำการทดลองทวนซ้ำหลายๆ รอบ ยังคงเป็นค่าสถิติ (Statistic) ไม่สามารถนำค่าดังกล่าวมาเปรียบเทียบกันได้ทันที จำเป็นต้องใช้กระบวนการทางสถิติทำการทดสอบสมมติฐานเสียก่อน ซึ่งการดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลของนักวิจัยกลุ่มนี้ มักจะกำหนดให้มีการคำนวณซ้ำตั้งแต่ 40 ครั้ง ขึ้นไป (ต่ายเซี่ยงฉี. 2534)

สำหรับการวิจัยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้เลือกใช้แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการกับค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำลองในงานวิจัยที่ใช้เทคนิคมอนติ คาร์โลในแนวคิดที่ 2 โดยมีเหตุผลสำคัญ 2 ประการ คือ

1.กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลซ้ำในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยต้องใช้โปรแกรมสำเร็จรูปบางโปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งไม่สามารถรองรับกระบวนการวิเคราะห์ซ้ำด้วยเทคนิคมอนติ คาร์โลได้ ผู้วิจัยจำเป็นต้องวิเคราะห์ซ้ำด้วยตนเองตลอดทั้งกระบวนการ ดังนั้นหากกำหนดกรอบในการวิเคราะห์ซ้ำจำนวนมาก ก็จะเกิดความยุ่งยากในการวิเคราะห์เป็นอย่างยิ่ง

2.ผู้วิจัยมีความเชื่อตามแนวความคิดที่ 2 ว่า ค่าประมาณที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำลองมาจากคอมพิวเตอร์โดยใช้เทคนิคมอนติ คาร์โล ทำการทดลองทวนซ้ำหลาย ๆ รอบ ยังคงเป็นค่าสถิติ (Statistics) ไม่สามารถนำค่าดังกล่าวมาเปรียบเทียบกันได้ในทันที จำเป็นต้องใช้กระบวนการทางสถิติทำการทดสอบสมมติฐานเสียก่อน และมีความเชื่อว่าข้อมูลที่จำลองมานั้นเป็นกลุ่มตัวอย่างของข้อมูลที่สุ่มมาจากประชากรข้อมูล

ฮาร์เวลและคณะ (Harwell et al. 1996 : 110) กล่าวถึง การศึกษาในสถานการณ์จำลองกับงานวิจัยที่ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมีลักษณะเฉพาะดังนี้ คือ

1. ใช้คำถามการวิจัย 1 คำถามหรือมากกว่า นำไปกำหนดจุดประสงค์การศึกษา
2. สร้างเงื่อนไขการศึกษาแสดงเป็นตัวแปรอิสระ
3. ออกแบบการทดลองอย่างเหมาะสม
4. สร้างข้อมูลการตอบข้อสอบตามรูปแบบพื้นฐานทางทฤษฎี
5. ประมาณค่าพารามิเตอร์และใช้การตอบข้อสอบจำลอง
6. เปรียบเทียบผลการศึกษาที่ได้
7. กระบวนการจะถูกทำซ้ำหลายครั้งในแต่ละเซล (Cell) ของการออกแบบ
8. ผลการทำซ้ำหลายครั้งจะนำไปวิเคราะห์ด้วยวิธีเชิงพรรณนา (Descriptive Method)และวิธีเชิงอ้างอิง (Inferential Method) นำผลสรุปการทดลองไปตอบคำถามการวิจัย

การศึกษาในสถานการณ์จำลองร่วมกับงานวิจัยตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ สามารถแก้ไขปัญหาที่ปฏิบัติไม่ได้ในการทดลองเชิงประจักษ์จากเหตุผลความซับซ้อนของการปฏิบัติ ประเมินสิ่งคุกคามความเที่ยงตรงภายในและภายนอก คำถามการวิจัยสามารถแก้ไขได้ตามแนวทางอุดมคตินอกจากนี้ การศึกษาในสถานการณ์จำลองสามารถศึกษาปัจจัยต่างๆ ในเวลาเดียวกัน

หรือแยกศึกษาแต่ละปัจจัยได้ เปรียบเทียบระหว่างวิธีปฏิบัติต่างๆ และประหยัดค่าใช้จ่ายเมื่อต้องทำการศึกษาเกี่ยวข้องกับมนุษย์ ข้อจำกัดบางประการซึ่งอาจพบได้ ได้แก่ ผลการศึกษาในสถานการณ์จำลองนำไปอ้างอิงได้น้อยถ้าสิ่งกำหนดไม่เป็นไปในสถานการณ์จริง นอกจากนี้ ผลการศึกษาอาจเปลี่ยนแปลงได้ขึ้นกับจำนวนการทำซ้ำและความแม่นยำจากการคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ ขั้นตอนการศึกษาในสถานการณ์จำลองของการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ(Harwell et al. 1996 : 115) มีดังนี้คือ

1. กำหนดปัญหา ผู้วิจัยจะเป็นผู้กำหนดปัญหาที่สนใจ ตั้งคำถาม สมมุติฐานการทดสอบและสิ่งที่ต้องการวัด โดยทั่วไปการกำหนดปัญหาได้จากการทบทวนวรรณกรรมที่ผ่านมา

2. ออกแบบการศึกษา ทั้งการวิจัยเชิงประจักษ์และการศึกษาในสถานการณ์จำลองให้ความสำคัญกับการออกแบบการทดลองในลักษณะเหมือนกัน เช่น การเลือกวิธีการออกแบบการทดลองที่เหมาะสม การกำหนดตัวแปรต้นจากคำถามการวิจัย กำหนดตัวแปรตามที่ไวต่อตัวแปรต้น การเลือกจำนวนการทำซ้ำ (Replication) ซึ่งหมายถึงขนาดกลุ่มตัวอย่างเพื่อต้องการลดความแปรปรวนของกลุ่มตัวอย่าง สร้างความแน่นอนและเพิ่ม ความเชื่อมั่นของผลการศึกษาให้สูงขึ้น

3. การใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์และ/หรือการเขียนคำสั่งโปรแกรมใหม่ แต่ละส่วนของคำสั่งโปรแกรมจะต้องผ่านการประเมินความถูกต้องและความเหมาะสมในการใช้ เช่น การสร้างผลการตอบข้อสอบ การเลือกค่าผลลัพธ์ การสร้างตัวเลขสุ่ม การประมาณค่าพารามิเตอร์รูปแบบการตอบข้อสอบเป็นต้น

4. การวิเคราะห์ผลการศึกษา การใช้วิธีวิเคราะห์เชิงพรรณนาเพียงอย่างเดียว เช่น การสรุปตารางกราฟสถิติซึ่งเป็นการแสดงผลโดยรวม จะไม่ให้ความชัดเจนในการตรวจสอบผลปฏิสัมพันธ์สำหรับประมาณขนาดและอธิบายความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลที่สร้างขึ้นในสถานการณ์จำลอง ดังนั้นจึงควรใช้วิธีวิเคราะห์เชิงพรรณนาร่วมกับการวิเคราะห์เชิงอ้างอิงที่เหมาะสม เช่น การถดถอย (Regression) การวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance : ANOVA) เป็นต้น

สรุป การศึกษาในสถานการณ์จำลองจะเป็นการออกแบบการทดลองเพื่อจำลองสถานการณ์เสมือนจริง เมื่อไม่สามารถได้ข้อมูลจากการวิจัยอื่นหรือยากจะได้รับ การทดลองดำเนินการเป็นระบบภายใต้เงื่อนไขกำหนด ผลการศึกษานำไปอ้างอิงได้กับผลการทดลองเชิงประจักษ์ ขั้นตอนเริ่มด้วยการกำหนดปัญหาการทดสอบ การออกแบบการศึกษา การใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์และ/หรือการเขียนคำสั่งใหม่ และการวิเคราะห์ผลการศึกษา เพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการกำหนดลักษณะของการตอบข้อสอบและวิธีกำหนดอย่างเหมาะสมในการทดสอบจริงต่อไป

สำหรับงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้โปรแกรม WinGen 3 ซึ่งเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปที่พัฒนาโดย Kyung T. Han and Ronald K. Hambleton เมื่อปี ค.ศ. 2007 เป็นโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในระบบ Microsoft Windows ทำให้สะดวกและง่ายในการจำลองข้อมูลมากกว่าในอดีตที่ใช้โปรแกรมในระบบปฏิบัติการ DOS (เช่น DATAGEN ของ Hanbleton & Rovinelli. 1973 ; GENIRV ของ Baker. 1989 และ RESGEN ของ Muraki. 1992) มีข้อจำกัดในเรื่องของความเร็วในการประมวลผล จำนวนสารสนเทศที่ต้องการ (Han and Hambleton. 2007 : 4 - 10)

โปรแกรม WinGen 3 มีคุณสมบัติที่สามารถจำลองข้อมูลตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบได้หลายโมเดล เช่น โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า ทั้ง 1 2 และ 3 พารามิเตอร์, โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ได้แก่ partial

credit model, generalized partial credit model, graded response model, rating scale model, and nominal response model โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบพหุมิติ นอกจากนี้ค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการตอบสนองข้อสอบเป็นการจำลองข้อมูลจากการแจกแจงของตัวแปรจากข้อมูลจริง ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ 1) การจำลองข้อมูลค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ 2) การจำลองข้อมูลค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และ 3) การจำลองข้อมูลการตอบสนองข้อสอบ มีการนำเสนอข้อมูลในรูปของ โค้งคุณลักษณะข้อสอบ (item characteristic curves ; ICC) โค้งคุณลักษณะของแบบทดสอบ (test characteristic curves ; TCC) ฟังก์ชั่นสารสนเทศของข้อสอบ (item information curves ; IFC) และฟังก์ชั่นสารสนเทศของแบบทดสอบ (test information curves ; TIC) (ตัวอย่างการจำลองข้อมูลนำเสนอในภาคผนวก ข)

แนวทางการพัฒนาโมเดลตามสมมติฐาน

โมเดลของตัวแปรที่นำมาใช้ในการเปรียบเทียบผลระหว่างวิธีการวิเคราะห์เส้นทางแบบ PAL กับวิธี SEDPIRT ซึ่งเป็นวิธีการใหม่ที่ได้พัฒนาขึ้น โดยใช้ข้อมูลจำลองมาจากคอมพิวเตอร์ ผู้วิจัยเลือกโมเดลแสดงความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ มาเป็นข้อมูลในการวิเคราะห์เชิงประจักษ์ ประกอบด้วยรายละเอียดดังนี้

1. ความสำคัญของคณิตศาสตร์

กระทรวงศึกษาธิการ (2545 : 1) ได้ให้ความสำคัญของคณิตศาสตร์ไว้ว่าคณิตศาสตร์มีบทบาทสำคัญยิ่งต่อการพัฒนาความคิดคิดของมนุษย์ ทำให้มนุษย์มีความคิดสร้างสรรค์ คิดอย่างมีเหตุผล เป็นระบบ ระเบียบ แบบแผน สามารถวิเคราะห์ปัญหา และสถานการณ์ได้อย่างถี่ถ้วนรอบคอบ ทำให้สามารถคาดการณ์ วางแผน ตัดสินใจ และแก้ปัญหาได้อย่างถูกต้องและเหมาะสม

คณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือในการศึกษาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ตลอดจนศาสตร์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง คณิตศาสตร์จึงมีประโยชน์ต่อการดำรงชีวิตและช่วยพัฒนาคุณภาพชีวิตให้ดีขึ้น นอกจากนี้คณิตศาสตร์ยังช่วยพัฒนามนุษย์ให้สมบูรณ์ มีความสมดุลทั้งทางร่างกาย จิตใจ สติปัญญา และอารมณ์ สามารถคิดเป็น แก้ปัญหาเป็น และสามารถอยู่ร่วมกับผู้อื่นได้อย่างมีความสุข

2. ธรรมชาติหรือลักษณะเฉพาะ

กระทรวงศึกษาธิการ (2545 : 2) ได้เสนอธรรมชาติหรือลักษณะเฉพาะของคณิตศาสตร์ ไว้ว่าคณิตศาสตร์มีลักษณะเป็นนามธรรม มีโครงสร้างประกอบด้วยคำอนิยาม บทนิยาม สัจพจน์ ที่เป็นข้อตกลงเบื้องต้น จากนั้นจึงใช้การให้เหตุผลที่สมเหตุสมผลสร้างทฤษฎีบทต่าง ๆ ขึ้นและนำไปใช้อย่างเป็นระบบ คณิตศาสตร์จึงมีความถูกต้องเที่ยงตรง คงเส้นคงวา มีระเบียบแบบแผนเป็นเหตุเป็นผล และมีความสมบูรณ์ในตัวเอง คณิตศาสตร์เป็นทั้งศาสตร์และศิลป์ที่ศึกษาเกี่ยวกับแบบรูปและความสัมพันธ์ เพื่อให้ได้ข้อสรุปและนำไปใช้ประโยชน์ คณิตศาสตร์มีลักษณะเป็นภาษาสากลที่ทุกคนเข้าใจตรงกันในการสื่อสาร สื่อความหมาย และถ่ายทอดความรู้ระหว่างศาสตร์ต่าง ๆ สำนักงานคณะกรรมการการประถมศึกษาแห่งชาติ ได้สรุปธรรมชาติของวิชาคณิตศาสตร์ไว้ ดังนี้

1. คณิตศาสตร์เป็นวิชาที่เกี่ยวกับความคิดรวบยอด (Concept) ความคิดรวบยอดนี้เป็นการสรุปข้อคิดเห็นที่เหมือนกัน อันเกิดจากประสบการณ์หรือปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้น เช่น ของสองหมู่ ถ้าจับคู่หนึ่งต่อหนึ่งได้พอดี แสดงว่ามีจำนวนเท่ากัน

2. คณิตศาสตร์มีลักษณะเป็นนามธรรม (Abstract) เป็นเรื่องของความคิด คำทุกคำ ประโยคทุกประโยคในวิชาคณิตศาสตร์ว่าด้วยนามธรรมทั้งสิ้น ทั้งนี้สืบเนื่องมาจากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เริ่มต้นจากอนิยามที่เป็นนามธรรม เช่น 1 เป็นอนิยามซึ่งเป็นนามธรรม

3. คณิตศาสตร์เป็นวิชาที่ใช้สัญลักษณ์ สัญลักษณ์ที่ใช้แทนความคิดเป็นเครื่องมือในการฝึกสมอง ช่วยให้เกิดการกระทำในการคิดคำนวณ การแก้ปัญหา การพิสูจน์

4. คณิตศาสตร์เป็นภาษาอย่างหนึ่งมีการกำหนดสัญลักษณ์ที่รัดกุม สื่อความหมายที่ถูกต้องเพื่อแสดงความหมายแทนความคิดเช่นเดียวกับภาษาอื่น ๆ เช่น 5 - 2 = 3 ทุกคนต้องมีความเข้าใจหมายถึงอะไร จะได้คำตอบเป็นอย่างเดียวกัน

5. คณิตศาสตร์มีลักษณะเป็นตรรกศาสตร์ มีการแสดงเป็นเหตุเป็นผลต่อกันทุกขั้นตอนของความคิด จะเป็นเหตุเป็นผลต่อกัน มีความสัมพันธ์กัน เช่น 2 + 3 = 5 ดังนั้น 5 - 3 = 2

6. คณิตศาสตร์มีความเป็นปรนัยในตัวเอง มีความเที่ยงตรงสามารถพิสูจน์หรือทดสอบได้ด้วยหลักเหตุผล และการใช้กฎเกณฑ์ที่แน่นอน เช่น 4 + 1 = ?

7. คณิตศาสตร์มีลักษณะเป็นวิทยาศาสตร์ โดยสร้างแบบจำลองและศึกษาความสัมพันธ์ของปรากฏการณ์ต่าง ๆ มีการพิสูจน์ ทดลอง หรือสรุปอย่างมีเหตุผล ตามความจริง

8. คณิตศาสตร์เป็นศิลปะอย่างหนึ่ง ความงามของคณิตศาสตร์คือความมีระเบียบแบบแผนและความกลมกลืนที่เกิดขึ้นภายใน

9. คณิตศาสตร์มีความเป็นกรณีทั่วไป (Generalization) เป็นวิชาที่มุ่งหากรณีทั่วไปของสิ่งต่าง ๆ แทนที่จะกรณีเฉพาะเท่านั้น

10. คณิตศาสตร์เป็นวิชาที่มีโครงสร้าง โครงสร้างของวิชาคณิตศาสตร์ในรูปที่สมบูรณ์แล้วจะเริ่มด้วยธรรมชาติ ซึ่งอาจจะเป็นทางฟิสิกส์ ชีววิทยา เศรษฐศาสตร์ จิตวิทยา ธุรกิจ ฯลฯ เราพิจารณาเนื้อหาเหล่านี้แล้วสรุปในรูปนามธรรม สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเนื้อหานั้น ๆ แบบจำลองนี้ประกอบด้วย อนิยาม (Undefined term) นิยาม (Defined term) และสัจพจน์หรือกติกา (Postulate) จากนั้นใช้ตรรกวิทยาสรุปผลเป็นกฎ หรือทฤษฎี และนำผลเหล่านั้นไปประยุกต์ใช้ในธรรมชาติต่อไป

3. วิสัยทัศน์การเรียนรู้

กระทรวงศึกษาธิการ (2545 : 2) การศึกษาคณิตศาสตร์สำหรับหลักสูตรการศึกษาขั้นพื้นฐาน พุทธศักราช 2544 เป็นการศึกษาเพื่อปวงชนที่เปิดโอกาสให้เยาวชนทุกคนได้เรียนรู้คณิตศาสตร์อย่างต่อเนื่องและตลอดชีวิตตามศักยภาพ ทั้งนี้เพื่อให้เยาวชนเป็นผู้มีความรู้ความสามารถทางคณิตศาสตร์ที่พอเพียง สามารถนำความรู้ ทักษะ และกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่จำเป็นไปพัฒนาคุณภาพชีวิตให้ดียิ่งขึ้น รวมทั้งนำไปเป็นเครื่องมือในการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ และเป็นพื้นฐานสำหรับการศึกษาต่อ ดังนั้นจึงเป็นความรับผิดชอบของสถานศึกษาที่ต้องจัดสาระการเรียนรู้ที่เหมาะสมแก่ผู้เรียนแต่ละคน ทั้งนี้เพื่อให้บรรลุตามมาตรฐานการเรียนที่กำหนดไว้

สำหรับผู้เรียนที่มีความสามารถทางคณิตศาสตร์ และต้องการเรียนคณิตศาสตร์มากขึ้นให้ถือเป็นหน้าที่ของสถานศึกษาที่ต้องจัดโปรแกรมการเรียนการสอนให้แก่ผู้เรียนเพื่อให้ผู้เรียนได้มี

โอกาสเรียนรู้คณิตศาสตร์เพิ่มเติมตามความถนัดและความสนใจ ทั้งนี้เพื่อให้ผู้เรียนมีความรู้ที่ทัดเทียมกับนานาอารยประเทศ

4. คุณภาพของผู้เรียน

กระทรวงศึกษาธิการ (2545 : 5-6) ได้เสนอคุณภาพของผู้เรียนเมื่อจบช่วงชั้นที่ 2 (ชั้นประถมศึกษาปีที่ 4-6) ไว้ว่าเมื่อผู้เรียนจบการเรียนช่วงชั้นที่ 2 ผู้เรียนควรมีความสามารถดังนี้

1. มีความคิดรวบยอดและความรู้สึกเชิงจำนวนเกี่ยวกับจำนวนและการดำเนินการของจำนวน สามารถแก้ปัญหาเกี่ยวกับการบวก การลบ การคูณ และการหารจำนวนนับ เศษส่วน ทศนิยมและร้อยละ พร้อมทั้งตระหนักถึงความสมเหตุสมผลของคำตอบที่ได้และสร้างโจทย์ได้

2. มีความเข้าใจเกี่ยวกับสมบัติต่าง ๆ ของจำนวน พร้อมทั้งนำความรู้ไปใช้ได้

3. มีความรู้ ความเข้าใจเกี่ยวกับความยาว ระยะทาง น้ำหนัก พื้นที่ ปริมาตร ความจุ สามารถวัดปริมาณดังกล่าวได้อย่างถูกต้องและเหมาะสม และนำความรู้เกี่ยวกับการวัดไปใช้แก้ปัญหาในสถานการณ์ต่าง ๆ ได้

4. มีความรู้ ความเข้าใจเกี่ยวกับสมบัติของรูปเรขาคณิตหนึ่งมิติ สองมิติ และสามมิติ

5. มีความรู้ ความเข้าใจเกี่ยวกับแบบรูปและอธิบายความสัมพันธ์ได้

6. สามารถวิเคราะห์สถานการณ์หรือปัญหาพร้อมทั้งเขียนให้อยู่ในรูปของสมการเชิงเส้นตัวแปรเดียวและแก้สมการได้

7. เก็บรวบรวมข้อมูลและนำเสนอข้อมูลในรูปแบบแผนภูมิต่าง ๆ สามารถอภิปรายประเด็นต่าง ๆ จากแผนภูมิภาพ แผนภูมิแท่ง แผนภูมิรูปวงกลม ตาราง และกราฟ รวมทั้งใช้ความรู้เกี่ยวกับความน่าจะเป็นเบื้องต้นในการอภิปรายเหตุการณ์ต่าง ๆ ได้

8. มีทักษะกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่จำเป็น ได้แก่ ความสามารถในการแก้ปัญหาด้วยวิธีการที่หลากหลายและใช้เทคโนโลยีที่เหมาะสม การให้เหตุผล การสื่อสาร สื่อความหมาย และการนำเสนอทางคณิตศาสตร์ มีความคิดริเริ่มสร้างสรรค์ และการเชื่อมโยงความรู้ต่าง ๆ ทางคณิตศาสตร์

5. ลักษณะโครงสร้างของวิชาคณิตศาสตร์

สำนักงานคณะกรรมการการประถมศึกษาแห่งชาติ ได้เสนอลักษณะโครงสร้างของวิชาคณิตศาสตร์ ไว้ว่าคณิตศาสตร์แม้จะเป็นนามธรรม แต่มีโครงสร้างและระบบที่นำมาแก้ปัญหาในชีวิตประจำวันได้ ชีวิตของคนเราผูกพันกับคณิตศาสตร์ตลอดเวลา ไม่ว่าจะเป็นเรื่องของการใช้เวลาในการทำกิจกรรมต่าง ๆ ในแต่ละวัน เพื่อหาคำตอบของสิ่งที่เราไม่ทราบค่า การกำหนดระยะทางหรือเส้นทางการเดินทางไปยังสถานที่ต่าง ๆ การเก็บและติดตามหาข้อมูลต่าง ๆ ที่พบจากการอ่านหนังสือ ดูโทรทัศน์ ฯลฯ สิ่งเหล่านี้อยู่ในชีวิตประจำวันของเราทั้งสิ้น ผู้ที่จะนำคณิตศาสตร์มาใช้ประโยชน์อย่างคุ้มค่า จึงควรเป็นผู้ที่รู้จักสังเกต รวบรวมข้อมูล จัดและแยกแยะข้อมูลโดยใช้หลักเกณฑ์และสรุปหลักการต่าง ๆ อย่างมีเหตุผลตลอดจนนำมาใช้ประโยชน์ได้อย่างเหมาะสม

โครงสร้างของวิชาคณิตศาสตร์ ประกอบด้วยส่วนสำคัญ สรุปได้ 4 ประการ ดังนี้

1.1 อนิยาม (Undefined Term) หมายถึง คำที่ไม่ได้ความหมายหรือคำจำกัดความแต่ให้เข้าใจตรงกัน นักคณิตศาสตร์ได้เริ่มโครงสร้างวิชาคณิตศาสตร์ด้วยคำกลุ่มหนึ่ง ซึ่งไม่ให้ความหมายหรือคำจำกัดความโดยที่ให้ตกลงกันว่าคำเหล่านี้เป็นที่เข้าใจตรงกันโดยวิธียกตัวอย่าง

หรือเข้าใจด้วยปฏิภาณ เช่น จุด ค่าคงที่ เท่ากัน มากกว่า เซต ระนาบ ฯลฯ อนิยามมีจำนวนน้อยที่สุด เท่าที่จะเป็นได้

1.2 นิยาม (Difinition หรือ Defined Term) คือ การเอาอนิยามมาบรรยายหรือกำหนดคุณลักษณะของสิ่งใดสิ่งหนึ่ง เช่น เราเอาคำว่า “จุด” และ “ทางเดิน” มาอธิบายคำว่า “เส้น” เช่น “เส้นคือทางเดินของจุด” เราใช้คำว่าเส้นไปนิยามคำว่า เส้นตรง เส้นขนาน เราใช้ “เซต” ไปใช้นิยาม สับเซต ดังตัวอย่างสิ่งที่ต้องนิยามในวิชาคณิตศาสตร์ เช่น ตัวหารร่วมมาก วงกลม สับเซต ฯลฯ

1.3 สัจพจน์หรือกติกา (Axioms หรือ Postulate) หมายถึง ประโยคหรือข้อความที่เราไม่ต้องพิสูจน์ แต่ให้ยอมรับว่าเป็นจริงในเรื่องที่เราพูดกันอยู่ ในชีวิตจริงเรายอมรับอะไรหลายๆ อย่างในลักษณะเป็นข้อตกลงหรือกติกา เช่น ยอมรับว่าการฆ่าสัตว์ใหญ่เป็นบาป การแข่งขันกีฬาแต่ละชนิดมีกติกา เพื่อให้ทุกคนยอมรับโดยไม่โต้แย้ง กติกามักจะแสดงความสัมพันธ์ของนิยามหรืออนิยามที่เป็นพื้นฐานมาก จนไม่สามารถพิสูจน์ได้ เช่น กำหนดจุดสองจุด จะลากเส้นตรงผ่านได้เพียงเส้นเดียว เส้นขนานย่อมไม่ตัดกัน

1.4 ทฤษฎีบท (Theorem) เป็นผลสรุปที่ได้จากข้อมูลชนิดหนึ่งหรือจากเงื่อนไขที่กำหนด สามารถพิสูจน์ได้ว่าเป็นจริง (Valid) ทุกกรณี คือ สมเหตุสมผล การพิสูจน์ทฤษฎีเป็นการให้เหตุผลทางตรรกวิทยา โดยการนำเอานิยาม กติกาหรือทฤษฎีบทที่ได้พิสูจน์แล้วไปสนับสนุนเป็นเหตุเป็นผล เพื่อแสดงว่าทฤษฎีนั้นเป็นจริง ความเป็นจริงทุกกรณีหมายถึงความสมเหตุสมผลเท่านั้นไม่ได้หมายถึงข้อเท็จจริง (Fact หรือ Truth)แต่ทฤษฎีทางคณิตศาสตร์บางแขนงบางเรื่องที่เป็นข้อเท็จจริงทุกกรณี ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับกติกาของคณิตศาสตร์แขนงนั้น ถ้ากติกาเป็นข้อเท็จจริงแน่นอนทฤษฎีที่พิสูจน์โดยกติกานั้นอ้างอิงเป็นเหตุเป็นผลก็ย่อมได้ผลเป็นข้อเท็จจริงด้วย ทฤษฎีบทจัดเป็นจุดสุดยอดของโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ นักคณิตศาสตร์จะพยายามสร้างทฤษฎีให้มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ตัวอย่างทฤษฎีบท เช่น 2 ไม่ใช่จำนวนตรรกยะ มุมประชิดรวมกันเท่ากับ 2 มุมฉาก เส้นตรงสองเส้นตัดกันมุมตรงข้ามย่อมเท่ากัน

6. ประโยชน์ของคณิตศาสตร์

กรมวิชาการ (2545 : 2) ได้เสนอประโยชน์ของคณิตศาสตร์ตามหลักสูตรการศึกษาขั้นพื้นฐาน พุทธศักราช 2544 ไว้ว่า คณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือที่จำเป็นในการพัฒนาคุณภาพชีวิตให้ดีขึ้น และนำไปเป็นเครื่องมือในการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ รวมทั้งการใช้เป็นพื้นฐาน ในการศึกษาต่อและเรียนรู้ศาสตร์ ประโยชน์และความสำคัญของคณิตศาสตร์ 3 ประการ ดังนี้

1. ประโยชน์ในการนำไปใช้ได้จริง (Practical Values) ได้แก่

1.1 คณิตศาสตร์ในชีวิตประจำวัน เช่น การซื้อการขายสิ่งต่าง ๆ การคำนวณหากำไรขาดทุน การคิดดอกเบี้ย การคำนวณภาษีเงินได้ ประมาณการค่าสิ่งของไม่ว่าจะเป็นน้ำหนัก ความสูง หรือระยะทาง การอ่าน การตีความหมายจากตาราง กราฟ แผนภูมิแบบต่าง ๆ สิ่งเหล่านี้จะต้องใช้คณิตศาสตร์พื้นฐาน ซึ่งนักเรียนทุกคนจำเป็นต้องเรียน

1.2 คณิตศาสตร์ในงานอาชีพ โลกปัจจุบันเจริญก้าวหน้าอย่างรวดเร็ว ด้วยความรู้ทางวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ซึ่งเป็นผลสืบเนื่องมาจากความเจริญทางคณิตศาสตร์ นับตั้งแต่สมัยโบราณไม่ว่าจะเป็นกฎแรงโน้มถ่วงของโลก จนถึงการทดลองระเบิดนิวเคลียร์ จำเป็นต้องอาศัยความรู้ ความเข้าใจทางคณิตศาสตร์อย่างลึกซึ้งในแขนงใดแขนงหนึ่ง เช่น วิศวกร ต้องเรียนแคลคูลัส

สมการดริฟเฟรนเชียล การวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numbercial Analysis) นักการธนาคาร ผู้ลงทุน การค้าควรเรียนรู้เรื่องกำหนดการเชิงเส้น (Linear Programming) การควบคุมคุณภาพ (Quality Control) ผู้บริหารต้องอ่านและแปลความหมายของข้อมูลทางสถิติได้ และควรมีความรู้พื้นฐานทางคอมพิวเตอร์ด้วย นอกจากนี้ทุกอาชีพเกือบทุกแขนงไม่ว่าจะเป็นวิทยาศาสตร์ สังคมศาสตร์ ต้องเกี่ยวข้องกับงานวิจัยซึ่งจำเป็นต้องมีพื้นฐานความรู้ทางคณิตศาสตร์

2. ประโยชน์ในการฝึกวินัย (Disciplinary Values)

วิชาคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมืออย่างหนึ่งที่จะฝึกให้คนมีวินัยในตนเอง จากการเสริมสร้างลักษณะนิสัยและเจตคติบางอย่างให้แก่ผู้เรียน เช่น ความมีระเบียบวินัยในการทำงาน ความมีเหตุผลในการแก้ปัญหา การเคารพในกฎ กติกาของสังคมและการมีความคิดริเริ่มสร้างสรรค์ ตลอดจนความพอใจและเข้าใจในสิ่งที่เป็นสัจจะ ซึ่งเป็นคุณธรรมสูงสุดข้อหนึ่งของมนุษย์ด้วยเหตุผลที่คณิตศาสตร์ใช้ภาษาง่าย ๆ สัญลักษณ์ที่รัดกุม ใช้เหตุผลที่ถูกต้อง ส่งเสริมให้มีความคิดริเริ่มและรู้จักประเมินค่าข้อมูลต่าง ๆ นั่นเอง

3. ประโยชน์ทางวัฒนธรรม (Cultural Values)

ในบรรดาความรู้เบื้องต้นที่มนุษย์ควรเรียนรู้ตั้งแต่ในสมัยโบราณ นอกจากการอ่าน (Reading) การเขียน (Writing) แล้ว ยังรวมถึงเลขคณิต (Arithmetic) ซึ่งเป็นสาขาหนึ่งของคณิตศาสตร์ด้วย เพราะความเชื่อว่าคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือวิเศษที่สอนให้คนมีเหตุผล คณิตศาสตร์จึงเป็นวิชาที่สืบทอดมาจากชนรุ่นก่อนจนถึงชนปัจจุบันอย่างต่อเนื่องและไม่ขาดตกบกพร่อง เช่น เรขาคณิต (Euclid) แม้จะมีเรขาคณิตแบบไม่ใช่ Euclid (Non - Euclidean Geometry) เกิดขึ้นก็ยังมีคนเรียนตลอดเวลามากกว่า 2,500 ปีแล้ว เช่นเดียวกับ พีชคณิตและตรีโกณมิติ วิชาเหล่านี้แสดงถึงรากเหง้าและวัฒนธรรมความเป็นอยู่ของมนุษย์ ทำให้สามารถสืบสาวเรื่องราวประวัติศาสตร์ได้เป็นอย่างดี และเห็นคุณค่าในวิชาที่เป็นความจำเป็นแก่โลก รวมทั้งความเข้าใจในความเจริญงอกงามทางวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ซึ่งเป็นผลมาจากความเจริญและวิวัฒนาการทางคณิตศาสตร์มาตั้งแต่โบราณ

จากที่กล่าวมาในการจัดการเรียนการสอนวิชาคณิตศาสตร์ให้กับนักเรียน พอที่จะสรุปถึงประโยชน์ของวิชาคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

1. เพื่อฝึกให้ผู้เรียนได้ฝึกวิธีการใช้ความคิด พิจารณาเรื่องราวต่าง ๆ โดยการใช้เหตุผลด้วยความเป็นธรรมปราศจากการมีอคติในการแก้ปัญหาต่าง ๆ

2. เพื่อฝึกให้ผู้เรียนได้เรียนได้พูดตามที่คิดอย่างเป็นระบบและมีวิธีการที่ถูกต้อง

3. เพื่อใช้เป็นพื้นฐานในการประกอบอาชีพ การดำรงชีวิตและเป็นพื้นฐานในการเรียนรู้ศาสตร์อื่น ๆ ได้อย่างต่อเนื่องตลอดชีวิต

7. ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน (Academic Achievement)

7.1 ความหมายของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

ผลสัมฤทธิ์ตรงกับคำว่า “Achievement” แปลว่า ได้รับหรือผลสำเร็จ นักการศึกษาได้ให้ความหมาย คำจำกัดความของคำว่า ผลสัมฤทธิ์ ไว้ดังนี้

Good (1973 : 7) ให้ความหมายผลสัมฤทธิ์ ไว้ว่า ผลสัมฤทธิ์ คือ การทำให้สำเร็จ (Accomplish) หรือประสิทธิภาพทางด้านการกระทำในทักษะที่กำหนดให้ หรือในด้านความรู้

ส่วนผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน หมายถึง ความสามารถในการเข้าถึงความรู้ (Knowledge Attained) การพัฒนาทักษะในการเรียนโดยอาศัยความพยายามจำนวนหนึ่งและแสดงออกในรูปความสำเร็จ ซึ่งสามารถสังเกตและวัดได้ด้วยเครื่องมือทางจิตวิทยาหรือแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนทั่วไป

พวงรัตน์ ทวีรัตน์ (2530 : 29 - 32) ได้ให้ความหมายของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนว่า หมายถึง คุณลักษณะ รวมถึงความรู้ความสามารถของบุคคล อันเป็นผลมาจากการเรียนการสอน หรือ คือมวลประสบการณ์ทั้งปวงที่บุคคลได้รับจากการเรียนการสอน ทำให้บุคคลเกิดการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมในด้านต่างๆของสมรรถภาพทางสมอง

สุรชัย ขวัญเมือง (2532 : 232 - 233) ได้ให้ความหมายของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนว่า หมายถึง ความรู้ที่ได้รับจากการสอน หรือทักษะที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมาตามลำดับขั้นในวิชาต่างๆ ที่ได้เรียนมาแล้วในสถานศึกษา และการที่ครูทราบว่าเด็กได้ความรู้หรือทักษะในวิชาต่างๆเพิ่มขึ้นเพียงใด ก็จำเป็นที่จะต้องอาศัยเครื่องมือในการวัดผลการศึกษามาช่วย สำหรับเครื่องมือที่สามารถใช้ได้ง่ายและสะดวกที่สุด ได้แก่ การทดสอบ หรือการปฏิบัติ เป็นต้น

จากความหมายดังกล่าวพอสรุปได้ว่า ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน หมายถึง ความสามารถในการเข้าถึงความรู้ (Knowledge Attained) การพัฒนาทักษะในการเรียนโดยอาศัยความพยายามจำนวนหนึ่งและแสดงออกในรูปความสำเร็จ ซึ่งสามารถสังเกตและวัดได้โดยอาศัยเครื่องมือทางจิตวิทยา หรือแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนทั่วไป

7.2 การวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

การทดสอบเป็นกระบวนการสำคัญในการวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนการสอนจะมีหลายลักษณะขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของการทดสอบ

ชวาล แพรัตกุล (2517 : 12-14) ให้ความหมายของการวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนว่า หมายถึง การตรวจสอบความรู้ทักษะและสมรรถภาพทางสมองด้านต่าง ๆ ที่นักเรียนได้จากการอบรม สั่งสอนของครู แบบการวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนจะทำหน้าที่วัดว่าเด็กนักเรียนรู้มากน้อยเพียงใด โดยแบบทดสอบชนิดนี้ต้องการวัดว่าครูได้ใช้เนื้อหาวิชาไปกระตุ้นสมองเด็กให้งอกงามตามความมุ่งหมายของหลักสูตรได้มากน้อยเพียงใด โดยใช้เครื่องมือที่เรียกว่า แบบวัดผลสัมฤทธิ์ (Achievement test) ซึ่งหมายถึง แบบทดสอบที่ใช้วัดปริมาณความรู้ ความสามารถ ทักษะเกี่ยวกับด้านวิชาการ ที่เด็กได้เรียนรู้มาในอดีตว่ารับรู้ได้มากน้อยเพียงใด

เกษม สาหร่ายทิพย์ (2531 : 7-8) แบ่งประเภทของการทดสอบออกเป็น 3 ประเภท คือ

1. การทดสอบก่อนสอนหรือการทดสอบเพื่อจัดตำแหน่ง (Placement Testing) เป็นการทดสอบเพื่อสำรวจความพร้อม หรือทดสอบเพื่อวัดความรู้พื้นฐานเดิมของผู้เรียนก่อนทำการเรียนการสอน

2. การทดสอบย่อย (Formative Testing) เป็นการสอบตามจุดประสงค์การเรียนรู้ที่กำหนดขึ้น โดยทำการสอบระหว่างดำเนินการสอน เพื่อสำรวจความรู้ความสามารถของผู้เรียนว่ามีความรู้ความสามารถเพียงพอที่จะเรียนในหน่วยการเรียนต่อไปหรือไม่

3. การทดสอบรวมหรือการทดสอบเพื่อประเมินผลการเรียน (Summative Testing) เป็นการทดสอบเพื่อสรุปผลการเรียนภายหลังจากการเรียนการสอนสิ้นสุดลง

สรุปได้ว่า การวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน หมายถึง การตรวจสอบความรู้ทักษะและสมรรถภาพทางสมองด้านต่าง ๆ ที่นักเรียนได้จากการเรียนรู้กับครู

7.3 ความหมายของแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

ได้มีผู้ให้ความหมายของแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนไว้ดังนี้

ล้วน สายยศ และอังคณา สายยศ (2543 : 146) ได้ให้ความหมายของแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนไว้ว่า เป็นแบบทดสอบที่วัดความรู้ของนักเรียนหลังจากที่ได้เรียนไปแล้ว ซึ่งมักจะเป็นข้อคำถามให้นักเรียนตอบด้วยกระดาษและดินสอกับให้นักเรียนปฏิบัติจริง ซึ่งแบ่งแบบทดสอบประเภทนี้เป็น 2 พวก คือ

1. แบบทดสอบของครู (Teacher Made Test) หมายถึง ชุดของข้อคำถามที่ครูเป็นผู้สร้างขึ้น เป็นข้อคำถามที่ถามเกี่ยวกับความรู้ที่นักเรียนในห้องเรียน เป็นการทดสอบว่านักเรียนมีความรู้มากแค่ไหน บกพร่องในส่วนใดจะได้สอนซ่อมเสริม หรือเป็นการวัดเพื่อดูความพร้อมที่จะเรียนในเนื้อหาใหม่ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความต้องการของครู

2. แบบทดสอบมาตรฐาน (Standardized Test) หมายถึง แบบทดสอบที่สร้างขึ้นจากผู้เชี่ยวชาญในแต่ละสาขาวิชาหรือจากครูที่สอนวิชานั้น แต่ผ่านการทดลองหาคุณภาพหลายครั้ง จนมีคุณภาพดี จึงสร้างเกณฑ์ปกติของแบบทดสอบนั้น สามารถใช้เป็นหลักและเปรียบเทียบผลเพื่อประเมินค่าของการเรียนการสอนในเรื่องใด ๆ ก็ได้ แบบทดสอบมาตรฐานและคู่มือดำเนินการสอบบอกถึงวิธีสอบและยังมีมาตรฐานในด้านการแปลคะแนนด้วย

สมนึก ภัททิยธนี (2544 : 73-82) ได้ให้ความหมายของแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนไว้ว่า แบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน หมายถึง แบบทดสอบที่วัดสมรรถภาพสมองด้านต่าง ๆ ที่นักเรียนได้รับการเรียนรู้ผ่านมาแล้ว อาจแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท คือ แบบทดสอบที่ครูสร้างขึ้นกับแบบทดสอบมาตรฐาน ซึ่งประเภทของแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนประเภทที่ครูสร้างมีหลายแบบ แต่ที่นิยมใช้ มี 6 แบบ ดังนี้

1. ข้อสอบแบบอัตนัยหรือความเรียง (Subjective or Essay Test)

ลักษณะทั่วไป เป็นข้อสอบที่มีเฉพาะคำถาม แล้วให้นักเรียนเขียนตอบอย่างเสรี เขียนบรรยายตามความรู้ และข้อคิดเห็นของแต่ละคน

2. ข้อสอบแบบถูก – ผิด (True – False Test)

ลักษณะทั่วไป ถือได้ว่าข้อสอบแบบถูก – ผิด คือข้อสอบแบบเลือกตอบที่มี 2 ตัวเลือก แต่ตัวเลือกดังกล่าวเป็นแบบคงที่และมีความหมายตรงกันข้าม เช่น ถูก – ผิด ใช่ - ไม่ใช่ จริง – ไม่จริง เหมือนกัน – ต่างกัน เป็นต้น

3. ข้อสอบแบบเติมคำ (Completion Test)

ลักษณะทั่วไป เป็นข้อสอบที่ประกอบด้วยประโยคหรือข้อความที่ยังไม่สมบูรณ์แล้วให้ผู้ตอบเติมคำหรือประโยค หรือข้อความลงในช่องว่างที่เว้นไว้นั้น เพื่อให้มีใจความสมบูรณ์และถูกต้อง

4. ข้อสอบแบบตอบสั้นๆ (Short Answer Test)

ลักษณะทั่วไป ข้อสอบประเภทนี้คล้ายกับข้อสอบแบบเติมคำ แต่แตกต่างกันที่ข้อสอบแบบตอบสั้นๆ เขียนเป็นประโยคคำถามสมบูรณ์ (ข้อสอบเติมคำเป็นประโยคหรือข้อความที่ยังไม่สมบูรณ์) แล้วให้ผู้ตอบเป็นคนเขียนตอบ คำตอบที่ต้องการจะสั้นและกะทัดรัดได้ใจความสมบูรณ์ ไม่ใช่เป็นการบรรยายแบบข้อสอบอัตนัยหรือความเรียง

5. ข้อสอบแบบจับคู่ (Matching Test)

ลักษณะทั่วไป เป็นข้อสอบเลือกตอบชนิดหนึ่ง โดยมีคำหรือข้อความแยกออกจากกันเป็น 2 ชุด แล้วให้ผู้ตอบเลือกจับคู่ว่า แต่ละข้อความในชุดหนึ่ง(ตัวยืน) จะคู่กับคำ หรือข้อความใดในอีกชุดหนึ่ง (ตัวเลือก) ซึ่งมีความสัมพันธ์กันอย่างใดอย่างหนึ่ง ตามที่ผู้ออกข้อสอบกำหนดไว้

6. ข้อสอบแบบเลือกตอบ (Multiple Choice Test)

ลักษณะทั่วไป คำถามแบบเลือกตอบโดยทั่วไปจะประกอบด้วย 2 ตอน คือ ตอนนำหรือ คำถาม (Stem) กับตอนเลือก (Choice) ในตอนเลือกนี้จะประกอบด้วยตัวเลือกที่เป็นคำตอบถูก และตัวเลือกที่เป็นตัวลวง ปกติจะมีคำถามที่กำหนดให้นักเรียนพิจารณา แล้วหาตัวเลือกที่ถูกต้องมากที่สุดเพียงตัวเลือกเดียวจากตัวเลือกอื่นๆ และคำถามแบบเลือกตอบที่ดีนิยมใช้ตัวเลือกที่ใกล้เคียงกัน ดูเผินๆจะเห็นว่าทุกตัวเลือกถูกหมด แต่ความจริงมีน้ำหนักถูกมากน้อยต่างกัน

สมนึก ภัททิยธนี (2544 : 49-53) ได้เสนอไว้ว่าแบบทดสอบที่ดีควรมีลักษณะ 10 ประการ คือ

1. ความเที่ยงตรง (Validity) หมายถึง ลักษณะของแบบทดสอบทั้งฉบับที่สามารถวัดได้ตรงกับจุดมุ่งหมายที่ต้องการ หรือวัดในสิ่งที่ต้องการหรือวัดในสิ่งที่ต้องการวัดได้อย่างถูกต้องแม่นยำเที่ยงตรงจึงเปรียบเสมือนหัวใจของแบบทดสอบ

2. ความเชื่อมั่น (Reliability) หมายถึง ลักษณะของแบบทดสอบทั้งฉบับที่สามารถวัดได้คงที่คงวาไม่เปลี่ยนแปลง ไม่ว่าจะทำการสอบใหม่กี่ครั้งก็ตาม

3. ความยุติธรรม (Fair) ลักษณะของแบบทดสอบที่ไม่เปิดโอกาสให้มีการได้เปรียบเสียเปรียบในกลุ่มผู้สอบด้วยกัน และไม่เปิดโอกาสให้นักเรียนทำข้อสอบได้โดยการเดา

4. ความลึกของคำถาม (Searching) หมายถึง ข้อสอบแต่ละข้อนั้นจะต้องไม่ถาม ผิวเผินหรือถามประเภทความรู้ความจำ ต้องให้นักเรียนนำความรู้ความเข้าใจไปคิดหรือดัดแปลงแก้ปัญหาก่อนจึงจะตอบข้อสอบได้

5. ความยั่วยุ (Exemplary) หมายถึง แบบทดสอบที่นักเรียนทำด้วยความสนุก เพลิดเพลิน ไม่เบื่อหน่าย

6. ความจำเพาะเจาะจง (Definition) หมายถึง ข้อสอบที่มีแนวทางหรือทิศทางการถามต้องชัดเจน ไม่คลุมเครือแฝงกลเม็ดให้นักเรียนงง

7. ความเป็นปรนัย (Objective) แบบทดสอบชนิดใดจะเป็นปรนัยจะต้องมีคุณสมบัติ 3 ประการ คือ

7.1 ตั้งคำถามให้ชัดเจน ทำให้ผู้เข้าสอบทุกคนเข้าใจความหมายได้ถูกต้องและตรงกัน

7.2 ตรวจให้คะแนนได้ตรงกัน แม้ว่าจะตรวจหลายครั้งหรือตรวจหลายคนก็ตาม

7.3 แปลความหมายของคะแนนได้เหมือนกัน

8. ประสิทธิภาพ (Efficiency) หมายถึง แบบทดสอบที่มีจำนวนข้อมากพอประมาณใช้เวลาพอเหมาะ ประหยัดค่าใช้จ่าย จัดทำแบบทดสอบด้วยความประณีต สามารถตรวจให้คะแนนได้รวดเร็ว รวมถึงการมีสิ่งแวดล้อมในการสอนที่ดี

9. อำนาจจำแนก (Discrimination) หมายถึง ความสามารถของข้อสอบในการจำแนกผู้สอบที่มีคุณลักษณะ หรือความสามารถแตกต่างกันได้ดี ข้อสอบที่จะต้องมีอำนาจจำแนกสูง เช่น ตามทฤษฎีการวัดผลแบบอิงกลุ่ม (Norm Referenced Measurement) ถ้าข้อสอบมีอำนาจจำแนกสูง แสดงว่าคนกลุ่มเก่งทำข้อสอบข้อนั้นถูก แต่คนกลุ่มอ่อนทำไม่ถูก

10. ความยาก (Difficulty) ขึ้นอยู่กับทฤษฎีที่เป็นหลักยึด เช่น ตามทฤษฎีการวัดแบบอิงกลุ่ม ข้อสอบที่ดีคือข้อสอบที่ไม่ง่ายหรือยากเกินไป หรือความยากง่ายพอเหมาะ ส่วนทฤษฎี การวัดแบบอิงเกณฑ์นั้น ความยากไม่ใช่สิ่งสำคัญ สิ่งสำคัญอยู่ที่ข้อสอบนั้นได้วัดในจุดประสงค์ที่ต้องการวัดได้จริงหรือไม่ ถ้าวัดได้จริงก็นับว่าเป็นข้อสอบที่ง่ายก็ตาม

สรุปได้ว่า แบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน หมายถึง แบบทดสอบที่วัดความรู้ของนักเรียน และวัดสมรรถภาพสมองด้านต่าง ๆ ที่นักเรียนได้รับการเรียนรู้ผ่านมาแล้ว การเขียนข้อสอบ ผู้เขียนต้องคำนึงถึงลักษณะของแบบทดสอบที่ดีพร้อมทั้งเลือกชนิดของแบบทดสอบให้เหมาะสมกับสิ่งที่ต้องการวัด

7.4 ปัจจัยที่สัมพันธ์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

นักศึกษาและนักจิตวิทยาได้ทำการศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน และสรุปผลว่า องค์ประกอบที่เกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนสามารถจำแนกออกเป็น 2 ส่วนคือ องค์ประกอบที่เกี่ยวกับสติปัญญา (Intellective Factors) และองค์ประกอบที่ไม่เกี่ยวกับสติปัญญา (Non intellective Factors) ดังจะเห็นได้จากแนวคิดดังต่อไปนี้

Traver (1955 : 28-396) ให้ความเห็นว่า การทำนายผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนด้วยตัวแปรทางด้านสติปัญญามีค่าสูงไม่เกิน 0.7 หมายความว่า ในการทำนายนี้จะทำนายได้ถูกต้องไม่เกินร้อยละ 50 ส่วนที่เหลือต้องอาศัยตัวแปรอื่น ๆ ที่ไม่ใช่ตัวแปรทางสติปัญญามาวัด เช่น การปรับตัว ความสนใจ ความมุ่งหวัง ทัศนคติต่อสถาบันที่เรียนและอาจารย์ที่สอน

Klausmeir (1961 : 28-29) ได้ศึกษาถึงองค์ประกอบที่เป็นตัวกำหนดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนเกี่ยวกับความสำเร็จหรือความล้มเหลวทางการเรียน และได้เสนอรูปแบบขององค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนว่า ประกอบด้วยคุณลักษณะของผู้เรียน คุณลักษณะของครูผู้สอน คุณลักษณะทางกายภาพ พฤติกรรมระหว่างผู้เรียนกับผู้สอน คุณลักษณะของกลุ่มและแรงจูงใจภายนอก สรุปได้ว่า คุณลักษณะของผู้เรียนเป็นสิ่งสำคัญที่สุดในการอธิบายถึงผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ซึ่งองค์ประกอบที่เกี่ยวกับคุณลักษณะของผู้เรียนประกอบด้วย

1. ความพร้อมทางสมองที่เกี่ยวกับความสามารถทางสติปัญญา และความสามารถทางด้านความรู้ ความคิด รวมทั้งความรู้พื้นฐานเดิม
2. ความพร้อมทางกายภาพ ที่เกี่ยวกับความสามารถทางด้านทักษะ รวมทั้งความพร้อมทางด้านสุขภาพ
3. คุณลักษณะทางจิตใจ ที่รวมความสนใจ ทัศนคติ ค่านิยม และบุคลิกภาพ
4. เพศ
5. อายุ
6. ภูมิหลังทางครอบครัวและสังคม

Bloom (1976 : 167-169) ได้เสนอทฤษฎีเกี่ยวกับการเรียนการสอนในโรงเรียน โดยแบ่งตัวแปรที่เกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนออกเป็น 3 ตัวแปร คือ

1. ตัวแปรที่เป็นพฤติกรรมด้านความรู้ความคิด (Cognitive Entry Behavior) หมายถึง ความสามารถพื้นฐานของผู้เรียน ซึ่งประกอบด้วยความถนัด และความรู้พื้นฐานเดิมของผู้เรียน

2. ตัวแปรที่เกี่ยวกับคุณลักษณะด้านจิตพิสัย (Affective Entry Characteristics) หมายถึง สภาพการณ์หรือแรงจูงใจที่ทำให้ผู้เรียนเกิดการเรียนรู้ใหม่ ได้แก่ ความสนใจและทัศนคติที่มีต่อเนื้อหาวิชาที่เรียน ระบบการเรียน ความคิดเห็นเกี่ยวกับตนเอง ซึ่งคุณลักษณะต่าง ๆ ทางด้านจิตพิสัยบางอย่างอาจจะเปลี่ยนแปลงได้ แต่บางอย่างก็จะคงอยู่

3. ตัวแปรทางด้านคุณภาพการสอน (Quality of Instruction) หมายถึง ประสิทธิผลซึ่งผู้เรียนจะได้รับผลสำเร็จในการเรียนรู้ ได้แก่ การได้รับคำแนะนำ การมีส่วนร่วมในการเรียนการสอน การเสริมแรงจากครู การแก้ไขข้อผิดพลาด และการรู้ผลสะท้อนกลับของการกระทำว่าถูกต้องหรือไม่

บลูมได้สรุปว่า อิทธิพลของตัวแปรที่มีผลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคิดเป็นร้อยละ ได้ดังตาราง 11

ตาราง 11 อิทธิพลของตัวแปรที่มีผลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนเมื่อคิดเป็นร้อยละ

ตัวแปร	อิทธิพลของตัวแปรที่มีผลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน (ร้อยละ)
พฤติกรรมด้านพุทธพิสัยของผู้เรียน	50
ลักษณะทางด้านจิตพิสัย	25
คุณภาพการสอน	25
พฤติกรรมด้านพุทธพิสัย+ลักษณะทางด้านจิตพิสัย	65
ทั้ง 3 ลักษณะ	90
ตัวแปรอื่น ๆ	10

Carroll (1963 : 33) ได้เสนอแบบจำลองของการเรียนรู้ในโรงเรียน (Model of School Learning) ว่าประกอบด้วยองค์ประกอบภายในและองค์ประกอบภายนอกสรุปได้ดังนี้

องค์ประกอบภายในมี 3 ประการ คือ

1. ความถนัดทางการเรียน เป็นความสามารถเฉพาะของแต่ละบุคคลที่สามารถเรียนได้ดีในบางรายวิชา

2. ความสามารถที่จะเข้าใจคำสอนซึ่งเป็นส่วนผสมผสานกันระหว่างเชาวน์ปัญญาทั่วไป และความเข้าใจภาษาเป็นความสามารถที่จะเรียนรู้ได้เร็ว และเข้าใจคำอธิบายของครู

3. การอุทิศเวลาให้กับการเรียน เป็นความพยายาม ความสนใจ และความตั้งใจ องค์ประกอบภายนอกมี 2 ประการ คือ

1. ความเหมาะสมของระยะเวลาที่โรงเรียนสามารถจัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2. ประสิทธิภาพจากการสอน เป็นประสิทธิผลที่ผู้เรียนได้รับผลสำเร็จในการเรียน รวมถึงการบริหารงานวิชาการของโรงเรียน

จากการศึกษาเอกสารและทฤษฎีสรุปได้ว่า ปัจจัยที่สัมพันธ์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนแบ่งออกเป็นปัจจัยเกี่ยวกับคุณลักษณะส่วนตัวของนักเรียน เช่น ระดับสติปัญญา ความสนใจ ความตั้งใจเรียน ความรู้พื้นฐานเดิม และระบบการคิด ส่วนอีกด้านหนึ่งเป็นตัวแปรที่เกี่ยวกับสิ่งแวดล้อมรอบตัวนักเรียน เช่น คุณภาพการสอนของครู สภาพบรรยากาศในชั้นเรียน ระยะเวลาในการจัดการเรียนการสอน หลักสูตร เป็นต้น

8. ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์

การวิจัยครั้งนี้ได้กำหนดตัวแปรออกเป็น 2 ประเภท คือ

ตัวแปรแฝงภายนอก ประกอบด้วย ความรู้พื้นฐานเดิม เจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์ และพฤติกรรมการสอนของครู ตัวแปรแฝงภายใน ประกอบด้วย แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ความตั้งใจเรียน คุณภาพการสอน บรรยากาศในชั้นเรียน และผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

8.1 ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางคณิตศาสตร์

ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์สำหรับการวิจัยครั้งนี้ได้แก่ เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ความรู้พื้นฐานเดิม ความตั้งใจเรียน ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics)

(1) ความหมายของเจตคติ

เจตคติ “Attitude” มาจากคำว่า “Aptus” ในภาษาลาตินตรงกับคำว่า ความเหมาะสม (Fitness) หรือการปรุงแต่ง (Adaptedness) เดิมใช้คำว่าทัศนคติ ต่อมาคณะกรรมการบัญญัติศัพท์ โดยความเห็นชอบของราชบัณฑิตยสถาน ให้ใช้คำว่า เจตคติ แทน (รักษ์ศิริ สิทธิโชค. 2532 : 43) และราชบัณฑิตยสถานได้บัญญัติศัพท์คำว่า “Attitude” เป็นภาษาไทยว่า เจตคติ ทัศนคติ ท่าที (ราชบัณฑิตยสถาน. 2542 : 9) และนักการศึกษาได้ให้ความหมาย และมโนทัศน์ของคำว่า เจตคติ ไว้ดังนี้

Thurstone (1964 : 435) ได้ให้ความหมายของเจตคติไว้ว่า เจตคติ หมายถึง ตัวแปรทางจิตวิทยา อย่างหนึ่งที่ไม่อาจสังเกตได้โดยง่าย แต่เป็นความโน้มเอียงภายใน แสดงออกให้เห็นได้จากพฤติกรรมอย่างใดอย่างหนึ่ง เจตคติยังเป็นเรื่องของความชอบ ความไม่ชอบ ความลำเอียง ความคิดเห็น ความรู้สึกความเชื่อในสิ่งใดสิ่งหนึ่ง

Good (1973 : 46) ได้ให้ความหมายของเจตคติไว้ว่า เจตคติ หมายถึง ความโน้มเอียง หรือแนวโน้มของบุคคลที่จะตอบสนองต่อสิ่งของ ต่อสถานการณ์หรือค่านิยม

โดยปกติจะแสดงออกมาพร้อมกับความรู้สึกทางอารมณ์ เจตคติไม่อาจสังเกตได้โดยตรง แต่จะอ้างอิงได้จากพฤติกรรมที่แสดงออก ทั้งที่เป็นพฤติกรรมทางภาษาและไม่ใช่ภาษา

Allport (1967) ได้กล่าวว่าเจตคติ หมายถึง สภาวะความพร้อมทางจิตใจและประสาท ซึ่งเกิดขึ้นจากประสบการณ์ที่เป็นตัวกำหนดทิศทางการตอบสนองของบุคคลที่มีต่อสถานการณ์ต่าง ๆ หรือสถานการณ์ที่เกี่ยวข้องกับบุคคลนั้น

Anastasi (1967 : 207-306) กล่าวว่าเจตคติ หมายถึง ความโน้มเอียงที่จะมีปฏิกริยาตอบสนองต่อกลุ่มของสิ่งเร้าในทางที่ชอบหรือไม่ชอบ เช่น เชื้อชาติ ประเพณี หรือสถาบันต่าง ๆ โดยสังเกตจากพฤติกรรมที่แสดงออกทางภาษาและท่าทาง

ไชยยศ เรืองสุวรรณ (2534 : 19-21) ได้เสนอลักษณะของเจตคติไว้ว่า เจตคติมี 2 ลักษณะ คือ ด้านความรู้และด้านอารมณ์ เจตคติเป็นกระบวนการทางจิตวิทยาซึ่งบุคคลจะเป็นผู้สั่งสมเจตคติทั้ง 2 ลักษณะมาในระยะเวลาหนึ่งและอยู่ภายใต้จิตใจของแต่ละบุคคล เจตคติที่มีอิทธิพลต่อการปฏิบัติเจตคติหลาย ๆ ลักษณะที่มีอยู่ในตัวบุคคลจะรวมกันเกิดเป็นค่านิยม

ปรียาภรณ์ วงศ์อนุตรโรจน์ (2546) ได้ให้ความหมายของเจตคติไว้ว่าเจตคติ หมายถึง ความชอบไม่ชอบ ความลำเอียง ความคิดเห็น ความรู้สึก ความเชื่อฝังใจของบุคคลต่อ สิ่งหนึ่งสิ่งใด จะเกิดขึ้นเมื่อได้รับรู้หรือประเมินเหตุการณ์ในสังคมนั้น แล้วเกิดอารมณ์ความรู้สึกควบคู่ไปกับการรับรู้นั้นและมีผลต่อความคิดและปฏิกริริยาในใจของบุคคล ดังนั้นเจตคติจึงเป็นทั้งพฤติกรรมภายนอกที่อาจสังเกตได้ หรือพฤติกรรมภายในที่ไม่อาจสังเกตได้

สรุปได้ว่า เจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ หมายถึง ความรู้สึกหรือความคิดเห็นอารมณ์และท่าที ที่มีต่อเนื้อหาวิชา วัดได้จากแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ประกอบไปด้วย ด้านสติปัญญา ด้านความรู้สึก ด้านพฤติกรรม

(2) ลักษณะของเจตคติ

นักวิชาการศึกษาและนักจิตวิทยาได้กล่าวถึงลักษณะของเจตคติว่าเจตคติเป็นลักษณะที่แสดงออก ซึ่งมีหลายลักษณะตามทัศนะต่าง ๆ ดังนี้

Shaw และ Wright (1967) ได้กล่าวถึงลักษณะของเจตคติดังนี้

1. เจตคติเป็นผลจากที่บุคคลประเมินผลจากสิ่งเร้าแล้วแปรเปลี่ยนเป็นความรู้สึกภายในที่ก่อเกิดแรงจูงใจในการที่จะแสดงพฤติกรรม
2. เจคติของบุคลลจะแปลค่าได้ทั้งบวกและลบ
3. เจคติเป็นสิ่งที่เกิดจากการเรียนรู้มากกว่าที่จะมีมาแต่เกิดหรือเป็นผลมาจากโครงสร้างภายในตัวบุคคลหรือวุฒิภาวะ
4. เจตคติขึ้นอยู่กับสิ่งเร้าเฉพาะอย่างทางสังคม
5. เจตคติที่บุคคลมีต่อสิ่งเร้าเป็นกลุ่มเดียวกันจะมีความสัมพันธ์ระหว่างกัน
6. เจตคติเป็นสิ่งที่เมื่อเกิดขึ้นแล้วจะเปลี่ยนแปลงได้ยาก

Sax (ล้วน สายยศ และอังคณา สายยศ. 2542 ; อ้างอิงมาจาก Sax. 1980) ได้กล่าวถึงลักษณะของเจตคติไว้ 5 ประการ ดังนี้

1. มีทิศทาง เจตคติมีทิศทางเพราะความรู้สึกของคนที่มีต่อเป้าเจตคติเป็นบวกและเป็นลบหรือชอบหรือไม่ชอบ

2. มีความเข้มข้น เจตคติเป็นความรู้สึกต่อเนื่องตั้งแต่บวกถึงลบถ้าเป็นบวกก็จะมีตั้งแต่บวกน้อย ๆ จนถึงบวกมาก ๆ ถ้าเป็นลบก็จะมีตั้งแต่ลบมาก ๆ จนถึงลบน้อย ๆ ความมากน้อยของความรู้สึกนี้คือความเข้มข้นนั่นเอง

3. มีการแผ่ซ่าน เจตคติมีลักษณะแพร่กระจายหรือแผ่ซ่านจากกลุ่มหนึ่งไปสู่อีกกลุ่มหนึ่งได้

4. มีความคงเส้นคงวา เจตคติเป็นความรู้สึกที่ไม่ค่อยเปลี่ยนแปลงง่าย ๆ เป็นความรู้สึกค่อนข้างคงที่

5. มีความพร้อมที่จะแสดงออกเด่นชัด หมายถึงระดับขั้นของความเต็มใจหรือความพร้อมในการแสดงความคิดเห็นซึ่งเป็นลักษณะหนึ่งของเจตคติ

จากลักษณะของเจตคติดังกล่าวมา สรุปได้ว่า ลักษณะของเจตคติมีทั้งขนาดและทิศทาง คือ มีน้ำหนักของความรู้สึกเห็นด้วย ไม่เห็นด้วย หรือวางเฉย สามารถถ่ายทอดจากบุคคลหนึ่งไปยังบุคคลหนึ่ง และสามารถเปลี่ยนแปลงได้

(3) องค์ประกอบของเจตคติ

ล้วน สายยศ และอังคณา สายยศ (2542) ได้สรุปองค์ประกอบของเจตคติเป็น 3 กลุ่มดังนี้

1. เจตคติมีองค์ประกอบเดียว แนวคิดนี้พิจารณาจากนิยามของเจตคติ และมองว่าเจตคติเกิดจากการประเมินเป้าเจตคติว่า รู้สึกชอบหรือรู้สึกไม่ชอบ นักจิตวิทยากลุ่มนี้ คือ เทอร์สโตน แอลพอร์ต และคนอื่น ๆ

2. เจตคติมีสององค์ประกอบ ตามแนวคิดนี้มองว่าเจตคติประกอบด้วยองค์ประกอบด้านสติปัญญา (Cognitive) และด้านความรู้สึก (Affective) นักจิตวิทยากลุ่มนี้ คือ แคทซ์

3. เจตคติมีสามองค์ประกอบ (Three component) แนวคิดนี้เชื่อว่าเจตคติมี 3 องค์ประกอบ ดังนี้

3.1 ด้านสติปัญญา (Cognitive component) ประกอบด้วยความรู้ ความคิดและความเชื่อที่มีต่อเป้าเจตคติ

3.2 ด้านความรู้สึก (Affective component) หมายถึงความรู้สึก หรืออารมณ์ที่มีต่อเป้าเจตคติว่ารู้สึกชอบหรือไม่ชอบสิ่งนั้น หลังจากที่สัมผัสหรือรับรู้เป้าเจตคตินั้นแล้ว สามารถแสดงความรู้สึกประเมินสิ่งนั้นว่าดีหรือไม่ดี เช่น “ข้าพเจ้าชอบเรียนวิชาวิทยาศาสตร์”

3.3 ด้านพฤติกรรม (Behavioral component) หรือ (Action component) เป็นแนวโน้มของการกระทำหรือแสดงพฤติกรรม เจตคติเป็นพฤติกรมซ่อนเร้นในขั้นนี้เป็นการแสดงแนวโน้มของการกระทำต่อเป้าเจตคติเท่านั้น ยังไม่แสดงออกจริง เช่น “ถ้าใครพูดถึงเพื่อนคนนี้อีกฉันจะไม่คุยด้วย”

(4) ประเภทของเจตคติ

นักการศึกษาได้จำแนกประเภทของเจตคติไว้ในหลายลักษณะ โดยสรุป เจตคติ จำแนกออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้ (ปรียาพร วงศ์อนุตรโรจน์. 2534 : 208-209)

1. เจตคติทั่วไป (General Attitude) ได้แก่ สภาพของจิตใจโดยทั่วไปเป็นแนวคิดประจำตัวของบุคคล เช่น การมองโลกในแง่ดี การเคร่งในระเบียบประเพณี เป็นต้น

2. เจตคติเฉพาะอย่าง (Specific Attitude) ได้แก่ สภาพทางจิตใจที่บุคคล มีต่อวัตถุ สิ่งของ บุคคล สถานการณ์และสิ่งอื่น ๆ เจตคติเฉพาะอย่างนี้จะแสดงออกในลักษณะชอบหรือไม่ชอบสิ่งนั้น บุคคลนั้น ถ้าชอบหรือเห็นดีด้วยก็เรียกว่ามีเจตคติที่ดีต่อสิ่งนั้น แต่ถ้าไม่ชอบและเห็นว่าไม่ดีต่อสิ่งนั้นเป็นการจำเพาะเจาะจง เช่น นักเรียนไม่ชอบครูคนนี้ ก็เรียกว่ามีเจตคติที่ไม่ดีต่อครู นักเรียนไม่ชอบเรียนวิชาภาษาอังกฤษ นั่นคือ นักเรียนมีเจตคติที่ไม่ดีต่อวิชาภาษาอังกฤษ เป็นต้น

(5) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์

จากการที่ได้มีนักจิตวิทยา และนักการศึกษาหลายท่านได้เสนอถึงความหมายของเจตคติตามที่กล่าวมาแล้วนั้นได้มีนักการศึกษาหลายท่านได้เสนอความหมายของ เจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ไว้ ดังนี้

Bloom (1976) กล่าวว่า เจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ หมายถึง ความรู้สึก ความพึงพอใจ ต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์

Aiken (อัศวชัย ลิ้มเจริญ, 2546 อ้างอิงมาจาก Aiken, 1979) กล่าวว่าเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ หมายถึงความเพลิดเพลิน แรงจูงใจ ความสำคัญ และความเป็นอิสระจากความกลัววิชาคณิตศาสตร์

ยุพิน พิพิธกุล (2542 : 25) ให้ความคิดเห็นเกี่ยวกับเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ว่า เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์มีทั้งทางบวกและทางลบ เพราะผู้ที่ชอบวิชาคณิตศาสตร์จะมีความรู้สึกในทางบวก ส่วนที่ผู้ที่ไม่ชอบวิชาคณิตศาสตร์จะมีความรู้สึกในทางลบ การที่ครูคณิตศาสตร์จะทำให้นักเรียนมีเจตคติทางบวกในการเรียนคณิตศาสตร์นั้น ครูจะต้องหากลวิธีให้นักเรียนชอบคณิตศาสตร์ ไม่เบื่อหน่ายและไม่เคร่งเครียดจนเกินไป

จากการให้ความคิดเห็นและความหมายเกี่ยวกับเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ดังกล่าวสรุปได้ว่า เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ หมายถึง ความรู้สึกหรือความคิดเห็น อารมณ์และท่าที ที่มีต่อเนื้อหาวิชา ประกอบด้วยองค์ประกอบ 3 ด้าน ได้แก่ 1) องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญาหรือองค์ประกอบด้านความรู้ความเข้าใจเป็นเหตุผลที่เกิดจากความคิดความเชื่อของแต่ละบุคคล 2)องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก ได้แก่ ความรู้สึกที่คล้อยตาม และไม่คล้อยตาม จะมีความรู้สึกออกมาเป็นชอบ ไม่ชอบ พอใจ ไม่พอใจ เห็นด้วย หรือไม่เห็นด้วย 3) องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ หรือองค์ประกอบด้านพฤติกรรมเป็นความพร้อมเพื่อกระทำ อันเป็นผลเนื่องมาจากความคิด ความรู้สึก โดยแสดงออกมาในรูปการยอมรับหรือปฏิเสธ

งานวิจัยที่เกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนกับเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์

พิมพ์พร อสัมภินพงศ์ (2550) ได้ทำการศึกษาผลของการจัดกิจกรรมการเรียนรู้แบบร่วมมือที่มีต่อความสามารถในการแก้โจทย์ปัญหา ความร่วมมือในการทำงานกลุ่ม และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ของผู้เรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วยผู้เรียนโรงเรียนสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยจำนวน 62 คน แบ่งเป็นกลุ่มทดลอง 31 คน และกลุ่มควบคุม 31 คน กลุ่มทดลองเรียนแบบร่วมมือโดยใช้เทคนิคการสอนเป็นกลุ่มที่ช่วยเหลือเป็นรายบุคคลโดย

เรียน 15 คาบ วิเคราะห์ข้อมูลโดยหาค่าเฉลี่ย ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน F-test และ t-test ผลการศึกษาพบว่า ผู้เรียนที่เรียนโดยจัดกิจกรรมการเรียนรู้แบบร่วมมือมีเจตคติในด้านความพึงพอใจที่จะเรียนการเพิ่มพูนความรู้นอกเวลาและเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์ หลังเรียนสูงกว่าก่อนเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ส่วนผู้เรียนที่เรียนแบบปกติมีเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์หลังเรียนสูงกว่า ก่อนเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

วัชรสันต์ อินธิสาร (2547) ได้ศึกษาผลของการพัฒนามโนทัศน์ทางเรขาคณิตและ เจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์ของผู้เรียนระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โดยใช้โปรแกรม The Geometer'Sketchpad ประชากรที่ใช้เป็นผู้เรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนสุรนารีวิทยา อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา จำนวน 60 คน ที่มีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนสูง ปานกลาง และต่ำใช้เวลาในการสอนทั้งหมด 5 สัปดาห์ เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยคือแบบวัดเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์และแบบทดสอบวัดมโนทัศน์ทางเรขาคณิต วิเคราะห์ข้อมูลโดยหาค่ามัณชิมเลขคณิต ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าร้อยละ ทดสอบค่าที (t-test) วิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียว (One – way analysis of variance) และเปรียบเทียบความแตกต่างรายคู่โดยใช้วิธีของ เชฟเฟ่ ผลการศึกษาพบว่าผู้เรียนระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นมีเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์หลังเรียน แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ.05 โดยผู้เรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์สูงมีเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์สูงกว่าผู้เรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ปานกลางและต่ำ และผู้เรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ปานกลางมีเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์สูงกว่าผู้เรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ต่ำ

วิภาวรรณ ร่มรื่นบุญกิจ (2542) ได้ทำการศึกษาการเปรียบเทียบผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ เรื่อง ความน่าจะเป็น และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ระหว่างกลุ่มที่สอนโดยการเรียนแบบร่วมมือกับกลุ่มที่สอนแบบปกติของผู้เรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนเทพลีลา กรุงเทพมหานคร ผลการศึกษาพบว่า ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ที่เรียนแบบร่วมมือสูงกว่ากลุ่มที่เรียนแบบปกติอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ในด้านเจตคติพบว่าเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์หลังเรียนสูงกว่าการเรียนแบบปกติอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์หลังเรียนสูงกว่าก่อนเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

Autin (1996) ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับผลของการเรียนแบบร่วมมือที่มีต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรีนวิชาคณิตศาสตร์และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ของผู้เรียนเกรด 12 โดยแบ่งผู้เรียนออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มทดลองซึ่งสอนโดยการเรียนแบบร่วมมือแบบแบ่งกลุ่มคละผลสัมฤทธิ์ และกลุ่มควบคุมซึ่งสอนตามปกติ ผลการวิจัยพบว่ากลุ่มทดลองมีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์สูงกว่ากลุ่มควบคุม อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 และกลุ่มทดลองมีเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์สูงกว่ากลุ่มควบคุม

Mears (1996) ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับผลของการเรียนแบบร่วมมือที่มีต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ของผู้เรียนเกรด 12 โดยแบ่งผู้เรียนเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มควบคุมซึ่งสอนตามปกติ และกลุ่มทดลองซึ่งสอนโดยการเรียนแบบร่วมมือแบบแบ่งกลุ่มคละผลสัมฤทธิ์ ผลการวิจัยพบว่า กลุ่มทดลองมีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์สูงกว่ากลุ่มควบคุม อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 และกลุ่มทดลองมีเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์สูงกว่ากลุ่มควบคุม

Wood (1994 : 274) ได้ศึกษาผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของนักเรียนเกรด 8 จำนวน 6,481 คน โดยทำการวิเคราะห์แบบการวิเคราะห์สาเหตุ (Path Analysis) พบว่า เจตคติต่อการเรียนของนักเรียนมีผลทางตรงต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

จากการศึกษาเอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวกับเจตคติต่อการเรียนของนักเรียน สรุปได้ว่า เจตคติต่อการเรียนของนักเรียนเป็นตัวแปรสำคัญตัวแปรหนึ่งที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

2) ความรู้พื้นฐานเดิม (Background Knowledge)

(1) ความหมายของความรู้พื้นฐานเดิม

ได้มีนักการศึกษาได้ความคิดเห็นเกี่ยวกับความรู้พื้นฐานเดิมหลายท่านดังนี้

ยุพิน พิพิธกุล (2542 : 1) ได้ให้ความหมายไว้ว่า ความรู้พื้นฐานเดิม หมายถึง ความรู้ทักษะและความสามารถในเรื่องต้นๆ ที่เป็นพื้นฐานจำเป็นในการเรียนเรื่องต่อไป ความรู้พื้นฐานเดิม แบ่งออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ ๆ คือ ความสามารถพื้นฐานทั่วไปที่จำเป็นต่อการเริ่มต้นในการเรียนการสอนคณิตศาสตร์ เช่น ทักษะความรู้ความเข้าใจ, ทักษะการคิดคำนวณ และทักษะการแก้โจทย์ปัญหา และความรู้พื้นฐานเฉพาะที่ได้เรียนมาแล้วในหน่วยการเรียนการสอนก่อน ๆ

บุญชม ศรีสะอาด (2524 : 24) ให้ความหมายของความรู้พื้นฐานเดิมไว้ว่าความรู้พื้นฐานเดิม หมายถึง ความรู้ในเรื่องต้น ๆ ที่เป็นความรู้พื้นฐานในการเรียนเรื่องนี้ต่อไป ความรู้พื้นฐานเดิมเป็นสิ่งจำเป็นต่อการเรียนเรื่องใหม่ เป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลการเรียนมากที่สุดตัวหนึ่ง โดยมีอิทธิพลในรูปที่เป็นสาเหตุทั้งทางตรงและทางอ้อม

สุวัฒนา อุทัยรัตน์ และสุชาวดี เอี่ยมอรพรรณ (2527 : 17) ได้ให้ความหมายของความรู้พื้นฐานเดิมพอสรุปได้ว่า ความรู้พื้นฐานเดิม หมายถึง ความรู้ ทักษะ และความสามารถที่จำเป็นในการเรียนวิชาใหม่

Bloom (1976 : 167-169) สรุปว่า ความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนอยู่ในความแปรปรวนของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนตอนปลายเทอม 50% หมายความว่า ถ้านักเรียนทุกคนมีความรู้พื้นฐานเดิมในการเรียนวิชาใดวิชาหนึ่งเท่ากันหมด นั่นคือ ถ้าค่าความแปรปรวนของความรู้พื้นฐานเดิมในการเรียนเป็นศูนย์แล้ว จะทำให้ค่าความแปรปรวนของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนตอนปลายเทอมลดลง 50% ซึ่งการลดค่าความแปรปรวนของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนตอนปลายเทอม ก็เท่ากับลดความแตกต่างระหว่างบุคคลในการเรียนนั้นเอง

จากผลการศึกษาดังกล่าวข้างต้นสรุปได้ว่า ความรู้พื้นฐานเดิม หมายถึงความรู้ ทักษะและความสามารถในเรื่องต้นๆ ที่นักเรียนได้เรียนผ่านไปแล้ว เป็นความรู้ที่จะนำไปใช้เป็นพื้นฐานในการเรียนเรื่องใหม่ต่อไป ซึ่งสามารถสังเกตได้จาก 1) ทักษะการคิดคำนวณ 2) ความรู้ความเข้าใจ3)ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา

(2) ความสำคัญของความรู้พื้นฐานเดิม

เกี่ยวกับความรู้พื้นฐานเดิม Bloom (1976 : 32) ให้ความเห็นว่า วิชาที่เรียนในโรงเรียนทั่วไป มักจะมีลำดับเนื้อหาจากง่ายไปหายากต่อเนื่องกัน (Sequential) กล่าวคือ อยู่ในลักษณะที่เนื้อหาใหม่จะต้องอาศัยเนื้อหาที่เรียนมาแล้ว โดยเฉพาะอย่างยิ่งในวิชา

คณิตศาสตร์ และวิชาวิทยาศาสตร์ เนื้อหาการเรียนในระดับหนึ่ง ๆ จะตั้งอยู่บนสมมุติฐานที่ว่านักเรียนได้เรียนรู้ในบางสิ่งบางอย่างที่จำเป็นมาก่อนแล้ว จึงจะเรียนเนื้อหาใหม่ได้ นอกจากนี้โดยทฤษฎีกล่าวว่า ถ้านักเรียนขาดความรู้พื้นฐานเดิมที่จำเป็นในการเรียนเนื้อหาใหม่แล้วจะไม่สามารถเรียนเนื้อหาใหม่ให้บรรลุจุดมุ่งหมายได้ ไม่ว่าจะใช้ความพยายาม ให้รางวัล หรือการใช้สอนที่มีประสิทธิภาพเพียงใดก็ตาม ความรู้พื้นฐานเดิมอย่างเพียงพอจะเป็นฐานสำคัญช่วยให้เรียนรู้ได้มากขึ้น เร็วขึ้น และมั่นคงขึ้น ในรูปแบบทฤษฎีการเรียนรู้ในโรงเรียนของบลูม จึงมีความรู้พื้นฐานเดิมเป็นองค์ประกอบที่สำคัญ นอกจากนี้ในรูปแบบผลการเรียนในโรงเรียนของศึกษาหลายท่าน เช่น บุญชม ศรีสะอาด (2524 : 20-24) ต่างก็ให้ความสำคัญของความรู้พื้นฐานเดิม โดยจัดเป็นองค์ประกอบหนึ่งในรูปแบบของการเรียนรู้ อาร์ลิน (นิพนธ์ สินพูน. 2545 : 30 ; อ้างอิงมาจาก Arlin. 1973 : 12) ได้วิจัยพบว่าความสัมพันธ์ระหว่างความรู้พื้นฐานเดิมในการเรียนและอัตราการเรียนรู้มีความสัมพันธ์กันทางบวก กล่าวคือ ระดับความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนเป็นฐานสำคัญที่ช่วยให้นักเรียนเรียนรู้ได้มากขึ้น เร็วขึ้นและมั่นคงขึ้น นอกจากนี้ Bloom (1976 : 167) ได้ศึกษาผลงานวิจัยของนักศึกษาหลายคนแล้วสรุปว่า

1. ความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนสามารถพยากรณ์ขีดของระดับหรืออัตราความสามารถของนักเรียนในการเรียนรู้เนื้อหาใหม่ได้
2. ความรู้พื้นฐานเดิมมีความสัมพันธ์ทางบวกกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน
3. ความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนช่วยให้โรงเรียนสามารถกำหนดกิจกรรมการเรียนการสอนส่วนใหญ่ได้อย่างไม่มีปัญหา

นพพร พานิชสุข (2522 : 43-46) ได้กล่าวถึงปัญหาในการเรียนรู้การสอน วิชาคณิตศาสตร์ในโรงเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนต้นว่า ปัญหาแรกที่เกิดขึ้นในการเรียนการสอนวิชาคณิตศาสตร์ที่เห็นเด่นชัดมากที่สุด คือ เรื่องของความรู้พื้นฐานเดิมในทางคณิตศาสตร์ของนักเรียนแต่ละคนไม่เท่ากัน นักเรียนบางคนมีพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ที่แน่นเพียงพอในอันที่จะสามารถเข้าใจและเรียนวิชาคณิตศาสตร์ในชั้นเรียนต่อไปอย่างดีพอสมควร แต่ทว่านักเรียนอีกส่วนหนึ่งนั้นมีพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ไม่ดีพอ จึงทำให้ไม่สามารถเข้าใจในบทเรียนได้ดีเท่าที่ควร ซึ่งก่อให้เกิดปัญหาและความยุ่งยากใจแก่ผู้สอนเป็นอย่างมาก ทั้งนี้การที่ระดับความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนแต่ละคนไม่เท่ากัน อาจจะเนื่องมาจากสาเหตุประการหนึ่ง คือ นักเรียนแต่ละคนนั้นได้รับการอบรมสั่งสอนวิชาคณิตศาสตร์มาจากโรงเรียนในระดับที่แตกต่างกัน ทำให้นักเรียนเหล่านี้ต่างก็มีความรู้พื้นฐานเดิมทางคณิตศาสตร์ที่ไม่เท่าเทียมกัน ยังผลให้การเรียนการสอนดำเนินไปอย่างที่เรียกว่าไม่ต่อเนื่อง ขาดความรวดเร็ว หรือไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร ทำให้บทเรียนบางบทเรียนต้องเสียเวลาในการสอนมาก เพื่อให้นักเรียนทุกคนในชั้นได้มีความรู้ความเข้าใจบทเรียนเหมือนกัน ตัวอย่างความเข้าใจเล็ก ๆ น้อย ๆ ที่นักเรียนบางคนมีความรู้พื้นฐานเดิมทางคณิตศาสตร์ไม่ดีพอ เช่น เมื่อหน้าวงเล็บมีเครื่องหมายเป็นลบ เวลาเข้าวงเล็บหรือถอดวงเล็บ นักเรียนมักจะไม่เปลี่ยนเครื่องหมายเป็นตรงกันข้ามเสมอ ดังตัวอย่างนิพจน์ที่ว่า $a^2 - (x^2 - y^2)$ นักเรียนจะไม่เปลี่ยนเครื่องหมายของพจน์ที่อยู่ในวงเล็บนั้น เมื่อถอดวงเล็บแล้วนักเรียนส่วนใหญ่เขียนได้เป็น $a^2 - x^2 - y^2$ ซึ่งที่ถูกต้อง คือ $a^2 - x^2 + y^2$ เป็นต้น

จากการศึกษาของนักการศึกษาหลายท่าน มีผลเป็นที่ยอมรับและสนับสนุนได้ว่า ความรู้พื้นฐานเดิมเป็นตัวแปรสำคัญที่มีอิทธิพลและมีความสัมพันธ์กับผลการเรียนของนักเรียน เช่น ในปี ค.ศ. 1978 แกสมีเปอร์ (Ghasemiper) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของนักเรียนปีที่หนึ่ง มหาวิทยาลัยเตหะราน โดยใช้กลุ่มตัวอย่างสองกลุ่ม ซึ่งสุ่มมาจากนักศึกษาที่ผ่านการสอบคัดเลือกและรับเข้าเรียนในมหาวิทยาลัย กลุ่มแรกเป็นพวกที่รับเข้าเรียนในปีที่ ค.ศ. 1974 และกลุ่มที่สองเป็นพวกที่รับเข้าเรียนในปี ค.ศ. 1976 ทำการสุ่มแต่ละกลุ่มมาจำนวน 160 คน ผลการศึกษาพบว่า ในกลุ่มตัวอย่างทั้งหมดผลการเรียนในระดับมัธยม (เกรดเฉลี่ยสะสม) และคะแนนรวมในการสอบคัดเลือกเป็นตัวพยากรณ์ผลการเรียนได้มากที่สุด ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างเกรดเฉลี่ยสะสมในระดับมัธยมศึกษากับเกรดเฉลี่ยของปีที่หนึ่งอยู่ระหว่าง .277 ถึง .449 ต่อมาในปี ค.ศ. 1980 เทวาริ (Tewari) ได้ศึกษาอิทธิพลของตัวแปรต่าง ๆ ที่มีต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในวิชาพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ โดยศึกษาจากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นนักศึกษาของมหาวิทยาลัยแห่งรัฐเวอร์จิเนีย จำนวน 341 คน ผลการศึกษาพบว่าภูมิหลังทางคณิตศาสตร์ในระดับมัธยมศึกษามีอิทธิพลโดยตรงต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนในวิชาพื้นฐานทางคณิตศาสตร์และนอกจากนี้จากการศึกษาระยะยาวของ บลูม (Bloom) มีข้อสรุปว่าความรู้พื้นฐานเดิมและทักษะต่าง ๆ เป็นสิ่งจำเป็นต่อการเรียนเรื่องนั้น ๆ การที่นักเรียนมีความรู้พื้นฐานเดิมอยู่มากจะเป็นฐานสำคัญช่วยให้การเรียนรู้ได้มากขึ้นเร็วขึ้น และมั่นคงขึ้น

ในการจัดการเรียนการสอนให้มีประสิทธิภาพนั้น ครูผู้สอนควรจะทราบว่าผู้เรียนมีความรู้และทักษะเดิมเกี่ยวกับเรื่องที่จะสอน หรือมีความรู้พื้นฐานเดิมที่จะใช้ศึกษาต่อในเรื่องนั้น ๆ แค่ไหน ถ้าผู้เรียนมีความรู้พื้นฐานเพียงพอก็จัดได้ว่าเขามีความพร้อมที่จะศึกษาต่อไปได้ดีกว่าผู้ที่ไม่มีความรู้พื้นฐานมาก่อน และถ้าพบว่าผู้เรียนยังขาดความรู้พื้นฐานและทักษะที่จำเป็นผู้สอนควรจัดสอนในเนื้อหาหรือฝึกทักษะดังกล่าวก่อนเพื่อให้ผู้เรียนศึกษาบทเรียนต่อไปได้อย่างต่อเนื่อง ดังที่ สุวัฒนา อุทัยรัตน์และสุชาวดี เอี่ยมอรพรรณ (2527 : 18) เสนอไว้ว่า ครูผู้สอนต้องทดสอบความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนก่อนเมื่อทราบว่านักเรียนคนใดขาดความรู้พื้นฐานเดิม ครูสอนเสริมความรู้พื้นฐานเดิมให้กับนักเรียนคนนั้น โดยเฉพาะวิชาที่มีลักษณะการเรียนเป็นไปตามลำดับขั้นตอน เช่น วิชาคณิตศาสตร์ ภาษา ซึ่งจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องมีการเสริมสร้างความรู้พื้นฐานเดิม เพราะนักเรียนจะต้องมีความรู้ในเนื้อหาตอนที่หนึ่งดีเสียก่อน จึงจะไปเรียนในเนื้อหาตอนที่สองได้ดี การที่จะทราบว่าผู้เรียนพื้นฐานเดิมเป็นอย่างไรสามารถดำเนินการต่าง ๆ ได้ตามที่มีผู้ทำการศึกษาไว้ดังนี้

ทรงวิทย์ สุวรรณธาดา (2523 : 8) ศึกษาพบว่า ขณะที่เรียนไปจะต้องมีการทดสอบย่อยไปเรื่อย ๆ และทดสอบผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนเพื่อวัดสมรรถภาพของผู้เรียน การทดสอบความรู้พื้นฐานเดิมนั้นจะแสดงว่าผู้เรียนมีความรู้ระดับใด และจะสามารถเลือกเรียนวิชาที่ต่อเนื่องในระดับที่สูงกว่าได้หรือไม่

สงัด อุทรานันท์ (2525 : 46) ได้สรุปว่า การที่จะทราบว่าผู้เรียนมีความรู้พื้นฐานเดิมเป็นอย่างไร สามารถรู้ได้จากผลการเรียนในชั่วโมงก่อน ๆ หรือทำการทดสอบความรู้ก่อนสอนการดูผลการเรียนในชั่วโมงก่อน ๆ เป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการเตรียมการสอน เพราะครูจะได้ทราบว่าในการเรียนก่อนหน้านั้นนักเรียนมีความรู้ความเข้าใจเพียงใด ความรู้หรือประสบการณ์ที่ให้ใหม่ควรจะมีระดับความยากง่ายเพียงใด

Bloom (1971 : 923) ได้สรุปว่า ลักษณะของแบบทดสอบวัดความรู้พื้นฐานเดิมเป็นแบบทดสอบที่ใช้สำหรับค้นหาข้อบกพร่องทางการเรียนเกี่ยวกับทักษะพื้นฐานของนักเรียนและหาสาเหตุของข้อบกพร่องนั้นๆ เพื่อปรับปรุงการเรียนการสอนโดยประเมินเนื้อหาเป็นตอนๆ ไป ซึ่งอาจเป็นไปทั้งด้านพุทธิพิสัย จิตพิสัย และทักษะพิสัย แบบทดสอบอาจเป็นทั้งแบบทดสอบที่เป็นมาตรฐานหรือครูสร้างขึ้นโดยข้อสอบควรมีจำนวนข้อมากพอ แต่ละข้อควรมีค่าความยากง่ายตั้งแต่ 0.65 ขึ้นไป

จากผลการศึกษาดังกล่าวข้างต้นสรุปได้ว่า การวัดความรู้พื้นฐานเดิมของนักเรียนจะช่วยให้ครูผู้สอนทราบว่า ระดับความรู้พื้นฐานของนักเรียนแต่ละคนมีมากน้อยเพียงใด พร้อมที่จะเรียนเนื้อหาใหม่ได้หรือไม่ ถ้าพร้อมก็จัดกิจกรรมการเรียนการสอนเนื้อหาใหม่ต่อไปได้ แต่ถ้าพบว่านักเรียนมีความรู้พื้นฐานยังไม่เพียงพอครูควรจัดกิจกรรมเพื่อแก้ไข หรือปรับปรุงตามข้อบกพร่องที่พบนั้นเสียก่อน การวัดความรู้พื้นฐานเดิมทำได้หลายวิธี เช่น ดูจากผลการเรียนในชั่วโมงก่อนหรือทำการทดสอบความรู้ก่อนเรียน ซึ่งแบบทดสอบที่ใช้อาจเป็นแบบทดสอบที่ครูสร้างขึ้น หรือแบบทดสอบมาตรฐานก็ได้

3) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation)

(1) ความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์

นักจิตวิทยาและนักการศึกษาหลายท่านได้ให้ความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ดังนี้

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ในการเรียนคณิตศาสตร์โดยนำเสนอเกี่ยวกับความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ และความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ในการเรียนคณิตศาสตร์โดยอ้างอิงความหมายจากนักวิชาการต่างประเทศและในประเทศดังต่อไปนี้

Marray (1964) ได้ให้ความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์หมายถึง ความปรารถนาที่จะได้รับความสำเร็จในกิจกรรมต่าง ๆ มีความต้องการที่จะเป็นผู้นำในการทำงานอย่างอิสระ มีความต้องการที่จะเอาชนะอุปสรรคและทำสิ่งที่ยาก ๆ ให้สำเร็จเพื่อให้บรรลุตามเป้าหมายสูงสุด”

Herman (1970) ได้กล่าวถึงความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ว่า แรงจูงใจ ใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง แรงจูงใจที่เน้นความปรารถนาที่จะประสบความสำเร็จในการทำสิ่งที่ยาก และเอาชนะอุปสรรคเพื่อให้บรรลุมาตรฐานอันดียิ่ง มีความพยายามในการแข่งขันและเอาชนะผู้อื่น

Atkinson (1991) ได้ให้ความหมายของแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง การที่บุคคลมุ่งหวังที่จะทำงานนั้นให้สำเร็จ ซึ่งการกระทำของตนจะต้องได้รับการประเมินผลจากตนเองหรือผู้อื่น ผลจากการประเมินอาจเป็นที่พอใจหากกระทำได้สำเร็จหรือไม่พึงพอใจหากกระทำไม่สำเร็จ

อารี พันธ์มณี (2542) กล่าวไว้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์หมายถึง ความปรารถนาของบุคคลที่จะทำกิจกรรมต่าง ๆ ให้ดี และประสบความสำเร็จ

พงษ์พันธ์ พงษ์โสภา (2544) กล่าวถึงความหมายแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ว่า เป็นแรงจูงใจที่ทำให้บุคคลมีความต้องการที่จะกระทำสิ่งต่าง ๆ ทั้งในหน้าที่การงาน และเรื่องราวส่วนตัวให้สำเร็จลุล่วง

สุรางค์ โค้วตระกูล (2552) กล่าวไว้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง แรงจูงใจที่เป็นแรงขับให้บุคคลประกอบพฤติกรรมที่จะประสบสัมฤทธิผลตามมาตรฐานความเป็นเลิศที่ตนเองตั้งไว้ บุคคลที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์จะไม่ทำงานเพราะหวังรางวัล แต่ทำเพื่อจะประสบความสำเร็จตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้

กำพล พลเยี่ยม (2537 : 13) ได้ให้ความหมายว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง ความปรารถนาที่จะได้รับผลสำเร็จในงานที่ยุ่งยากซับซ้อน ไม่ย่อท้อต่ออุปสรรคที่ขัดขวางพยายามหาวิธีการต่าง ๆ เพื่อแก้ปัญหา มีความทะเยอทะยานสูง เพื่อนำตนไปสู่ความสำเร็จ มีความเป็นอิสระในการทำงานและการแสดงออก ต้องการชัยชนะในการแข่งขัน มุ่งมั่นที่จะทำให้ดีเลิศ และมีความวิตกกังวลเมื่อทำไม่สำเร็จหรือประสบความล้มเหลว

McCleland (1953 : 110-111) ได้ให้ความหมายว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์เป็นความปรารถนาที่จะทำสิ่งใดสิ่งหนึ่งให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี โดยแข่งขันกับมาตรฐานอันดีเยี่ยม หรือทำให้ดีกว่าบุคคลอื่นที่เกี่ยวข้อง มีความพยายามที่จะเอาชนะอุปสรรค์ต่าง ๆ มีความสบายใจเมื่อประสบความสำเร็จ และมีความวิตกกังวลเมื่อประสบความล้มเหลว

Atkinson (1966 : 240-241) กล่าวว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์เป็นแรงผลักดันที่เกิดขึ้นเมื่อบุคคลรู้ตัวว่าการกระทำของตนจะต้องได้รับการประเมินจากตัวเองหรือบุคคลอื่นโดยเทียบกับมาตรฐานอันดีเยี่ยม ผลจากการประเมินอาจเป็นสิ่งที่พอใจเมื่อกระทำจนสำเร็จหรือไม่น่าพอใจเมื่อกระทำไม่สำเร็จก็ได้

สรุปได้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง ความปรารถนาหรือความต้องการของผู้เรียนที่ต้องการจะได้รับผลสำเร็จทางการเรียนในการที่จะทำกิจกรรมในการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ แม้จะยุ่งยาก ลำบากก็ไม่ย่อท้อต่ออุปสรรคที่ขัดขวาง พยายามทุกวิถีทางที่จะแก้ปัญหา เพื่อนำตนไปสู่ความสำเร็จ มุ่งมั่นที่จะทำให้ดีเลิศ เพื่อบรรลุมาตรฐานที่ตั้งไว้ซึ่งแสดงออกจากการที่ผู้เรียนมีความกล้าเสี่ยง มีความกระตือรือร้น มีความรับผิดชอบในตนเอง มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง และมีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า วัดได้จากแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ประกอบไปด้วย การมีความกล้าเสี่ยง มีความกระตือรือร้น มีความรับผิดชอบในตนเอง มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า

(2) ลักษณะของผู้มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์

McClellan (1953 : 207-250) กล่าวถึงลักษณะของผู้มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงไว้ ซึ่งสรุปได้ดังนี้

1. ความกล้าเสี่ยง (Moderate Risk Taking) บุคคลที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูง จะมีการตัดสินใจเด็ดเดี่ยวในการทำงานที่ใช้ความสามารถและมีความพอใจที่จะเลือกทำงานที่ยาก เนื่องจากมีความเชื่อมั่นในความสามารถของตนเอง

2. มีความกระตือรือร้น (Energetic) หรือมีการกระทำที่แปลกใหม่อันเป็นการทำให้ตนเองมีความรู้สึกว่าประสบความสำเร็จ ผู้ที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงไม่ได้

ขยันขันแข็งไปทุกกรณี แต่จะมีความมานะพากเพียรต่อสิ่งที่ท้าทายความสามารถของตนเอง และจะทำให้ตนเองมีความรู้สึกว่าทำงานสำเร็จลุล่วงไป

3. มีความรับผิดชอบในตนเอง (Individual Responsibility) เป็นความพยายามทำงานให้สำเร็จเพื่อความพอใจของตนเอง แต่ไม่ได้หวังให้คนอื่นยกย่องตนและชอบมีเสรีภาพในการคิดหรือกระทำสิ่งใด ๆ โดยไม่ต้องให้คนอื่นมาบงการ

4. มีความรู้เกี่ยวกับผลของการตัดสินใจของตนเอง (Knowledge of Result of Decision) เป็นการตัดสินใจ เพื่อคาดคะเนผลที่จะเกิดขึ้นและพยายามทำสิ่งต่างๆ ให้ดีกว่าเดิม เมื่อทราบว่าการกระทำของตนเกิดผลขึ้นอย่างไร

5. มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า (Anticipation of Future Possibility) ผู้ที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงมักเป็นผู้ที่มีแผนระยะยาว เพื่อดำเนินการอย่างมีเป้าหมายและบรรลุวัตถุประสงค์ตามที่ต้องการ

นอกจากนี้ แมคเคลแลนด์ยังเชื่อว่า นักเรียนที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงมักจะมาจากครอบครัวที่มีพ่อแม่ตั้งมาตรฐานความเป็นเลิศในการทำงาน และบอกให้ลูกทราบว่าตนสนใจผลสัมฤทธิ์ของลูกอบรมลูกให้เป็นบุคคลที่ช่วยตัวเองได้ วิธีการที่ใช้ในการอบรมค่อนข้างจะเข้มงวด ให้รางวัลเวลาทำได้สำเร็จตามมาตรฐานที่ตั้งไว้และลงโทษถ้าทำไม่ได้ แต่ในขณะเดียวกันก็ให้ความรัก ความอบอุ่นและแสดงให้ลูกเห็นว่าที่เข้มงวดเพราะความรักลูก อยากให้ลูกพบความสำเร็จ

พงษ์พันธ์ พงษ์โสภา (2544) กล่าวถึงลักษณะผู้ที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ไว้ดังนี้

1. เป็นผู้ที่มีความบากบั้น พยายาม อดทนเพื่อที่จะทำงานให้บรรลุเป้าหมาย
2. ต้องการทำงานให้ดีที่สุด โดยเน้นถึงมาตรฐานที่ดีเลิศของความสำเร็จ
3. ชอบความท้าทายของงาน โดยมุ่งทำงานที่สำคัญให้ประสบความสำเร็จ
4. ชอบแสดงออกถึงความรับผิดชอบเกี่ยวกับงาน
5. ชอบแสดงออกถึงความคิดสร้างสรรค์
6. ทำงานอย่างมีหลักเกณฑ์เป็นขั้นตอนและมีการวางแผน
7. ชอบยกเหตุผลมาประกอบคำพูดอยู่เสมอ
8. มีความต้องการให้ผู้อื่นยกย่องว่าทำงานเก่ง

คุณลักษณะของผู้มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ต่ำ(พรรณี ชูทัยเจนจิต. 2538 ; อารี พันธ์มณี. 2542 ; พงษ์พันธ์ พงษ์โสภา. 2544)

1. เป็นผู้ทำงานแบบไม่มีเป้าหมาย
2. ตั้งเป้าหมายไปในวิถีทางที่จะหลีกเลี่ยงความล้มเหลว อาจจะตั้งเป้าหมายง่ายหรือยากเกินไป ตั้งเป้าหมายไว้ง่าย ๆ เพื่อป้องกันไม่ให้ผิดหวัง ส่วนพวกที่ตั้งเป้าหมายไว้ยากเกินไปนั้นเพราะอาจรู้ว่าอาจจะต้องล้มเหลวอีก แต่ล้มเหลวเพราะการทำงานยากรักษาหน้าตัวเองได้ดีกว่า

3. ตั้งระดับความคาดหวังไว้ต่ำ บุคคลแต่ละคนจะมีการตั้งมาตรฐานการกระทำของตนเองไว้ บุคคลเรียนรู้ที่จะตั้งมาตรฐานการกระทำภายหลังที่ได้กระทำงานชิ้นแรกเป็นผลสำเร็จ จะก่อให้เกิดกำลังใจในการที่จะคาดหวังความสำเร็จในครั้งต่อ ๆ ไป ซึ่งแต่ละคนมีความคาดหวังแตกต่างกันขึ้นอยู่กับประสบการณ์ คนที่เคยประสบแต่ความสำเร็จก็มักจะตั้งระดับความคาดหวังไว้สูง ส่วนคนที่เคยประสบแต่ความล้มเหลวผิดหวังก็มักตั้งความคาดหวังไว้ต่ำหรือกลายเป็นคนท้อแท้เหนื่อยหน่ายไม่กล้าคิด ไม่กล้าหวัง

แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์เป็นสิ่งที่เกิดจากการได้รับการส่งเสริมมาตั้งแต่วัยเด็กจากผลการวิจัย พบว่า เด็กที่ได้รับการอบรมเลี้ยงดูอย่างอิสระ เป็นตัวของตัวเอง ฝึกหัดการช่วยเหลือตัวเองตามวัยจะเติบโตเป็นผู้ใหญ่ที่มีความต้องการความสำเร็จในชีวิตสูง การฝึกให้บุคคลมีความต้องการความสำเร็จหรือแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงจึงมักเริ่มจากครอบครัวเป็นอันดับแรก โดยผู้ที่มีบทบาทสำคัญคือ พ่อแม่ซึ่งพ่อแม่ที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงย่อมมีอิทธิพลทำให้เด็กมีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สูงตามด้วย ทั้งนี้เพราะพ่อแม่จะเอาใจใส่เกี่ยวกับการกระทำของเด็กมาตั้งแต่เล็ก ๆ โดยการแสดงความรักใคร่ ตั้งมาตรฐานการกระทำในสิ่งต่าง ๆ ตลอดจนคอยกระตุ้นแนะนำให้กำลังใจแก่เด็กในการทำกิจกรรมอยู่ตลอดเวลา

จากความหมายและลักษณะของผู้ที่มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ดังที่กล่าวมา พอสรุปได้ว่า แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ หมายถึง ความปรารถนาที่จะทำสิ่งใดสิ่งหนึ่งให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี จะมีความสบายใจเมื่อประสบผลสำเร็จ และมีความวิตกกังวลเมื่อทำไม่สำเร็จหรือประสบความล้มเหลว ลักษณะผู้มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สังเกตได้จาก 1) มีความกล้าเสี่ยง 2) ความกระตือรือร้น 3) ความรับผิดชอบในตนเอง 4) มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง 5) มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า

4) ความตั้งใจเรียน (Learning Intention)

สุวิมล อดุลรัตนไพร (2536 : 27 ; อ้างอิงมาจาก Stragn. 1959 : 307-308) ได้ให้ความหมายเกี่ยวกับความตั้งใจเรียนไว้ว่า ความตั้งใจเรียน เป็นพลังงานอย่างหนึ่งที่แฝงในตัวบุคคล และผลักดันให้ประกอบกิจกรรมต่าง ๆ อย่างจริงจัง ปริมาณของแรงผลักดันนี้มีความสัมพันธ์กับผลสำเร็จแห่งกิจกรรมของบุคคล กล่าวคือ บุคคลที่มีความตั้งใจเรียนมาก จะมีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนสูง ซึ่งตรงข้ามกับบุคคลที่ตั้งใจเรียนน้อย จะมีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนต่ำ ความตั้งใจเรียนถือเป็นพื้นฐานสำคัญของการเรียนรู้

วิมลรัตน์ คล้ายเนียม (2533 : 22) ได้ให้ความหมายเกี่ยวกับความตั้งใจเรียนไว้ว่า ความตั้งใจเรียน หมายถึง ความมีสมาธิในการเรียน ความเอาใจใส่ ความสนใจทำแบบฝึกหัดบ่อย ๆ ซึ่งทำให้ผลการเรียนดีขึ้น

ศรีนวล วรรณสุธี (2536 : 93-95) ได้ศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ผลการวิจัย พบว่าความตั้งใจเรียน มีความสัมพันธ์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และความตั้งใจเรียนมีผลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนทั้งทางตรงและทางอ้อม

สลวย สุติยไท (2541 : 67) ได้ศึกษารูปแบบของผลการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ของสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว พบว่า ความตั้งใจเรียนมีอิทธิพลทางอ้อมต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

มนู ดอนมอญ (2540 : 84) ได้ศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน ผลการวิจัยพบว่า ความตั้งใจเรียนมีอิทธิพลทางตรงต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับความตั้งใจเรียน สรุปได้ว่า ความตั้งใจเรียน เป็นพลังงานอย่างหนึ่งที่แฝงในตัวบุคคล แสดงออกมาในลักษณะพฤติกรรมที่เกี่ยวกับการเรียน ประกอบด้วย ความมีสมาธิในการเรียน ความเอาใจใส่ในการทำงานที่ได้รับมอบหมาย ความสนใจที่จะทบทวน หาความรู้เพิ่มเติม

จากการศึกษาเอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการส่งเสริมผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ข้างต้น พบว่า ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ของผู้เรียน ประกอบด้วย

1. เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics) หมายถึง ความรู้สึกหรือความคิดเห็น อารมณ์และท่าที ที่มีต่อเนื้อหาวิชา ประกอบด้วยองค์ประกอบ 3 ด้าน ได้แก่ 1) องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญาหรือองค์ประกอบด้านความรู้ความเข้าใจเป็นเหตุผลที่เกิดจากความคิด ความเชื่อของแต่ละบุคคล 2)องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก ได้แก่ ความรู้สึกที่คล้อยตาม และไม่คล้อยตาม จะมีความรู้สึกออกมาเป็นชอบ ไม่ชอบ พอใจ ไม่พอใจ เห็นด้วย หรือไม่เห็นด้วย 3)องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ หรือองค์ประกอบด้านพฤติกรรมเป็นความพร้อมเพื่อกระทำอันเป็นผลเนื่องมาจากความคิด ความรู้สึก โดยแสดงออกมาในรูปการยอมรับหรือปฏิเสธ วัดได้จากแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์

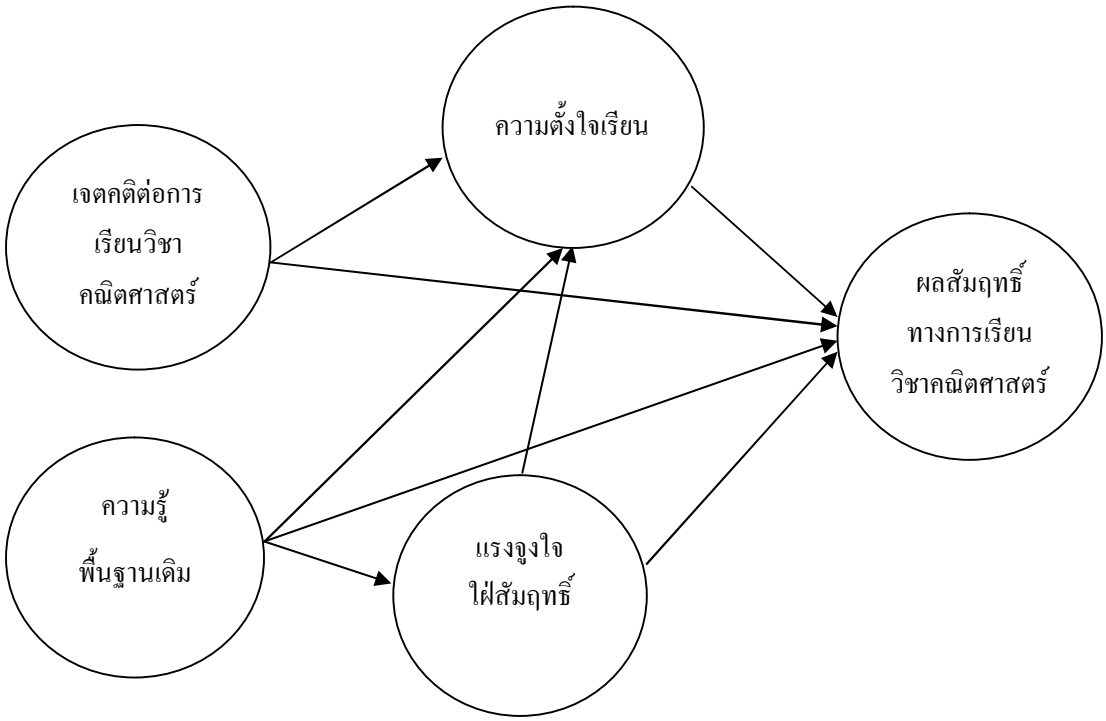
2. แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation) หมายถึง ความปรารถนาที่จะทำสิ่งใดสิ่งหนึ่งให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี จะมีความสบายใจเมื่อประสบผลสำเร็จ และมีความวิตกกังวลเมื่อทำไม่สำเร็จหรือประสบความล้มเหลว ลักษณะผู้มีแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สังเกตได้จาก 1) มีความกล้าเสี่ยง 2)ความกระตือรือร้น 3) ความรับผิดชอบในตนเอง 4) มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง 5) มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า โดยวัดได้จากแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์

3. ความรู้พื้นฐานเดิม (Background Knowledge) หมายถึง ความรู้ ทักษะและความสามารถในเรื่องต้นๆ ที่นักเรียนได้เรียนผ่านไปแล้ว เป็นความรู้ที่จะนำไปใช้เป็นพื้นฐานในการเรียนเรื่องใหม่ต่อไป ซึ่งสามารถสังเกตได้จาก 1) ทักษะการคิดคำนวณ 2)ความรู้ความเข้าใจ 3)ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา โดยวัดได้จากแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม

4. ความตั้งใจเรียน (Learning Intention) หมายถึง พลังงานอย่างหนึ่งที่แฝงในตัวบุคคล แสดงออกมาในลักษณะพฤติกรรมที่เกี่ยวกับการเรียน ประกอบด้วย 1) ความมีสมาธิในการเรียน2) ความสนใจในการเรียน โดยการทบทวน หาความรู้เพิ่มเติม 3) ความเอาใจใส่ในการเรียน โดยวัดได้จากแบบวัดความตั้งใจเรียนทำให้ได้ตัวแปรแฝงแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ดังนี้

ตัวแปรแฝงนอก ได้แก่ ความรู้พื้นฐานเดิม และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์

ตัวแปรแฝงใน ได้แก่ แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ความตั้งใจเรียน และ ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ สามารถเขียนเป็นโมเดลสมการโครงสร้างของตัวแปรแฝงได้ ดังนี้

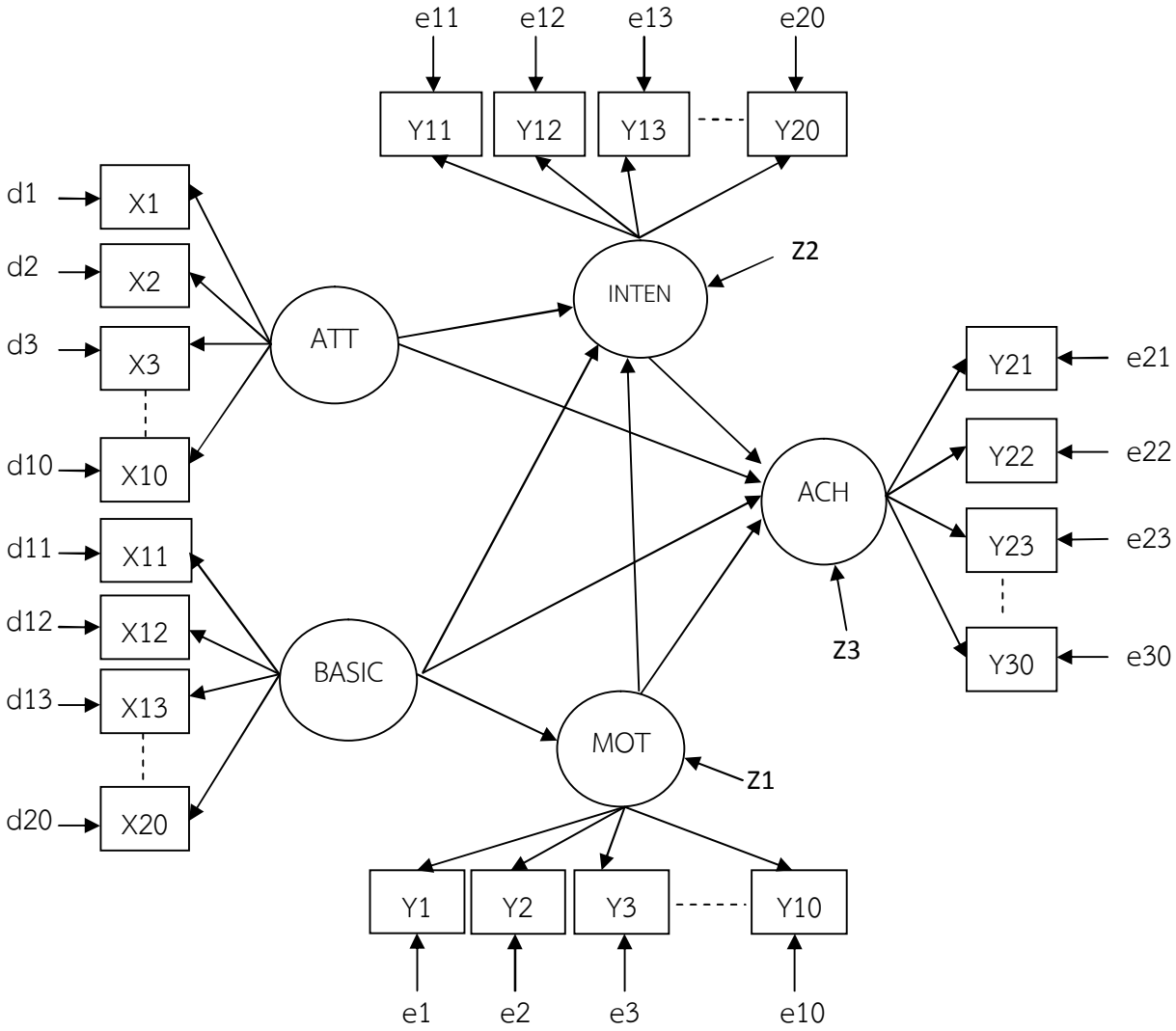


ภาพประกอบ 23 โมเดลของตัวแปรแฝงที่เกี่ยวข้องกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์

การกำหนดจำนวนตัวแปรสังเกตได้ของตัวแปรแฝงในโมเดล

เพื่อให้โมเดลตามสมมติฐานมีความสอดคล้องกับทฤษฎีและปรากฏการณ์ธรรมชาติของผู้เรียนให้มากที่สุด ดังนั้น ในการกำหนดจำนวนตัวแปรสังเกตได้ของตัวแปรแฝงแต่ละตัว ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยเกี่ยวกับโมเดลการวัดตามทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยันของโมเดลริสเรล พบว่า ตามข้อเสนอของ เสรี ชัดแช้ม (2547 : 17) และ สมบัติ ท้ายเรือคำ (2552 : 144) กล่าวว่า ตัวแปรแฝงแต่ละตัวหรือตัวแปรที่ถือได้ว่าเป็นหนึ่งองค์ประกอบควรมีตัวแปรสังเกตได้ไม่ต่ำกว่า 3 ตัวแปรสังเกตได้ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงกำหนดให้มีโมเดลตามสมมติฐานจำนวน ดังนี้ ในโมเดลมีตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัวแปร และตัวแปรแฝงแต่ละตัวมีตัวแปรสังเกตได้จำนวน 10 ตัวแปรสังเกตได้

จากทฤษฎีและผลการสังเคราะห์งานวิจัยเกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ ทำให้ได้โมเดลตามสมมติฐานที่ประกอบด้วยตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่จำลองจากคอมพิวเตอร์ ดังภาพ 24



ภาพประกอบ 24 โมเดลตามสมมติฐานที่ใช้ในการทดลองซึ่งตัวแปรแฝงแต่ละตัว
มีตัวแปรสังเกตได้ 10 ตัว

เมื่อ	ATT	หมายถึง	เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	BASIC	หมายถึง	ความรู้พื้นฐานเดิม (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
	MOT	หมายถึง	แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	INTEN	หมายถึง	ความตั้งใจเรียน (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	ACH	หมายถึง	ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
	X1-X10	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ข้อ 1-10
	X11-X20	หมายถึง	ผลการตอบแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม ข้อ 1-10
	Y1-Y10	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ข้อ 1-10
	Y11-Y20	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียน ข้อ 1-10
	Y21-Y30	หมายถึง	ผลการตอบแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ข้อ 1-10

ในการวิจัยครั้งนี้ ขั้นตอนของการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลองวิธีการแบบ PAL นั้น มิได้หาค่าเฉลี่ยจากองค์ประกอบของตัวแปรแฝงแต่ละตัว เนื่องจากเป็นการจำลองข้อมูลจากโปรแกรมสำเร็จรูปซึ่งไม่สามารถกำหนดจำนวนขององค์ประกอบของตัวแปรแฝงได้ แต่ผู้วิจัยดำเนินการวิเคราะห์องค์ประกอบของการวัดตัวแปรแฝงทุกตัวและทุกชุดข้อมูล ซึ่งพบว่า ตัวแปรแฝงแต่ละตัวเป็นตัวแปรที่มีองค์ประกอบเดียว (พิจารณาจากค่าไอเกนขององค์ประกอบแรกมากกว่าองค์ประกอบอื่น ๆ) ดังนั้นผู้วิจัยจึงใช้ข้อมูลผลการตอบข้อสอบหรือแบบวัดแต่ละข้อนั้นเป็นตัวแปรสังเกตได้โดยตรงในการวิเคราะห์ แบบ PAL และนำผลการวิเคราะห์ที่ได้ ไปใช้เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ต่อไป

การพัฒนาโมเดลที่ใช้กับข้อมูลเชิงประจักษ์

โมเดลที่จะนำมาใช้กับข้อมูลเชิงประจักษ์ เป็นข้อมูลจากการวิจัยของ ฐิญตา คำภูแก้ว เมื่อปี พ.ศ. 2553 ซึ่งได้พัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างพหุระดับ ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาอุดรธานี เป็นโมเดลที่ได้จากการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ โดยผู้วิจัยใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์สมการโครงสร้างเชิงประจักษ์จำนวน 1 โมเดล คือ โมเดลในระดับนักเรียน ฉะนั้นในขั้นตอนการตรวจสอบวิธีการวิเคราะห์เส้นทางสำหรับโมเดลตัวแปรแฝงโดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์ในครั้งนี้ มีโมเดลที่ใช้กับข้อมูลเชิงประจักษ์จำนวน 1 โมเดล ดังนี้

โมเดลสมการโครงสร้างที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ระดับนักเรียน ประกอบด้วยตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัว คือ

1) ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Academic Achievement Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill ; ach1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill ; ach2) และ ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill ; ach3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

2) ความรู้พื้นฐานเดิม(Background Knowledge) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะ การคิดคำนวณ (Compute Skill ; basic1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill ; basic2) และทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill ; basic3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

3) ความตั้งใจเรียน (Learning Intention)วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือความมีสมาธิใน การเรียน (Learning Concentration ; inten1) ความสนใจในการเรียน โดยการทบทวน หาความรู้เพิ่มเติม (Learning Interest ; inten2) และ ความเอาใจใส่ในการเรียน (Learning Attention ; Inten3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

4) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 5 ตัว คือ มีความกล้าเสี่ยง (Risk ; mot1) ความกระตือรือร้น (Enthusiastic ; mot2) ความรับผิดชอบในตนเอง (Responsibility ; mot3) มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง (Knowledge of Decision ; mot4) และ มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า (Predict ; mot5) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 16 ข้อ

5) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญา (Intelligence ; att1) องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก (Position Sense ; att2) และ องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ (Practice ; att3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

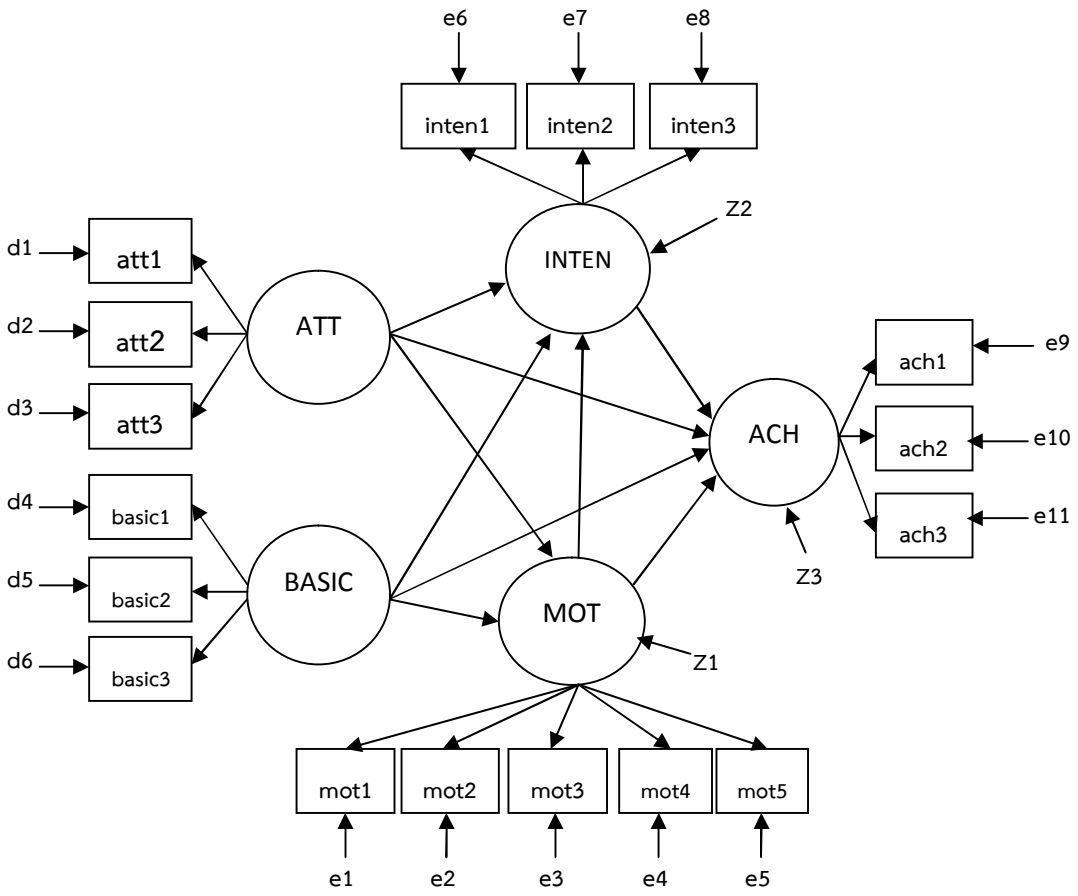
ผลการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องสรุปลักษณะโมเดลความสัมพันธ์ของตัวแปรแฝงได้ดังนี้

1. ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปร ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) ความตั้งใจเรียน(INTEN) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT)

2. แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปร ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT)

3. ความตั้งใจเรียน (INTEN) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปร แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT) และความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC)

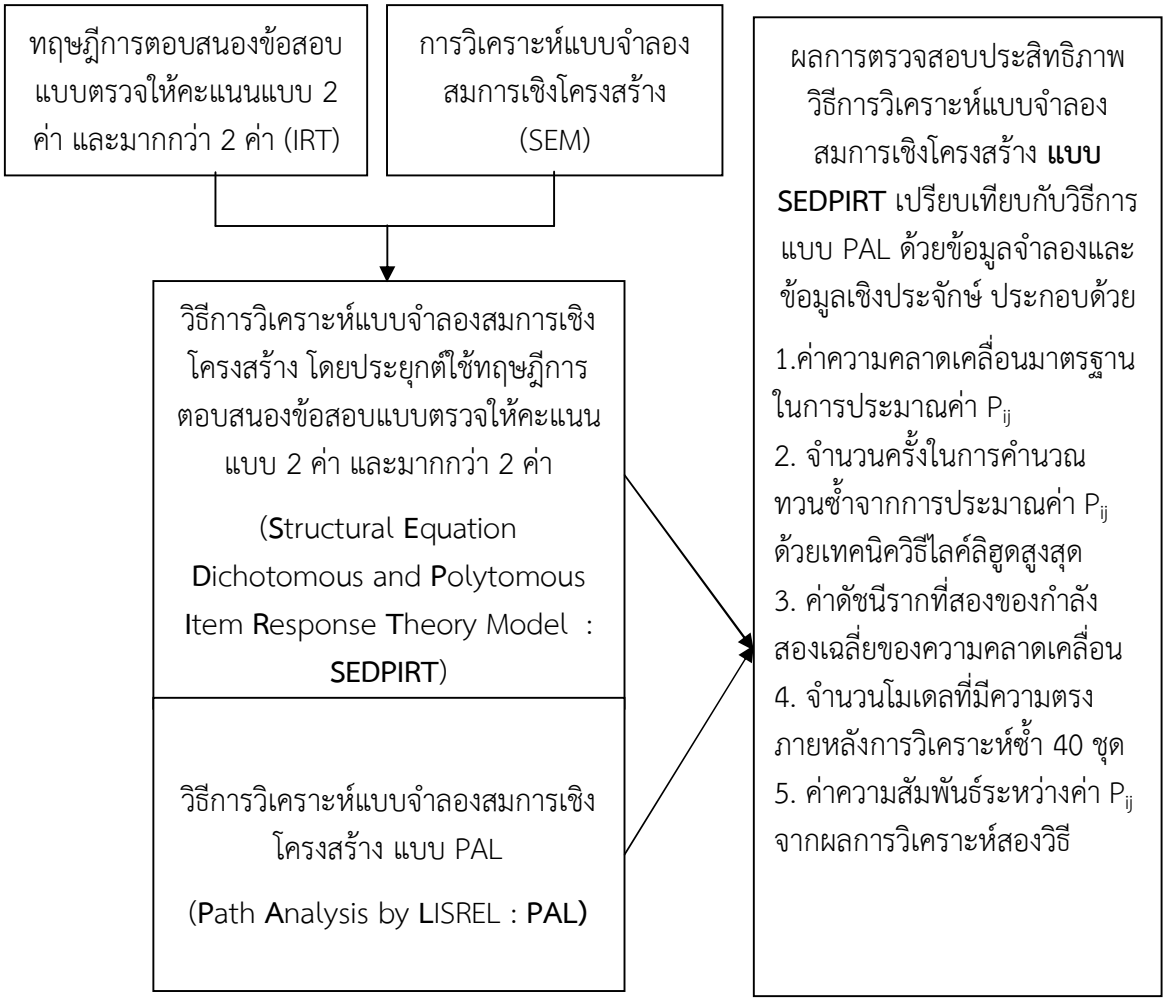
จากข้อสรุปดังกล่าวข้างต้นสามารถสร้างเป็นโมเดลสมการโครงสร้างได้ดังนี้



ภาพประกอบ 25 โมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์กับข้อมูลเชิงประจักษ์

เมื่อ ACH หมายถึง ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
ATT หมายถึง เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
MOT หมายถึง แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
INTEN หมายถึง ความตั้งใจเรียน (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
BASIC หมายถึง ความรู้พื้นฐานเดิม (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
att1-att3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้
basic1-basic3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม 3 ตัวแปรสังเกตได้
mot1-mot5 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ 5 ตัวแปรสังเกตได้
inten1-inten3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียน 3 ตัวแปรสังเกตได้
ach1-ach3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้

กรอบแนวคิดในการวิจัย



ภาพประกอบ 26 กรอบแนวคิดในการวิจัย

จากภาพ 26 การพัฒนาเทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในครั้งนี้ ผู้วิจัยสร้างโมเดลสมการโครงสร้างเชิงเส้นขึ้นประกอบด้วย 2 ส่วน ได้แก่ โมเดลการวัดและโมเดลสมการโครงสร้าง

โมเดลการวัดเป็นโมเดลที่ใช้การประมาณค่าตัวแปรแฝงจากตัวแปรสังเกตได้โดยใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ทำการประมาณค่าความสามารถที่แท้จริง (Ability : θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงนำค่าความสามารถที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างไปทำการวิเคราะห์ในโมเดลสมการโครงสร้าง เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของตัวแปรอิสระ j ที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม i ในโมเดลสมการโครงสร้าง ตลอดจนการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลระหว่างโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลจำลอง และโมเดลจากสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์ใหม่กับ วิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างตัวแปรแฝง ด้วยโปรแกรม LISREL ซึ่งโมเดลการวัดเป็นโมเดลการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบ ด้วย

1. ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij}
2. จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML)
3. ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)
4. จำนวนโมเดลที่มีความตรง (The Goodness of fit) ภายหลังการวิเคราะห์ซ้ำ 40 ข้อมูล
5. หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P_{ij} จากผลการวิเคราะห์เส้นทาง 2 วิธี

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (**S**tructural **E**quation **D**ichotomous and **P**olytomous **I**tem **R**esponse **T**heory Model : SEDPIRT) มีขั้นตอนดำเนินการ 4 ขั้นตอน ดังนี้

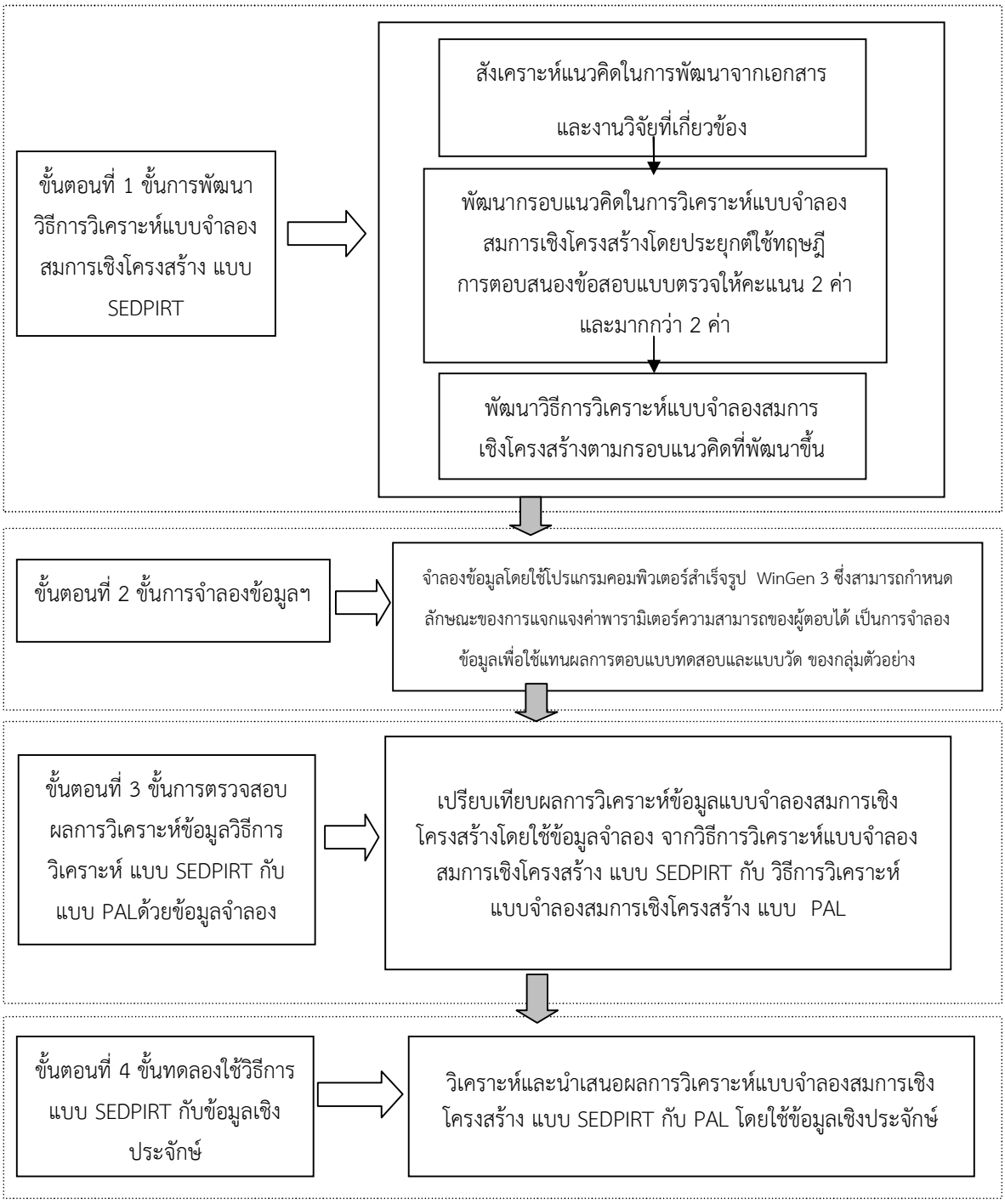
ขั้นตอนที่ 1 ขั้นการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT

ขั้นตอนที่ 2 ขั้นการจำลองข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

ขั้นตอนที่ 3 ขั้นการตรวจสอบผลการวิเคราะห์ข้อมูลวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

ขั้นตอนที่ 4 ขั้นทดลองใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์

ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยสามารถเขียนเป็นแผนภาพได้ดังนี้



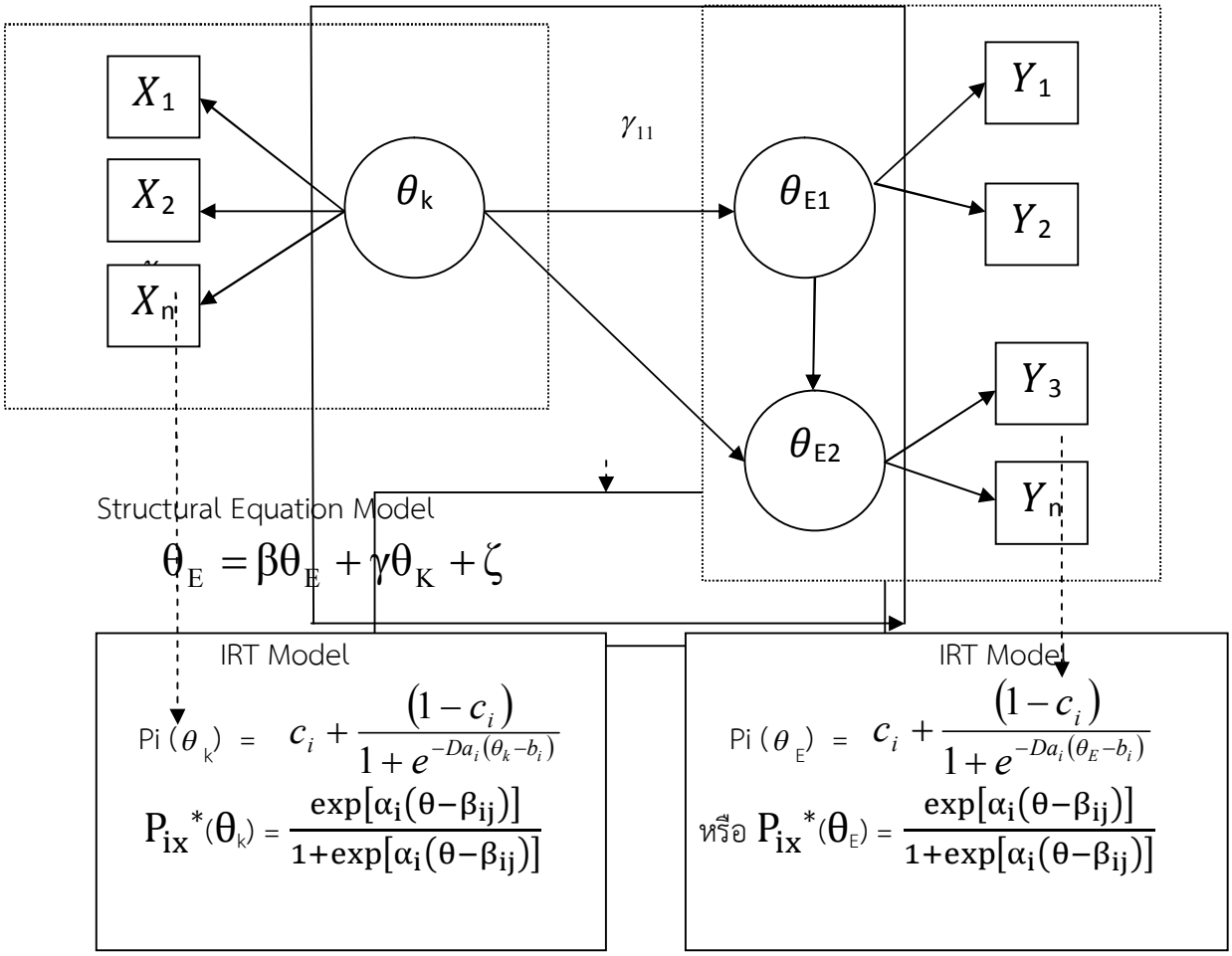
ภาพประกอบ 27 แผนภาพแสดงขั้นตอนวิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนที่ 1 ขั้นการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT

ใช้เทคนิคการสังเคราะห์เอกสารซึ่งดำเนินการเป็นลำดับ ดังนี้

1. ศึกษาค้นคว้าเอกสาร ตำรา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง และทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ตลอดจนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อสร้างแนวคิดและแนวทางในการพัฒนาเทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบใหม่

2. พัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โดยประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า (SEDPIRT) ซึ่งมีลักษณะของโมเดล ดังนี้



ภาพประกอบ 28 ลักษณะของโมเดล SEDPIRT

จากการศึกษาเกี่ยวกับโมเดลเชิงสาเหตุที่มีการวัดตัวแปรแฝงที่ผ่านมา ปัญหาสำคัญประการหนึ่งของโมเดลการวัดในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างยังใช้หลักการวิเคราะห์ตัวประกอบเชิงยืนยัน(Confirmatory Factor Analysis) ซึ่งโมเดลดังกล่าวยังเป็นโมเดลที่อยู่บนฐานของทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม (Classical Measurement Theory) โดยเชื่อว่า Factor score เปรียบเสมือนคะแนนจริง (True Score : T) ในสมการการวัดแบบดั้งเดิม (X = T + E) ซึ่งการวัดตัว

แปรต่าง ๆ ย่อมมีข้อจำกัดภายใต้บริบทของทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิมด้วยเช่นกัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อตัวแปรในโมเดลที่ผู้วิจัยต้องการวัดเป็นตัวแปรเชิงคุณลักษณะ (Trait Variable) ซึ่งวัดได้โดยใช้แบบทดสอบหรือแบบวัด ซึ่งมีการตรวจให้คะแนนแบบต่าง ๆ เช่น ตอบผิดได้ 0 คะแนน ตอบถูกได้ 1 คะแนน การให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale) เป็นต้น เนื่องจากตัวแปรเหล่านี้เป็นตัวแปรแฝง ที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง จึงทำให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงของผู้สอบที่ได้จะไม่เป็นอิสระหรือขึ้นอยู่กับแบบทดสอบหรือแบบวัดที่นำมาใช้ กล่าวคือ เมื่อมีการใช้แบบทดสอบชุดหนึ่งซึ่งมีค่าความยากรายข้อ ค่าอำนาจจำแนกรายข้อ และค่าความเที่ยงทั้งฉบับชุดหนึ่ง ทำการวัดตัวแปรคู่หนึ่งจากกลุ่มตัวอย่างกลุ่มหนึ่ง ทำให้ได้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงออกมาชุดหนึ่ง จากนั้นนำค่าการวัดของตัวแปรคู่นั้นมาหาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุต่อกันจะทำให้ได้ขนาดของความสัมพันธ์เชิงสาเหตุค่าหนึ่ง แต่ภายหลังหากมีการเปลี่ยนมาใช้แบบทดสอบอีกชุดหนึ่ง ซึ่งมีค่าความยากรายข้อ หรือค่าอำนาจจำแนกรายข้อที่เปลี่ยนไป มาทำการวัดตัวแปรคู่เดิมกับกลุ่มตัวอย่างกลุ่มเดิมก็อาจทำให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงเปลี่ยนแปลงไปได้ ซึ่งอาจส่งผลให้ขนาดความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรคู่นี้เปลี่ยนแปลงไปด้วย ทั้งนี้เนื่องมาจากคะแนนการวัดที่เปลี่ยนแปลงไปตามเครื่องมือวัดแต่ละฉบับนั่นเอง ทั้งนี้เพราะโมเดลการวัดแบบดั้งเดิมจะให้คะแนนการวัดหรือค่าประมาณคะแนนจริงที่ไม่ได้เป็นค่าพารามิเตอร์แสดงปริมาณของคุณลักษณะที่มีอยู่ในตัวบุคคลแต่ละคนอย่างแท้จริง แต่จะเป็นค่าที่แสดงปริมาณของคุณลักษณะในตัวบุคคลที่มีการแปรเปลี่ยนไปตามคุณสมบัติของแบบวัดแต่ละฉบับ นอกจากนี้ หลักการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนในการวัดในโมเดลการวัดตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม จะให้ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนในการวัดเพียงค่าเดียวในแต่ละตัวแปร ดังนั้น ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนในการวัดจึงเป็นค่าคงที่สำหรับกลุ่มตัวอย่างทุกคน (ไม่แปรผันเป็นรายบุคคล)

จากปัญหาดังกล่าว ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบน่าจะสามารถแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนในการวัดได้ โดยเป็นการวัดที่มีความเที่ยงตรงและไม่แปรเปลี่ยนไปตามคุณลักษณะที่เปลี่ยนไปของแบบทดสอบหรือแบบวัด และกลุ่มผู้สอบ นั่นคือ หลักการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมุ่งประมาณลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบโดยอาศัยการตอบข้อสอบและคุณสมบัติของข้อสอบความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบนำไปอธิบายตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายในแสดงเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์ เรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) หรือฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) ดังนั้นวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่มีการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในโมเดลการวัด โดยการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) รายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำมาวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการเชิงโครงสร้าง โดยโมเดลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างใหม่นี้ประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน ได้แก่ 1)โมเดลการวัดซึ่งประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง 2)โมเดลสมการโครงสร้าง ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางด้วยวิธีการประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) และมีการตรวจสอบความตรงของโมเดลสมการเชิงโครงสร้างระหว่างตัวแปรตามทฤษฎี ว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากน้อยเพียงใด โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้ค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน

(Goodness of Fit Index : GFI) ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) และ ค่า p-value

ขั้นตอนการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT

1. ดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) ตามทฤษฎี IRT จากผลการตอบแบบทดสอบและแบบวัด ของกลุ่มตัวอย่าง จนครบทุกตัวแปรในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้โปรแกรม MULTILOG

2. เมื่อดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างเป็นรายบุคคลแล้ว ผู้วิจัยนำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างทุกตัวแปรไปดำเนินการวิเคราะห์เพื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์ โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

3. เมื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงเรียบร้อยแล้ว จึงนำเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไปใช้ในการวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางโดยโปรแกรมสำเร็จรูปต่อไป

จะเห็นได้ว่าโมเดลสมการเชิงโครงสร้างที่พัฒนามาจากทฤษฎี และเอกสารงานวิจัย เป็นโมเดลตามสมมติฐานที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด ซึ่งจะนำเอาความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงที่ได้จากการวิเคราะห์ตามทฤษฎี IRT มาเป็นข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ และถือว่าตัวแปรสังเกตได้นี้เป็นตัวแปรแฝงที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด

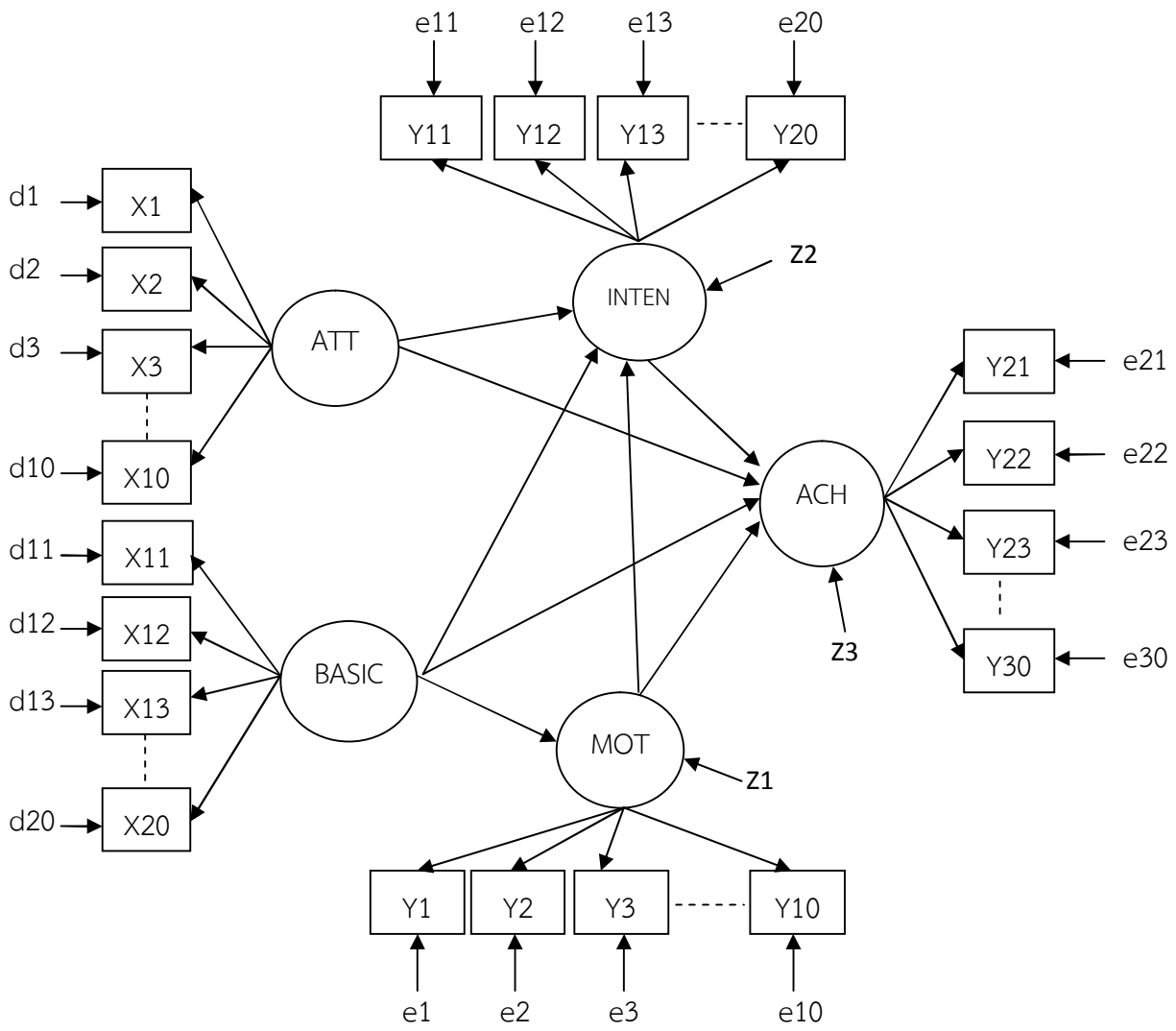
ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ซึ่งเป็นวิธีการเปรียบเทียบนั้นก็ดำเนินการวิเคราะห์โดยใช้โมเดลการวิเคราะห์ตัวประกอบเชิงยืนยันในโมเดลการวัด เพื่อให้ได้ค่า Factor score ในการวัดตัวแปรแฝง แล้วจึงวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง ซึ่งโปรแกรม LISREL จะดำเนินการวิเคราะห์ไปพร้อม ๆ กัน

ขั้นตอนการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT นำเสนอในภาคผนวก ค

ขั้นตอนที่ 2 ขั้นการจำลองข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

ผู้วิจัยดำเนินการพัฒนาโมเดลตามสมมติฐาน บนพื้นฐานของผลการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยเกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน จำนวน 1 โมเดล ประกอบด้วยตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัว โดยตัวแปรแฝงแต่ละตัวในโมเดลจะมีตัวแปรสังเกตได้จำนวน 10 ตัว

ลักษณะของแบบจำลองสมการโครงสร้างในการจำลองข้อมูลขั้นตอนที่ 2 จากการศึกษาทฤษฎีและผลการสังเคราะห์งานวิจัยเกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ ทำให้ได้โมเดลตามสมมติฐานที่ประกอบด้วยตัวแปรแฝงและตัวแปรสังเกตได้ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่จำลอง ดังภาพประกอบที่ 29



ภาพประกอบ 29 โมเดลตามสมมติฐานที่ใช้ในการจำลองข้อมูลเพื่อตรวจสอบผลการวิเคราะห์

เมื่อ	ATT	หมายถึง	เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	BASIC	หมายถึง	ความรู้พื้นฐานเดิม (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
	MOT	หมายถึง	แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	INTEN	หมายถึง	ความตั้งใจเรียน (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
	ACH	หมายถึง	ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
	X1-X10	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ข้อ 1-10
	X11-X20	หมายถึง	ผลการตอบแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม ข้อ 1-10
	Y1-Y10	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ ข้อ 1-10
	Y11-Y20	หมายถึง	ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียน ข้อ 1-10
	Y21-Y30	หมายถึง	ผลการตอบแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ข้อ 1-10

คุณลักษณะของโปรแกรมที่ใช้และข้อมูลจำลอง

ขั้นตอนการจำลองข้อมูลในครั้งนี้ ผู้วิจัยดำเนินการจำลองข้อมูลจากโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป คือ โปรแกรม WinGen 3 ซึ่งเป็นโปรแกรมที่มีจุดเด่น คือ

1. เป็นโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในระบบ Microsoft Windows ทำให้สะดวกและง่ายในการจำลองข้อมูล

2. สามารถกำหนดลักษณะของการแจกแจงค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะของผู้ตอบ และสามารถกำหนดลักษณะของการแจกแจงค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบและข้อคำถามได้

3. มีคุณสมบัติที่สามารถจำลองข้อมูลตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบได้หลายโมเดล เช่น โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า ทั้ง 1 2 และ 3 พารามิเตอร์ , โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ได้แก่ partial credit model, generalized partial credit model, graded response model, rating scale model, and nominal response model โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบพหุมิติ

ส่วนข้อจำกัดของโปรแกรม คือ ไม่สามารถกำหนดสัดส่วนจำนวนของผู้ตอบตามระดับค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง ได้อย่างชัดเจน กำหนดได้เพียงลักษณะการแจกแจงค่าพารามิเตอร์ของผู้ตอบ และค่าพารามิเตอร์ข้อสอบหรือข้อคำถามในภาพรวมได้เท่านั้น

การจำลองข้อมูลเพื่อใช้แทนผลการตอบข้อสอบและข้อคำถาม ของกลุ่มตัวอย่างมีลักษณะของข้อมูล ดังนี้

1. มีขนาดกลุ่มตัวอย่าง 2,000 ตัวอย่าง เพื่อให้สัดส่วนระหว่างจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าต่อจำนวนตัวอย่างไม่ต่ำกว่าสัดส่วน 1 : 20 ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของ Lindeman and Gold (1980) และ Bollen (1989)

2. จำลองข้อมูล 40 ชุด ซึ่งเป็นการจำลองสถานการณ์ผลการตอบข้อสอบและข้อคำถามของกลุ่มตัวอย่างกลุ่มเดิม เพื่อใช้ตรวจสอบความคงที่ (Consistency) ของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล (ต่าย เซี่ยงฉี. 2534 : 85-86)

3. ในแต่ละตัวแปรแฝงของข้อมูลมีลักษณะเป็น Unidimensionality เพื่อให้สอดคล้องกับข้อตกลงเบื้องต้น (Assumption) ของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบที่เลือกใช้

4. กำหนดลักษณะการตรวจให้คะแนน ผลการตอบแบบทดสอบ ตอบถูกให้ 1 คะแนน ตอบผิดให้ 0 คะแนน และผลการตอบแบบวัด เป็นแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale) 5 ระดับ คือ 5, 4, 3, 2 และ 1

5. โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่าที่ประยุกต์ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ คือ Graded Response Model (GRM) และโมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า ใช้โมเดลโลจิสติก 3 พารามิเตอร์

ขั้นตอนการจำลองข้อมูล

1. ศึกษาทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ทฤษฎีการวิเคราะห์เส้นทาง การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างด้วย LISREL งานวิจัยที่เกี่ยวกับทฤษฎี IRT และงานวิจัยที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง เพื่อกำหนด

เงื่อนไขการจำลองข้อมูลให้สอดคล้องกับข้อตกลงเบื้องต้นและกำหนดคุณลักษณะให้เหมือนปรากฏการณ์จริงตามธรรมชาติของตัวแปรในโมเดลตามสมมติฐานที่พัฒนาขึ้นให้มากที่สุด

2. ดำเนินการจำลองข้อมูล (ลักษณะการตรวจให้คะแนน ผลการตอบแบบทดสอบ ตอบถูกให้ 1 คะแนน ตอบผิดให้ 0 คะแนน และผลการตอบแบบวัด เป็นแบบมาตรประมาณค่า 5 ระดับ คือ 5, 4, 3, 2 และ 1) โดยใช้โปรแกรม Wingen 3 ซึ่งสามารถระบุการแจกแจงความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของผู้ตอบได้ ตามเงื่อนไขของข้อมูลในข้อ 1 จำนวน 40 ชุด โดยใช้เหตุผล 2 ประการ คือ

1. การทดลองซ้ำกับข้อมูล 40 ชุด ได้มาจากการสังเคราะห์งานวิจัยที่ใช้เทคนิคมอนติคาร์โลในกรณีที่นำผลการวิเคราะห์มาทดสอบนัยสำคัญ (ต่าย เซี่ยงฉี. 2534 : 85-86)

2. การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับแบบ PAL ซึ่งใช้ทดสอบนัยสำคัญเพื่อเปรียบเทียบค่าสถิติทีละคู่ จึงใช้ขนาดตัวอย่างจำนวน 40 ชุด ตามสัดส่วน จำนวนตัวอย่าง : ตัวแปร เป็น 20 : 1 (Linderman et al. 1980 : 163)

ผู้วิจัยดำเนินการจำลองข้อมูลโดยใช้โปรแกรม ดังนี้

1. กำหนดค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะที่แท้แท้จริง (θ) ของกลุ่มตัวอย่างทุกตัวแปรแฝง ให้มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

2. กำหนดค่าพารามิเตอร์ของเครื่องมือวัดที่ใช้ ดังนี้

2.1 โมเดลโลจิสติก แบบ 3 พารามิเตอร์ เป็นเครื่องมือวัดที่ใช้แบบทดสอบ ให้คะแนนแบบ 1 และ 0 โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ a , b และ c ดังนี้

ค่า a มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

ค่า b มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

ค่า c มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.2 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.1

2.2 โมเดลแบบ Grade Response เป็นเครื่องมือวัดที่ใช้แบบวัด ให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า (Rating Scale) 5 ระดับ คือ 5, 4, 3, 2 และ 1 ดังนี้

ค่า a มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1

ค่า b มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.5 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1ข้อมูลที่ได้จากการจำลอง คือ ข้อมูลดิบที่เป็นผลจากการใช้เครื่องมือวัด โดยผู้วิจัยดำเนินการตรวจสอบข้อมูลผลการตอบในลำดับต่อไป

3. การตรวจสอบข้อมูลตามเงื่อนไขที่ระบุไว้ โดยวิธีการทางสถิติ ได้แก่

3.1 คำนวณค่าสถิติพื้นฐาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน เพื่อแสดงคุณลักษณะพื้นฐานของข้อมูล

3.2 คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายใน (Intercorrelation Coefficient) เพื่อหาขนาดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน

3.3 วิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis) เพื่อตรวจสอบคุณสมบัติการเป็น Unidimensionality ของตัวแปรสังเกตได้ ในแต่ละตัวแปรแฝง โดยพิจารณาจากค่า Eigen Value ขององค์ประกอบแรกต้องมากกว่าองค์ประกอบอื่นๆ (สำเริง บุญเรืองรัตน์. 2540 : 7) ในกรณีที่ข้อมูลไม่เป็นไปตามเงื่อนไขนี้ ผู้วิจัยจะดำเนินการจำลองข้อมูลใหม่ จนได้ข้อมูลที่มีคุณลักษณะตามต้องการ

ขั้นตอนที่ 3 ขั้นการตรวจสอบผลการวิเคราะห์ข้อมูลวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

ผู้วิจัยดำเนินการตามลำดับขั้นตอน ดังนี้

1. ดำเนินการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลองวิธีการละ 40 ชุด (ใช้ข้อมูลเดียวกับแต่ต่างวิธีการ)

2. บันทึกผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง จากข้อมูลจำลองแต่ละชุด ได้แก่

2.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

2.2 ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij})

2.3 ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-Square

2.4 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML)

2.5 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)

2.6 จำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด

3. เปรียบเทียบความแตกต่างของตัวแปรตาม จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง 2 วิธี โดยใช้สถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน (dependent Sample t-test) ประกอบด้วย

3.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

3.2 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML)

3.3 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)

4. เปรียบเทียบสัดส่วนของจำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด จากการรันโปรแกรมครั้งแรก โดยคิดค่าร้อยละจำนวนโมเดลที่มีความตรงของวิธีการวิเคราะห์ทั้งสองวิธี

5. หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P_{ij} จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน

6. กำหนดเกณฑ์เพื่อใช้ในการทดสอบ ดังนี้

6.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งแสดงว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีความถูกต้องในการประมาณค่าพารามิเตอร์มากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

6.2 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า $\mathbf{P}_{ij}$ โดยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า แบบ PAL แสดงว่า จำนวนรอบของการทวนซ้ำในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ที่จะทำให้เมตริกซ์ S และ $\sum$ มีค่าใกล้เคียงกัน มีจำนวนรอบในการทวนซ้ำน้อยกว่า แบบ PAL

6.3 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า แบบ PAL แสดงว่า ขนาดของเศษเหลือโดยเฉลี่ยจากการเปรียบเทียบระดับความกลมกลืนของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า แบบ PAL โดยเมื่อมีค่าเข้าใกล้ศูนย์แสดงว่าโมเดลมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

6.4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT จะให้จำนวนโมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL แสดงว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL

6.5 วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PAL ให้ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ($\mathbf{P}_{ij}$) สัมพันธ์กัน แสดงว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT ให้ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่มีความสัมพันธ์กันกับวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL ซึ่งเป็นผลมาจากการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลชุดเดียวกันแต่แตกต่างกันเพียงวิธีการวิเคราะห์ ทำให้ผลการวิเคราะห์เป็นไปในทิศทางเดียวกัน

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ คือ แบบบันทึกผลการวิเคราะห์ข้อมูลใช้สำหรับบันทึกค่าสถิติต่าง ๆ จากผลวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ทั้ง 2 แบบ เพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลอง มาใช้ในการเปรียบเทียบและหาความสัมพันธ์ ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ($\mathbf{P}_{ij}$) ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) และ จำนวนโมเดลที่มีความตรงภายหลังการวิเคราะห์ด้วยข้อมูล 40 ชุด โดยบันทึกลงในแบบบันทึกผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยดำเนินการบันทึกข้อมูลตามประเด็นที่ใช้ในการเปรียบเทียบและการหาความสัมพันธ์ของเทคนิควิธีการวิเคราะห์ข้อมูล ในแบบบันทึกผลการวิเคราะห์ข้อมูล วิธีการละ 40 ชุด ดังรายละเอียดต่อไปนี้

ตาราง 12 รายละเอียดการเก็บรวบรวมข้อมูลการวิจัยในขั้นตอนการใช้ข้อมูลจำลอง

รายการข้อมูลในวิธีการวิเคราะห์แต่ละวิธี	จำนวนข้อมูล (ค่า)	
	SEDPIRT	PAL
ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (ทุกเส้น)	320	320
ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางทุกเส้น ($\mathbf{P}_{ij}$)	320	320
ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value)	40	40
จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์	40	40
จำนวนโมเดลที่มีความตรง	40	40
ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (RMR)	40	40

การวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลตามประเด็นต่อไปนี้

1. คำนวณค่าระดับความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง ของกลุ่มตัวอย่างในโมเดลการวัดของวิธี SEDPIRT ใช้โปรแกรม MULTILOG ของ Thissen (1991) นำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงไปคำนวณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการโครงสร้าง และค่าสถิติเพื่อตรวจสอบความตรงของโมเดลโดยใช้โปรแกรม LISREL

2. การวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบตัวแปรตามจากผลการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PAL ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด และค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน ดำเนินการหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และนำมาทดสอบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยโดยใช้สถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน (Dependent Sample t-test)

3. หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า $\mathbf{P}_{ij}$ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และแบบ PAL โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน

4. วิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบสัดส่วนของจำนวนโมเดลที่มีความตรง ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และแบบ PAL ภายหลังการวิเคราะห์ข้อมูล 40 ชุด

ขั้นตอนที่ 4 ขั้นทดลองใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์

ดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้

1. สร้างโมเดลตามสมมติฐาน บนพื้นฐานของการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยเกี่ยวกับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 1 โมเดล ประกอบด้วยตัวแปรแฝง 5 ตัว ดังนี้

โมเดลสมการโครงสร้างที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ระดับนักเรียน ประกอบด้วยตัวแปรแฝง จำนวน 5 ตัว คือ

1) ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Academic Achievement Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skil ; ach1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill ; ach2) และ ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill ; ach3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

2) ความรู้พื้นฐานเดิม(Background Knowledge) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill ; basic1) ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill ;basic2) และทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill ; basic3) ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ

3) ความตั้งใจเรียน (Learning Intention) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือความมีสมาธิ ในการเรียน (Learning Concentration ; inten1) ความสนใจในการเรียน โดยการทบทวนหาความรู้เพิ่มเติม (Learning Interest ; inten2) และความเอาใจใส่ในการเรียน (Learning Attention ; inten3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

4) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 5 ตัว คือ มีความกล้าเสี่ยง (Risk ; mot1) ความกระตือรือร้น (Enthusiastic ; mot2) ความรับผิดชอบในตนเอง (Responsibility ; mot3) มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง (Knowledge of Decision ; mot4) และ มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า (Predict ; mot5) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 16 ข้อ

5) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญา (Intelligence ; att1) องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก (Position Sense ; att2) และ องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ (Practice ; att3) ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

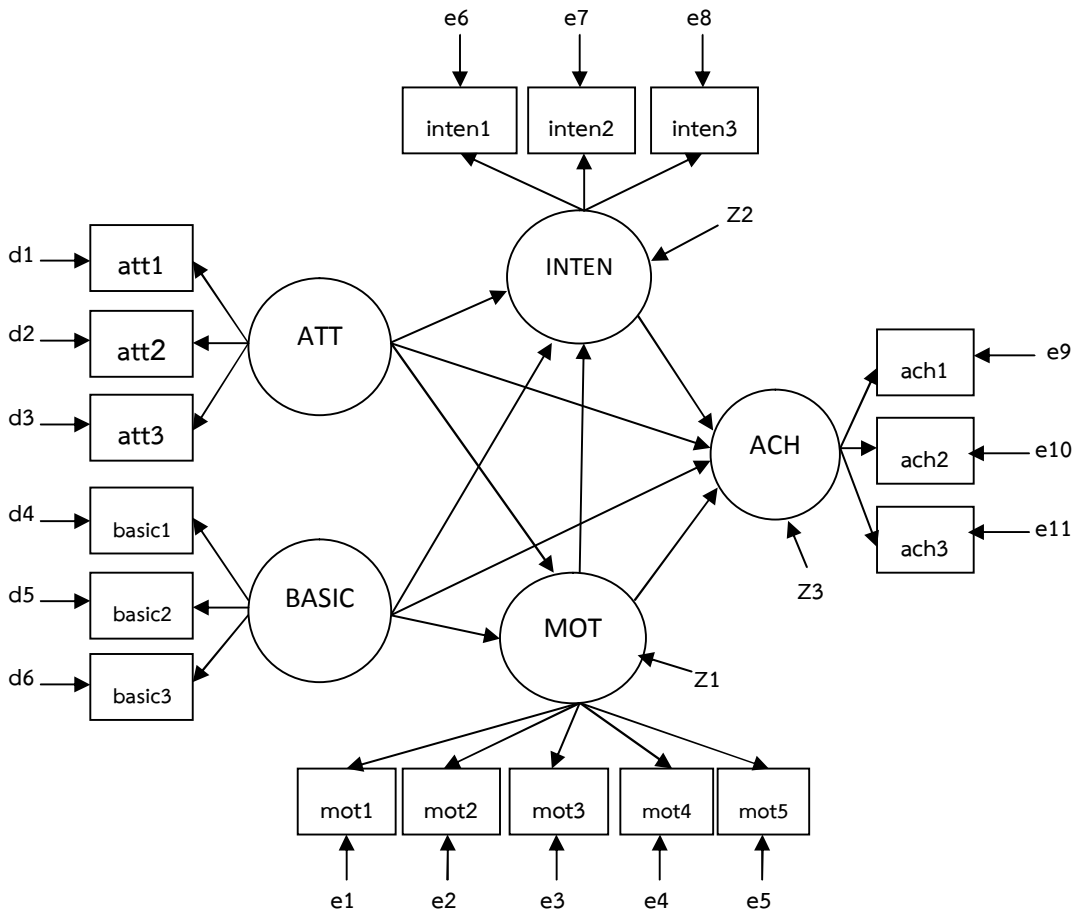
ผลการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องสรุปลักษณะโมเดลความสัมพันธ์ของตัวแปรแฝงได้ดังนี้

1. ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปรความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) ความตั้งใจเรียน (INTEN) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT)

2. แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปร ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) และเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT)

3. ความตั้งใจเรียน (INTEN) ได้รับอิทธิพลจากตัวแปร แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT) และความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC)

จากข้อสรุปดังกล่าวข้างต้นสามารถสร้างเป็นโมเดลสมการโครงสร้างได้ดังนี้



ภาพประกอบ 30 โมเดลที่ใช้วิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างกับข้อมูลเชิงประจักษ์

เมื่อ ACH หมายถึง ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
ATT หมายถึง เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
MOT หมายถึง แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
INTEN หมายถึง ความตั้งใจเรียน (ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า)
BASIC หมายถึง ความรู้พื้นฐานเดิม (ตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า)
att1-att3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้
basic1-basic3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบความรู้พื้นฐานเดิม 3 ตัวแปรสังเกตได้
mot1-mot5 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ 5 ตัวแปรสังเกตได้
inten1-inten3 หมายถึง ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียน 3 ตัวแปรสังเกตได้
ach1-ach3 หมายถึง ผลการตอบแบบทดสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ 3 ตัวแปรสังเกตได้

2. ดำเนินการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และ แบบ PAL

3. บันทึกผลการวิเคราะห์ของทั้ง 2 แบบ ได้แก่ ค่าสถิติพื้นฐาน ค่า P_{ij} ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ค่า Chi-square ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล ด้วยวิธี Chi-square และค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI) และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI)

4. ปรับโมเดลในกรณีที่โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

5. นำเสนอผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ทั้ง 2 แบบ

ข้อมูลเชิงประจักษ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์

ข้อมูลเชิงประจักษ์ที่จะใช้ในการวิจัยครั้งนี้ เป็นข้อมูลจากการวิจัยของ ฐิญตา คำภูแก้ว เมื่อปี พ.ศ. 2553 ซึ่งได้พัฒนาแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างพหุระดับ ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาอุดรธานี เป็นแบบจำลองที่ได้จากการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ โดยผู้วิจัยใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างเชิงประจักษ์จำนวน 1 โมเดล คือ โมเดลในระดับนักเรียน และนำข้อมูลดิบที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 827 คนมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อตรวจสอบและเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ทั้งสองวิธีด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์

การวิเคราะห์ข้อมูล

1. คำนวณค่าสถิติพื้นฐาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน สัมประสิทธิ์ของความผันแปร

2. คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายใน (Intercorrelation Coefficient) เพื่อหาขนาดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้

3. ดำเนินการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ตามขั้นตอนดังนี้

3.1 ดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง(θ) ตามทฤษฎี IRT จากผลการตอบแบบทดสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่าง จนครบทุกตัวแปรในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้โปรแกรม MULTILOG

3.2 เมื่อดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างเป็นรายบุคคลแล้ว ผู้วิจัยนำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างทุกตัวแปรไปดำเนินการวิเคราะห์เพื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์ โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

3.3 เมื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงเรียบร้อยแล้ว จึงนำเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไปใช้ในการวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางโดยโปรแกรม LISREL ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยใช้วิธีการวิเคราะห์โดยการวาดภาพ PATH DIAGRAM ซึ่งนำเสนอขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์ในภาคผนวก ค

จะเห็นได้ว่าโมเดลสมการเชิงโครงสร้างที่พัฒนามาจากทฤษฎี และเอกสารงานวิจัย เป็นโมเดลตามสมมติฐานที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด ซึ่งจะนำเอาความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงที่ได้จากการวิเคราะห์ตามทฤษฎี IRT มาเป็นข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ และถือว่าตัวแปรสังเกตได้นี้เป็นตัวแปรแฝงจึงไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด

4. คำนวณค่าสถิติต่าง ๆ ได้แก่ ค่าสถิติพื้นฐาน ค่า $\mathbf{P}_{ij}$ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า $\mathbf{P}_{ij}$ ค่า Chi-square ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล ด้วยวิธี Chi-square ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI) และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI)

5. ปรับโมเดลให้มีความตรง ในกรณีที่โมเดลตามสมมติฐานไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หลังจากนั้นจึงดำเนินการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ทั้งสองแบบโดยใช้ค่าต่าง ๆ ดังนี้

5.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

5.2 ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล ด้วยวิธี Chi-square

5.3 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)

5.4 ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI)

5.5 ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI)

6. วิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้เป็นการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ผู้วิจัยขอนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลตามลำดับดังต่อไปนี้

1. สัญลักษณ์ที่ใช้ในการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล
2. ขั้นตอนการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล
3. ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

สัญลักษณ์ที่ใช้ในการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ในการวิเคราะห์ข้อมูลและการแปลความหมายของผลการวิเคราะห์ข้อมูล ผู้วิจัยใช้สัญลักษณ์แทนความหมายต่าง ๆ ดังนี้

n	แทน	จำนวนชุดข้อมูล
%	แทน	ร้อยละ
$\overline{X}$	แทน	ค่าเฉลี่ย
S.D.	แทน	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
t	แทน	ค่าสถิติทดสอบที
p-value	แทน	ระดับนัยสำคัญ
r	แทน	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์
P_{ij}	แทน	สัมประสิทธิ์เส้นทางจาก j ไปยัง i

สัญลักษณ์ในโมเดลการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลอง

ATT	แทน	เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์
BASIC	แทน	ความรู้พื้นฐานเดิม
MOT	แทน	แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์
INTEN	แทน	ความตั้งใจเรียน
ACH	แทน	ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์
X1-X10	แทน	ผลการตอบแบบวัดเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ข้อที่ 1 ถึง 10
X11-X20	แทน	ผลการตอบข้อสอบวัดความรู้พื้นฐานเดิมข้อที่ 1 ถึง 10
Y1-Y10	แทน	ผลการตอบแบบวัดแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ข้อที่ 1 ถึง 10
Y11-Y20	แทน	ผลการตอบแบบวัดความตั้งใจเรียนข้อที่ 1 ถึง 10
Y21-Y30	แทน	ผลการตอบข้อสอบวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ข้อที่ 1 ถึง 10

สัญลักษณ์ในโมเดลการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์

ATT	แทน	เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ วัดจากตัวแปรสังเกตได้ คือ

att1	แทน	องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญา (Intelligence)
att2	แทน	องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก (Position Sense)
att3	แทน	องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ (Practice)
BASIC	แทน	ความรู้พื้นฐานเดิม วัดจากตัวแปรสังเกตได้ คือ
basic1	แทน	ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill)
basic2	แทน	ความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill)
basic3	แทน	ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill)
INTEN	แทน	ความตั้งใจเรียน วัดจากตัวแปรสังเกตได้ คือ
inten1	แทน	ความมีสมาธิในการเรียน (Learning Concentration)
inten2	แทน	ความสนใจในการเรียน (Learning Interest)
inten3	แทน	ความเอาใจใส่ในการเรียน (Learning Attention)
MOT	แทน	แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ วัดจากตัวแปรสังเกตได้ คือ
mot1	แทน	มีความกล้าเสี่ยง (Risk)
mot2	แทน	ความกระตือรือร้น (Enthusiastic)
mot3	แทน	ความรับผิดชอบในตนเอง (Responsibility)
mot4	แทน	มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง (Knowledge of Decision)
mot5	แทน	มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า (Predict)
ACH	แทน	ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ วัดจากตัวแปรสังเกตได้ คือ
ach1	แทน	ทักษะการคิดคำนวณ (Compute Skill)
ach2	แทน	ทักษะความรู้ความเข้าใจ (Understand Skill)
ach3	แทน	ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา (Problem Solving Skill)
TE	แทน	ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อน (Error)ของตัวแปรสังเกตได้ภายนอก
TD	แทน	ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อน(Error)ของตัวแปรสังเกตได้ภายใน
TH	แทน	ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อน(Error) ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ภายในและภายนอก
*	แทน	มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05
**	แทน	มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01
□	แทน	ตัวแปรสังเกตได้
○	แทน	ตัวแปรแฝง
→	แทน	1) เส้นแสดงสัมประสิทธิ์เส้นทาง P_{ij} 2) เส้นแสดงเวคเตอร์ของความคลาดเคลื่อน

ขั้นตอนการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยนำเสนอผลการวิเคราะห์เป็น 3 ตอน ดังนี้คือ

ตอนที่ 1 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEDPIRT)

ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง ได้แก่

2.1 นำเสนอค่าสถิติและค่าดัชนีต่าง ๆ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL

2.2 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test)

2.3 เปรียบเทียบความแตกต่างของจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test)

2.4 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธีโดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test)

2.5 เปรียบเทียบสัดส่วนจำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

2.6 หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P_{ij} จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน

ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์

3.1 ผลการวิเคราะห์ค่าสถิติพื้นฐานของตัวแปรที่ศึกษา ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายใน

3.2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วย

3.3 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วย

3.4 ผลการเปรียบเทียบการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และ แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ตอนที่ 1 วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEDPIRT)

SEDPIRT เป็นอักษรย่อที่มาจากคำภาษาอังกฤษ 2 คำ ได้แก่ “Structural Equation Modeling Analysis” หมายถึง การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง และ “Dichotomous and Polytomous Item Response Theory” หมายถึง ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ซึ่งเป็นทฤษฎีที่ผู้วิจัยนำมาประยุกต์ร่วมกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ประกอบด้วย

1.โมเดล(Model)

โมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT เป็นโมเดลที่แสดงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง มีหลักการโดยทั่วไปคือ โครงสร้างของความเป็นสาเหตุประกอบด้วยความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง ซึ่งมีทั้งตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม ตัวแปรแฝงเหล่านี้ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง แต่ได้จากการประมาณค่าโดยใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบ (IRT Model) ทำการประมาณค่าจากผลการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ทั้งแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ประกอบด้วยโมเดลมีลักษณะดังนี้

1.1 โมเดลการวัดแบบทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT Measurement Model)

โมเดลการวัดเป็นโมเดลที่อาศัยทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) ซึ่งเป็นทฤษฎีการวัดที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในบุคคล (Latent trait or ability) กับผลการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามโดยใช้โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve ; ICC) ซึ่งมีการกำหนดลักษณะของข้อสอบด้วยพารามิเตอร์ความยาก (b) อำนาจจำแนก (a) และโอกาสการเดาข้อสอบถูก (c) IRT จึงอยู่บนฐานความคิดที่สำคัญ 2 ประการคือ 1) ผลการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามของผู้ตอบ สามารถอธิบาย ได้ด้วยความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายในของผู้ตอบ และ 2) ความสัมพันธ์ระหว่างผลการตอบข้อสอบ ข้อคำถามกับความสามารถและคุณลักษณะที่มีอยู่ภายใน สามารถอธิบายได้ด้วยฟังก์ชันลักษณะข้อสอบ หรือโค้งลักษณะข้อสอบ(ICC) อันมีลักษณะเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์เรียกว่าฟังก์ชันโลจิส (Logistic function) บางครั้งอาจเรียกว่าโมเดลโลจีส ฟังชันการตอบสนองข้อสอบสามารถนำมาใช้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบแต่ละข้อได้ถูก [$P_i(\theta)$] กับระดับความสามารถและคุณลักษณะของผู้สอบที่วัดโดยแบบทดสอบฉบับนั้น (θ) เมื่อนำมาเขียนเป็นกราฟจะได้โค้งลักษณะข้อสอบ(Item Characteristic Curve ; ICC) โค้งลักษณะข้อสอบมีหลายลักษณะขึ้นอยู่กับโมเดล(Model) หรือแบบจำลองที่ใช้อธิบายความสัมพันธ์ดังกล่าว ซึ่งโมเดลที่ผู้วิจัยนำมาใช้ในการวิจัยครั้งนี้ คือ โมเดลแบบ 3 พารามิเตอร์ (Three-Parameter Model) และโมเดล IRT แบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ใช้โมเดล Graded – Response Model (GRM)

โมเดลการวัดแบบ IRT จะทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (True Ability Score; θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและ

คุณลักษณะที่แท้จริง (True Ability Score: θ) ของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน แล้วใช้เป็นข้อมูลที่ปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัดไปวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij})

1.2 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง(Structural Equation Model)

แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างเป็นโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง(Latent Variable) ด้วยกันเอง ตัวแปรแฝง θ_E และ θ_K เป็นพารามิเตอร์ของความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของผู้สอบซึ่งประมาณค่าได้จากโมเดลการวัดแบบ IRT โดย θ_E ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรตาม (Latent Endogenous Variables) และ θ_K ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรอิสระ(Latent Exogenous Variables) ดังสมการ

$$\theta_E = \beta\theta_E + \gamma\theta_K + \zeta$$

เมื่อ

θ_E แทน เวคเตอร์ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรตาม

θ_K แทน เวคเตอร์ของตัวแปรแฝงที่เป็นตัวแปรอิสระ

β(Beta) แทน เมตริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยซึ่งแสดงอิทธิพลโดยตรงของθ_{Ej}ที่มีต่อθ_{Ei}อื่นๆ

γ(Gamma)แทน เมตริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอย ซึ่งแสดงอิทธิพลโดยตรงของθ_Kที่มีต่อθ_E

ζ(Zeta) แทน เวคเตอร์ของความคลาดเคลื่อน

2. ข้อตกลงเบื้องต้น (Basic Assumption)

ข้อตกลงเบื้องต้นในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีรายละเอียดคล้ายคลึงกับข้อตกลงเบื้องต้นในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบดั้งเดิม แต่เนื่องจากมีการประยุกต์นำเอา IRT มาวิเคราะห์ร่วมด้วยในโมเดลการวัด ทำให้ต้องเพิ่มเติมข้อตกลงเบื้องต้นของ IRT อีก 2 ประการดังนั้น ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มี 5 ประการ ดังต่อไปนี้

2.1 ตัวแปรแฝง (Latent Variable) ในโมเดลเป็นตัวแปรเชิงคุณลักษณะ(Trait Variable) ซึ่งวัดได้โดยใช้แบบทดสอบ (Test) ที่มีการตรวจสอบให้คะแนนแบบตอบผิดได้ 0 คะแนนและตอบถูกได้ 1 คะแนนและแบบวัดที่มีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า มีลักษณะเป็นมาตรประมาณค่าซึ่งเป็นตัวแปรไม่สามารถวัดได้โดยตรงแต่สามารถประมาณค่าได้จากโมเดลการวัดแบบ IRT

2.2 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงในโมเดลเป็นความสัมพันธ์เชิงเส้น (Linear) เชิงบวก(Additive) เป็นความสัมพันธ์กันเชิงสาเหตุ (Causal Relationship)

2.3 ตัวแปรแฝงต้องเป็นเอกมิติ (Unidimensionality)

2.4 ข้อสอบหรือข้อคำถามและผู้ตอบต้องเป็นอิสระระหว่างกัน หมายถึง เมื่อมีการควบคุมความสามารถและคุณลักษณะ (θ) ที่ส่งผลต่อการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามให้ θ คงที่แล้ว ผลการตอบข้อสอบหรือข้อคำถามแต่ละข้อจะต้องเป็นอิสระจากกันหรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่าเมื่อควบคุมอิทธิพลของ θ แล้วผลการตอบข้อสอบและข้อคำถามรายข้อไม่มีความสัมพันธ์กัน

2.5 ต้องไม่เป็นแบบทดสอบและแบบวัดที่แข่งขันด้านเวลา (Speed Test)

3. การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation of Parameters)

ดังที่กล่าวไปแล้วว่า โมเดล SEDPIRT ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ โมเดลการวัดแบบ IRT และแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ดังนั้น ขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลจึงถูกแยกออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ การประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) ในโมเดลการวัดแบบ IRT และการประมาค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ดังนี้

3.1 การประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ)

ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEM) โดยใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT นั้น เป็นการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างคุณลักษณะแฝงภายใน (Latent Trait Variable) ซึ่งวัดโดยใช้เครื่องมือ ที่มีการตรวจสอบให้คะแนนแบบทำถูกได้ 1 คะแนนและทำผิดได้ 0 คะแนน และการให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า ดังนั้น นักวิจัยที่ต้องการนำเทคนิคนี้ไปใช้จึงควรเลือกใช้แบบทดสอบและแบบวัดที่มีกระบวนการหาค่าดัชนีคุณภาพของเครื่องมือตามทฤษฎีของ IRT แบบ 3 พารามิเตอร์ และ โมเดล Grade response ซึ่งจะทำให้กระบวนการทั้งหมดมีความสอดคล้องกัน และนักวิจัยก็จะมีความมั่นใจเกี่ยวกับผลการวัดตัวแปรที่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้น (Basic Assumption) ของการทดสอบ

หลักการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มุ่งประมาณลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบโดยอาศัยการตอบข้อสอบและคุณสมบัติของข้อสอบ ความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบนำไปอธิบายตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายในแสดงเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์ เรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) หรือ ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) ดังนั้นวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่มีการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในโมเดลการวัด โดยการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) รายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำมาวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการเชิงโครงสร้าง

3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์สัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดล (Path Coefficient Parameter Estimation of the Model)

เมื่อทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง ซึ่งเป็นตัวแปรแฝงของโมเดล SEDPIRT ผู้วิจัยจะนำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง ทั้งที่เป็นตัวแปรภายนอกและตัวแปรภายในมาดำเนินการจัดเตรียมเป็นเมตริกซ์ความแปรปรวน - ความแปรปรวนร่วม ซึ่งถือเป็นเมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมที่คำนวณได้จากกลุ่มตัวอย่างเพื่อนำไปวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการโครงสร้างต่อไป

การวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้างใช้หลักการตรวจสอบความกลมกลืนกันระหว่างโมเดลสมมุติฐานการวิจัยกับข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ การเปรียบเทียบนี้จะใช้เมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมเป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบ โดยนำเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วม-ความแปรปรวนร่วมของค่าความสามารถและคุณลักลักษณะที่แท้จริง (θ) ที่คำนวณได้จากโมเดลการวัดแบบ IRT ซึ่งถือว่าเป็นข้อมูลเชิงประจักษ์(แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ S)

มาเทียบกับเมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมที่ถูกสร้างขึ้นจากพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้จากโมเดล ลิสเรลที่เป็นสมมุติฐานการวิจัย(แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ ∑ หรือ Sigma) ถ้าเมตริกซ์ทั้งสองมีค่าใกล้เคียงกันหมายความว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความกลมกลืนกันกับข้อมูลเชิงประจักษ์

เนื่องจากเมตริกซ์ Sigma ถูกสร้างขึ้นจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ หรือกล่าวอีกอย่างหนึ่งคือเมตริกซ์นี้เป็นฟังก์ชั่นของค่าพารามิเตอร์ ดังนั้น การประมาณค่าพารามิเตอร์จึงใช้หลักการวิเคราะห์เปรียบเทียบความกลมกลืนระหว่างเมตริกซ์ดังกล่าวเป็นเงื่อนไขในการประมาณค่าพารามิเตอร์ จุดมุ่งหมายของการประมาณค่าพารามิเตอร์คือ การหาค่าพารามิเตอร์ที่จะทำให้เมตริกซ์ S และ ∑ มีค่าใกล้เคียงกันมากที่สุด

4. การตรวจสอบความตรงของโมเดล (Validation of Model)

ขั้นตอนที่สำคัญในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง อีกขั้นตอนหนึ่งคือ การตรวจสอบความตรงของโมเดลตามสมมุติฐาน หรือการตรวจสอบความกลมกลืนระหว่างโมเดลตามสมมุติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์) ซึ่งการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT นั้น ในขั้นตอนของการวิเคราะห์สมการเชิงโครงสร้างจะใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการวิเคราะห์ ซึ่งโปรแกรมสำเร็จรูปให้ค่าสถิติและค่าดัชนีหลายค่าที่จะช่วยตรวจสอบความตรงของโมเดล ซึ่งแต่ละค่ามีรายละเอียดพอสังเขปดังนี้

4.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Errors)

ผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลจะให้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน แสดงถึงความถูกต้องในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแต่ละเส้นทาง

4.2 สหสัมพันธ์พหุคูณและสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ (Multiple Correlations and Coefficients of Determination)

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจะให้ค่าสหสัมพันธ์พหุคูณและสัมประสิทธิ์พยากรณ์สำหรับตัวแปรสังเกตได้แยกทีละตัว และรวมทุกตัว รวมทั้งสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ ของสมการโครงสร้างด้วย ค่าสถิติเหล่านี้ควรมีค่าสูงสุดไม่เกินหนึ่งและค่าที่สูงแสดงว่าโมเดลมีความตรง

4.3 ค่าสถิติวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of fit Measures)

ค่าสถิติกลุ่มนี้ใช้ตรวจสอบความตรงของโมเดลเป็นภาพรวมทั้งโมเดล มิใช่เป็นการตรวจสอบเฉพาะค่าพารามิเตอร์แต่ละตัวเหมือนค่าสถิติสองประเภทแรก ในทางปฏิบัตินักวิจัยควรใช้ค่าสถิติวัดระดับความกลมกลืนตรวจสอบความตรงของโมเดลทั้งโมเดล แล้วตรวจสอบความตรงของพารามิเตอร์แต่ละตัวโดยพิจารณาค่าสถิติสองประเภทแรกด้วย เพราะในบางกรณีแม้ว่าค่าสถิติวัดระดับความกลมกลืนจะแสดงว่าโมเดลกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แต่อาจจะมีพารามิเตอร์บางค่าที่ไม่มีนัยสำคัญก็ได้ นอกจากนี้ค่าสถิติวัดระดับความกลมกลืนยังใช้ในการเปรียบเทียบในโมเดลที่แตกต่างกันสองโมเดลได้ด้วยว่า โมเดลใดมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากกว่ากัน สำหรับการนำเสนอค่าสถิติในกลุ่มนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้ 4 ประเภท (Joreskog & Sorbom. 1989 : 23-28) ดังต่อไปนี้

4.3.1 ค่าสถิติไค-สแควว์ (Chi-Square Statistics) ค่าสถิติไคสแควร์เป็นค่าสถิติใช้ทดสอบสมมุติฐานทางสถิติว่าฟังก์ชั่นความกลมกลืนมีค่าเป็นศูนย์ การคำนวณค่าไคสแควร์คำนวณจากผลคูณขององศาอิสระกับค่าของฟังก์ชั่นความกลมกลืน ถ้าค่าสถิติไคสแควร์มีค่าสูงมากแสดงว่าฟังก์ชั่นความกลมกลืนมีค่าแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ นั้นคือ โมเดลตามสมมุติฐานไม่

มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ถ้าค่าสถิติไคสแควร์มีค่าต่ำมาก ยิ่งมีค่าใกล้ศูนย์มากเท่าไรแสดงว่าโมเดลตามสมมุติฐานสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

4.3.2 ดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index ; GFI) ดัชนี GFI เป็นดัชนีที่ Joreskog และ Sorbom (1989 : 26-27) พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ประโยชน์จากค่าไคสแควร์ในการเปรียบเทียบระดับความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ของโมเดลสองโมเดล หลักการพัฒนา GFI คือ การนำค่าไคสแควร์มาพิจารณา ถ้าค่าไคสแควร์มีค่าสูงเมื่อเทียบกับองศาอิสระ นักวิจัยปรับโมเดลใหม่แล้ววิเคราะห์ข้อมูลอีกครั้งหนึ่ง ค่าไคสแควร์ที่ได้ใหม่นี้ถ้ามีค่าลดลงมากกว่าค่าแรก แสดงว่าโมเดลใหม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ดีขึ้น ดัชนี GFI เป็นอัตราส่วนของผลต่างระหว่างฟังก์ชั่นความกลมกลืนจากโมเดลก่อนปรับและหลังปรับกับฟังก์ชั่นความกลมกลืนก่อนปรับโมเดล ดัชนี GFI จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และเป็นค่าที่ไม่ขึ้นกับขนาดของกลุ่มตัวอย่างแต่ลักษณะการแจกแจงขึ้นอยู่กับขนาดของกลุ่มตัวอย่าง ดัชนี GFI มีเข้าใกล้ 1 แสดงว่าโมเดลมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

4.3.3 ดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว(Adjusted Goodness of Fit index ; AGFI) เมื่อนำดัชนี GFI มาปรับแก้ โดยคำนึงถึงขนาดขององศาความอิสระ ซึ่งรวมทั้งจำนวนตัวแปรและขนาดของกลุ่มตัวอย่างจะได้ค่าดัชนี AGFI ค่าดัชนี AGFI นี้มีคุณสมบัติเช่นเดียวกับดัชนี GFI

4.3.4 ดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual ; RMR) ดัชนี RMR เป็นดัชนีที่ใช้เปรียบเทียบระหว่างความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ของโมเดลสองโมเดลเฉพาะกรณีที่เป็นการเปรียบเทียบโดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน ในขณะที่ดัชนี GFI และ AGFI สามารถใช้เปรียบเทียบได้ทั้งกรณีข้อมูลชุดเดียวกันและข้อมูลต่างชุดกัน ในขณะที่ดัชนี RMR บอกขนาดของความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยจากการเปรียบเทียบระดับความกลมกลืนของโมเดลสองโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ และจะใช้ได้ดีต่อเมื่อตัวแปรภายนอกและตัวแปรสังเกตได้เป็นตัวแปรมาตรฐาน(standardized variable) เพราะค่าของดัชนี RMR แปลความหมายสัมพันธ์กับขนาดของความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร ค่าของดัชนี RMR ยิ่งเข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่าโมเดลมีความกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์

5. การปรับโมเดล(Model Adjustment)

การปรับโมเดลกระทำเมื่อทดสอบความสอดคล้องของโมเดลแล้วพบว่าโมเดลตามสมมุติฐานยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ต้องทำการปรับโมเดลใหม่ โดยพิจารณาจากการมีนัยสำคัญทางสถิติของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (β หรือ P_{ij}) ค่าดัชนีดัดแปรโมเดล (Modification index : MI) ซึ่งเป็นค่าที่บ่งว่า โมเดลที่กำหนดหรือตั้งตามทฤษฎีนั้นสามารถทำการเปลี่ยนแปลงโมเดลให้สอดคล้องกับความเป็นจริงได้อีกหรือไม่ โดยการพิจารณาเส้นทางของตัวแปรอิสระที่มีต่อตัวแปรตามซึ่งอาจจะเพิ่มหรือลดเส้นทางก็ได้ แล้วทำการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างอีกครั้งหนึ่ง ทำเช่นนี้เรื่อยไปจนกว่าดัชนีดัดแปรโมเดลมีค่าเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์ จึงจะสามารถนำค่าประมาณขนาดอิทธิพลไปใช้ในการอธิบายโมเดลความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลได้ ค่าดัชนีดัดแปรโมเดล เป็นค่าสถิติเฉพาะสำหรับพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าเท่ากับค่าไคสแควร์ที่เปลี่ยนแปลงไป (เพิ่มขึ้นหรือลดลง) เมื่อกำหนดให้พารามิเตอร์ตัวนั้นเป็นพารามิเตอร์อิสระ

6. การแปลความหมาย (Translation of Analysis Results)

การแปลความหมายของผลการวิเคราะห์ข้อมูล คือ การนำค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากการคำนวณมาใช้ในการอธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่มีนัยสำคัญทางสถิติมาแทนค่าในโมเดล ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางจะบอกขนาดอิทธิพลและทิศทางของตัวแปรเหตุต่อ ตัวแปรผล โดยทิศทางของความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลนั้นมี 2 ประเภท คือ อิทธิพลทางตรงและอิทธิพลทางอ้อม

ตอนที่ 2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT เปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

2.1 นำเสนอค่าสถิติและค่าดัชนีต่าง ๆ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT และผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL

ผู้วิจัยนำเสนอค่าสถิติและค่าดัชนีจากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ได้แก่ ค่า χ^2, df, p-value, AGFI, RMSEA, RMR, Iteration และ Model Validation โดยใช้ข้อมูลจำลอง 40 ชุด ดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 13 ค่าสถิติและค่าดัชนีต่างๆ ในการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRTและ PAL

ข้อมูลชุดที่	method	Model Fit Indices							Iteration
		χ^2	df	χ^2/df	p-value	AGFI	RMSEA	RMR	
1	SEDPIRT	0.97	2	0.4850	0.61500	1.000	0.00000	0.00570	0
	PAL	1296.89	1166	1.1123	**0.00428***	0.972	0.00749	0.03340	12
2	SEDPIRT	0.00	2	0.0000	0.99833	1.000	0.00000	0.00000	0
	PAL	1227.04	1166	1.0523	0.10451	0.974	0.00512	0.03580	11
3	SEDPIRT	1.86	2	0.9300	0.39546	0.997	0.00000	0.00785	0
	PAL	1159.66	1166	0.9946	0.54687	0.975	0.00000	0.03360	9
4	SEDPIRT	1.77	2	0.8850	0.41310	0.997	0.00000	0.00762	0
	PAL	1195.87	1166	1.0256	0.26532	0.974	0.00358	0.03600	12
5	SEDPIRT	0.04	2	0.0200	0.98159	1.000	0.00000	0.00111	0
	PAL	1188.58	1166	1.0194	0.31617	0.970	0.00310	0.03300	11
6	SEDPIRT	0.24	2	0.1200	0.88825	1.000	0.00000	0.00269	0
	PAL	1174.15	1166	1.0070	0.42772	0.975	0.00187	0.02990	13
7	SEDPIRT	1.59	2	0.7950	0.45149	0.998	0.00000	0.00731	0
	PAL	1256.27	1166	1.0774	**0.03312***	0.973	0.00622	0.03390	13

ตาราง 13 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	method	Model Fit Indices							Iteration
		χ^2	df	χ^2/df	p-value	AGFI	RMSEA	RMR	
8	SEDPIRT	0.11	2	0.0550	0.94632	1.000	0.00000	0.00194	0
	PAL	1188.02	1166	1.0189	0.32027	0.975	0.00307	0.03350	11
9	SEDPIRT	1.51	2	0.7550	0.47066	0.998	0.00000	0.00723	0
	PAL	1204.29	1166	1.0328	0.21239	0.974	0.00405	0.03280	11
10	SEDPIRT	0.10	2	0.0500	0.94913	1.000	0.00000	0.00191	0
	PAL	1251.27	1166	1.0731	**0.04109***	0.973	0.00605	0.03410	11
11	SEDPIRT	0.20	2	0.1000	0.90333	1.000	0.00000	0.00265	0
	PAL	1196.24	1166	1.0259	0.26285	0.974	0.00360	0.03310	11
12	SEDPIRT	0.57	2	0.2850	0.75170	0.999	0.00000	0.00453	0
	PAL	1186.83	1166	1.0179	0.32906	0.975	0.00299	0.03290	11
13	SEDPIRT	0.35	2	0.1750	0.83971	0.999	0.00000	0.00346	0
	PAL	3631.77	1166	3.1147	**0.000***	0.926	0.03250	4.9880	45
14	SEDPIRT	0.45	2	0.2250	0.79945	0.999	0.00000	0.00384	0
	PAL	1184.12	1166	1.0155	0.34935	0.975	0.00279	0.03300	12
15	SEDPIRT	0.02	2	0.0100	0.99218	1.000	0.00000	0.00070	0
	PAL	1163.80	1166	0.9981	0.51270	0.975	0.00000	0.03280	14
16	SEDPIRT	4.09	2	2.0450	0.12929	0.994	0.02290	0.01160	0
	PAL	1255.46	1166	1.0767	**0.03431***	0.973	0.00620	0.03470	16
17	SEDPIRT	0.03	2	0.0150	0.98363	1.00	0.00000	0.00104	0
	PAL	1261.48	1166	1.0819	**0.02623***	0.973	0.00640	0.03190	11
18	SEDPIRT	0.72	2	0.3600	0.69798	0.999	0.00000	0.00483	0
	PAL	1168.51	1166	1.0022	0.47380	0.975	0.00104	0.03230	11
19	SEDPIRT	7.68	2	3.8400	**0.02151***	0.988	0.03770	0.01570	0
	PAL	1217.15	1166	1.0439	0.14507	0.974	0.00468	0.03610	11
20	SEDPIRT	0.08	2	0.0400	0.95979	1.00	0.00000	0.00159	0
	PAL	1199.59	1166	1.0288	0.24107	0.974	0.00380	0.03350	10
21	SEDPIRT	0.09	2	0.0450	0.95445	1.00	0.00000	0.00170	0
	PAL	1288.90	1166	1.1054	**0.00667***	0.973	0.00726	0.03540	13
22	SEDPIRT	0.00	2	0.0000	0.99966	1.00	0.00000	0.00000	0
	PAL	1195.23	1166	1.0251	0.26955	0.974	0.00354	0.03370	14

ตาราง 13 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	method	Model Fit Indices							Iteration
		χ^2	df	χ^2/df	p-value	AGFI	RMSEA	RMR	
23	SEDPIRT	0.59	2	0.2950	0.74530	1.00	0.00000	0.00448	0
	PAL	1170.43	1166	1.0038	0.45799	0.975	0.00138	0.03270	10
24	SEDPIRT	0.83	2	0.4150	0.66065	0.999	0.00000	0.00523	0
	PAL	1215.93	1166	1.0428	0.15071	0.974	0.00463	0.03150	12
25	SEDPIRT	0.13	2	0.0650	0.93830	1.00	0.00000	0.00202	0
	PAL	1197.62	1166	1.0271	0.25377	0.974	0.00368	0.03120	16
26	SEDPIRT	0.10	2	0.0500	0.95112	1.00	0.00000	0.00186	0
	PAL	1229.04	1166	1.0541	0.09743	0.974	0.00520	0.03390	16
27	SEDPIRT	2.38	2	1.1900	0.30394	0.996	0.00978	0.00881	0
	PAL	1204.64	1166	1.0331	0.21035	0.974	0.00407	0.03540	13
28	SEDPIRT	0.86	2	0.4300	0.65028	0.999	0.00000	0.00543	0
	PAL	1223.83	1166	1.0496	0.11664	0.974	0.00498	0.03460	12
29	SEDPIRT	0.02	2	0.0100	0.99059	1.00	0.00000	0.00078	0
	PAL	1186.70	1166	1.0178	0.33003	0.975	0.00298	0.03390	13
30	SEDPIRT	0.37	2	0.1850	0.83305	0.999	0.00000	0.00347	0
	PAL	1211.37	1166	1.0389	0.17327	0.974	0.00441	0.03410	14
31	SEDPIRT	1.20	2	0.6000	0.54931	0.998	0.00000	0.00621	0
	PAL	1302.04	1166	1.1167	**0.00319***	0.972	0.00764	0.03570	11
32	SEDPIRT	0.35	2	0.1750	0.84009	0.999	0.00000	0.00335	0
	PAL	1166.90	1166	1.0008	0.48702	0.975	0.00062	0.03190	13
33	SEDPIRT	0.63	2	0.3150	0.72836	0.999	0.00000	0.00444	0
	PAL	1218.07	1166	1.0447	0.14088	0.974	0.00473	0.03400	10
34	SEDPIRT	0.93	2	0.4650	0.62956	0.999	0.00000	0.00544	0
	PAL	1227.46	1166	1.0527	0.10300	0.974	0.00513	0.03430	12
35	SEDPIRT	2.58	2	1.2900	0.27489	0.999	0.01210	0.00935	0
	PAL	1272.47	1166	1.0913	**0.01560***	0.973	0.00676	0.03630	10
36	SEDPIRT	0.34	2	0.1700	0.84188	0.999	0.00000	0.00356	0
	PAL	1211.94	1166	1.0394	0.17033	0.974	0.00444	0.03330	12
37	SEDPIRT	4.62	2	2.3100	0.09910	0.993	0.0256	0.01210	0
	PAL	1245.05	1166	1.0678	0.05315	0.973	0.00582	0.03460	14

ตาราง 13 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	method	Model Fit Indices							Iteration
		χ^2	df	χ^2/ df	p-value	AGFI	RMSEA	RMR	
38	SEDPIRT	0.28	2	0.1400	0.87050	1.00	0.00000	0.00309	0
	PAL	1120.36	1166	0.9609	0.82741	0.976	0.00000	0.03300	11
39	SEDPIRT	0.01	2	0.0050	0.99711	1.00	0.00000	0.00043	0
	PAL	1171.04	1166	1.0043	0.45306	0.975	0.00147	0.03250	11
40	SEDPIRT	0.01	2	0.0050	0.99724	1.00	0.00000	0.00041	0
	PAL	1169.56	1166	1.0031	0.46513	0.975	0.00124	0.03300	13

* มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

จากตาราง 13 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง 40 ชุด พบว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่า p-value และค่า AGFI สูงกว่า แบบ PAL เป็นส่วนมากยกเว้นข้อมูลชุดที่ 19 ที่ค่า p-value และค่า AGFI ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ต่ำกว่าแบบ SEDPIRT

นอกจากนี้ วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ยังได้ค่า RMAEA ต่ำกว่า แบบ PAL เป็นส่วนมากยกเว้นข้อมูลชุดที่ 19 ที่ วิธีการวิเคราะห์แบบ PAL สูงกว่า SEDPIRT ส่วนค่า RMR นั้นวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT ได้ผลการวิเคราะห์ที่ต่ำกว่าแบบ PAL ทุกชุดข้อมูล

จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ ของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT มีค่าเป็น 0 ทุกชุดข้อมูล แสดงว่า ในการวิเคราะห์นั้นมีการรันโมเดลเพียงรอบเดียวเท่านั้น (ไม่มีการทวนซ้ำ) ก็สามารถทำให้ค่าพารามิเตอร์ในการคำนวณครั้งแรกลู่เข้าหาค่าเดียวกัน (convergence) หรือสัมประสิทธิ์เส้นทาง ทำให้เมตริกซ์ S และ $\sum$ มีค่าใกล้เคียงกันมากที่สุด ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบ PAL มีการทวนซ้ำมากกว่า 1 ครั้ง ทุกชุดข้อมูล

การพิจารณาถึงความตรงของโมเดลในแต่ละชุดข้อมูล ในการรันโปรแกรมครั้งแรก โดยกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติเพื่อพิจารณาความตรงของโมเดลที่ .05 พบว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรง จำนวน 39 โมเดล ยกเว้นข้อมูลชุดที่ 19 ที่โมเดลไม่มีความตรง ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ได้โมเดลที่มีความตรง 31 โมเดล ยกเว้นข้อมูลชุดที่ 1 7 10 13 16 17 21 31 และ 35 ที่โมเดลไม่มีความตรง

2.2 การเปรียบเทียบความแตกต่างของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า Pij ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test) นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 14 ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าสถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน ในการทดสอบความแตกต่างของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL

ค่า SE ของ P_{ij} ในโมเดล	วิธีการวิเคราะห์	n (จำนวนชุด)	$\overline{X}_{SE}$	$S.D._{SE}$	t	p-value
$SE_{ACH-BASIC}$	SEDPIRT	40	0.02238	0.00067	48.838**	0.000
	PAL	40	0.03552	0.00162		
$SE_{INTEN-BASIC}$	SEDPIRT	40	0.02228	0.00068	46.411**	0.000
	PAL	40	0.03003	0.00073		
$SE_{MOT-BASIC}$	SEDPIRT	40	0.02218	0.00059	53.236**	0.000
	PAL	40	0.03108	0.00080		
$SE_{ACH-ATT}$	SEDPIRT	40	0.02240	0.00067	49.177**	0.000
	PAL	40	0.03275	0.00110		
$SE_{INTEN-ATT}$	SEDPIRT	40	0.02238	0.00074	41.368**	0.000
	PAL	40	0.02803	0.00048		
$SE_{ACH-INTEN}$	SEDPIRT	40	0.02240	0.00071	53.234**	0.000
	PAL	40	0.03270	0.00107		
$SE_{ACH-MOT}$	SEDPIRT	40	0.02250	0.00064	57.886**	0.000
	PAL	40	0.03370	0.00120		
$SE_{INTEN-MOT}$	SEDPIRT	40	0.02238	0.00067	51.152**	0.000
	PAL	40	0.02895	0.00050		

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จากตาราง 14 การเปรียบเทียบความแตกต่างของความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จาการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทั้ง 8 ค่า (8 เส้นทาง) แสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีความถูกต้องมากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL เนื่องจากมีค่าความคลาดเคลื่อนมารฐานในการประมาณค่าที่ต่ำกว่า แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ดีกว่า

2.3 เปรียบเทียบความแตกต่างของจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration : It) จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด ระหว่างผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test) นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 15 ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าสถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน ในการทดสอบความแตกต่างของจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL

วิธีการวิเคราะห์	**n (จำนวนชุด)**	$\overline{X}_{It}$	**S.D.**$_{It}$	**t**	**p-value**
SEDPIRT	40	0.0000	0.00000	14.924**	0.000
PAL	40	12.9000	5.46692		

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จากตาราง 15 การทดสอบความแตกต่างของจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 แสดงว่า วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้ผลการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่มีความคงเส้นคงวา(consistency) มากกว่า โดยจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ ของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT มีค่าเป็น 0 ทุกชุดข้อมูล แสดงว่า ในการวิเคราะห์นั้นมีการรันโมเดลเพียงรอบเดียวเท่านั้น (ไม่มีการทวนซ้ำ) ก็สามารถทำให้ค่าพารามิเตอร์ในการคำนวณครั้งแรกลู่เข้าหาค่าเดียวกัน (convergence) หรือสัมประสิทธิ์เส้นทางทำให้เมตริกซ์ S และ $\sum$ มีค่าใกล้เคียงกันมากที่สุด ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบ PAL มีการทวนซ้ำทุกชุดข้อมูล เฉลี่ยแล้ว 12.9 รอบ แสดงว่าต้องใช้เวลาในการประมาณค่าพารามิเตอร์ให้ลู่เข้าหาค่าเดียวกันมากกว่า ทำให้จำนวนรอบในการทวนซ้ำมากกว่า

2.4 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธีโดยใช้สถิติทดสอบที (dependent Sample t-test) นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 16 ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าสถิติทดสอบทีแบบสองกลุ่มสัมพันธ์กัน ในการทดสอบความแตกต่างของค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL

วิธีการวิเคราะห์	n (จำนวนชุด)	$\overline{X}_{RMR}$	$S.D._{RMR}$	t	p-value
SEDPIRT	40	0.0043867	0.00358016	1.236	0.224
PAL	40	0.1574825	0.78335703		

จากตาราง 16 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าดัชนีรากกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า ค่าดัชนีรากกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน ของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และวิธีการ PAL มีค่าไม่แตกต่างกัน

2.5 เปรียบเทียบสัดส่วนจำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 17 ผลการเปรียบเทียบสัดส่วนจำนวนโมเดลที่มีความตรง ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ในการรันโปรแกรมครั้งแรก (ไม่มีการปรับโมเดล) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL

วิธีการวิเคราะห์	n (จำนวนชุด)	ผลการตรวจสอบโมเดล		ร้อยละของโมเดลที่มีความตรง	Z
		ตรง	ไมตรง		
SEDPIRT	40	39	1	97.50	3.20**
PAL	40	31	9	77.50	

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จากตาราง 17 การเปรียบเทียบสัดส่วนจำนวนโมเดลที่มีความตรง (Model Validation) ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ในการรันโปรแกรมครั้งแรก (ไม่มีการปรับโมเดล) พบว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดย วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 39 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 97.50 ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 31 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 77.50 (กำหนดค่าระดับนัยสำคัญทางสถิติในการพิจารณาความตรงของโมเดล ที่ระดับ .05) วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 แสดงให้เห็นว่า วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

แบบ SEDPIRT มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการโครงสร้างซึ่งทำให้เมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของค่าสังเกตได้ ที่ได้จากโมเดลการวัด (แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ S) และเมตริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม ที่ถูกสร้างขึ้นจากพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้จากโมเดลริสเรล (แทนเมตริกซ์ด้วยสัญลักษณ์ $\sum$) มีค่าใกล้เคียงกันมากกว่า

2.6 หาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P_{ij} จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 18 ความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL

ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง	n (จำนวนชุด)	$r_{P_{ij}}$	p-value
$P_{ACH\text{-}BASIC}$	40	0.491**	0.001
$P_{INTEN\text{-}BASIC}$	40	0.723**	0.000
$P_{MOT\text{-}BASIC}$	40	0.602**	0.000
$P_{ACH\text{-}ATT}$	40	0.664**	0.000
$P_{INTEN\text{-}ATT}$	40	0.706**	0.000
$P_{ACH\text{-}INTEN}$	40	0.753**	0.000
$P_{ACH\text{-}MOT}$	40	0.618**	0.000
$P_{INTEN\text{-}MOT}$	40	0.823**	0.000

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จากตาราง 18 การทดสอบความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทุกเส้นทาง โดยมีความสัมพันธ์ในระดับสูงมากจำนวน 1 เส้นทาง ความสัมพันธ์ในระดับสูงจำนวน 6 เส้นทาง และมีความสัมพันธ์ในระดับปานกลางจำนวน 1 เส้นทาง แสดงว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแต่ละเส้นให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกันในโมเดลการวิเคราะห์ เมื่อค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดเพิ่มก็จะเพิ่มในทิศทางเดียวกัน หากค่าของสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดลดลงก็จะลดลงในทิศทางเดียวกัน แสดงให้เห็นว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีการให้ผลการวิเคราะห์ในทิศทางเดียวกัน

ตอนที่ 3 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ เป็นข้อมูลจากการวิจัยของ ฐิญตา คำภูแก้ว เมื่อปี พ.ศ. 2553 ซึ่งได้พัฒนาแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างพหุระดับ ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาอุดรธานี เป็นแบบจำลองที่ได้จากการสังเคราะห์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่มีอิทธิพล ต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ โดยผู้วิจัยใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างเชิงประจักษ์จำนวน 1 โมเดล คือ โมเดลในระดับนักเรียน และนำข้อมูลดิบที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 827 คนมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อตรวจสอบและเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ทั้งสองวิธีด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์ เพื่อตรวจสอบและเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ทั้งสองวิธี ดังนี้

3.1 การวิเคราะห์ค่าสถิติพื้นฐานของตัวแปรที่ศึกษา ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายใน (Intercorrelation coefficient)

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ของข้อมูลเชิงประจักษ์ ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT จำนวน 5 ตัว และ การวิเคราะห์แบบ PAL จำนวน 17 ตัว ว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ มีทิศทางและขนาดของความสัมพันธ์อย่างไรโดยใช้สถิติในการวิเคราะห์ คือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson’s Product Moment Correlation) ผลการวิเคราะห์แสดงรายละเอียดในตารางดังนี้

ตาราง 19 ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในของตัวแปร ในแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทาง การเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT

ตัวแปรที่ศึกษา	ACH	BASIC	ATT	MOT	INTEN
ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์(ACH)	1				
ความรู้พื้นฐานเดิม(BASIC)	0.673**	1			
เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์(ATT)	0.297**	0.251**	1		
แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์(MOT)	0.323**	0.306**	0.611**	1	
ความตั้งใจเรียน(INTEN)	0.253**	0.251**	0.621**	0.689**	1
คะแนนเต็ม	20	20	75	80	75
$\overline{X}$	11.04	9.10	49.79	53.72	50.67
S.D.	4.09	3.98	6.16	6.72	7.39
C.V.	37.05	43.74	12.37	12.51	14.58

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

จากตาราง 19 การวิเคราะห์ค่าสถิติพื้นฐานของตัวแปรที่ศึกษา พบว่า ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 11.04 S.D. เท่ากับ 4.09 และค่าสัมประสิทธิ์ของความ ผันแปร เท่ากับ 37.05 ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 9.10 S.D. เท่ากับ 3.98 และค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร เท่ากับ 43.74 ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีการตรวจให้คะแนนแบบสองค่า (0 กับ 1) แสดงว่าคะแนนของกลุ่มตัวอย่างมีการกระจายข้อมูลในระดับมาก

เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 49.79 S.D. เท่ากับ 6.16 และค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร เท่ากับ 12.37, แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 53.72 S.D. เท่ากับ 6.72 และค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร เท่ากับ 12.51 และความตั้งใจเรียน (INTEN) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 50.67 S.D. เท่ากับ 7.39 และค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร เท่ากับ 14.58 ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีการตรวจให้คะแนนมากกว่าสองค่า (5 ระดับ) แสดงว่าคะแนนของกลุ่มตัวอย่างมีการกระจายข้อมูลในระดับมากปานกลาง

ผลการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายใน (Intercorrelation coefficient) ของตัวแปรปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH) กับตัวแปรอิสระทั้ง 4 ตัว มีค่าอยู่ระหว่าง .253 - .673 มีค่าเป็นบวก และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทุกค่า แสดงว่าตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม (ACH) ทางบวก ซึ่งตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH) มากที่สุด คือความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ .673 รองลงมาคือ แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ .323 ส่วนตัวแปรที่มีความสัมพันธ์น้อยที่สุด คือ ความตั้งใจเรียน (INTEN) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ .253

การพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ พบว่า ตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กันสูงที่สุด คือ แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT) กับ ความตั้งใจเรียน (INTEN) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ .689 รองลงมาคือความสัมพันธ์ระหว่าง ความตั้งใจเรียน(INTEN) กับเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ .621 ส่วนตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กันต่ำที่สุด คือ ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC) กับเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT) และความตั้งใจเรียน (INTEN) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ .251

ตาราง 20 ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสัมประสิทธิ์ของความผันแปร และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในของตัวแปร ในแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ ทาง การเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของวิธีการวิเคราะห์แบบ PAL

ตัวแปร	att1	att2	att3	basic1	basic2	basic3	mot1	mot2
att1	1							
att2	0.452**	1						
att3	0.356**	0.431**	1					
basic1	0.163**	0.170**	0.165**	1				
basic2	0.132**	0.127**	0.174**	0.477**	1			
basic3	0.150**	0.202**	0.149**	0.522**	0.474**	1		
mot1	0.322**	0.372**	0.353**	0.152**	0.121**	0.141**	1	
mot2	0.408**	0.462**	0.461**	0.180**	0.173**	0.167**	0.436**	1
mot3	0.331**	0.342**	0.225**	0.251**	0.215**	0.261**	0.355**	0.401**
mot4	0.244**	0.256**	0.282**	0.183**	0.160**	0.227**	0.312**	0.390**
mot5	0.331**	0.378**	0.296**	0.179**	0.131**	0.161**	0.364**	0.467**
inten1	0.418**	0.444**	0.387**	0.217**	0.194**	0.211**	0.408**	0.493**
inten2	0.335**	0.388**	0.386**	0.102**	0.040	0.093**	0.305**	0.399**
inten3	0.459**	0.463**	0.398**	0.251**	0.183**	0.232**	0.391**	0.519**
ach1	0.190**	0.196**	0.128**	0.465**	0.363**	0.361**	0.124**	0.177**
ach2	0.222**	0.235**	0.156**	0.507**	0.427**	0.420**	0.102**	0.195**
ach3	0.248**	0.208*8	0.142**	0.522**	0.439**	0.520**	0.186**	0.212**
คะแนนเต็ม	5	5	5	7	7	6	5	5
$\overline{X}$	3.39	3.31	3.25	3.05	3.63	2.41	3.40	3.32
S.D.	0.48	0.54	0.56	1.77	1.66	1.47	0.58	0.58
C.V.	14.16	16.31	17.23	58.03	45.73	61.00	17.06	17.47

ตาราง 20 (ต่อ)

ตัวแปร	mot3	mot4	mot5	inten1	inten2	inten3	ach1	ach2	ach3
mot3	1								
mot4	0.368**	1							
mot5	0.456**	0.429**	1						
inten1	0.436**	0.407**	0.486**	1					
inten2	0.341**	0.279**	0.363**	0.566**	1				
inten3	0.507**	0.399**	0.479**	0.634**	0.506**	1			
ach1	0.234**	0.187**	0.155**	0.196**	0.076*	0.200**	1		
ach2	0.254**	0.169**	0.176**	0.185**	0.125**	0.246**	0.523**	1	
ach3	0.281**	0.212**	0.190**	0.197**	0.112**	0.218**	0.489**	0.517**	1
คะแนนเต็ม	**5**	**5**	**5**	**5**	**5**	**5**	**7**	**7**	**6**
$\overline{X}$	**3.33**	**3.23**	**3.29**	**3.39**	**3.23**	**3.52**	**3.82**	**4.12**	**3.11**
S.D.	**0.64**	**0.51**	**0.60**	**0.59**	**0.54**	**0.61**	**1.59**	**1.75**	**1.65**
C.V.	**19.22**	**15.79**	**18.24**	**17.40**	**16.72**	**17.33**	**41.62**	**42.48**	**53.05**

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy = 0.920

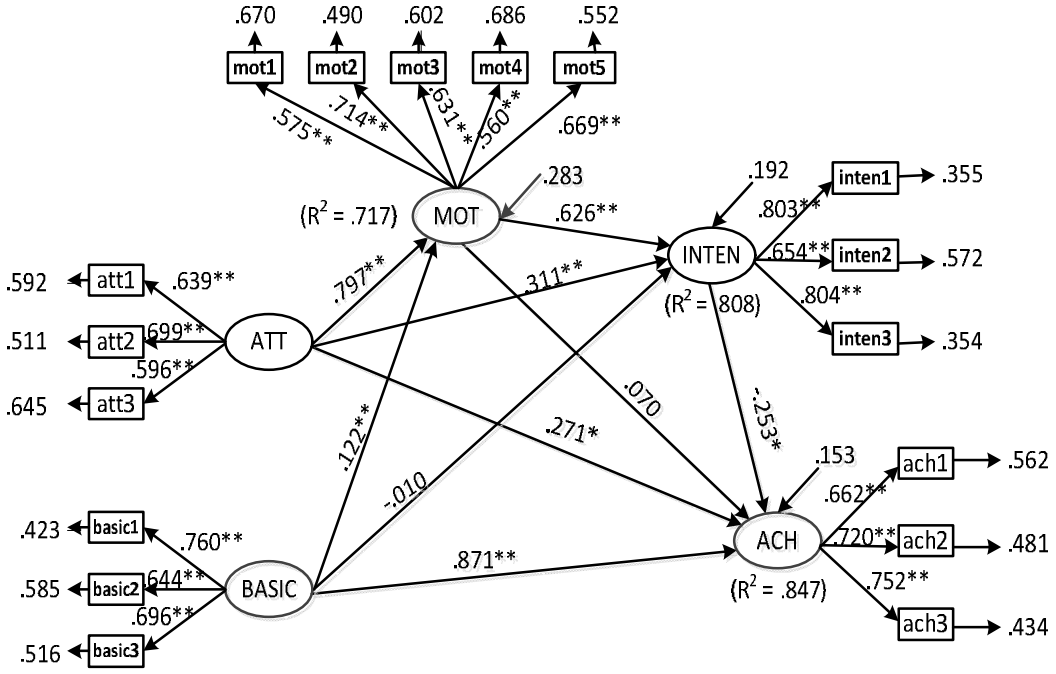
Bartlett's Test of Sphericity ; Approx. Chi-Square = 5.139, df = 136, p-value = 0.000

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 , * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

จากตาราง 20 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้จำนวน 17 ตัวโดยใช้สถิติในการวิเคราะห์ คือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson’s Product Moment Correlation) ผลการวิเคราะห์พบว่า ความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งหมด 135 คู่ มีความสัมพันธ์กันทางบวกทุกเส้นทาง โดยมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 จำนวน 133 คู่ มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 จำนวน 1 คู่ และไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ จำนวน 1 คู่ แสดงว่ามีความสัมพันธ์กันระหว่างตัวแปรมากพอ (measure of sampling adequacy) ที่จะนำมาวิเคราะห์ได้ เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรพบว่า ความมีสมาธิในการเรียน (inten1) กับความสนใจในการเรียน(inten2) มีความสัมพันธ์กัน มากที่สุด (r_{XY} =0.566) ส่วนความรู้ความเข้าใจกับความสนใจในการเรียนมีความสัมพันธ์กันน้อยที่สุด (r_{XY} =0.040) ข้อมูลมีลักษณะเป็นกลุ่มสามารถนำมาวิเคราะห์ได้โดยมีค่าดัชนี Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy = 0.920, Bartlett's Test of Sphericity Approx. Chi-Square = 5.139, df = 136, p = 0.000 ตัวแปรทักษะการแก้โจทย์ปัญหาของความรู้พื้นฐานเดิมมีการกระจายของข้อมูลมากที่สุด (C.V.= 61.00) ในขณะที่องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญาของตัวแปรเจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์มีการกระจายของข้อมูลน้อยที่สุด (C.V.=14.16)

3.2 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ PAL

การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ซึ่งเป็นโมเดลเกี่ยวกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ซึ่งผู้วิจัยใช้เป็นเทคนิควิธีการในการเปรียบเทียบกับวิธีการใหม่ที่พัฒนาขึ้น ปรากฏผลการวิเคราะห์ดังนี้



Chi-Square = 261.68, df = 109, p-value= 0.0000, CFI=0.987, AGFI=0.950, RMSEA=0.041, SRMR = 0.0339, R^2= .847

ภาพประกอบ 31 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ รอบที่ 1

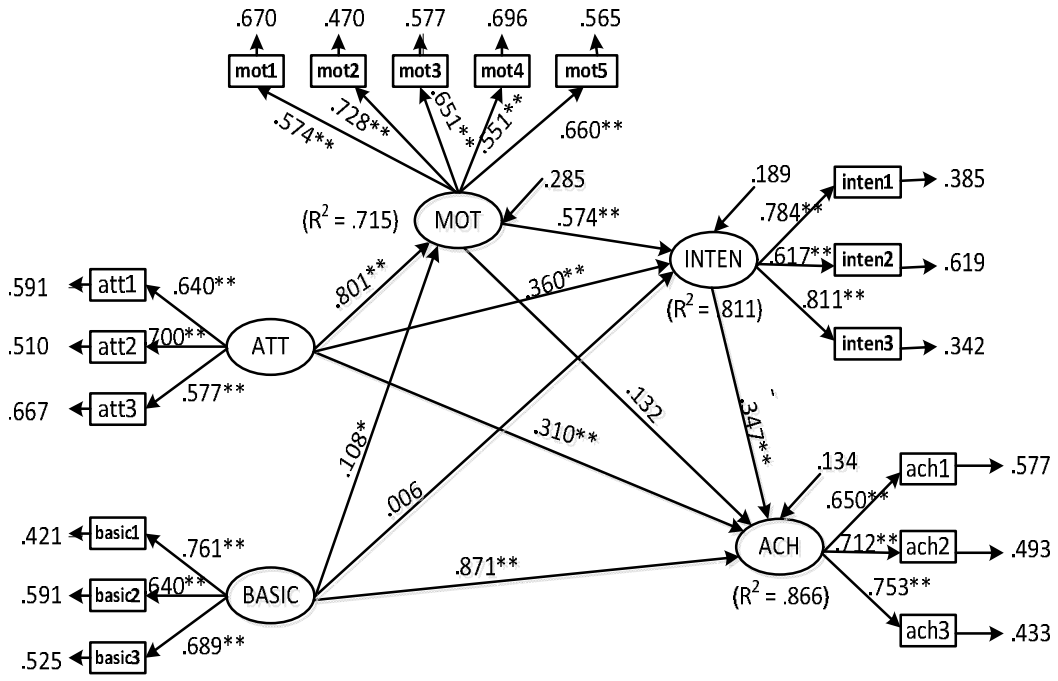
จากภาพ 31 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ PAL รอบที่ 1 มีค่า Chi-Square = 261.68, df = 109, CFI=0.987, AGFI=0.950, RMSEA=0.041, SRMR = 0.0339, R^2= .847 และค่า p-value= 0.0000, ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงดำเนินการปรับโมเดลตามดัชนีดัดแปรโมเดล (Model Modification Indices) โดยเลือกปรับโมเดลตามดัชนีดัดแปรโมเดลที่มีค่ามากที่สุด โดยการเพิ่มพารามิเตอร์ครั้งละ 1 ตัว (เพิ่มครั้งละ 1 เส้น) แล้วดำเนินการวิเคราะห์ใหม่เพื่อตรวจสอบโมเดลจนกว่าโมเดลจะมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยดำเนินการดัดแปรโมเดลจำนวน 16 ครั้ง ได้แก่การเพิ่มเส้นความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน ได้แก่ TH(3,2) , TH(3,3) , TE(8,3) , TE(7,6) TH(6,11) , TE(10, 9), TE(3, 2) TH(6 9), TE(5, 4), TH(2, 4), TE(10, 1) TH(3, 7), TE(11, 10), TD(5, 3), TH(5, 7), TH(3, 1) การดัดแปรโมเดลทำให้ได้โมเดลและค่าพารามิเตอร์ใหม่ ดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 21 ค่าดัชนีที่เปลี่ยนแปลงจากการปรับโมเดลให้มีความตรงจำนวน 16 ครั้ง

พารามิเตอร์ที่เพิ่มในโมเดล		Model Fit Indices					
		χ^2	df	p-value	CFI	RMSEA	RMR
1	TH(3,2)	234.39	108	0.00000	0.989	0.038	0.0327
2	TH(3,3)	222.71	107	0.00000	0.990	0.036	0.0326
3	TE(8,3)	210.61	106	0.00000	0.991	0.035	0.0331
4	TE(7,6)	201.97	105	0.00000	0.992	0.033	0.0325
5	TH(6,11)	187.88	104	0.00000	0.993	0.031	0.0301
6	TE(10,9)	181.83	103	0.00000	0.993	0.030	0.0279
7	TE(3,2)	170.95	102	0.00000	0.994	0.029	0.0273
8	TH(6,9)	167.62	101	0.00003	0.994	0.028	0.0262
9	TE(5,4)	159.27	100	0.00015	0.995	0.027	0.0261
10	TH(2,4)	152.28	99	0.00047	0.995	0.026	0.0262
11	TE(10,1)	144.74	98	0.00151	0.996	0.024	0.0256
12	TH(3,7)	136.99	97	0.00470	0.997	0.022	0.0254
13	TE(11,10)	136.82	96	0.00396	0.996	0.023	0.0253
14	TD(5,3)	128.89	95	0.01185	0.997	0.021	0.0251
15	TH(5,7)	121.96	94	0.02781	0.998	0.019	0.0244
16	TH(3,1)	**116.07**	**93**	**0.05297**	**0.998**	**0.017**	**0.0243**

จากตาราง 21 ผลการดำเนินการดัดแปรโมเดลให้มีความตรงโดยพิจารณาเพิ่มเส้นความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน จากค่าดัชนีดัดแปรโมเดลจากมากไปหาน้อย จำนวน 16 ครั้ง ทำให้ค่า CFI และ ค่า p-value เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จนไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ส่วนค่า χ^2, df, RMSEA และ RMR ก็ลดลงทุกครั้ง ทำให้ได้โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลมีความตรง ดังภาพประกอบที่ 32



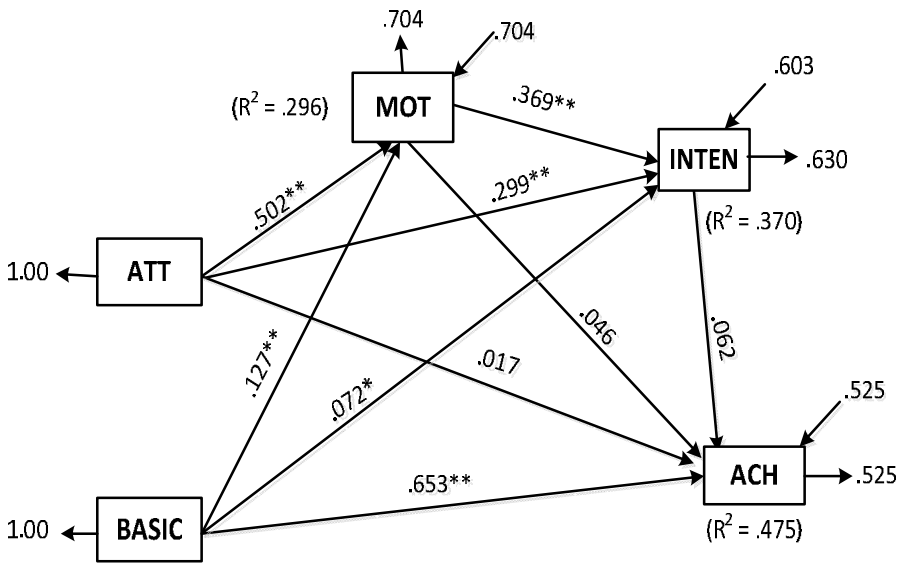
Chi-Square = 116.07, df = 93, p-value= 0.05297, CFI=0.998, AGFI=0.973, RMSEA=0.017, SRMR = 0.0252, R^2= .866

ภาพประกอบ 32 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ รอบที่ 16

จากภาพ 32 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ PAL รอบที่ 16 พบว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยพิจารณาจากค่าสถิติที่ใช้ตรวจสอบความตรงของโมเดล ได้แก่ Chi-Square = 116.07, df = 93, CFI=0.998, AGFI=0.973, RMSEA=0.017, SRMR = 0.0252, R^2= .866 และ p-value= 0.05297, นั่นคือยอมรับสมมติฐานหลักที่ว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลมีความตรง

3.3 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT

การวิเคราะห์โมเดลความสัมพันธ์สมการเชิงโครงสร้างกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ซึ่งเป็นโมเดลเกี่ยวกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ในระดับนักเรียน โดยใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ซึ่งผู้วิจัยพัฒนาขึ้น โดยผู้วิจัยดำเนินการนำข้อมูลดิบจากผลการตอบแบบทดสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่างจำนวน 827 คน มาวิเคราะห์โมเดลการวัดด้วยทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) โดยใช้โปรแกรม MULTILOG เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่าง จากนั้นจึงดำเนินการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปเพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ปรากฏผลการวิเคราะห์ดังนี้



Chi-Square = 0.00 , df = 1, p-value= 1.00, CFI=1.00, AGFI=1.00,
RMSEA=0.00, SRMR = 0.00, R^2= .475

ภาพประกอบ 33 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ รอบที่ 1

จากภาพ 33 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ รอบที่ 1 ด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT พบว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยพิจารณาจากค่าสถิติที่ใช้ตรวจสอบความตรงของโมเดล ได้แก่ ค่า Chi-Square = 0.00, df = 1, CFI=1.00, AGFI=1.00, RMSEA=0.00, SRMR = 0.00, R^2= .475 และ p-value= 1.00, นั่นคือยอมรับสมมติฐานหลักที่ว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลมีความตรง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงไม่ต้องปรับโมเดลอีก

3.4 ผลการเปรียบเทียบการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ ด้วยวิธีการ SEDPIRT กับ PAL

การนำเสนอผลการเปรียบเทียบการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ ด้วยวิธีการ SEDPIRT กับ PAL ผู้วิจัยขอนำเสนอตามลำดับหัวข้อดังต่อไปนี้

3.4.1 เปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธี

3.4.2 เปรียบเทียบค่าสถิติและค่าดัชนีในการพิจารณาความตรงของโมเดล

3.4.2.1 ค่า Chi-square

3.4.2.2 ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-square

3.4.2.3 ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของ ความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR)

3.4.2.4 ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI)

3.4.2.5 ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI)

3.4.3 เปรียบเทียบจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

3.4.4 การวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

3.4.5 ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธี นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 22 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานและผลเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่า P_{ij} ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี เมื่อโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

SE ของ P_{ij} ในโมเดล	**วิธีการวิเคราะห์**	**ค่า SE ของ P_{ij} ในโมเดล**	**ผลการเปรียบเทียบค่า SE**
$SE_{ACH\text{-}BASIC}$	SEDPIRT	0.027	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.059	
$SE_{INTEN\text{-}BASIC}$	SEDPIRT	0.024	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.037	
$SE_{MOT\text{-}BASIC}$	SEDPIRT	0.021	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.044	
$SE_{ACH\text{-}ATT}$	SEDPIRT	0.046	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.116	
$SE_{INTEN\text{-}ATT}$	SEDPIRT	0.040	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.096	
$SE_{MOT\text{-}ATT}$	SEDPIRT	0.029	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.063	
$SE_{ACH\text{-}INTEN}$	SEDPIRT	0.038	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.124	
$SE_{ACH\text{-}MOT}$	SEDPIRT	0.048	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.120	
$SE_{INTEN\text{-}MOT}$	SEDPIRT	0.040	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.098	

จากตาราง 22 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน(SE)ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จาการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ทั้ง 9 ค่า (9 เส้นทาง) แสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีความถูกต้องมากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL เนื่องจากมีค่าความคลาดเคลื่อนมารฐานในการประมาณค่าที่ต่ำกว่า แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ดีกว่า สอดคล้องกับผลการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลอ

3.4.6 ผลการเปรียบเทียบค่าสถิติและค่าดัชนีในการพิจารณาความตรงของโมเดล ประกอบด้วยค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-square, ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของ ความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) , ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI), ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI) นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 23 การเปรียบค่าสถิติและค่าดัชนีในการพิจารณาความตรงของโมเดล

ค่าสถิติและค่าดัชนี	**วิธีการวิเคราะห์**	**ผลการวิเคราะห์**	**ผลการเปรียบเทียบ**
ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value)	SEDPIRT	1.000	SEDPIRT > PAL
	PAL	0.053	
ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (RMR)	SEDPIRT	0.000	SEDPIRT < PAL
	PAL	0.024	
ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (GFI)	SEDPIRT	1.000	SEDPIRT > PAL
	PAL	0.984	
ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (AGFI)	SEDPIRT	1.00	SEDPIRT > PAL
	PAL	0.973	

จากตาราง 23 แสดงการเปรียบค่าสถิติและค่าดัชนีในการพิจารณาความตรงของโมเดล พบว่า ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (p-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-square ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่าดัชนีรากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน

(Goodness-of Fit Index : GFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL จากผลการ วิเคราะห์ แสดงให้เห็นว่า การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT ซึ่งเป็นการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางและทดสอบความตรงของโมเดล โดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ในการประมาณค่าตัวแปรแฝงให้ปราศจากความคลาดเคลื่อน ส่งผลให้ ผลการวิเคราะห์มีความถูกต้องในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางต่ำ อีกทั้งจำนวนครั้งในการทวนซ้ำ (Iteration เท่ากับ 0 หมายความว่า โปรแกรมรัน 1 รอบ ไม่มีการรันซ้ำ) น้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ PAL

3.4.7 ผลการเปรียบเทียบจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 24 ผลการเปรียบเทียบจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

ค่าดัชนีที่ใช้เปรียบเทียบ	วิธีการวิเคราะห์	ผลการวิเคราะห์	ผลการเปรียบเทียบ
จำนวนรอบในการปรับโมเดล	SEDPIRT	0	SEDPIRT < PAL
	PAL	16	
จำนวนรอบในการคำนวณทวนซ้ำ	SEDPIRT	0	SEDPIRT < PAL
	PAL	25	

จากตาราง 24 การเปรียบเทียบจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี พบว่า จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการแบบ PAL แสดงว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้ผลการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่มีความคงเส้นคงวา(consistency) มากกว่า โดยจำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ ของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT มีค่าเป็น 0 แสดงว่า ในการวิเคราะห์นั้นมีการรันโมเดลเพียงรอบเดียวเท่านั้น (ไม่มีการทวนซ้ำ) ก็สามารถทำให้ค่าพารามิเตอร์ในการคำนวณครั้งแรกลู่เข้าหาค่าเดียวกัน (convergence) หรือสัมประสิทธิ์เส้นทางทำให้เมตริกซ์ S และ $\sum$ มีค่าใกล้เคียงกัน ส่วนการวิเคราะห์แบบ PAL มีการทวนซ้ำ 25 รอบ แสดงว่าต้องใช้เวลาในการประมาณค่าพารามิเตอร์

ให้ลู่เข้าหาค่าเดียวกันมากกว่า จำนวนรอบในการวนซ้ำจึงมากกว่า อีกทั้งวิธีการวิเคราะห์แบบแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ก็เป็นโมเดลที่มีความตรงไม่มีการปรับโมเดล ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL มีการปรับโมเดลจำนวน 16 ครั้ง จึงทำให้โมเดลมีความตรง

3.4.8 ผลการวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี นำเสนอดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 25 การทดสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี

วิธีการวิเคราะห์	**ค่า P_{ij} ในโมเดล**								
	$P_{ACH-BASIC}$	$P_{INTEN-BASIC}$	$P_{MOT-BASIC}$	$P_{ACH-ATT}$	$P_{INTEN-ATT}$	$P_{MOT-ATT}$	$P_{ACH-INTEN}$	$P_{ACH-MOT}$	$P_{INTEN-MOT}$
SEDPIRT	.653**	.072*	.127**	.017	.299**	.502**	.062	.046	.369**
PAL	.871**	.006	.108*	.310**	.360**	.801**	-.347**	.132	.574**
ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์เส้นทาง ($r_{SEDPIRT-PAL}$) = 0.869**									

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 , * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

จากตาราง 23 การทดสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างสองวิธี พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ วิธีการแบบ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกในระดับสูงมาก อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบ เพียร์สัน เท่ากับ .869 แสดงว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแต่ละเส้นให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกันในโมเดลการวิเคราะห์ เมื่อค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดเพิ่มก็จะเพิ่มในทิศทางเดียวกัน หากค่าของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดลดลงก็จะลดลงในทิศทางเดียวกัน แสดงให้เห็นว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีการให้ผลการวิเคราะห์ในทิศทางเดียวกัน

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยครั้งนี้เป็นการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่าและมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ผู้วิจัยนำเสนอสรุปผลการวิจัย อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ ตามลำดับดังต่อไปนี้

1. สรุปผล
2. อภิปรายผล
3. ข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นการพัฒนาเทคนิควิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEDPIRT)

SEDPIRT เป็นอักษรย่อที่มาจากคำภาษาอังกฤษ 2 คำ ได้แก่ “Structural Equation Modeling Analysis” หมายถึง การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง และ “Dichotomous and Polytomous Item Response Theory” หมายถึง ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ซึ่งเป็นทฤษฎีที่ผู้วิจัยนำมาประยุกต์ร่วมกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

1. โมเดล SEDPIRT

โมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT เป็นโมเดลที่แสดงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง มีหลักการโดยทั่วไปคือ โครงสร้างของความเป็นสาเหตุประกอบด้วยความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง ซึ่งมีทั้งตัวแปรอิสระและตัวแปรตามตัวแปรแฝงเหล่านี้ไม่สามารถสังเกตได้โดยตรง แต่ได้จากการประมาณค่าโดยใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบ (IRT Model) ทำการประมาณค่าจากผลการตอบสนองข้อสอบของผู้สอบ ทั้งแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า

ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบจะสามารถแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนในการวัดได้ โดยเป็นการวัดที่มีความเที่ยงตรงและไม่แปรเปลี่ยนไปตามคุณลักษณะที่เปลี่ยนไปของแบบทดสอบหรือแบบวัด และกลุ่มผู้สอบ นั่นคือ หลักการทดสอบตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ มุ่งประมาณลักษณะภายใน (Trait) ของผู้สอบโดยอาศัยการตอบข้อสอบและคุณสมบัติของข้อสอบ ความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบนำไปอธิบายตำแหน่งผู้สอบบนเส้นต่อเนื่องของลักษณะภายในแสดงเป็นฟังก์ชันคณิตศาสตร์ เรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve : ICC) หรือ ฟังก์ชันการตอบข้อสอบ (Item Response Function : IRF) ดังนั้นวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่มีการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในโมเดลการวัด โดยการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) รายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตาม

ทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำมาวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการเชิงโครงสร้าง โดยโมเดลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างใหม่นี้ประกอบด้วยโมเดล 2 ส่วน ได้แก่ 1)โมเดลการวัดซึ่งประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง 2)โมเดลสมการโครงสร้าง ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางด้วยวิธีการประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) และมีการตรวจสอบความตรงของโมเดลสมการเชิงโครงสร้างระหว่างตัวแปรตามทฤษฎี ว่ามีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์มากน้อยเพียงใด โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้ค่าไคสแควร์ (χ^2) ค่าดัชนีวัดความเหมาะสมหรือดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index : GFI) ค่าดัชนีที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) และ ค่า P-value

ขั้นตอนการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT

1. ดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) ตามทฤษฎี IRT จากผลการตอบแบบทดสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่าง จนครบทุกตัวแปรในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้โปรแกรม MULTILOG

2. เมื่อดำเนินการวิเคราะห์หาค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างเป็นรายบุคคลแล้ว ผู้วิจัยนำค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างทุกตัวแปรไปดำเนินการวิเคราะห์เพื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์ โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

3. เมื่อเตรียมเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงเรียบร้อยแล้ว จึงนำเมตริกซ์สหสัมพันธ์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไปใช้ในการวิเคราะห์ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางโดยโปรแกรม LISREL ต่อไป

จะเห็นได้ว่าโมเดลสมการเชิงโครงสร้างที่พัฒนามาจากทฤษฎี และเอกสารงานวิจัยเป็นโมเดลตามสมมติฐานที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด ซึ่งจะนำเอาความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงที่ได้จากการวิเคราะห์ตามทฤษฎี IRT มาเป็นข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ และถือว่าตัวแปรสังเกตได้นี้เป็นตัวแปรแฝงที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด

2. ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT (วิธีใหม่) เปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

2.1 ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จาการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ที่ระดับ .01 ทั้ง 8 ค่า (8 เส้นทาง)

2.2 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) วิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

2.3 ค่าดัชนีที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของวิธีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT และวิธีการ PAL มีค่าไม่แตกต่างกัน

2.4 วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดย วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 39 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 97.50 ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 31 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 77.50

2.5 ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทุกเส้นทาง โดยมีความสัมพันธ์ในระดับสูงมากจำนวน 1 เส้นทาง ความสัมพันธ์ในระดับสูงจำนวน 6 เส้นทาง และมีความสัมพันธ์ในระดับปานกลางจำนวน 1 เส้นทาง

3. ผลการใช้เทคนิควิธีการวิเคราะห์โดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (วิธี SEDPIRT) กับข้อมูลเชิงประจักษ์

3.1 ผลการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ PAL

แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ PAL รอบที่ 1 มีค่า Chi-Square = 261.68, df = 109, CFI=0.987, AGFI=0.950, RMSEA=0.041, SRMR = 0.0339, R^2= .847 และค่า p-value= 0.0000, ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงดำเนินการปรับโมเดลตามดัชนีดัดแปรโมเดล (Model Modification Indices) โดยเลือกปรับโมเดลตามดัชนีดัดแปรโมเดลที่มีค่ามากที่สุด โดยการเพิ่มพารามิเตอร์ครั้งละ 1 ตัว (เพิ่มครั้งละ 1 เส้น) แล้วดำเนินการวิเคราะห์ใหม่เพื่อตรวจสอบโมเดลจนกว่าโมเดลจะมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยดำเนินการดัดแปรโมเดลจำนวน 16 ครั้ง ได้แก่การเพิ่มเส้นความสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน ได้แก่ TH(3,2), TH(3,3), TE(8,3), TE(7,6) TH(6,11), TE(10,9), TE(3,2) TH(6,9), TE(5,4), TH(2,4), TE(10,1) TH(3,7), TE(11,10), TD(5,3), TH(5,7), TH(3,1) การดัดแปรโมเดลทำให้ได้โมเดลและค่าพารามิเตอร์ใหม่ ได้แก่ Chi-Square = 116.07, df = 93, CFI=0.998, AGFI=0.973, RMSEA=0.017, SRMR = 0.0252, R^2= .866 และ p-value= 0.05297, นั่นคือยอมรับสมมติฐานหลักที่ว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลมีความตรง

3.2 ผลการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT

การวิเคราะห์โมเดลความสัมพันธ์สมการเชิงโครงสร้างกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ซึ่งเป็นโมเดลเกี่ยวกับตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ในระดับนักเรียน โดยใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ซึ่งผู้วิจัยพัฒนาขึ้น โดยผู้วิจัยดำเนินการนำข้อมูลดิบจากผลการตอบแบบทดสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่างจำนวน 827 คน มาวิเคราะห์โมเดลการวัดด้วยทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (IRT) โดยใช้โปรแกรม MULTILOG เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่าง จากนั้นจึงดำเนินการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโดยใช้โปรแกรม LISREL เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง

ปรากฏผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ รอบที่ 1 ด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT พบว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยพิจารณาจากค่าสถิติที่ใช้ตรวจสอบความตรงของโมเดล ได้แก่ ค่า Chi-Square = 0.00, df = 1, CFI=1.00, AGFI=1.00, RMSEA=0.00, SRMR = 0.00, R^2= .475 และ p-value= 1.00, นั่นคือยอมรับสมมติฐานหลักที่ว่า โมเดลตามสมมุติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลมีความตรง

3.3 ผลการเปรียบเทียบการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างโดยใช้ข้อมูลเชิงประจักษ์ ด้วยวิธีการ SEDPIRT กับ PAL

3.3.1 ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จาการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ทั้ง 9 ค่า (9 เส้นทาง)

3.3.2 ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (P-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-square ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่ารากที่สองของค่าดัชนีที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL

3.3.3 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความตรง จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการแบบ PAL

3.3.4 ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ วิธีการแบบ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน เท่ากับ 0.869

อภิปรายผล

1. จากผลการวิจัยที่พบว่า ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่าและมากกว่า 2 ค่า สามารถนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างได้ กล่าวคือ เป็นการนำทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบมาใช้ในโมเดลการวัด (Measurement Model) เพื่อทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (True Ability : θ) ของกลุ่มตัวอย่างรายบุคคล ซึ่งเป็นโมเดลการวัดที่มีความเชื่อว่าปราศจากความคลาดเคลื่อน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างรายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำไปวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในแบบจำลองสมการเชิง

โครงสร้าง ทำให้ได้เทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบใหม่ ที่มีชื่อเรียกว่า SEDPIRT (**S**tructural **E**quation **D**ichotomous and **P**olytomous **I**tem **R**esponse **T**heory Model) ประกอบด้วยโมเดล ๒ ส่วน ได้แก่

1.1 โมเดลการวัดหรือ IRT โมเดล (Measurement IRT Model) เป็นโมเดลที่มีการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน ๒ ค่า และมากกว่า ๒ ค่า ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงจากการตอบแบบวัดของกลุ่มตัวอย่างรายบุคคล โดยใช้ฟังก์ชั่นการตอบสนองข้อสอบ ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความน่าจะเป็นในการตอบแบบวัดแต่ละข้อ กับระดับคุณลักษณะของผู้ตอบแบบวัด แล้วนำมาเขียนกราฟเรียกว่า โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curves ; ICC) โค้งลักษณะข้อสอบมีหลายลักษณะขึ้นอยู่กับโมเดล (Model) ที่ใช้อธิบายความสัมพันธ์ดังกล่าว ซึ่งโมเดลที่ผู้วิจัยนำใช้ในการวิจัยครั้งนี้ คือ โมเดลแบบ 3 พารามิเตอร์ (Three – Parameter model) ส่วนโมเดล IRT แบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ใช้ Graded – Response Model (GRM) ดังนั้นวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่มีการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในโมเดลการวัด โดยการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างแต่ละคน จากนั้นจึงใช้ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง (θ) รายบุคคล (เปรียบเสมือนคะแนนจริงตามทฤษฎีการวัดแบบดั้งเดิม) นำมาวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการเชิงโครงสร้างต่อไป

1.2 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (Structural Equation Model) ใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางด้วยวิธีประมาณค่าแบบไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) และมีการตรวจสอบความตรงของโมเดลความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างแบบเส้นทางระหว่างตัวแปรตามทฤษฎีว่า มีความสอดคล้องกับข้อมูลเพียงใดได้หลายวิธี เช่น ไคสแควร์ (χ^2) ดัชนีวัดความเหมาะสมหรือดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness of Fit Index: GFI) รากกำลังสองของเศษเหลือเฉลี่ย (RMR)

จากผลการวิจัยดังที่กล่าวเอาไว้ว่า ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบสามารถนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ได้ ทั้งนี้เพราะโมเดลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน จะประกอบไปด้วยโมเดลที่สำคัญ 2 ส่วน ได้แก่ โมเดลการวัด(Measurement Model) และโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Model) โมเดลทั้งสองมีความสำคัญต่อการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โดยเฉพาะอย่างยิ่งการวิเคราะห์โมเดลที่มีตัวแปรแฝง ทั้งนี้ ในอดีตนั้น การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบดั้งเดิม (Classical Structural Equation Model Analysis) ไม่สามารถวิเคราะห์โมเดลแบบมีตัวแปรแฝงได้ จึงมีความจำเป็นต้องการนำค่าการวัดจากตัวแปรสังเกตได้มาทำการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Path Coefficient) โดยใช้โมเดลสมการโครงสร้างเพียงโมเดลเดียว และจำเป็นต้องมีข้อตกลงเบื้องต้นก่อนการวิเคราะห์ข้อมูลว่า “ค่าการวัดที่นำมาวิเคราะห์ต้องปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด” ซึ่งถือเป็นจุดอ่อนของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบดั้งเดิม ด้วยเหตุนี้ การวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบใหม่ (ใช้ในปัจจุบัน) จึงเพิ่มโมเดลที่สำคัญเข้าไปในโมเดลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โมเดลดังกล่าวก็คือ โมเดลการวัด (Measurement Model) นั่นเอง โมเดลการวัดเป็นโมเดลการวิเคราะห์ตัวประกอบ (Factor Analysis) ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสังเกตได้ (Observation Variable) กับตัวประกอบหรือตัวแปรแฝง (Latent Variable) โมเดลการวัดประกอบด้วยชุดของตัวแปรอิสระที่สังเกตได้ $X=(x_1, x_2, x_3,$

....., x_n) และตัวแปรตามที่สังเกตได้ Y=(y_1, y_2, y_3, ..., y_n) ชุดของตัวแปร X และ Y ถูกนำมาวิเคราะห์ตัวประกอบ ซึ่งจะเป็นตัวประกอบร่วม (ตัวแปรแฝง) $\xi = (\xi_1, \xi_2, \xi_3 ..... \xi_n)$ และ $\eta = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, ... \eta_n)$ และตัวประกอบเฉพาะ (ความคลาดเคลื่อน) $\delta = (\delta_1, \delta_2, \delta_3, ... \delta_n)$ และ $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, ... \varepsilon_n)$ ตามลำดับในสมการ $X = \lambda x \xi + \delta$ และ $Y = \lambda y \eta + \varepsilon$ เมื่อ λ คือเมตริกซ์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยหรือน้ำหนักตัวประกอบ จากนั้นจึงเอาตัวประกอบร่วมหรือตัวแปรแฝง ซึ่งถือว่าไม่มีความคลาดเคลื่อนไปทำการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Pij) ในโมเดลสมการโครงสร้างอีกทีหนึ่ง ดังนั้น ผลการวิเคราะห์ในลักษณะนี้จึงน่าจะมีความถูกต้องมากกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบดั้งเดิม และจากโมเดลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ที่ใช้อยู่ในปัจจุบันที่ประกอบไปด้วยโมเดลที่สำคัญ 2 ส่วน ได้แก่ โมเดลการวัด (Measurement Model) และโมเดลสมการโครงสร้าง(Structural Equation Model) ดังที่กล่าวไปแล้ว จะเห็นได้ว่าการใช้โมเดลการวัดเดิมที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ตัวประกอบ (Factor Analysis) ทำการประมาณค่าตัวแปรแฝง (Latent Variable) หากเปลี่ยนไปใช้โมเดลการตอบสนองข้อสอบ(IRT Model) ทำการประมาณค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง(θ) และใช้เป็นค่าของตัวแปรแฝงย่อมทำได้ เพราะใช้หลักการเดียวกันเพียงแต่มีความแตกต่างกันที่เทคนิคการประมาณค่าตัวแปรแฝงเท่านั้น จึงสามารถให้ผลสรุปได้ว่า ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบสามารถนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างได้ นั่นเอง

2. จากผลการตรวจสอบผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT (วิธีใหม่) เปรียบเทียบผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง พบว่า

2.1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ . 01 ทุกเส้นทาง ซึ่งเป็นผลการวิจัยที่สอดคล้องกับสมมุติฐานที่ตั้งไว้ว่า “ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ของวิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (SEDPIRT) มีค่าน้อยกว่าค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL” แสดงให้เห็นว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT (วิธีใหม่) มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ทั้งนี้เพราะ ค่าความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าต่ำกว่า ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีความคงเส้น คงวา (consistency) มากกว่า ทั้งนี้เหตุผลที่สนับสนุนคำกล่าวนี้ก็คือ กระบวนการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีใช้กระบวนการเดียวกันคือ การใช้เทคนิคไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood) โดยใช้โปรแกรม LISREL, การเริ่มต้นการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลเดียวกันทั้งสองวิธีและทำการทดลองกับข้อมูล 40 ชุด เช่นเดียวกัน แต่ต่างกันตรงที่วิธีทั้งสอง

ใช้โมเดลการวัดต่างกัน โดยวิธี SEDPIRT ใช้โมเดลการวัดโดยประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอง (IRT) ส่วนวิธี PAL ใช้โมเดลการวัดแบบการวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบ(Confirmatory Factor Analysis) ดังนั้น เมื่อพิจารณาสาเหตุที่ทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่เกิดขึ้น ก็น่าจะเกิดจากโมเดลการวัดที่มีความแตกต่างกันนั่นเอง

ดังนั้นสาเหตุสำคัญที่น่าจะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าต่ำกว่าวิธี PAL ก็คือ ค่าประมาณของตัวแปรแฝงที่คำนวณได้จากโมเดลการวัดแบบ IRT มีความเหมาะสมและสอดคล้องกับลักษณะการแจกแจงของข้อมูลมากกว่าโมเดลการวัดแบบวิเคราะห์ตัวแปรเชิงยืนยัน ทั้งนี้เพราะโมเดลการวัดแบบ IRT ใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ ได้แก่ ฟังก์ชันโลจิสติก (Logistic function) เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการประมาณค่าตัวแปรแฝง ฟังก์ชั่นโลจิสติกใช้อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความน่าจะเป็นในการตอบข้อสอบหรือแบบวัดแต่ละข้อได้ถูกต้องกับระดับความสามารถและคุณลักษณะของผู้สอบที่วัดโดยแบบวัดฉบับนั้น ซึ่งสอดคล้องกับเครื่องมือวัดที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้ คือ ข้อมูลที่จำลองขึ้นจากสถานการณ์การวัดตัวแปรเชิงคุณลักษณะ(Trail Variable) โดยใช้แบบทดสอบ(Test) ที่มีการตรวจให้คะแนนแบบตอบผิดได้ 0 คะแนน และตอบถูกได้ 1 คะแนน และแบบวัดที่มีการตรวจให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า 5 ระดับ และเมื่อนำความสัมพันธ์ดังกล่าวมาเขียนเป็นกราฟจะได้โค้งลักษณะข้อสอบ (Item Characteristic Curve ; ICC) โค้งลักษณะข้อสอบมีหลายลักษณะขึ้นอยู่กับโมเดล (Model) หรือแบบจำลองที่ใช้อธิบายความสัมพันธ์ดังกล่าว โมเดลที่นิยมใช้กันคือโมเดลแบบหนึ่งพารามิเตอร์ (One - Parameter Model) โมเดลแบบสองพารามิเตอร์ (Two - Parameter Model) และโมเดลแบบสามพารามิเตอร์(Three - Parameter Model) เมื่อโมเดลสอดคล้องกัน (fit) กับข้อมูลจะทำให้เกิดความไม่แปรเปลี่ยนของพารามิเตอร์ของข้อสอบ (Item parameter) และพารามิเตอร์ความสามารถและคุณลักษณะของผู้สอบ (Ability parameter) (ศิริชัย กาญจนวาสี. 2550 : 45-46) แต่โมเดลการวัดแบบวิเคราะห์ยืนยันองค์ประกอบเป็นความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้หรือผลการตอบแบบวัดแต่ละข้อกับตัวประกอบหรือตัวแปรแฝง (Latent Variable) โมเดลการวัดประกอบด้วยชุดของตัวแปรอิสระที่สังเกตได้ $X=(x_1, x_2, x_3, \ldots\ldots, x_n)$ และตัวแปรตามที่สังเกตได้ $Y=(y_1, y_2, y_3, \ldots\ldots, y_n)$ ชุดของตัวแปร X และ Y ถูกนำมาวิเคราะห์ตัวประกอบ ซึ่งจะเป็นตัวประกอบร่วม (ตัวแปรแฝง) $\xi = (\xi_1, \xi_2, \xi_3 \ldots\ldots \xi_n)$ และ $\eta = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \ldots. \eta_n)$ และตัวประกอบเฉพาะ (ความคลาดเคลื่อน) $\delta = (\delta_1, \delta_2, \delta_3, \ldots. \delta_n)$ และ $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \ldots. \varepsilon_n)$ (นงลักษณ์ วิรัชชัย. 2542) แต่เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้ คือ ข้อมูลที่จำลองขึ้นจากสถานการณ์การวัดเชิงคุณลักษณะ (Trait Variable) โดยใช้แบบทดสอบ(Test) ที่มีการตรวจให้คะแบบแบบผิดได้ 0 คะแนน และตรวจถูกได้ 1 คะแนน และแบบวัดที่มีการตรวจให้คะแนนแบบมาตรประมาณค่า 5 ระดับ เมื่อนำมาวิเคราะห์ตัวประกอบเพื่อประมาณค่าตัวแปรแฝงอาจทำให้ความสัมพันธ์ระหว่างผลการตอบข้อสอบแต่ละข้อกับตัวแปรแฝงไม่เป็นความสัมพันธ์เชิงเส้นหรือมีความสัมพันธ์เชิงเส้นในระดับต่ำ (Ballon. 1989 : 122) ส่งผลให้โมเดลการวัดแบบนี้มีความสอดคล้อง (fit) กับข้อมูลในระดับต่ำด้วย ดังนั้น เมื่อนำค่าตัวแปรแฝงที่ประมาณค่าได้จากโมเดลการวัดนี้ไปวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางโมเดลสมการโครงสร้างโดยใช้วิธีการคำนวณทวนซ้ำจากเทคนิคไลค์ลีฮูดสูงสุด ทำให้มีลักษณะที่ไม่คงเส้นคงวาในการ

ประมาณค่า ซึ่งแสดงให้เห็นได้จากความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีค่าสูงนั่นเอง

2.2 จำนวนโมเดลที่มีความตรง (Model Validation) ภายหลังการวิเคราะห์ ด้วยข้อมูลจำลอง 40 ชุด ในการรันโปรแกรมครั้งแรก (ไม่มีการปรับโมเดล) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง มากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 โดยวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 39 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 97.50 ส่วนวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ได้โมเดลที่มีความตรงจำนวน 31 โมเดล คิดเป็นร้อยละ 77.50 เป็นไปตามสมมติฐานที่ตั้งไว้ในข้อที่ 4 จากผลการวิจัยดังกล่าวน่าจะเป็นผลเนื่องมาจากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างครั้งนี้มีการควบคุมตัวแปรแทรกซ้อนต่างๆ แล้ว ได้แก่ กระบวนการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางของวิธีวิเคราะห์ทั้งสองวิธีใช้กระบวนการเดียวกัน คือใช้เทคนิคไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood) โดยใช้โปรแกรม LISREL, การเริ่มต้นการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลเดียวกันทั้งสองวิธี, การทดลองกับข้อมูล 40 ชุดเช่นเดียวกัน และการใช้สถิติทดสอบความตรงของโมเดลกับข้อมูลด้วยวิธี Chi-square เช่นเดียวกัน เหตุผลที่สนับสนุนข้อค้นพบนี้ส่วนหนึ่งมีความสอดคล้องกับข้อค้นพบในข้อที่ผ่านมา กล่าวคือวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT(วิธีใหม่) มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางในโมเดลสมการโครงสร้างโดยสังเกตได้จากค่าความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า แบบ PAL ย่อมส่งผลให้ผลการตรวจสอบความตรง (fit) ของโมเดลที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT สามารถให้โมเดลมีความตรงมากกว่าวิธี PAL ด้วย

ถึงแม้อาจมีข้อสงสัยเกี่ยวกับแนวทางการวิเคราะห์ข้อมูลของวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างของทั้งสองวิธีที่มีความแตกต่างกัน กล่าวคือ วิธี PAL จะมีแนวทางการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการวัดและโมเดลสมการโครงสร้างพร้อมกันในครั้งเดียว เมื่อมีการตรวจสอบความตรงของโมเดลก็จะดำเนินการตรวจสอบพารามิเตอร์ทุกตัวพร้อมกัน หากมีการปรับโมเดลโดยการตัดหรือเพิ่มพารามิเตอร์ตัวใดตัวหนึ่ง ก็จะมีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลใหม่ทุกตัว ดังนั้นโมเดลที่เป็นผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL จึงมีโอกาสที่จะมีความตรงน้อยกว่าวิธี SEDPIRT ทั้งนี้เพราะโมเดลที่มีความตรงมากหรือน้อยเกิดจากปัจจัย 2 ประการคือ เกิดจากพารามิเตอร์ในโมเดล การวัดหรือพารามิเตอร์ในแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง แต่วิธี SEDPIRT มีแนวทางการประมาณค่าพารามิเตอร์ ในโมเดลแตกต่างจากวิธี PAL โดยประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการวัดและโมเดลสมการโครงสร้างแยกจากกัน ดังนั้น การตรวจสอบความตรงของโมเดลตามวิธี SEDPIRT จึงไม่ยุติธรรมกับวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL

อย่างไรก็ตาม เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีในครั้งนี้เป็นข้อมูลที่เกิดจากการจำลอง โดยมีเงื่อนไขให้เป็น Unidimensionallity ซึ่งตรวจสอบโดยวิเคราะห์ตัวประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis) ซึ่งกำหนดให้เป็น 1 องค์ประกอบโดยพิจารณาจาก Eigen Value มีค่ามากกว่า ตัวประกอบอื่นๆ (สำเริง บุญเรืองรัตน์. 2540 : 76) และข้อมูลดังกล่าวที่ใช้ในการวิเคราะห์กับวิธีวิเคราะห์

แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีและทำการวิเคราะห์กับข้อมูลถึง 40 ชุด ดังนั้นจึงสามารถยืนยันได้ว่า ข้อมูลเริ่มต้นที่ใช้ในการวิเคราะห์จะทำให้โมเดลการวัดของวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีมีความตรง (fit) แล้วในระดับหนึ่ง แต่จะแตกต่างกันตรงที่โมเดลการวัดของวิธีใดมีความตรงมากกว่ากัน ทั้งนี้ก็ขึ้นอยู่กับวิธีการทางสถิติที่นำมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีความแตกต่างกันดังที่กล่าวไปแล้ว ด้วยเหตุผลดังกล่าวนี้ จึงอาจผ่อนคลายข้อสงสัยเกี่ยวกับความไม่ยุติธรรมที่กล่าวไว้ข้างต้น โดยอาจกล่าวได้ว่า เป้าหมายสำคัญของการเปรียบเทียบผลการทดสอบความตรงของโมเดลมีเป้าหมายหลักเพื่อตรวจสอบความตรงของพารามิเตอร์เฉพาะโมเดลสมการโครงสร้างเป็นหลัก ดังนั้น หากผลการเปรียบเทียบพบว่า ผลการตรวจสอบความตรงของโมเดลที่ได้จากวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT สามารถให้โมเดลมีความตรงมากกว่าวิธี PAL ก็ย่อมจะกล่าวได้ว่า วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT (วิธีใหม่) มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการให้โมเดลที่มีความตรงมากกว่านั่นเอง ซึ่งข้อสรุปนี้สอดคล้องกับผลการเปรียบเทียบจำนวนโมเดลที่มีความตรงภายหลังการวิเคราะห์ด้วยข้อมูล 40 ชุด ซึ่งพบว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรงมากกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง PAL นั่นเอง

2.3 จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration)จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลด้วยเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุดที่ได้จากวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 สอดคล้องกับสมมุติฐานการวิจัยที่กล่าวว่า “จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ (Iteration) จากการประมาณค่า P_{ij} ของเทคนิควิธีไลค์ลิฮูดสูงสุด (Maximum Likelihood : ML) ของวิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (วิธี **SEDPIRT)** มีค่าน้อยกว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL” แสดงให้เห็นว่า วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้ผลการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีความคงเส้นคงวา(consistency) มากกว่า โดยสังเกตได้จากโปรแกรมคอมพิวเตอร์จะใช้รอบในการคำนวณทวนซ้ำที่น้อยกว่าก็สามารถจะทำให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ลู่เข้าหากัน (converge) ได้อย่างรวดเร็ว ทั้งนี้เพราะวิธี SEDPIRT ให้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางต่ำกว่าและให้โมเดลที่มีความตรง (fit) กับข้อมูลมากกว่าดังนั้นข้อค้นพบนี้จึงเป็นสารสนเทศที่ช่วยให้ผลการวิจัยที่ให้ข้อสรุปว่า “วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้ผลการวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่ของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีความคงเส้นคงวา (consistency) มากกว่า” ทำให้มีความเชื่อถือมากยิ่งขึ้น ประกอบกับผลการทดลองใช้วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับข้อมูลเชิงประจักษ์เปรียบเทียบกับวิธี PAL ให้โมเดลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ได้ง่ายกว่าวิธี PAL ทั้งนี้น่าจะเกิดจากโมเดลการวัดแบบ IRT ที่ผู้วิจัยนำมาประยุกต์ใช้แทนโมเดลการวัดแบบการวิเคราะห์ตัวประกอบน่าจะให้ค่าตัวแปรแฝงที่มีความถูกต้อง แม่นยำ และมีความคงเส้นคงวามากกว่าตัวแปรแฝงแบบเดิม (ค่า Factor Score) ซึ่งพิสูจน์ได้จากค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ต่ำกว่า

สอดคล้องกับผลการวิจัยที่พบว่า วิธี SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรง (fit) กับข้อมูลเชิงประจักษ์ได้ดีกว่าวิธี PAL ทั้งนี้น่าจะเป็นเพราะโมเดลการวัดแบบ IRT เมื่อนำมาใช้วิเคราะห์กับตัวแปรที่สังเกตได้แบบ 0-1 (ถูกได้ 1 ผิดได้ 0) และแบบมาตรประมาณค่า 5 ระดับ ย่อมมีความสอดคล้องเหมาะสมกว่าโมเดลการวัดแบบการวิเคราะห์ตัวประกอบ(แบบเดิม) ทั้งนี้เพราะโมเดลการวัดแบบ IRT ใช้ฟังก์ชันโลจิสติกในการประมาณค่าตัวแปรแฝง (ค่าความสามารถและคุณลักษณะที่แท้จริง) ในขณะที่โมเดลการวัดแบบการวิเคราะห์ตัวประกอบใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear) ในการประมาณค่าตัวแปรแฝง (ตัวประกอบร่วม : Common Factor) ซึ่งบางครั้งตัวแปรที่ศึกษาอาจจะไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น (Linear Relationship) ต่อกัน กล่าวคือ กระบวนการทดสอบความสอดคล้อง (fit) ของโมเดลของเทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL จะทำการตรวจสอบพารามิเตอร์ทุกตัวในโมเดลเต็มรูป ดังนั้นหากในโมเดลการวัดมีตัวแปรสังเกตได้เป็นจำนวนมากและตัวแปรสังเกตได้เหล่านั้นไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นหรือมีความสัมพันธ์เชิงเส้นในระดับต่ำกับตัวแปรแฝง ก็จะทำให้โมเดลทั้งโมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ทันที แม้ว่าเฉพาะโมเดลสมการโครงสร้าง (โมเดลแสดงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ) อาจมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ก็ได้ ซึ่งแตกต่างจากเทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ที่แยกการทดสอบความสอดคล้องของโมเดลการวัดและโมเดลสมการโครงสร้างออกจากกัน ดังนั้น หากผลการวิเคราะห์ข้อมูล พบว่า โมเดลการวัดไม่สอดคล้องกัน (fit) แล้วแสดงว่าเครื่องมือการวัดอาจมีปัญหาจึงไม่ควรนำมาวิเคราะห์ในโมเดลสมการโครงสร้างต่อไป เพื่อไม่ทำให้ผลการวิเคราะห์ในโมเดลสมการโครงสร้างคลาดเคลื่อนไปจากความจริง

2.4 การทดสอบความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (P_{ij}) ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 ทุกเส้นทาง ซึ่งไม่สอดคล้องกับสมมติฐานที่ตั้งไว้ว่า “วิธีการประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (วิธี **SEDPIRT)** และวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL จะให้ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ($\mathbf{P}_{ij}$) ที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน” ทั้งนี้ในการตั้งสมมติฐานก่อนการวิจัยนั้น ผู้วิจัยมีความเชื่อว่าการใช้เทคนิควิธีการในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างที่แตกต่างกันน่าจะทำให้ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแตกต่างกันด้วย ซึ่งผลการวิจัยในครั้งนี้ไม่สอดคล้องกับผลการวิจัยของ ปกรณ์ ประจัญบาน (2549 : 182) ซึ่งได้พัฒนาวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง โดยการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบ (Item Response Theory : IRT) ที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 2 ค่า ในการวิเคราะห์โมเดลที่มีตัวแปรแฝง ที่พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง (Pij) ที่ได้จากวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAIRT และวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง PAL ในทุกโมเดลส่วนใหญ่ไม่สัมพันธ์กัน

แต่อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาในอีกแง่มุมหนึ่งของการวิเคราะห์ เนื่องจากในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีใช้ข้อมูลดิบ (ผลการตอบแบบวัดของกลุ่มตัวอย่าง) ที่เป็นข้อมูลเดียวกัน แต่มีความแตกต่างกันเพียงวิธีการวิเคราะห์ในโมเดลการวัดเท่านั้น ผลการวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางก็น่าจะมีความสัมพันธ์กัน จากผลการวิจัยที่พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมี

ความสัมพันธ์กันทางบวก แสดงว่า ค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางแต่ละเส้นให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกันในโมเดลการวิเคราะห์ เมื่อค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางเส้นใดเพิ่มก็จะเพิ่มในทิศทางเดียวกัน หากค่าของค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางใดลดลงก็จะลดลงในทิศทางเดียวกัน แสดงให้เห็นว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างทั้งสองวิธีการให้ผลการวิเคราะห์ในทิศทางเดียวกัน แต่วิธีแบบ SEDPIRT มีความคงเส้นคงวาและมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการแบบ PAL จากเหตุผลสนับสนุนที่กล่าวมาข้างต้น

2.5 ผลการใช้เทคนิควิธีการวิเคราะห์โดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และมากกว่า 2 ค่า ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (วิธี SEDPIRT) กับข้อมูลเชิงประจักษ์ พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ทุกเส้นทาง, ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนประเภทที่ 1 (P-value) จากการทดสอบความตรงของโมเดล (Model Validation) ด้วยวิธี Chi-square ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่ารากที่สองของค่าดัชนีที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Squared Residual : RMR) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่า วิธีการแบบ PAL, ค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืน (Goodness-of Fit Index : GFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL และค่าดัชนีวัดระดับความกลมกลืนที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness-of Fit Index : AGFI) ของการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่ามากกว่า วิธีการแบบ PAL, จำนวนครั้งในการคำนวณทวนซ้ำ และจำนวนครั้งในการปรับโมเดลให้มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT มีค่าน้อยกว่าวิธีการแบบ PAL และค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง ($\mathbf{P}_{ij}$) จากผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับ วิธีการแบบ PAL มีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01 จากผลการวิจัยซึ่งเป็นการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง (วิธี SEDPIRT) เปรียบเทียบกับวิธีการแบบ PAL ด้วยข้อมูลเชิงประจักษ์ ข้างต้น มีความสอดคล้องกับการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลอง แสดงให้เห็นว่า วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT เป็นวิธีการใหม่ที่สามารถนำมาใช้ในการการวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างที่มีการวัดตัวแปรโดยใช้แบบวัดที่มีการตรวจให้คะแนนแบบ 0 กับ 1 และที่มีลักษณะเป็นมาตรประมาณค่า ในโมเดลเดียวกันได้

ข้อเสนอแนะ

1. ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1.1 จากผลการวิจัยที่พบว่า วิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้ผลวิเคราะห์ที่มีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ในแง่การประมาณค่าสัมประสิทธิ์เส้นทางมีความคงเส้นคงวา (consistency) มากกว่า และวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลผลการวิเคราะห์ที่มีความตรง (fit) มากกว่าวิธี

วิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL เมื่อนำไปใช้กับข้อมูลที่วัดจากตัวแปรเชิงคุณลักษณะ (Trait Variable) โดยใช้แบบทดสอบ (test) ที่มีการตรวจให้คะแนนแบบตอบผิดได้ 0 คะแนนและตอบถูกได้ 1 คะแนนหรือมีลักษณะเป็นแบบ 0-1 และการใช้แบบวัดที่มีลักษณะเป็นมาตรประมาณค่า ดังนั้น จึงควรนำวิธีวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบใหม่นี้ไปใช้ในการวิจัยที่ต้องการศึกษาถึงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรเชิงคุณลักษณะที่มีความสามารถและคุณลักษณะของบุคคลและต้องการให้ข้อมูลของตัวแปรปราศจากความคลาดเคลื่อน ก็จะทำให้ได้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้องมีประสิทธิภาพสูงในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ส่งผลต่อตัวแปรตามในโมเดลการวิจัย ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการอธิบายรูปแบบความสัมพันธ์ของตัวแปรในปรากฏการณ์ได้อย่างถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น

1.2 จุดเด่นจากงานวิจัยนี้เป็นการนำตัวแปรที่มีปรากฏในโมเดลเชิงสาเหตุส่วนใหญ่ คือตัวแปรวัดได้จากแบบทดสอบและแบบวัด ซึ่งมีความสอดคล้องกับปรากฏการณ์จริงของโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุที่อาจจะไม่ได้มีแต่เพียงตัวแปรอิสระหรือตัวพยากรณ์ที่เป็นตัวแปรเชิงคุณลักษณะเกี่ยวกับความสามารถของบุคคลเท่านั้น แต่อาจมีตัวแปรในลักษณะอื่นๆ เช่น ตัวแปรเชิงจิตวิทยา ที่ไม่ได้วัดด้วยแบบทดสอบ ซึ่งการวิจัยในครั้งนี้ผู้วิจัยได้นำตัวแปรเหล่านี้มาพิจารณาและดำเนินการวิจัยด้วย ดังนั้นนักวิจัยที่ต้องการทำวิจัยเกี่ยวกับแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง ก็สามารถนำวิธีการ SEDPIRT นี้ไปใช้ได้ ซึ่งในอนาคตหากมีการนำไปใช้กันอย่างแพร่หลาย ก็น่าจะเป็นข้อสารสนเทศและผลการวิจัยที่สนับสนุนผลการวิจัยของผู้วิจัยในครั้งนี้ได้เป็นย่างดี และอีกประการหนึ่งที่นักวิจัยควรนำไปใช้ในกระบวนการวิจัยคือ อาจจะมีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL ควบคู่ไปด้วย เพื่อเป็นการพิจารณาค่าความสัมพันธ์ของสัมประสิทธิ์เส้นทางของการวิเคราะห์ทั้งสองแบบว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ หรือผลการวิเคราะห์เป็นไปในทิศทางเดียวกันหรือไม่ ก็น่าจะทำให้ผลการวิจัยน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น

1.3 เนื่องจากในการวิจัยครั้งนี้ ประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า และ มากกว่า 2 ค่า โดยผู้วิจัยใช้โปรแกรม Multilog ในการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของกลุ่มตัวอย่าง ดังนั้นหากนักวิจัยที่มีความสนใจในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ผู้วิจัยจึงควรศึกษาหาความรู้เรื่องของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบให้ดีเพียงพอ อีกทั้งสามารถศึกษาวิธีการและขั้นตอนการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของกลุ่มตัวอย่างและวิธีการวิเคราะห์ในขั้นการประมาณค่าอิทธิพลระหว่างตัวแปรได้จากภาคผนวกของงานวิจัยนี้ เพื่อใช้ประกอบการวิเคราะห์ข้อมูลให้มีความสะดวกมากยิ่งขึ้น

2. ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

2.1 ในการวิจัยครั้งนี้ เป็นการนำเสนอเทคนิควิธีการวิเคราะห์แบบใหม่ที่เกี่ยวกับการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างและทำการตรวจสอบโดยใช้ข้อมูลจำลองจำนวน 40 ชุด และข้อมูลเชิงประจักษ์เพียง 1 ชุด ซึ่งอาจจะยังไม่ครอบคลุมปรากฏการณ์ต่าง ๆ ของตัวแปรที่มีอยู่อย่างหลากหลาย ดังนั้น หากต้องการตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้มีความแม่นยำและครอบคลุมปรากฏการณ์ของตัวแปรตามธรรมชาติให้มากขึ้น ก็สามารถทำได้โดยการเพิ่มเงื่อนไขในการจำลองข้อมูลให้มากขึ้น เช่น เพิ่มโมเดลที่ต้องการตรวจสอบให้มีความหลากหลายมากยิ่งขึ้น ทั้งจำนวนตัวแปรแฝง ตัวแปรสังเกตได้ และคุณลักษณะของตัวแปรที่ต้องการวัด เป็นต้น นอกจากนี้ในการวิจัยครั้งต่อไปยังสามารถนำข้อมูลเชิงประจักษ์ที่มีความ

แตกต่างกันหลาย ๆ โมเดล มาวิเคราะห์ เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ได้อีกด้วย

2.2 ในการวิจัยครั้งนี้รูปแบบของตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ยังมิได้รวมถึงตัวแปร เชิงกลุ่ม และการวิเคราะห์ที่ของตัวแปรที่มีอิทธิพลกำกับ ตัวแปรส่งผ่าน เป็นเพียงการวิเคราะห์เพื่อให้ทราบถึงอิทธิพลของตัวแปรทั้งทางตรงและทางอ้อมเท่านั้น ดังนั้นในการวิจัยครั้งต่อไปสามารถดำเนินการวิจัยที่มีการศึกษาถึงอิทธิพลของตัวแปรกำกับและตัวแปรส่งผ่านได้ เพื่อให้ทราบถึงประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT ว่ามีความสามารถครอบคลุมถึงวิธีการวิเคราะห์ตัวแปรที่มีลักษณะต่าง ๆ ได้หรือไม่ อย่างไร

2.3 ในการวิจัยครั้งนี้ยังไม่ได้ศึกษาถึงตัวแปรที่มีหลายระดับ เช่น ตัวแปรระดับโรงเรียน ชั้นเรียน ผู้เรียน ดังนั้นควรมีการนำวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ไปดำเนินการศึกษาเพื่อวิเคราะห์ในโมเดลแบบพหุระดับ เพื่อให้เพื่อให้ทราบถึงประสิทธิภาพของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT ว่ามีความสามารถครอบคลุมถึงการวิเคราะห์ตัวแปรในแต่ละระดับด้วย

2.4 การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้โมเดลของทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบเพียง 2 โมเดล คือ โมเดลแบบ 3 พารามิเตอร์ และ Graded – Response Model (GRM) ซึ่งในทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบนั้นมี โมเดลการวิเคราะห์อยู่มากมาย ดังนั้นการวิจัยครั้งต่อไปควรมีการพัฒนาเทคนิคการวิเคราะห์โดยการใช้โมเดลการวิเคราะห์ IRT รูปแบบอื่น ๆ เช่น Partial Credit Model (PCM) Generalized Partial Credit Model (G-PCM) Nominal Response Model (NRM) ฯลฯ มาใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างด้วย

2.5 ควรมีการพัฒนาเทคนิคการวิเคราะห์โดยประยุกต์ใช้ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบแบบหลายมิติ มาใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

กรมวิชาการ. การวิจัยเพื่อพัฒนาการเรียนรู้ ตามหลักสูตรการศึกษาขั้นพื้นฐาน พุทธศักราช 2544. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์คุรุสภา, 2545.

———. คู่มือการจัดการเรียนรู้กลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์องค์การสินค้าและพัสดุภัณฑ์, 2545.

กระทรวงศึกษาธิการ. การวัดและประเมินผลอิงมาตรฐานการเรียนรู้ ตามหลักสูตรการศึกษาขั้นพื้นฐานพุทธศักราช 2544 กลุ่มสาระการเรียนรู้คณิตศาสตร์. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์องค์การรับส่งสินค้าและพัสดุภัณฑ์ (ร.ส.พ.), 2545.

เกษม สาหร่ายทิพย์. เอกสารประกอบการสอนวิชาวัดผล 401 การวัดผลการศึกษา. พิษณุโลก : คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พิษณุโลก, 2531.

กำพล พลเยี่ยม. การพัฒนาแรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์สำหรับนักเรียนที่มีผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ต่ำ โดยใช้เบี้ยอรรถกรเป็นการเสริมแรง. วิทยานิพนธ์ การศึกษามหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มหาสารคาม, 2537.

จินตนา ธนวิบูลย์ชัย. การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิค Path Analysis. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์, 2537.

ชวาล แพรัตกุล. “การวัดผลสัมฤทธิ์ทางการเรียน” ใน เอกสารการประชุมครั้งที่ 2 ณ สำนักงานการศึกษาแห่งชาติ. 15-18. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์การศาสนา, 2517.

ไชยยศ เรืองสุวรรณ. เจตคติที่มีต่อศูนย์วิชาการของคณะทำงานศูนย์วิชาการจังหวัดมหาสารคาม. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์ภาควิชาเทคโนโลยีการศึกษา คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มหาสารคาม, 2534.

เชาว์ อินใย. การพัฒนาวิธีการจัดการข้อมูลสูญหายแบบอีพีเอสเอสอี : การตรวจสอบความแม่นยำและอำนาจการทดสอบเปรียบเทียบกับวิธีอื่น. วิทยานิพนธ์ กศ.ด. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2547.

ต่าย เซี่ยงฉี. การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการประมาณค่าความสามารถของผู้สอบจากการทดสอบเทเลอร์รูปปิรามิดที่มีรูปแบบ จำนวนชั้น และวิธีการให้คะแนนที่แตกต่างกัน โดยใช้วิธีมอนติ คาร์โล. ปริญญานิพนธ์ กศ.ด. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร, 2534.

ทรงวิทย์ สุวรรณธาดา. ความสัมพันธ์ระหว่างความรู้พื้นฐานทางคณิตศาสตร์กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในกรุงเทพมหานคร. วิทยานิพนธ์ คศ.ม. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2523.

นพพร พาณิชสุข. คู่มือครูคณิตศาสตร์ ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น. กรุงเทพฯ : คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง, 2522.

นงลักษณ์ วิรัชชัย. ความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้น (LISREL) สถิติวิเคราะห์สำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2542.

นิพนธ์ สินพูน. ความสัมพันธ์ระหว่างความถนัดทางการเรียน ความรู้พื้นฐานเดิม แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ เจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ พฤติกรรมการเรียนคณิตศาสตร์ และพฤติกรรมการสอนคณิตศาสตร์ กับผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในจังหวัดมุกดาหาร. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2545.

บุญชม ศรีสะอาด. รูปแบบของผลการเรียนในโรงเรียน. ปริญญานิพนธ์ กศ.ด. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร, 2524.

————. วิธีการทางสถิติสำหรับการวิจัย. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์สุวีริยาสาส์น, 2541.

บุญชม ศรีสะอาด และมิญช์มนัส วรรณมหินทร์. “การวิเคราะห์เส้นทางด้วยโปรแกรมลิสเรล”. วารสารการวัดผลการศึกษา. 7 : 1 – 20 ; กรกฎาคม, 2544.

ปกรณ์ ประจันบาน. การประยุกต์ทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบในการวิเคราะห์เส้นทางสำหรับโมเดลตัวแปรแฝง. วิทยานิพนธ์ กศ.ด. พิษณุโลก : มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2549.

ปรียาพร วงศ์อนุตรโรจน์. จิตวิทยาการศึกษา. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์ศูนย์สื่อเสริมกรุงเทพฯ, 2546.

มณู ดอนมอญ. การเปรียบเทียบความสัมพันธ์เชิงเหตุผลของรูปแบบผลการเรียนที่ได้รับจากการวิเคราะห์เส้นแบบ เอ คิว และ พี เอ แอล. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. พิษณุโลก : มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2540.

มิญช์มนัส วรรณมหินทร์. ปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาภาษาไทยของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานการประถมศึกษาจังหวัดร้อยเอ็ด. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2544.

ยุพิน พิพิธกุล. การเรียนการสอนคณิตศาสตร์. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์บพิธการพิมพ์, 2542.

รักษ์ศิริ สิทธิโชค. ความสัมพันธ์ระหว่างเจตคติต่อวิชาภาษาไทยกับผลสัมฤทธิ์ในการเรียนวิชาภาษาไทยของนักศึกษาวิทยาลัยพลศึกษา. วิทยานิพนธ์ คศ.ม. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ราชบัณฑิตยสถาน, 2542.

————. พจนานุกรมฉบับราชบัณฑิตยสถาน พ.ศ.2542. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์นานมีบุ๊คส์พับลิเคชั่นส์ จำกัด, 2532.

ล้วน สายยศ และ อังคณา สายยศ. การวัดด้านจิตพิสัย. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์สุวีริยาสาส์น, 2542.

————. เทคนิคการวัดผลการเรียนรู้. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์สุวีริยาสาส์น, 2543.

พงษ์พันธ์ พงษ์โสภา. จิตวิทยาการศึกษา (Educational Psychology). กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์พัฒนาศึกษา, 2544.

พรรณี ชูชัยเจนจิต. จิตวิทยาการเรียนการสอน. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์วรวุฒิการพิมพ์, 2523.

พวงรัตน์ ทวีรัตน์. การสร้างและพัฒนาแบบทดสอบผลสัมฤทธิ์. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร, 2530.

พิมพ์พร อสัมภินพงศ์. ผลของการจัดกิจกรรมการเรียนรู้แบบร่วมมือที่มีต่อความสามารถในการแก้โจทย์ปัญหา ความร่วมมือในการทำงานกลุ่ม และเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2550.

วัชรสันต์ อินธิสาร. ผลของการพัฒนามโนทัศน์ทางเรขาคณิตและเจตคติต่อการเรียนคณิตศาสตร์ของนักเรียนระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โดยใช้โปรแกรม The Geometer'Sketchpad. วิทยานิพนธ์ ค.ม. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2547.

วิมลรัตน์ คล้ายเนียม. รูปแบบของผลการเรียนโปรแกรมวิชาบริหารธุรกิจในวิทยาลัยครูนครสวรรค์. ปริญญานิพนธ์ กศ.ม. พิษณุโลก : มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, 2533.

วิภาวรรณ ร่มรื่นบุญกิจ. การเปรียบเทียบผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตษสตร์ เรื่องความน่าจะเป็นและเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ระหว่างกลุ่มที่สอนโดยการเรียนแบบร่วมมือกับกลุ่มที่สอนแบบปกติของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนเทพลีลา กรุงเทพมหานคร. วิทยานิพนธ์ ปร.ม. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2542.

ศิริชัย กาญจนวาสี. การวิเคราะห์พหุระดับ MULTI – LEVEL ANALYSIS. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2548. .

———. ทฤษฎีการทดสอบแนวใหม่. พิมพ์ที่ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ : แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2550.

ศรีนวล วรรณสุธี. รูปแบบขององค์ประกอบที่ส่งผลต่อผลการเรียนวิชาภาษาอังกฤษของนักเรียน ชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานการประถมศึกษา จังหวัดพิษณุโลก. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. พิษณุโลก : มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2536.

สลวย สุติยไท. รูปแบบของผลการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ชั้นประถมศึกษาปีที่ 3 ของสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2541.

สมนึก ภัททิยธนี. การวัดผลการศึกษา. กาฬสินธุ์ : โรงพิมพ์ประสานการพิมพ์, 2544.

สมบัติ ท้ายเรือคำ. สถิติขั้นสูงสำหรับการวิจัยทางการศึกษา. มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2552.

สงัด อุทรานันท์. การจัดการเรียนการสอนอย่างเป็นระบบ. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2525.

เสรี ชัดแช้ม. "การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน," วารสารวิจัยและวัดผลการศึกษา. 2(1) 15 - 42, 2547.

สุรชัย ขวัญเมือง. วิธีสอนและการวัดผลวิชาคณิตศาสตร์ชั้นประถมศึกษา. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์เทพนิมิตการพิมพ์, 2532.

สุรางค์ โค้วตระกูล. จิตวิทยาการศึกษา. พิมพ์ครั้งที่ 8. กรุงเทพฯ : แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2552.

สุวัฒนา อุทันรัตน์ และสุชาวดี เอี่ยมอรพรรณ. รายงานการวิจัยเรื่องการวิเคราะห์สมรรถภาพพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ของนิสิตศึกษาศาสตร์/ครูศาสตร์. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2527.

สุวิมล อดุลรัตนไพร. รูปแบบขององค์ประกอบที่ส่งผลต่อผลการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ของนักเรียน ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในจังหวัดนครสวรรค์ พิษณุโลก. วิทยานิพนธ์ กศ.ม. พิษณุโลก : มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2536.

สำเริง บุญเรืองรัตน์. เทคนิคการวิเคราะห์ตัวแปรพหุคูณ. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์ต้นอ้อแกรมมี่, 2540.

อัศวชัย ลิ้มเจริญ. การเปรียบเทียบผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนและเจตคติต่อวิชาคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 6 ที่ได้รับการสอนโดยการเรียนแบบร่วมมือแบบแบ่งกลุ่มคละผลสัมฤทธิ์และการสอนตามปกติ. วิทยานิพนธ์ ปร.ม. นครสวรรค์ : สถาบันราชภัฏนครสวรรค์, 2546.

อารี พันธ์มณี. จิตวิทยาการเรียนการสอน. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์ต้นอ้อ, 2542.

อำนวย เลิศชยันตี. สถิติขั้นสูง. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์ศิลปะสนองการพิมพ์, 2545.

Allport, W. G. Historical Foundations. In Martin Fishbein (ed.), Readings in Attitude Theory and Measurement. New York : John Wiley & Sons, 1967.

Anastasi, A. Individual Differences. 2nd.ed. New York : John Wiley and Sons, 1965.

Atkinson, John W. Motive in Fantasy, Action and Society. New Delhi : Affiliated East West Press, PVT.Ltd, 1966.

Autin, D. A. “Effect of Cooperative Learning in Finite Mathematics on Student Achivement and Attitude,” Dissertation Abstracts International. 56 (April 1996) : 3868-A, 1996.

Baker, Frank B. Item Characteristic Curve : Dichotomous Response. in Item ResponseTheory : Parameter Estimation Technique pp. 1-23. New York : Marcel Dekker, 1992.

Bloom, Benjamin S. Human Characteristics and School Learning. New York : McGraw-Hill, 1976.

Bloom, Benjamin S. and others. Handbook on Formative and Summative Evaluation of Student Learning. New York : McGraw-Hill Book Company, 1971.

Bollen. K.A. Structural Equations with Latent Variable. New York : John Wiley & Sons, 1989.

Carroll, John B. A Model of School Learning, Teacher College Record. 64(80) : 723–733 ; May, 1963.

Diamantopoulos, A. & Siguaw, J.A. Introducing LISREL. London : Sage Publications, 2000.

Dodd, B.G., Ayala, R.J & Koch, W.R. “Computerized Adaptive Testing With Polytomous Item” In Applied Psychological Measurement, March. 19(1) : 5-22, 1995.

Embretson, Susan E., & Reise, Steven P. Introduction. in Item Response TheoryFor Psychologists. pp.3-9. New Jersey : Lawrence Eribaum, 2000.

———. "Calibrating Items : Estimation". in Item Response Theory for Psychologists. pp. 187-225. New Jersey : Lawrence Eribaum, 2000.

Fischer, Gerhard H. ; & Molenaar, Ivo W. "Some Background for Item ResponseTheory and the Rasch Model," in Rasch Model Foundation, Recent evelopments, and Applications. pp. 3-14. New York : Springer – Verlag, 1995.

Good, C.V. Dictionary of Education. 3rd ed. New York : McGraw –Hill, 1973.

Green, Bert F. & et al. "Technical Guidelines for Assessing Computerized Adaptive Testings," Journal of Educational Measurement. 21(4) : 347-360, 1984.

Hambleton, Ronald K., Swaminathan, Hariharan. Item Response Theory : Principles and Applications. USA : Kluwer Nijhoff, 1985.

Hambleton, Ronald K., Swaminathan, Hariharan, & Rogers, H. Jane. Fundamentals of Item Response Theory. USA : SAGE, 1991

Harwell, Michael & et al. "Monte Carlo Studies in Item Response Theory," Applied Psychological Measurement. 20(2) : 101-125, 1996.

Herman, J. M. "A Questionnaire Measures of Achievement Motivation," Journal of Applied Psychology, 1970.

Karl G. Joreskog & Dag Sorbom. LISREL 8 USER'S REFFERENCE GUIDE. Appsala University : Scientific Software international, 1999

Klausmeir, Ferbert J. Learning and Human Abilities : Educational Psychology. New York : Harper & Brothers, 1961.

Kyung T. Han & Ronald K. Hambleton. User's Manual : WinGen. University of Massachusetts : Center for Educational Assessment, 2007.

Linderman, R.H., Merenda, P.F. & Gold, R.Z. Introduction to Bivariate and Multivariate Analysis. Glenview, Illinois : Scott. Foresman and Copany, 1980

Lord, Frederic M. & Novick Melvin R. "Latent Traits and Item Characteristic Function," in Statistical Theory of Mental Test Scores. pp. 358-394. New York : Addison-Wesley, 1968.

Marry, E. J. Motivation and Emation. New Jersey : Englewood Cliff, Prentice Hall, Inc, 1964.

Mears, M. J. "The Effects of Cooperative Learning Strategies on Mathematics Achievement and Attitudes in Collage Algebra Classes," Dissertation Abstracts International. 56 : 4690-A ; January, 1996.

McClelland, David C. and others. The Achievement Motive. New York : Appleton Century Croffs Inc, 1953.

Pedhazur, E.J. Multiple Regression in Behavioral Research. New York : Holt, Rineharrt and Winson, 1982.

Randall E. Schumacker. & Richard G. Lomax. A BEGINNER'S GUIDE TO STRUCTURAL EQUATION MODELING. New Jersey : LAWRENCE ERLBAUM ASSOCIATES, PUBLISHERS Mahwah, 1996.

Ronald K. Hambleton & Hariharan Swaminathan. Item Response Theory Principles and Applications. USA : amember of kluwer Academic PublisherGroup, 1999.

Remo Ostini & Micheal L. Nring. POLYTOMOUS ITEM RESPONSE THEORY MODELS. SAGE PUBLICATIONS : International Educational and Professional PublisherThousand Oaks, 2006.

Shaw, M. E., and Wright, J. M.. Scales for the Measurement of Attitudes. NY : McGraw Hill, 1967.

Tewari, Mohinder Dev. "The Use of Path Analysis for Determining the relative Significance of Selected Variables and Achievement on a Basic Mathematics Course," Dissertation Abstracts International. 40(10) : 5351 – A ; April, 1980.

Thurstone, L.L. Attitude Theory and Measurement. New York : John Wiley and Sons, 1964.

Traver, Robert M.W. Educational Measurement. New York : The McMillan Company, 1955.

Wainer, Howard & Mislevy, Robert J. "Item Response Theory, Item Calibration and Proficiency Estimation," in Computerized Adaptive Testing *: A Primer*. by Howard Wainer, & et al. pp. 65-102. New Jersey : Lawrence Erlbaum, 1990.

Wood, Deril D. "Academic Achievement of Eighth – Grade Minority Student : Path Analysis of Asian, Hispanic and Black Eighth – Graders," Dissertation Abstracts International. 12(54) : 274 – A ; June, 1994.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก
การสังเคราะห์ตัวแปรงานวิจัยเกี่ยวกับการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้าง

ตารางการสังเคราะห์ตัวแปรงานวิจัยเกี่ยวกับการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้าง

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
1	นางบุรทิน ขำภิรัฐ สาขาวิชาวิธีวิทยาการวิจัย การศึกษาจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2548 (ป.เอก)	การพัฒนา การตรวจสอบความตรงและความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสมการโครงสร้างพหุระดับประสิทธิผลความเป็นคณบดี	-	21
2	อนันต์ชนก วิจิตรนิเทศ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เมษายน 2546 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความวิตกกังวลในการสอบวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนขยายโอกาสทางการศึกษา จังหวัดสระบุรี	-	8
3	อันธิฌา สงวนรัตน์ สาขาวิชาวิธีวิทยาการวิจัย การศึกษาจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของคุณภาพการดำเนินงานของโรงเรียนส่งเสริมสุขภาพ : การวิเคราะห์กลุ่มพหุ	-	15
4	อนุศักดิ์ จินดา สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เมษายน 2548 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่ส่งผลต่อพฤติกรรมเชิงจริยธรรมของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนปลาย จังหวัดสระบุรี	-	7
5	บพิตร อิสระ สาขาวิชาวิธีวิทยาการวิจัย การศึกษาจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของการเรียนรู้อย่างมีความสุข ของนักเรียนชั้น ม.6 ในกรุงเทพมหานคร	-	20
6	ฉัตรศิริ ปิยะพิมลสิทธิ์ สาขาวิชาการทดสอบและวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทร์วิโรฒ 2546 (ป.เอก)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของเชาวน์อารมณ์สำหรับนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 1	2	6
7	จิราพร สุขเอมโอษฐ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ 2552 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อความสามารถในการเผชิญและฟันฝ่าอุปสรรคของนักเรียนระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ วิทยาลัยช่างศิลป และวิทยาลัยนาฏศิลปสังกัดสถาบันบัณฑิตพัฒนศิลป์ เขตภาคกลาง	-	8

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
8	เอกพจน์ สืบญาติ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ 2552 (ป.โท)	การศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อพฤติกรรมการปฏิบัติการพยาบาลตามบทบาทวิชาชีพ ของนักศึกษาพยาบาลชั้นปีที่ 4 วิทยาลัยพยาบาลบรมราชชนนี	-	6
9	ไอฝน ตนสาลี สาขาวิชาการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2549	การศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการกำกับตนเองในการเรียนของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น จังหวัดสุพรรณบุรี	-	8
10	จรัญ ศรีบัวนำ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อคุณธรรมของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนต้น ในกรุงเทพมหานคร	-	7
11	จิตตานันท์ ติกุล สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2545 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุความมีวินัยในตนเองของนักศึกษาระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี : การวิเคราะห์กลุ่มพหุ	-	4
12	จุฬาลักษณ์ ชัยนารถ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ 2552 (ป.โท)	การศึกษาโครงสร้างความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อคุณภาพชีวิตการทำงานของครูในจังหวัดนครราชสีมา	-	4
13	กัลยา อรวิเชียร สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ 2545 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความสามารถในการแก้ปัญหาชีวิตประจำวันของนิสิต คณะ ครุศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	3	3
14	ขัตติยา น้ำยาทอง สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2551 (ป.โท)	การศึกษารูปแบบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่อความสามารถในการฝ่าฟันอุปสรรคของนิสิตนักศึกษาระดับปริญญาตรี คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยรัฐบาลในเขตกรุงเทพมหานคร	-	7

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
15	กรภัทร วรเชษฐ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2548 (ป.โท)	การศึกษาความสัมพันธ์ของปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อลักษณะมุ่งอนาคตของนักเรียนชั้น ม. 3 จังหวัดบุรีรัมย์	-	9
16	กันย์สินี วิเศษสิงห์ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความไม่แปรเปลี่ยนของโมเดลสาเหตุของทักษะการปฏิบัติงานทางการพยาบาลของนักศึกษาชั้นปีที่ 2 และชั้นปีที่ 4 ในวิทยาลัยพยาบาลสังกัดสถาบันพระบรมราชชนก	-	4
17	ขวัญจิรา อนันท์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2546 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความสามารถในการแก้โจทย์ปัญหาคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3	5	2
18	ละมัย ทุมพัฒน์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2550 (ป.โท)	รูปแบบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตลักษณ์แห่งตนของนักเรียนช่วงชั้นที่ 4 โรงเรียนกีฬา สังกัดสถาบันการพลศึกษา	-	6
19	มันจนา จงกล สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2547 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความสามารถในการแก้ปัญหาเฉพาะหน้าของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6	2	3
20	มรุต ก้องวิริยะไพศาล สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2549 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีอิทธิพลต่อความพร้อมในการเรียนรู้ด้วยตนเองของนักศึกษาชั้นปีที่ 1 มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนดุสิต	-	6
21	มธุรส ธัญญเฉลิม สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2550 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่ส่งผลต่อการปรับตัวทางสังคม ของนักเรียนในระดับมัธยมศึกษาช่วงชั้นที่ 4 สหวิทยาเขตเสรีไทย สำนักงานเขตพื้นที่การศึกษา กรุงเทพมหานครเขต 2	-	5

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
22	นันท์นภัส พลเตมา สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ธันวาคม 2550 (ป.โท)	รูปแบบความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงสาเหตุขององค์ประกอบที่มีอิทธิพลต่อความสามารถในการสื่อสารทางคณิตศาสตร์ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 เขตพื้นที่การศึกษา 3 กรุงเทพมหานคร	2	3
23	นันทยา ใจตรง สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ธันวาคม 2548 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยด้านคุณลักษณะทางจิตพิสัยที่ส่งผลต่อทักษะกระบวนการทางวิทยาศาสตร์ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6	1	6
24	เนตรรุ้ง อยู่เจริญ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2553 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อการมีส่วนร่วมในการประกันคุณภาพการศึกษาของครูสถานศึกษาสังกัดสำนักงานคณะกรรมการการอาชีวศึกษา ในกรุงเทพมหานคร	-	5
25	ณัฐพร พวงไธสง สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2546 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของความมุ่งมั่นในการทำวิจัย พฤติกรรมการทำวิจัย และคุณภาพงานวิจัย ของครูระดับประถมศึกษา ในโรงเรียนสังกัดกรุงเทพมหานคร	-	12
26	นิลเนตร นิลประดิษฐ์ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2549 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุนิสัยรักการอ่านของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 ในกรุงเทพมหานคร	-	4
27	นุชนาท เนติพัฒน์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มีนาคม 2548 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อความขยันหมั่นเพียรในการเรียนของนักเรียนช่วงชั้นที่ 4 โรงเรียนในเครือมูลนิธิคณะเซนต์คาเบรียล แห่งประเทศไทย	-	8
28	ณัฐณิชากร ศรีบริบูรณ์ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของจิตอาสาของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลาย ในโรงเรียนสังกัด สพฐ.	-	7

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
29	ณัฐพล แย้มสะอาด สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2551 (ป.โท)	การศึกษาตัวแปรเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อพฤติกรรมการเรียนของนักเรียนในระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 สังกัดสำนักงานคณะกรรมการการศึกษาขั้นพื้นฐานเขตพื้นที่การศึกษา 2 กรุงเทพมหานคร	-	7
30	ปริชาติ เบ็ญจวรรณ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มีนาคม 2551 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อจิตวิทยาศาสตร์ของนักเรียนช่วงชั้นที่ 4 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานครเขต 2	-	5
31	พัสณีย์ อรรถสกุลรัตน สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	การศึกษาความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการคงอยู่ในงานอาชีพครู ของข้าราชการครูสังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาสุรินทร์ เขต 1 จังหวัดสุรินทร์	-	6
32	เพ็ญประภา ระนาท สาขาวิชาการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทร วิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อการพึ่งตนเองของนักเรียนระดับชั้นมัธยมศึกษา ช่วงชั้นที่ 3กลุ่มพระนครเหนือ สังกัดกรุงเทพมหานคร	-	8
33	พินดา วราสุนันท์ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2547 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของความสามารถในการจัดการเรียนการสอนแบบบูรณาการสิ่งแวดล้อมศึกษาของครูประถมศึกษา	1	7
34	ปิยนาฏ สิทธิฤทธิ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กันยายน 2549 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อการตระหนักรู้ตนเองของนักเรียน ระดับชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในเขตพื้นที่การศึกษานครศรีธรรมราช เขต 2	-	35
35	พจนพร ถนอมวุฒิศักดิ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	การวิเคราะห์โครงสร้างความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่อการมองโลกในแง่ดีของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3	-	6

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
36	รุ่งฤดี นิลลออ สาขาวิชาการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2549 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อพฤติกรรมต่อต้านสังคมของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ในเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 2	-	7
37	ษมาพร ศรีอิทยาจิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2548 (ป.โท)	การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุปัจจัยบางประการที่ส่งผลทักษะชีวิตของนักเรียนชั้น ม.2 โรงเรียนขยายโอกาสทางการศึกษา จังหวัดนครนายก	-	7
38	สาวิตรี เข้าใจการ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เมษายน 2549 (ป.โท)	รูปแบบความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่อความสามารถในการคิดตรรกศาสตร์ของนักเรียนช่วงชั้นที่ 3 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาชัยภูมิเขต 1	3	3
39	ศิณาพร แสงใส สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2548 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อการเห็นคุณค่าในตนเอง ของนักเรียนชั้น ม.3 ในเขตพื้นที่การศึกษาบุรีรัมย์เขต 4	-	8
40	ศิริพร สุริวงษ์ สาขาวิชาการศึกษาปฐมวัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กุมภาพันธ์ 2549 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่มีอิทธิพลต่อการมีน้ำหนักเกินเกณฑ์ของเด็กปฐมวัย ในโรงเรียนประถมศึกษา สังกัดกรุงเทพมหานคร	-	7
41	ศิริประภา ษรจันทร์ศรี สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2549 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุการนำผลการประเมินภายนอกไปใช้และการดำเนินงานด้านระบบประกันคุณภาพภายในของโรงเรียนสังกัดกรุงเทพมหานคร	-	5
42	สิทธิศักดิ์ ศักดิ์สิตากร สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อความสามารถในการเผชิญปัญหาความขัดแย้งของนักเรียนชั้น ม.6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานครเขต 1	-	7

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
43	ศิวพร ไชยพะยอม สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2550 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยด้านคุณลักษณะด้านจิตพิสัย ซึ่งส่งผลต่อความสามารถด้านตัวเลขของนักเรียนช่วงชั้นที่3ในเขตพื้นที่การศึกษาเพชรบุรี เขต 1	3	5
44	สุชาดา ปั้นโฉม สาขาวิชาการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2551 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่อการคิดวิเคราะห์ในวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนช่วงชั้นที่ 2 ในโรงเรียนเอกชนกลุ่ม 3 เขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 1	1	6
45	สุภะ อภิญญาภิบาล สาขาวิชาการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มกราคม 2550 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยบางประการกับความสามารถในการเผชิญอุปสรรค ของนิสิตระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ	-	5
46	สุภาภรณ์ ธรรมวิชัยพันธ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2550 (ป.โท)	การศึกษาปัจจัยเชิงสาเหตุของตัวแปรที่ส่งผลต่อความสามารถในการวัดและประเมินตามสภาพจริงของครูวิทยาศาสตร์ประถมศึกษา	-	5
47	สุธาสินี ศรีเที่ยงตรง สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มีนาคม 2553 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อความทะเยอทะยาน (Ambition) ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 5 จังหวัดสุพรรณบุรี	-	5
48	สุวรรณา ก่อสุวรรณวงศ์ สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ มีนาคม 2550 (ป.โท)	ปัจจัยเชิงสาเหตุที่ส่งผลต่อความเข้มแข็งในการมองโลกของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4 โรงเรียนสังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษานนทบุรี เขต 2 จังหวัดนนทบุรี	-	5
49	ธีรพงษ์ เที่ยงสมพงษ์ สาขาวิชาการตลาด มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กุมภาพันธ์ 2551 (ป.โท)	โมเดลเชิงสาเหตุของความจงรักภักดีต่อการใช้บริการสถานีบริการน้ำมันของลูกค้าในกรุงเทพมหานคร	1	6

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
50	ณัฐชา รัตนพันธ์ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2550 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของความผูกพันต่อองค์กร ของพนักงานมหาวิทยาลัยสายสนับสนุนวิชาการในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล	-	5
51	ธีระพงษ์ คุ้มราศี สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2551 (ป.โท)	การวิเคราะห์โครงสร้างความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของตัวแปรที่ส่งผลต่อพฤติกรรมการใช้อินเทอร์เน็ตเพื่อการเรียนรู้ ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษา ช่วงชั้นที่ 4 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 1	-	6
52	อัญชลี เซ่งตระกูล สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 259 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุความสำเร็จในวิชาชีพครูโรงเรียนในสังกัดสำนักการศึกษา กรุงเทพมหานคร	-	7
53	อุษา ปฏิสัมพิทา สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	การศึกษาความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงสาเหตุของเจตนาที่จะใช้งานระบบบริการการศึกษา ของนักศึกษาระดับปริญญาตรี ของสถาบันอุดมศึกษาในจังหวัดกรุงเทพมหานคร	-	5
54	วนิดา กับกิ่ว สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ตุลาคม 2552 (ป.โท)	การตรวจสอบความเที่ยงตรงของโมเดลเชิงสาเหตุของพฤติกรรมการเป็นสมาชิกที่ดีขององค์การ ของครูโรงเรียนในสังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร	-	4
55	วรรณะ บรรจง สาขาวิชาการวิจัยพฤติกรรมศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2551 (ป.เอก)	ปัจจัยเชิงสาเหตุและผลของเอกลักษณ์นักศึกษาครูและการรับรู้ความสามารถของตนในการเป็นครูนักวิจัยที่มีต่อพฤติกรรมครูนักวิจัยของนักศึกษาครูในยุคปฏิรูปการศึกษา	-	14

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
56	วรรณา เปลี่ยนพุ่ม สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางการศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พฤษภาคม 2552 (ป.โท)	ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุของปัจจัยที่ส่งผลต่อความสามารถในการคิดอย่างมีวิจารณญาณ ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษา ปีที่ 4 ในเขตพื้นที่การศึกษากรุงเทพมหานคร เขต 3	3	4
57	วรรณา ศิลธรรม สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2549 (ป.โท)	โมเดลเชิงสาเหตุของความต้องการจำเป็นด้านความเหมาะสมของการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงคุณภาพทางการศึกษา	-	4
58	วิสุทธิ วนาอินรายุธ สาขาวิชาวิจัยการศึกษา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2548 (ป.โท)	การพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุของความฉลาดทางเชาวน์ปัญญา ความฉลาดทางอารมณ์ ความฉลาดทางจริยธรรม และความฉลาดในการเผชิญและฝ่าฟันอุปสรรค ที่มีต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของนักเรียน	1	3
59	Tsu-Yin Wu, Nola Pender, and Samar Noureddine Eastern Michigan University, 2003	Gender Differences in the Psychosocial and Cognitive Correlates of Physical Activity Among Taiwanese Adolescents: A Structural Equation Modeling Approach	-	6
60	Paulo O. Duarte & Helena B. Alves & Mário B. Raposo NECE—Research Unit in Business Sciences, Business and Economics Department, University of Beira Interior, Portugal	Understanding university image: a structural equation model approach	-	5

ที่	ผู้วิจัย	ชื่อเรื่อง	ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่า	ตัวแปรแบบให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า
61	Paul R. Smokowski Martica L. Bacallao Springer Science+Business Media, LLC 2006	Acculturation and Aggression in Latino Adolescents: A Structural Model Focusing on Cultural Risk Factors and Assets	-	9
62	George R. Holmes, Aldo Galeazzi, Emilio Franceschina, George F. McNulty, Angela Q. Forand, Sandra R. Stader, deRosset Myers, Jr. and Harry H. Wright , *Journal of Behavioral Education, Vol. 13, No. 2, June 2004 , pp. 117–133*	A Structural Equation Model for the School Reinforcement Survey Schedule: Italian and American Early Adolescents	-	6
63	Timothy Teo Education Research Institute, Seoul National University, Seoul, Korea 2010	Examining the influence of subjective norm and facilitating conditions on the intention to use technology among pre-service teachers: a structural equation modeling of an extended technology acceptance model	-	6

จากการที่ผู้วิจัยได้สังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาโมเดลเชิงสาเหตุ ระหว่างปี พ.ศ. 2545 ถึง 2553 จำนวน 63 เรื่อง พบว่า มีงานวิจัยที่ใช้ตัวแปรแบบให้คะแนน 2 ค่าและมากกว่า 2 ค่า จำนวน 13 เรื่อง งานวิจัยที่มีเฉพาะตัวแปรที่ตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า เพียงอย่างเดียว จำนวน เรื่อง แสดงให้เห็นว่างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรแฝงหรือคุณลักษณะที่วัดในโมเดลล้วนมีการตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า เป็นส่วนใหญ่

ภาคผนวก ข
ขั้นตอนการจำลองข้อมูลโดยใช้โปรแกรม WinGen 3

ขั้นตอนการจำลองข้อมูลโดยใช้โปรแกรม WinGen 3

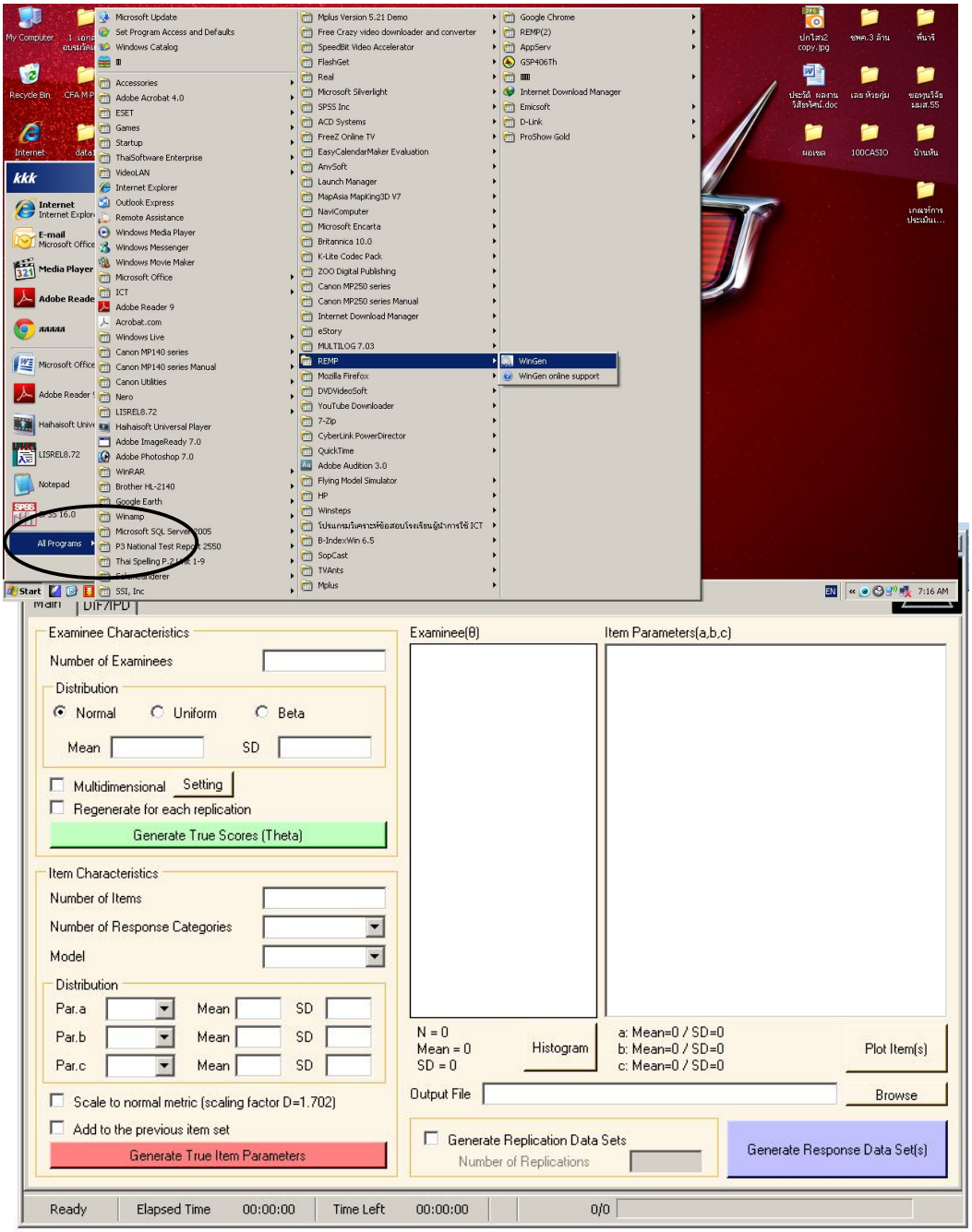
รายละเอียดวิธีการจำลองข้อมูลด้วยโปรแกรม WinGen 3

งานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้โปรแกรม WinGen 3 ในการจำลองข้อมูล ซึ่งเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปที่พัฒนาโดย Kyung T. Han and Ronald K. Hambleton เมื่อปี ค.ศ. 2007 เป็นโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในระบบ Microsoft Windows ทำให้สะดวกและง่ายในการจำลองข้อมูลมากกว่าในอดีตที่ใช้โปรแกรมในระบบปฏิบัติการ DOS (เช่น DATAGEN ของ Hanbleton & Rovinelli, 1973, GENIRV ของ Baker, 1989 และ RESGEN ของ Muraki, 1992) ที่มีข้อจำกัดในเรื่องของความเร็วในการประมวลผล และจำนวนสารสนเทศที่ต้องการมีน้อย (Kyung T. Han and Ronald K. Hambleton, 2007 : 4-10)

โปรแกรม WinGen 3 มีคุณสมบัติที่สามารถจำลองข้อมูลตามทฤษฎีการตอบสนองข้อสอบได้หลายโมเดล เช่น โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนน 2 ค่า ทั้ง 1 2 และ 3 พารามิเตอร์ , โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบตรวจให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า ได้แก่ partial credit model, generalized partial credit model, graded response model, rating scale model, and nominal response model โมเดลการตอบสนองข้อสอบแบบพหุมิติ นอกจากนี้ค่าพารามิเตอร์ในโมเดลการตอบสนองข้อสอบเป็นการจำลองข้อมูลจากการแจกแจงของตัวแปรจากข้อมูลจริง ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ 1) การจำลองข้อมูลค่าพารามิเตอร์ความสามารถของผู้สอบ 2) การจำลองข้อมูลค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ และ 3) การจำลองข้อมูลการตอบสนองข้อสอบจากแบบทดสอบและข้อคำถามจากแบบวัด มีการนำเสนอข้อมูลในรูปของ โค้งคุณลักษณะข้อสอบ (item characteristic curves ; ICC) โค้งคุณลักษณะของแบบทดสอบ (test characteristic curves ; TCC) ฟังก์ชั่นสารสนเทศของข้อสอบ (item information curves ; IFC) และฟังก์ชั่นสารสนเทศของแบบทดสอบ (test information curves ; TIC) ตัวอย่างวิธีการจำลองข้อมูลนำเสนอได้ดังนี้

การจำลองข้อมูลด้วยโปรแกรม WinGen 3 ประกอบด้วยขั้นตอนหลัก ๆ 3 ขั้นตอน ดังนี้

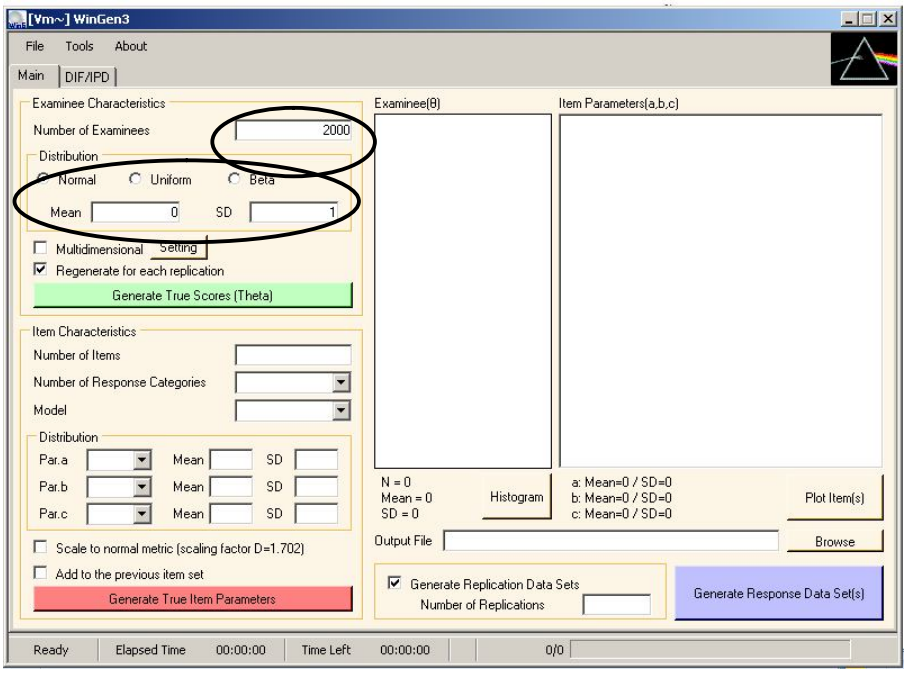
เปิดโปรแกรม WinGEN3



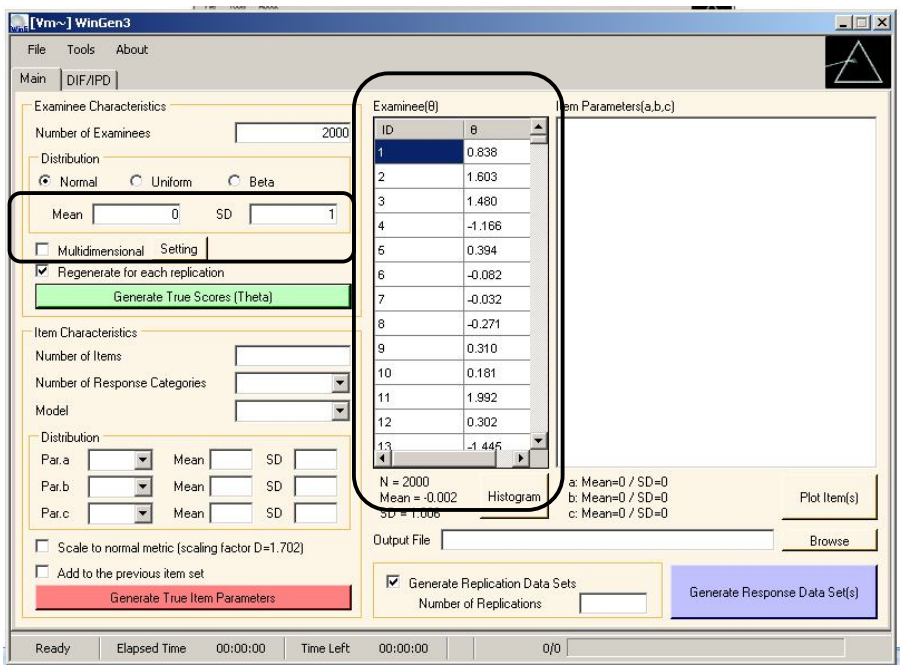
ขั้นตอนที่ 1 กำหนดคุณลักษณะของค่าพารามิเตอร์ผู้สอบ (ExamineeCharacteristics) ดังนี้

1.1 จำนวนผู้สอบ ในช่อง Number of Examinees

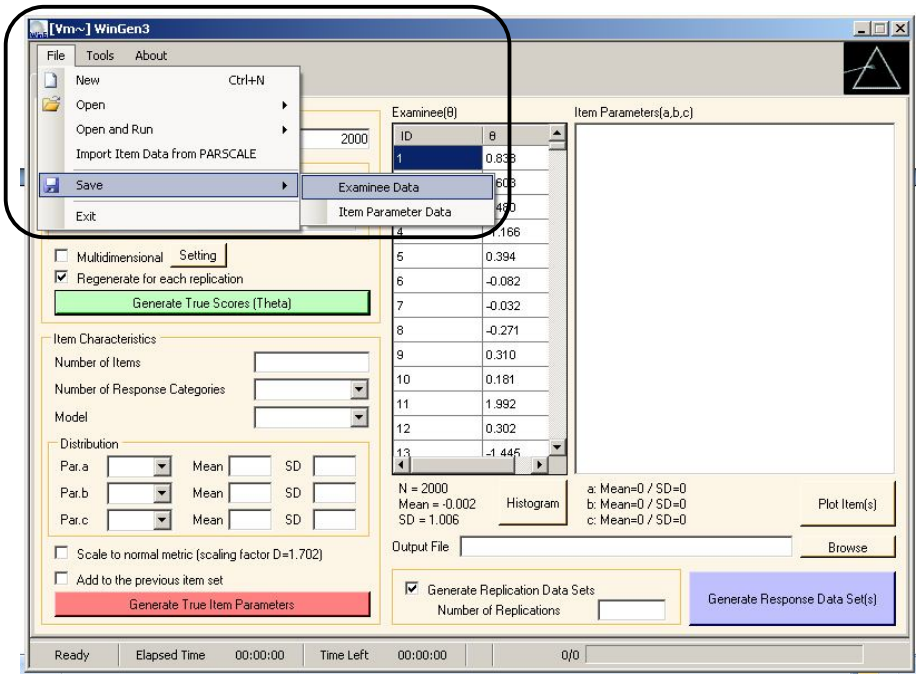
1.2 กำหนดการลักษณะการแจกแจงค่า Theta ของผู้สอบ ในช่อง Distribution , Mean , SD โดยสามารถเลือกลักษณะการแจกแจงได้หลายรูปแบบ



1.3 เลือก Regenerate for each replication จากนั้น คลิก Generate True Scores (Theta)



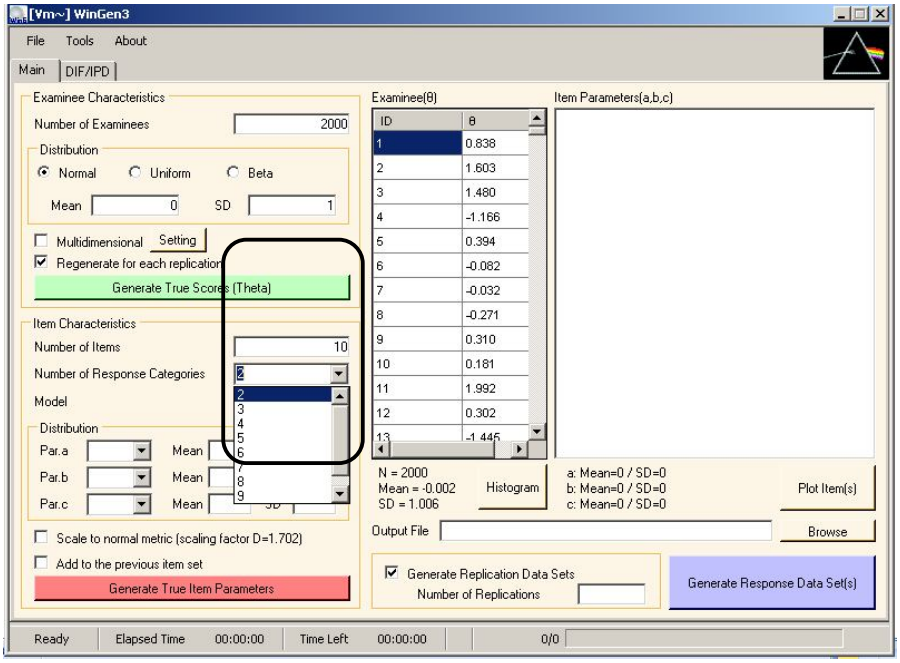
1.4 เลือก File > Save > Examinee Data



ขั้นตอนที่ 2. กำหนดคุณลักษณะของค่าพารามิเตอร์ข้อสอบ (Item Characteristics) ดังนี้

2.1 กำหนดจำนวนข้อสอบหรือแบบวัด ในช่อง Number of Item

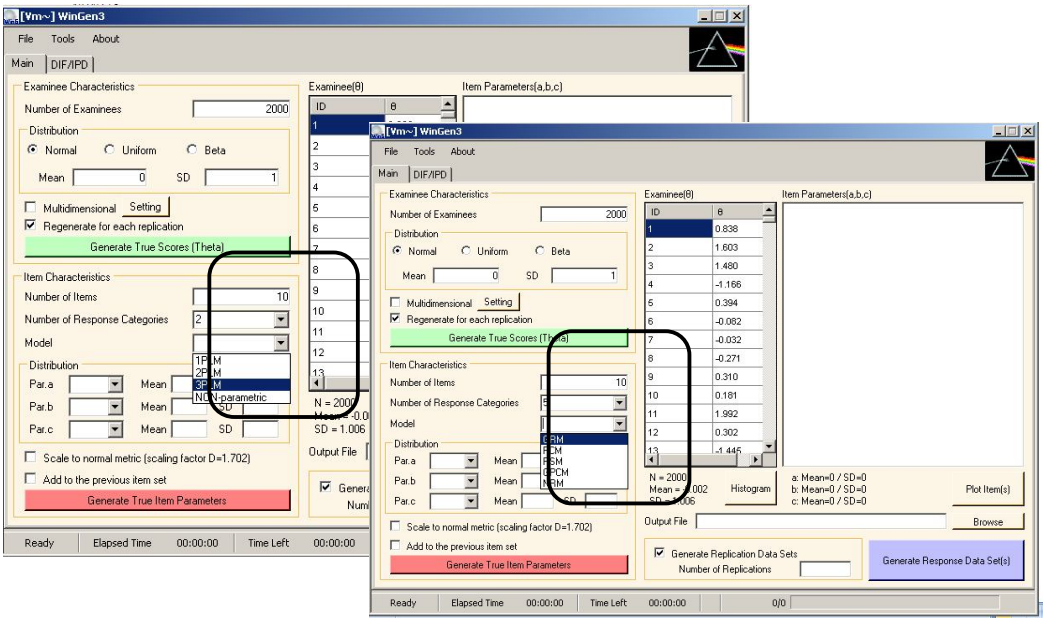
2.2 กำหนดลักษณะการตอบข้อสอบหรือแบบวัด ในชอง Number of Response Categories โดยมีรูปแบบการตอบให้เลือก



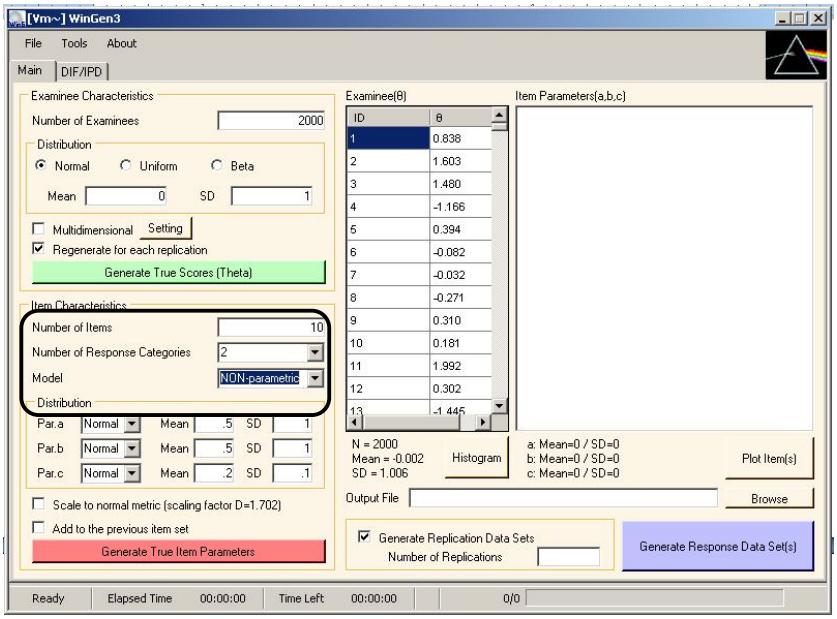
2.3 กำหนดรูปแบบของโมเดลที่ต้องการ ในช่อง Model ซึ่งมีให้เลือกตามลักษณะการตอบ

- เมื่อเลือกลักษณะการตอบแบบ 2 ค่า ก็สามารถ เลือกโมเดล 1 , 2 , 3 และ non parameter ได้ตามความต้องการ

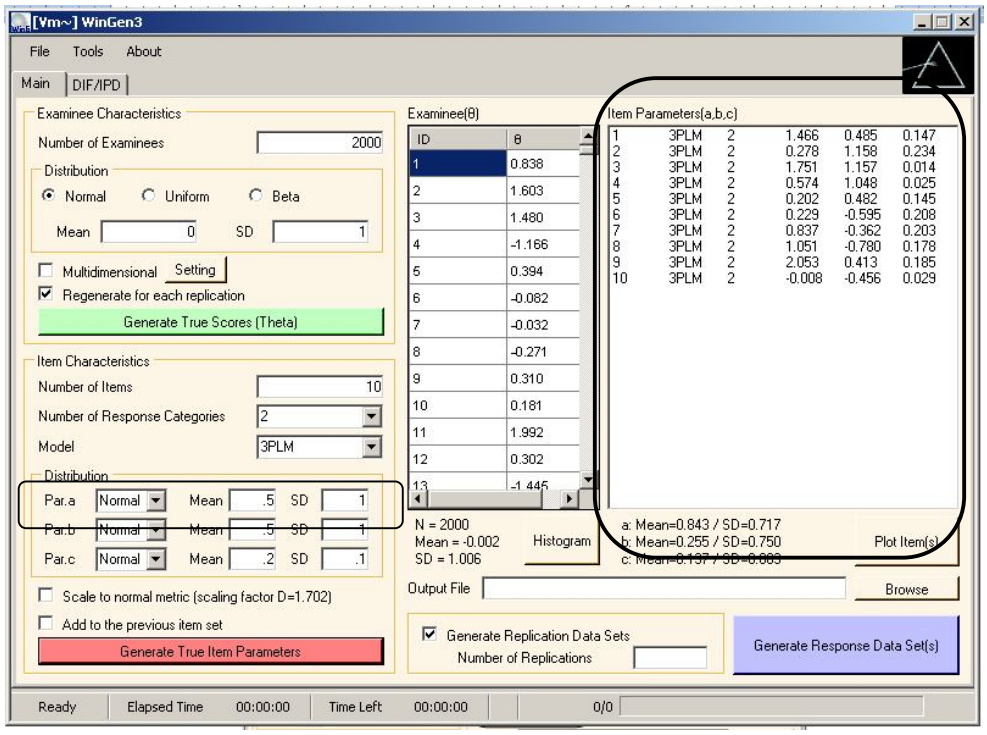
- เมื่อเลือกลักษณะการตอบมากกว่า 2 ค่า ก็สามารถ เลือกโมเดล partial credit model, generalized partial credit model, graded response model, rating scale model และnominal response ได้ตามความต้องการ



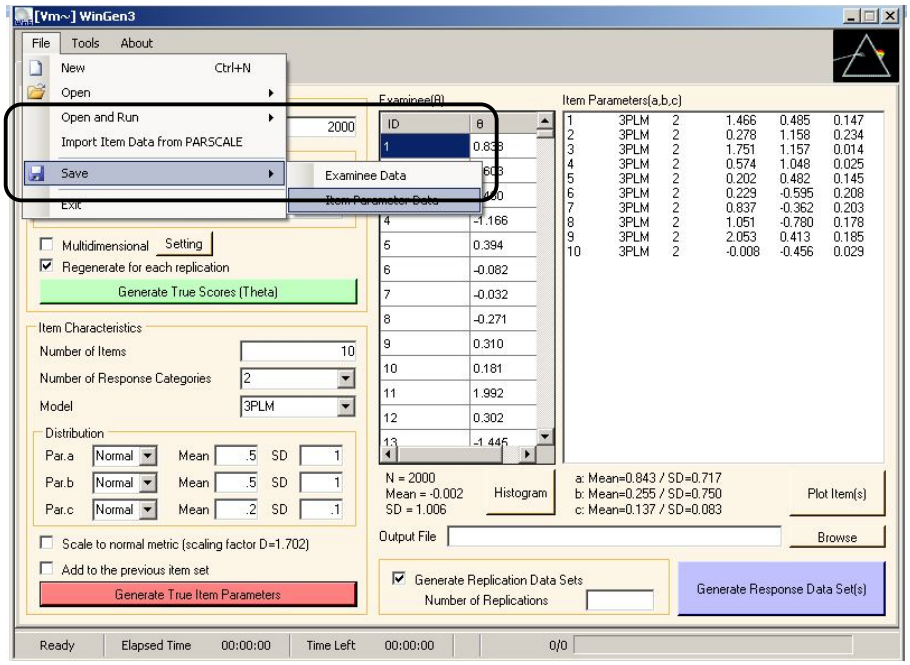
2.4 กำหนดลักษณะการแจกแจงของค่า อำนาจจำแนก (a) ค่าความยาก (b) และค่าอำนาจ การเดา (c) ในช่อง Distribution



2.5 คลิก Generate True Item Parameters จะได้ค่าพารามิเตอร์ของเครื่องมือวัดตามจำนวนที่กำหนด

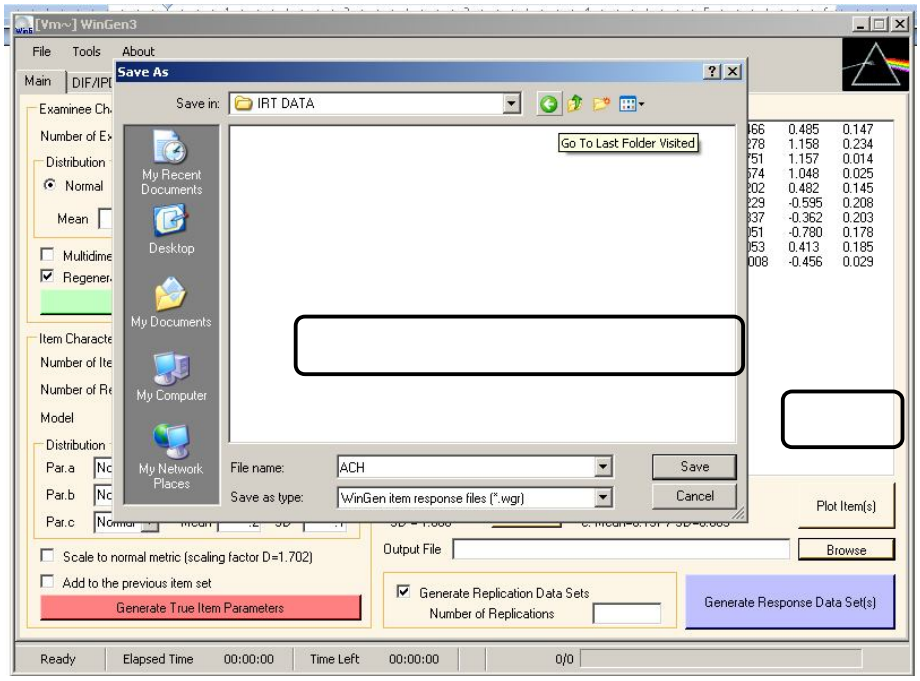


2.6 เลือก File > Save > Item Parameter Data

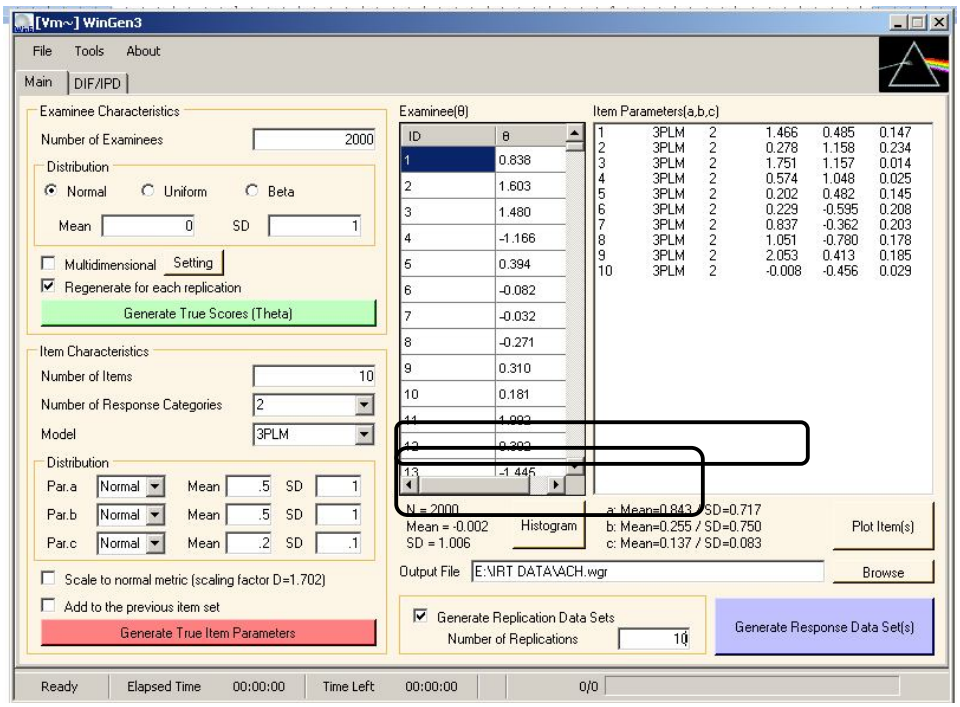


ขั้นตอนที่ 3 การจำลองข้อมูลการตอบแบบวัดของกลุ่มตัวอย่าง

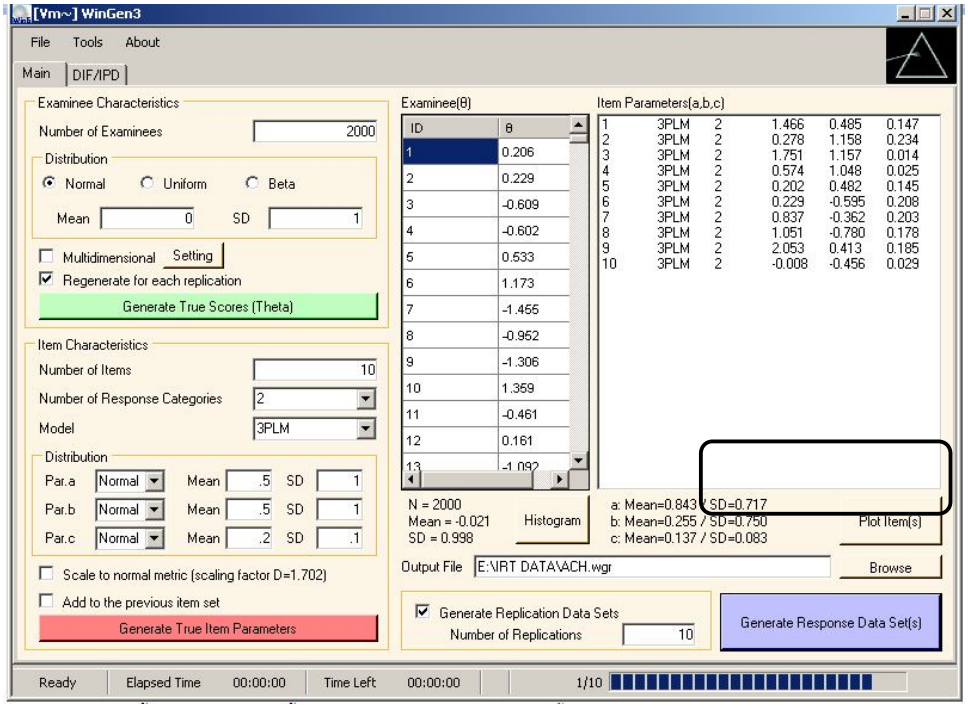
3.1 เลือก Browse เพื่อกำหนดแหล่งสำหรับเก็บข้อมูลจำลอง > save



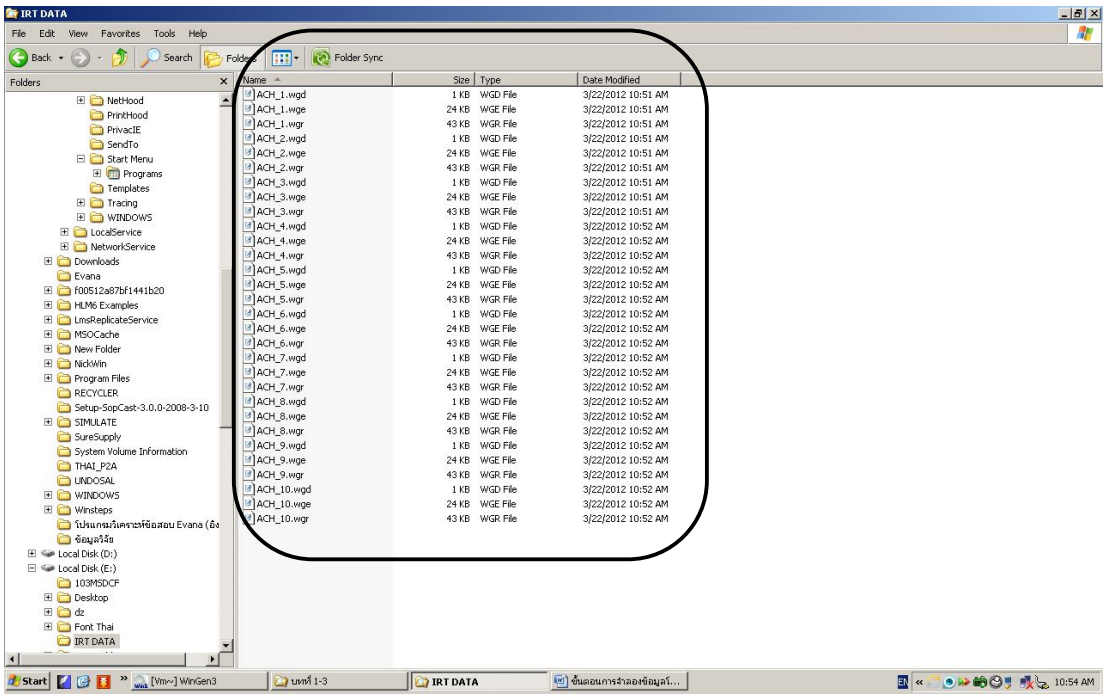
3.2 ผู้วิจัยสามารถเลือกจำนวนชุดของข้อมูลได้ ในช่อง Generate Replication Data Sets > Number of Replication



3.3 คลิก Generate Response Data Set(s)

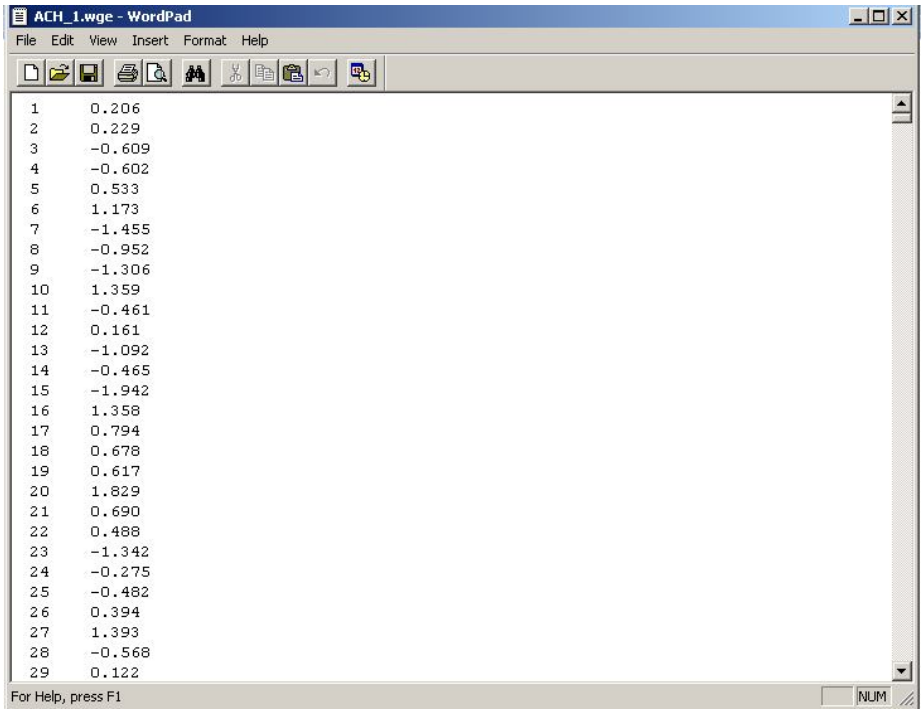


ผู้วิจัยสามารถนำข้อมูลจำลองมาใช้โดยเปิดจากแหล่งข้อมูลที่กำหนดไว้ขั้นตอนที่ 3.1 โดยลักษณะของข้อมูลเป็น ไฟล์ WordPad



ลักษณะของข้อมูลจำลองจากโปรแกรม WinGen3

1. ไฟล์ที่มีนามสกุล .wge เป็นไฟล์ที่บอกค่าความสามารถหรือระดับเจตคติของผู้ตอบแบบวัด ดังตัวอย่าง



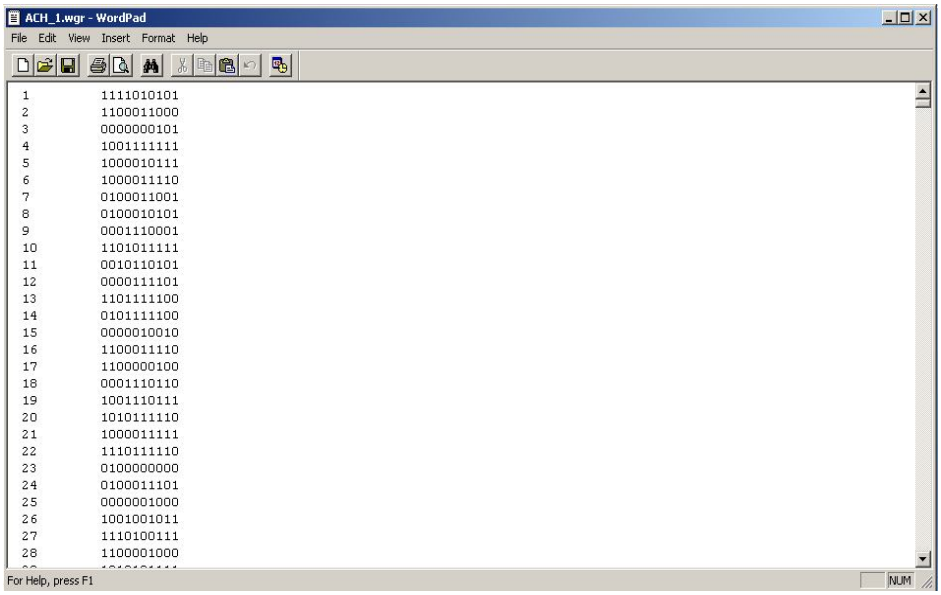
ACH_1.wge - WordPad

File Edit View Insert Format Help

1	0.206
2	0.229
3	-0.609
4	-0.602
5	0.533
6	1.173
7	-1.455
8	-0.952
9	-1.306
10	1.359
11	-0.461
12	0.161
13	-1.092
14	-0.465
15	-1.942
16	1.358
17	0.794
18	0.678
19	0.617
20	1.829
21	0.690
22	0.488
23	-1.342
24	-0.275
25	-0.482
26	0.394
27	1.393
28	-0.568
29	0.122

For Help, press F1 NUM

2. ไฟล์ที่มีนามสกุล .wgr เป็นไฟล์ที่ให้นำเสนอค่าของข้อมูลการตอบข้อสอบหรือแบบวัดของกลุ่มผู้สอบตามจำนวนที่กำหนด ดังตัวอย่าง



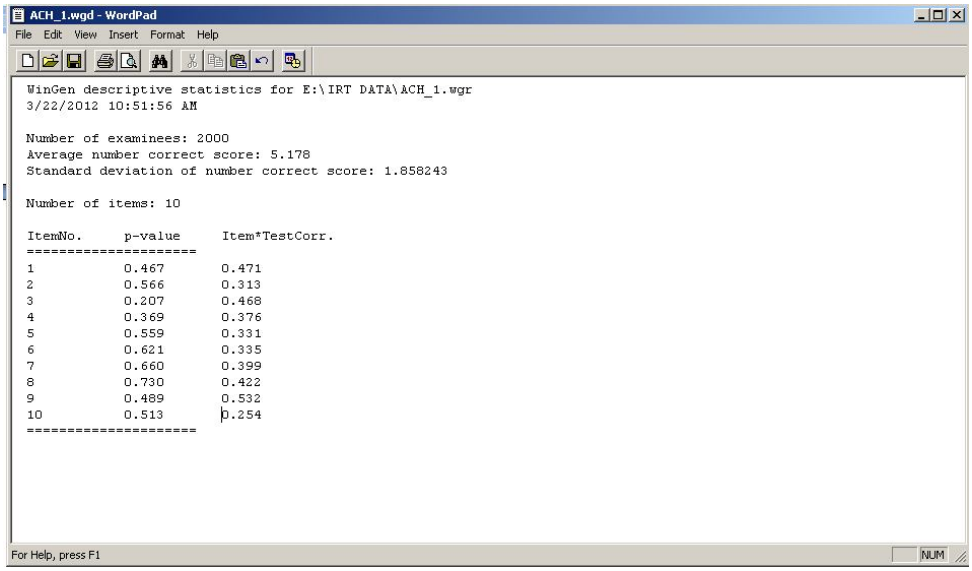
ACH_1.wgr - WordPad

File Edit View Insert Format Help

1	1111010101
2	1100011000
3	0000000101
4	1001111111
5	1000010111
6	1000011110
7	0100011001
8	0100010101
9	0001110001
10	1101011111
11	0010110101
12	0000111101
13	1101111100
14	0101111100
15	0000010010
16	1100011110
17	1100000100
18	0001110110
19	1001110111
20	1010111110
21	1000011111
22	1110111110
23	0100000000
24	0100011101
25	0000001000
26	1001001011
27	1110100111
28	1100001000

For Help, press F1 NUM

3. ไฟล์ที่มีนามสกุล .wgd เป็นไฟล์ที่บอกค่าสถิติพื้นฐานของข้อมูลจำลองชุดนั้น ๆ ทั้งข้อมูลพื้นฐานของผู้สอบ และแบบวัด ดังตัวอย่าง



ACH_1.wgd - WordPad

File Edit View Insert Format Help

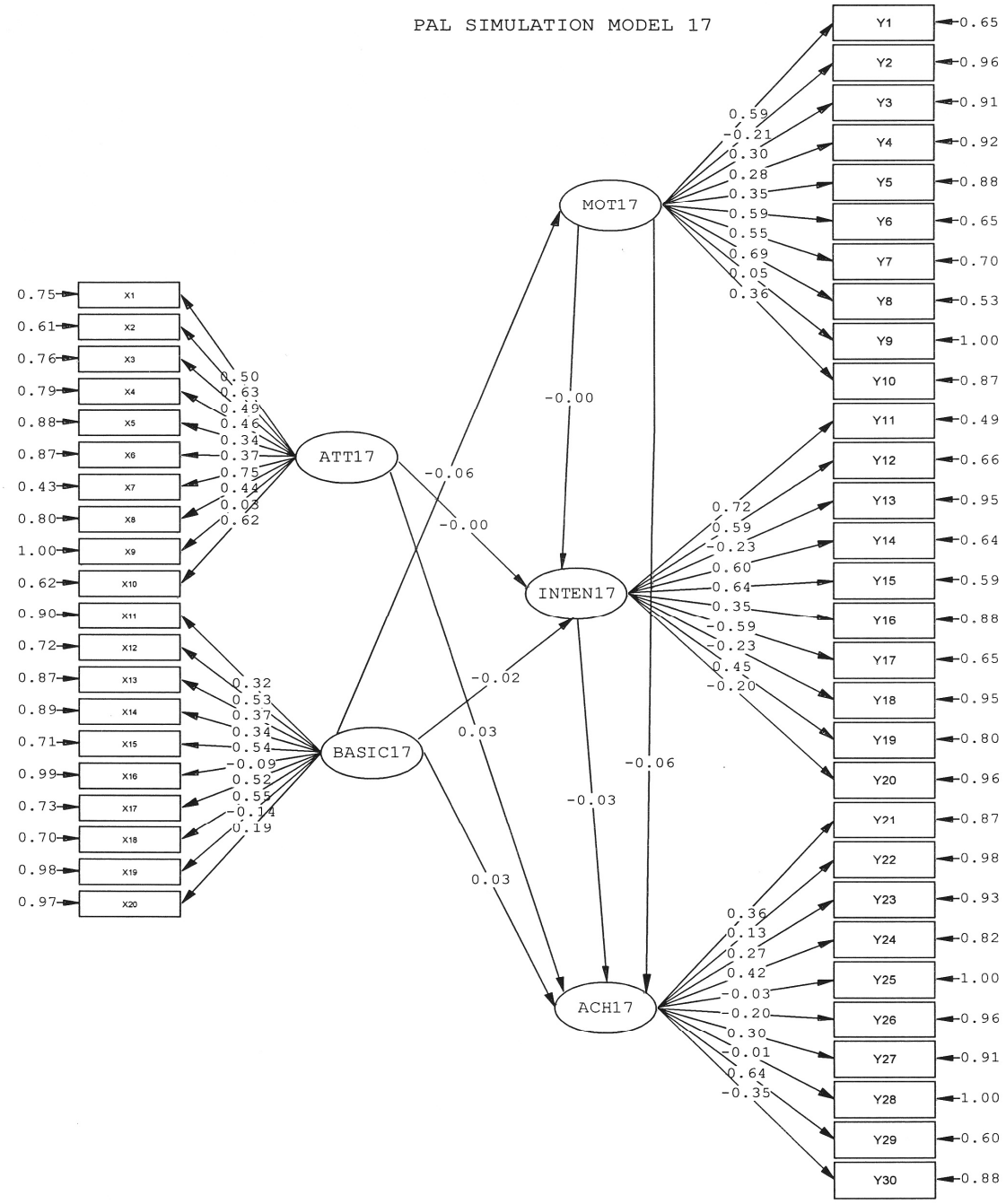
```
WinGen descriptive statistics for E:\IRT DATA\ACH_1.wgr
3/22/2012 10:51:56 AM

Number of examinees: 2000
Average number correct score: 5.178
Standard deviation of number correct score: 1.858243

Number of items: 10

ItemNo.     p-value     Item*TestCorr.
=====================
1           0.467       0.471
2           0.566       0.313
3           0.207       0.468
4           0.369       0.376
5           0.559       0.331
6           0.621       0.335
7           0.660       0.399
8           0.730       0.422
9           0.489       0.532
10          0.513       0.254
=====================
```

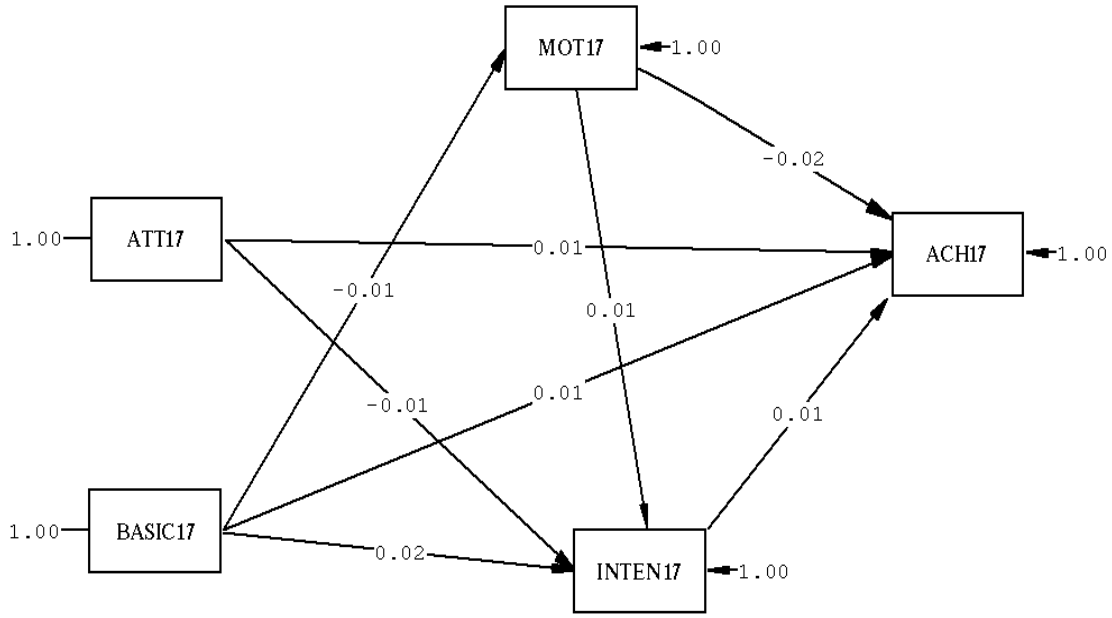
For Help, press F1 NUM



ภาพประกอบ 66 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 17

จากภาพ 66 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 17 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1261.48 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .02623 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

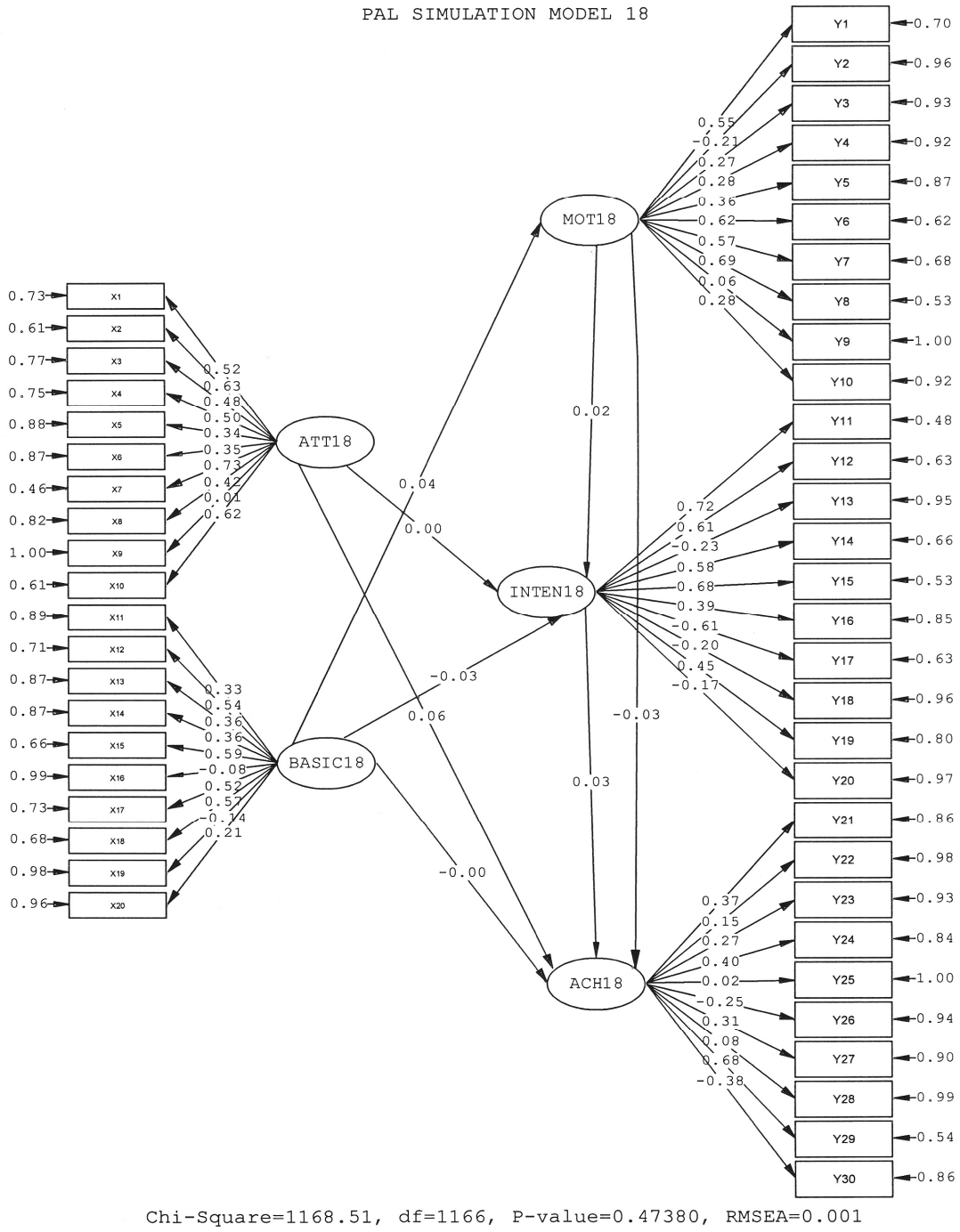
SEDPIRT SIMULATION MODEL 17



Chi-Square=0.03, df=2, P-value=0.98363, RMSEA=0.000

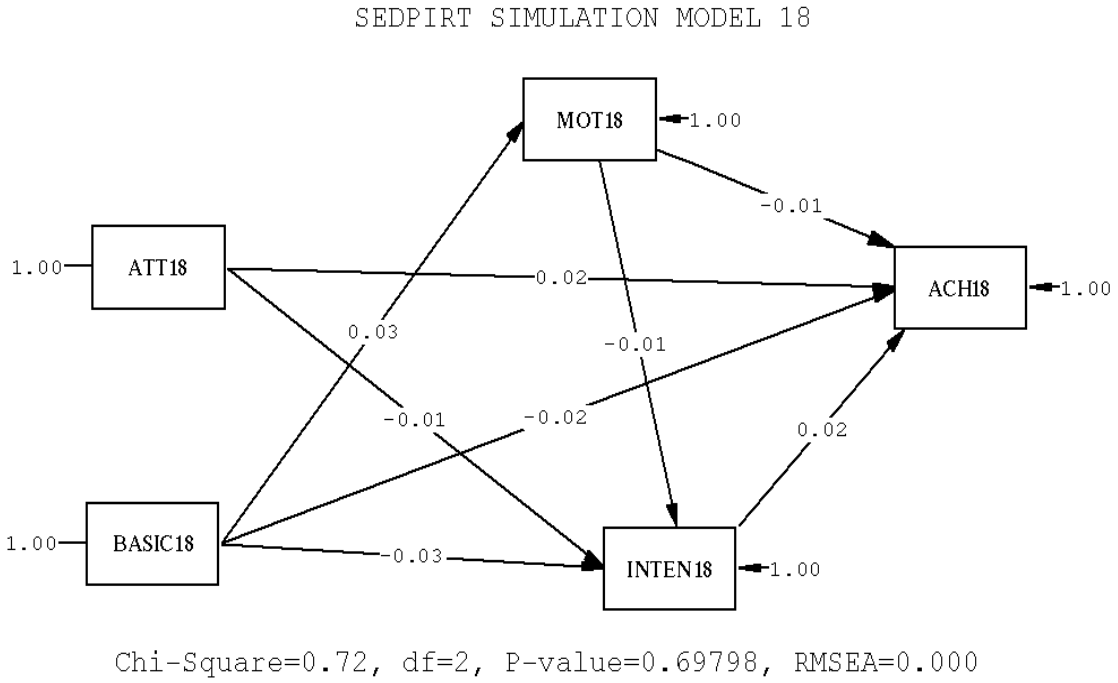
ภาพประกอบ 67 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 17

จากภาพ 67 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 17 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.03 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .98363 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



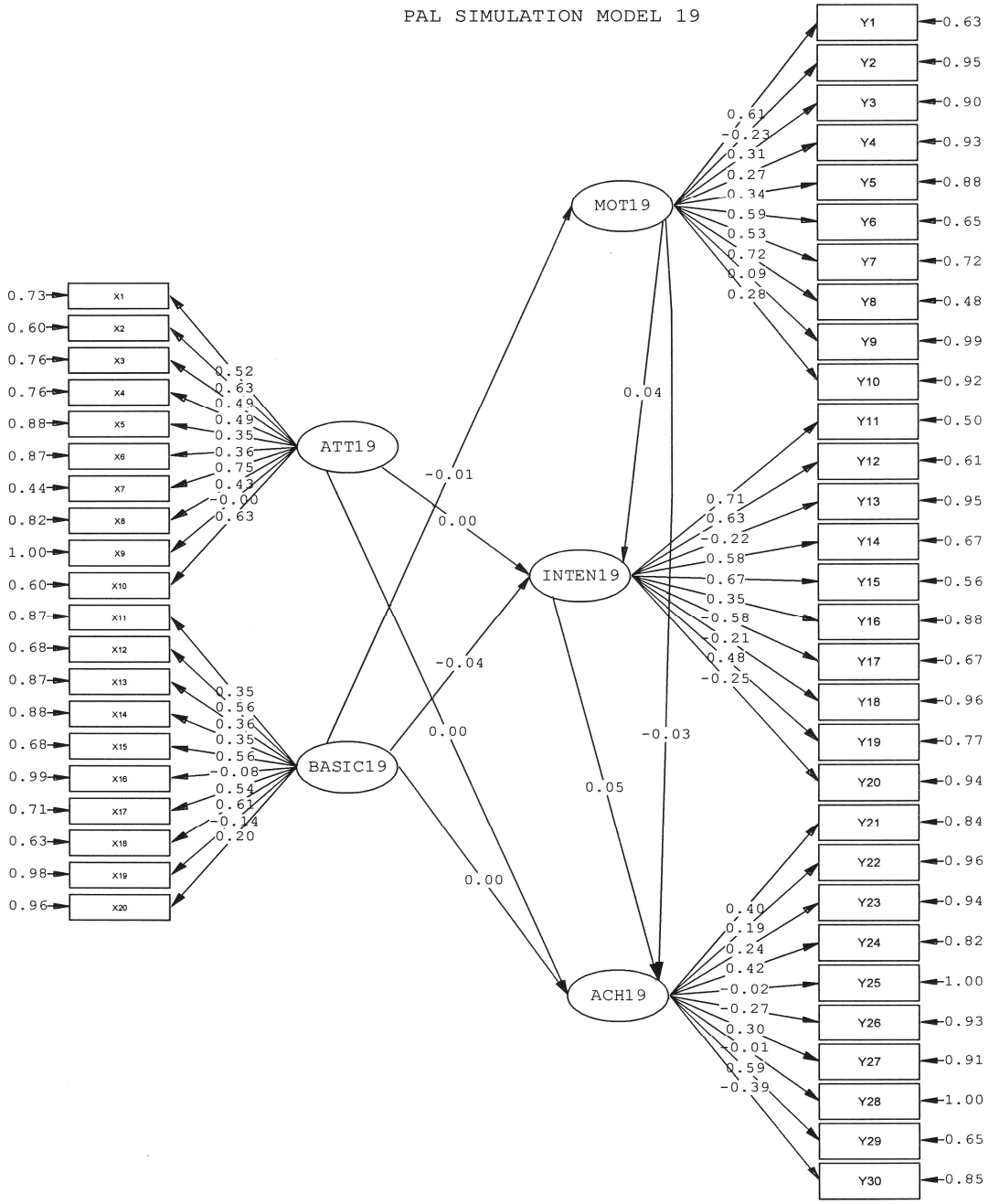
ภาพประกอบ 68 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 18

จากภาพ 68 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการ PAL โมเดลที่ 18 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1168.51 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .47380 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



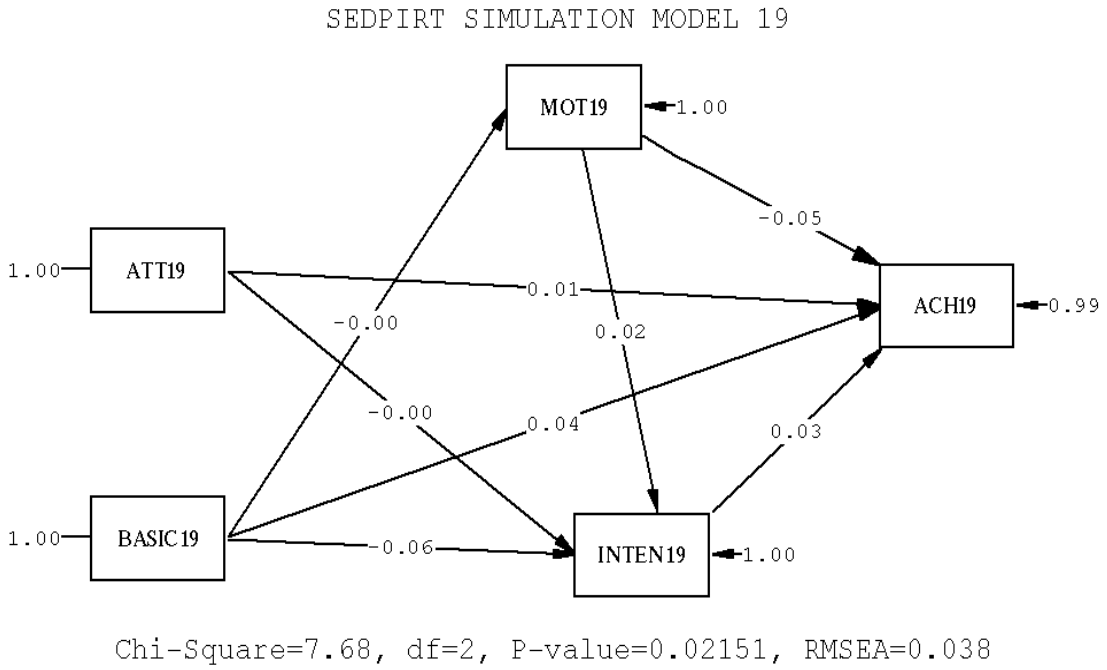
ภาพประกอบ 69 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 18

จากภาพ 69 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 18 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.72 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .69798 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



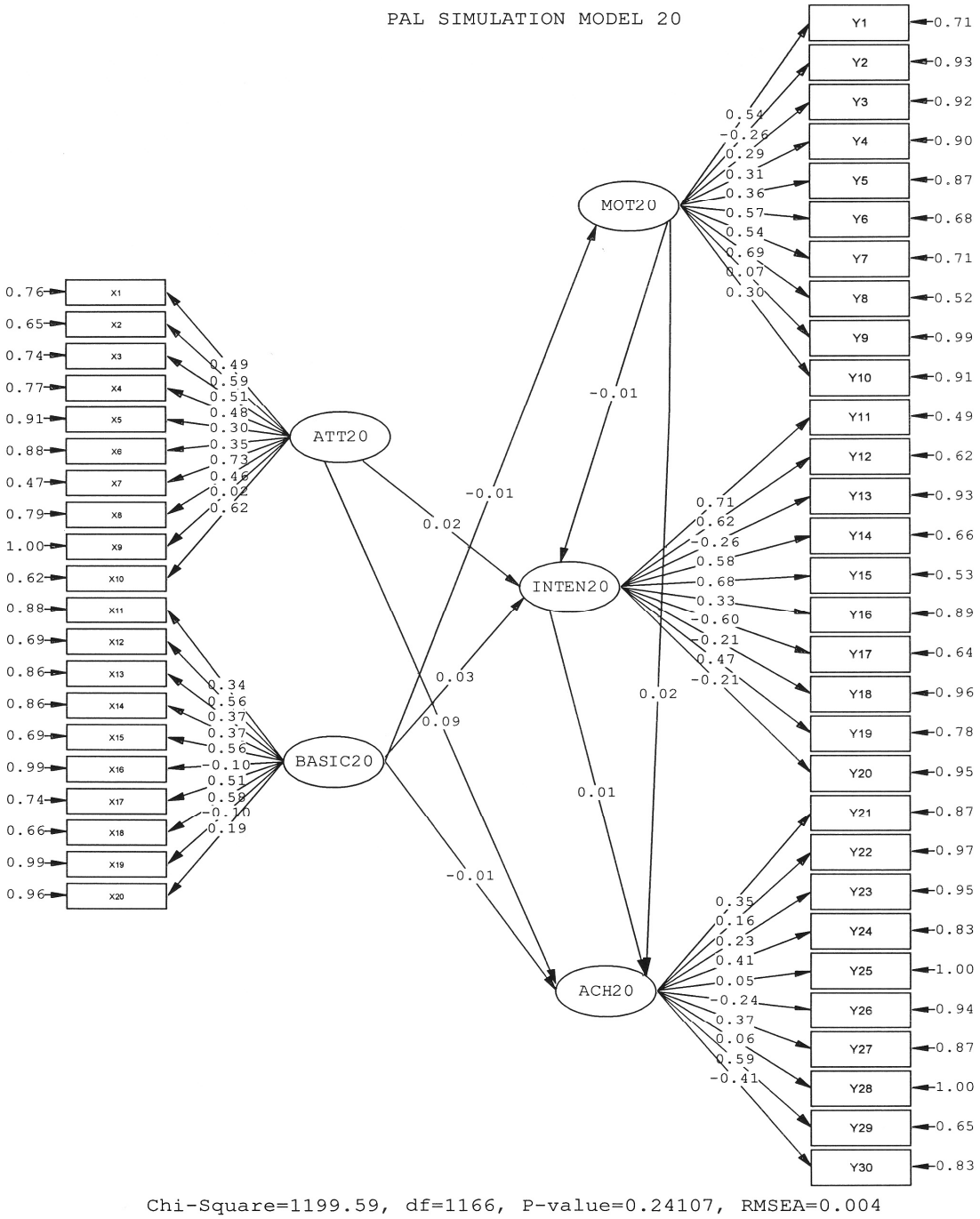
ภาพประกอบ 70 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 19

จากภาพ 70 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 19 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1217.15 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .14507 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



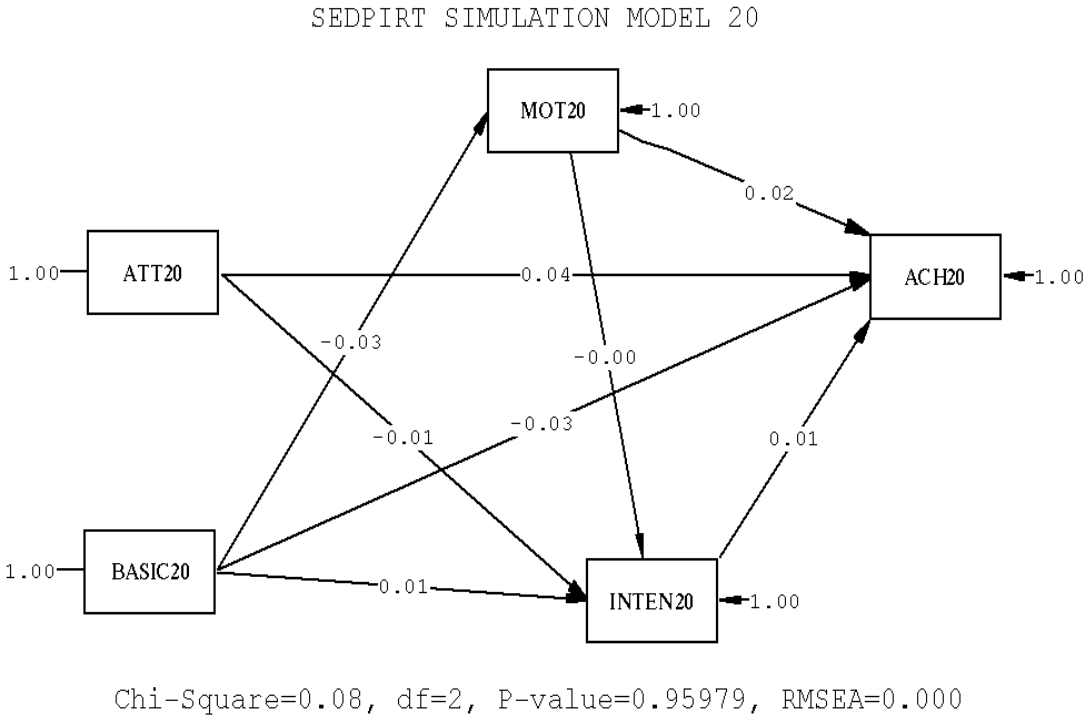
ภาพประกอบ 71 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 19

จากภาพ 71 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 19 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 7.68 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .02151 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



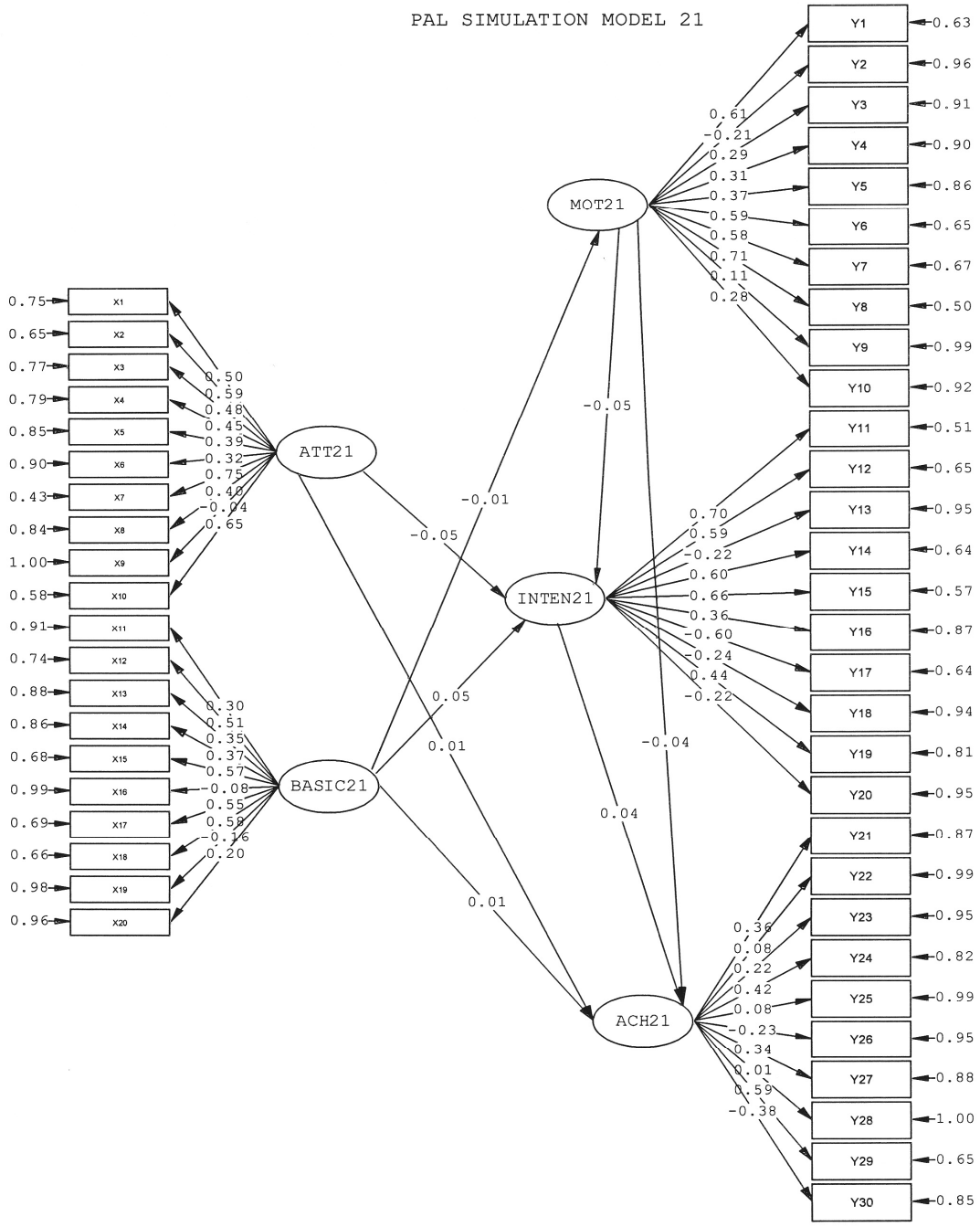
ภาพประกอบ 72 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 20

จากภาพ 72 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการ PAL โมเดลที่ 20 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1199.59 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .24107 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 73 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 20

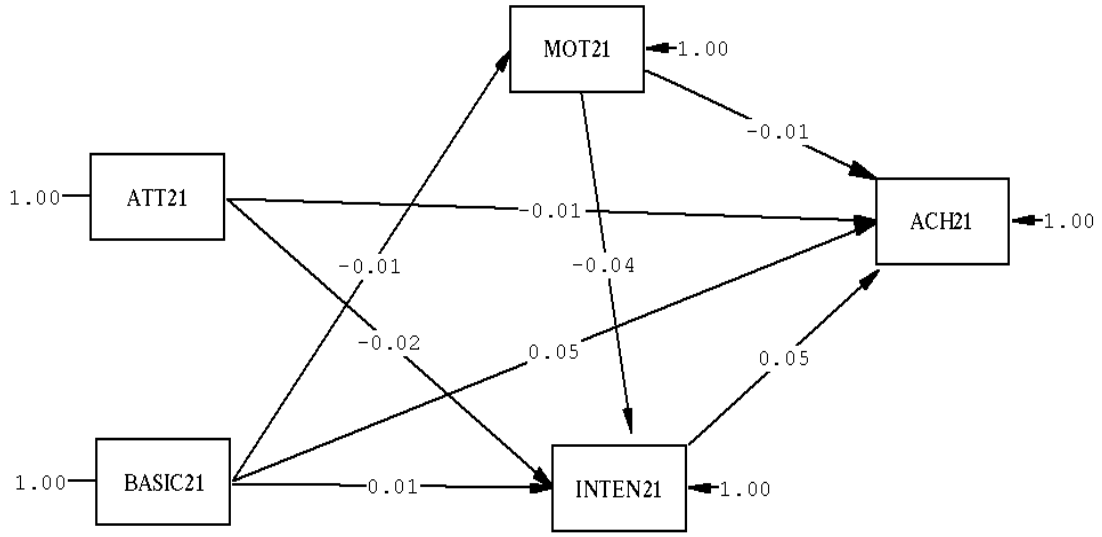
จากภาพ 73 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 20 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.08 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .95979 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 74 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 21

จากภาพ 74 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 21 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1288.90 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .00667 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

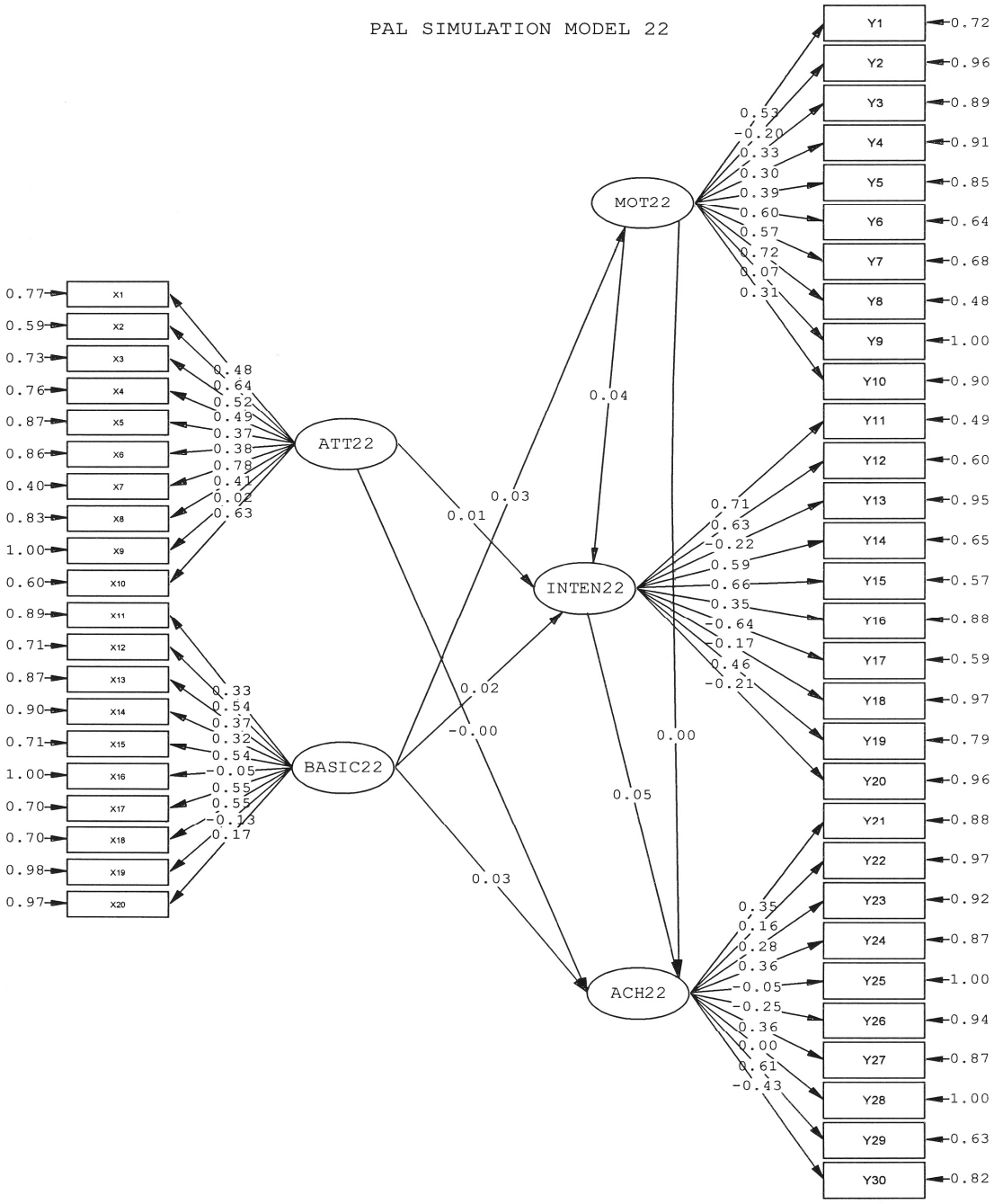
SEDPIRT SIMULATION MODEL 21



Chi-Square=0.09, df=2, P-value=0.95445, RMSEA=0.000

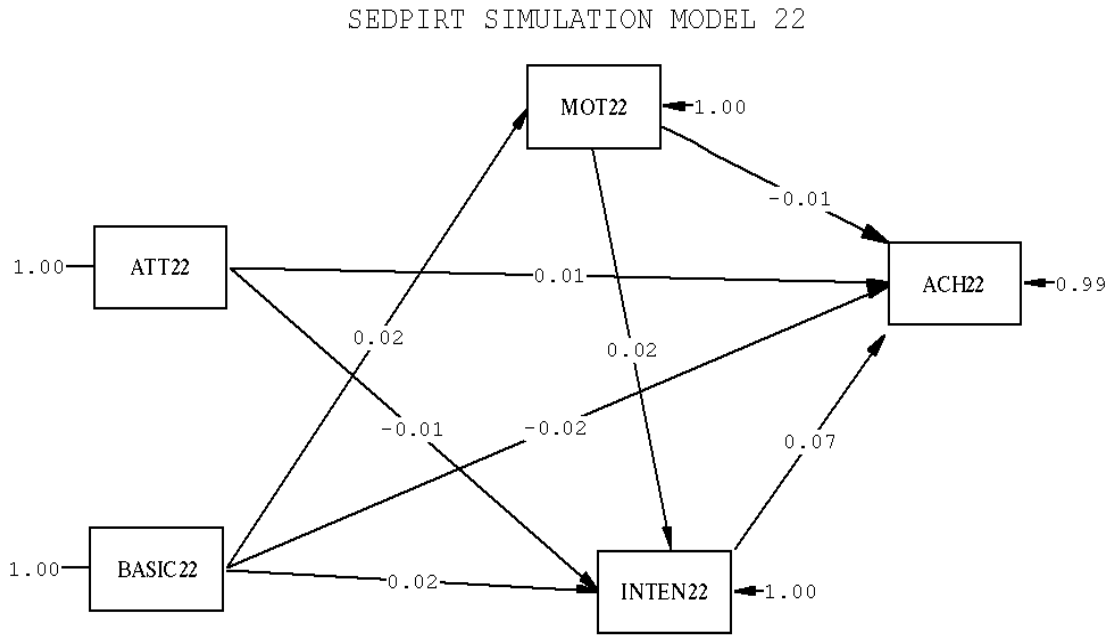
ภาพประกอบ 75 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 21

จากภาพ 75 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 21 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.09 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .95445 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



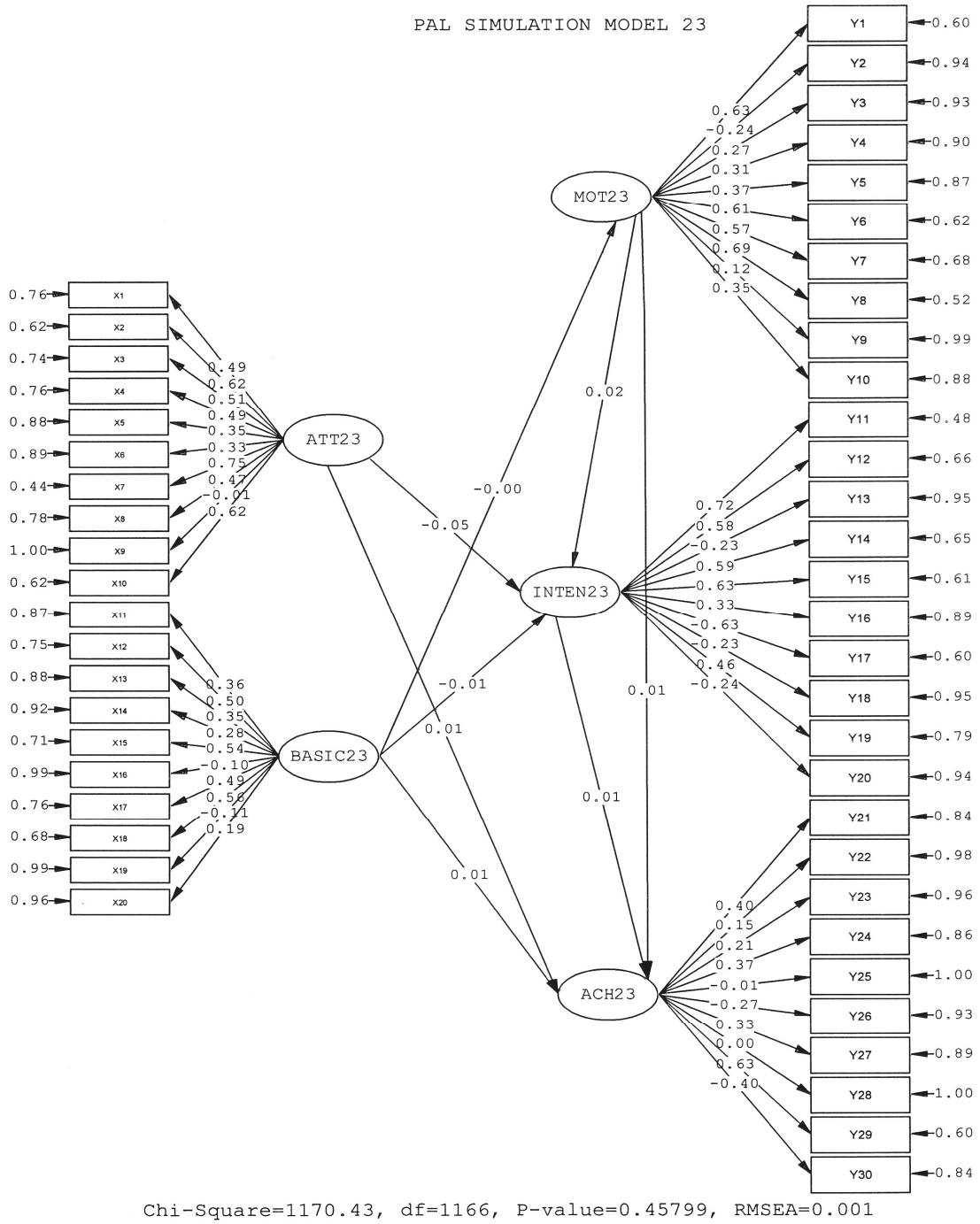
ภาพประกอบ 76 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 22

จากภาพ 76 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 22 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1195.23 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .26955 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



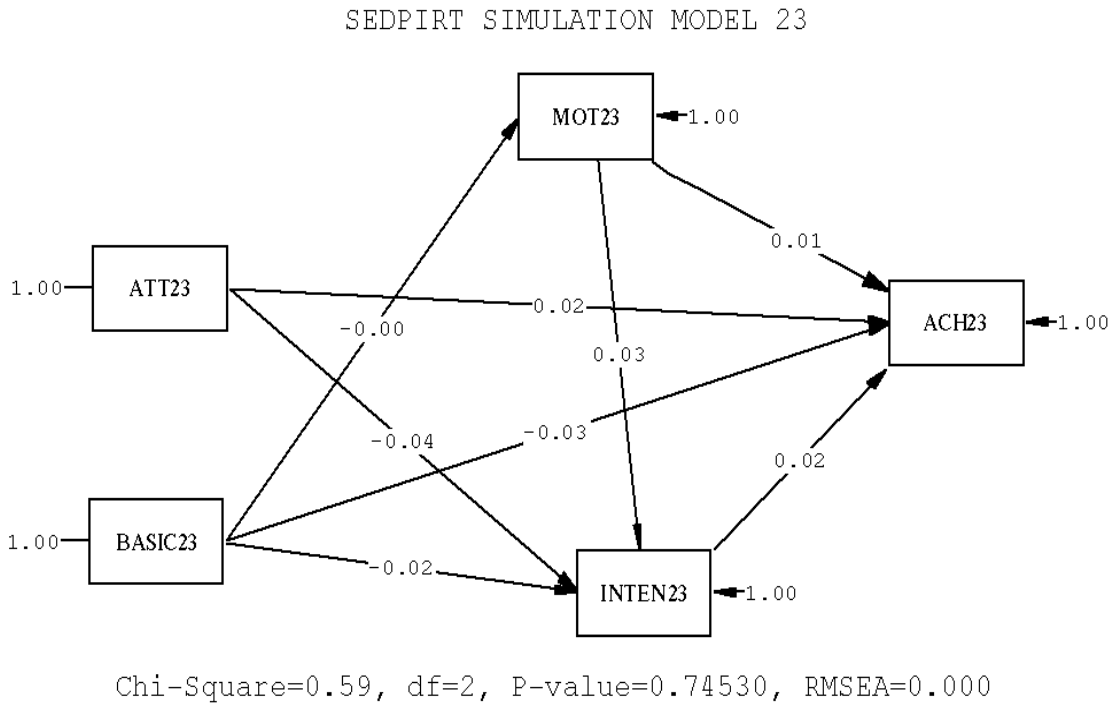
ภาพประกอบ 77 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 22

จากภาพ 77 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 22 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.00 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99966 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



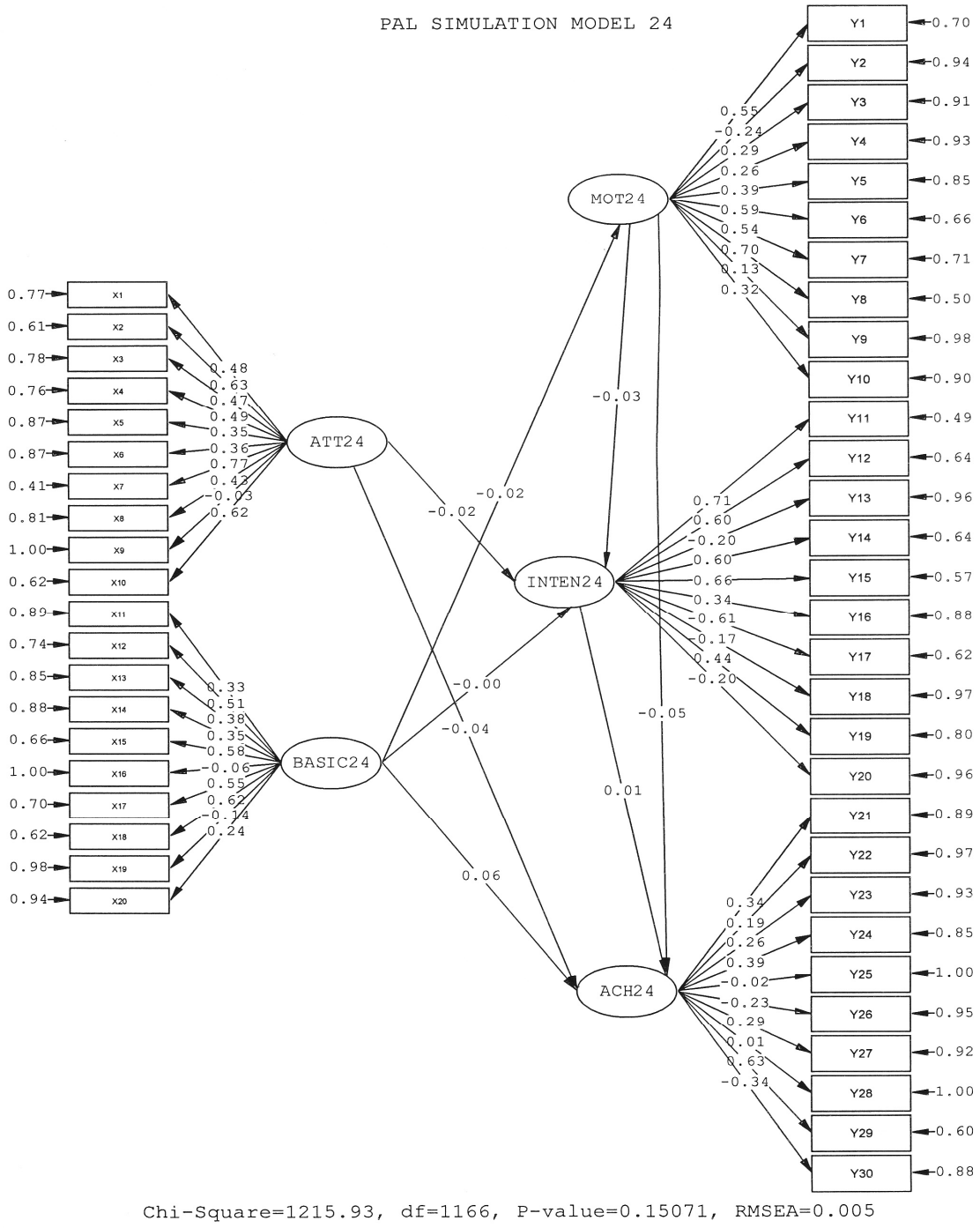
ภาพประกอบ 78 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 23

จากภาพ 78 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 23 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1170.43 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .45799 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



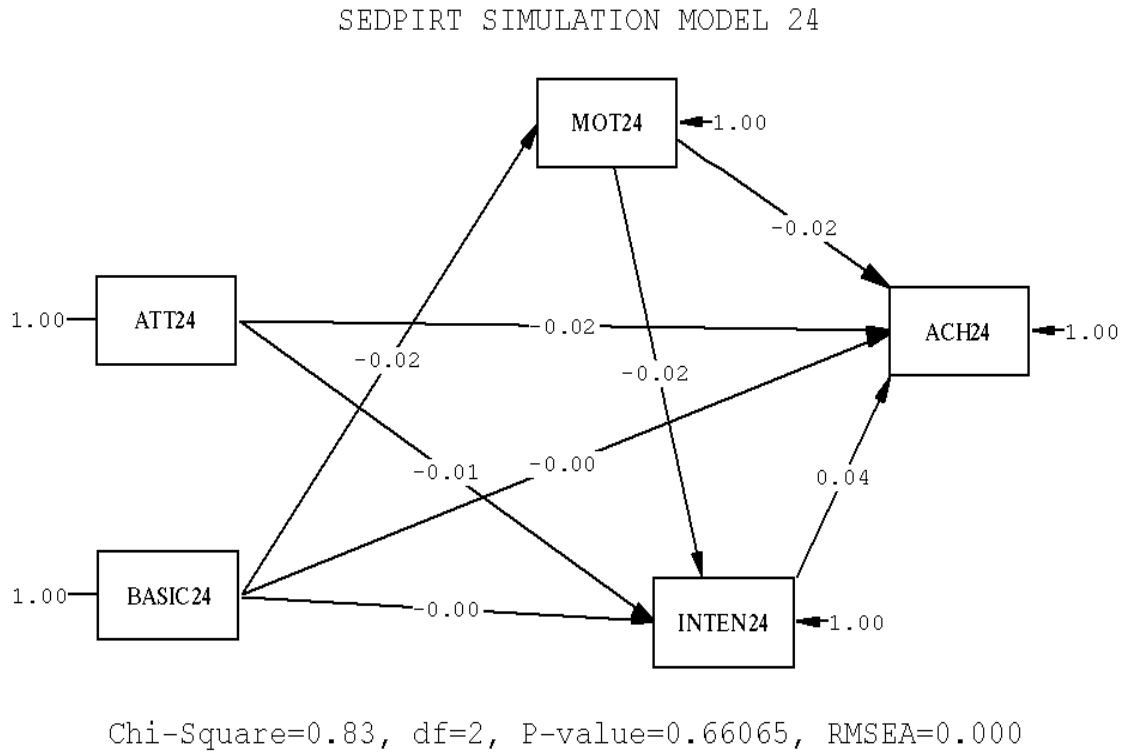
ภาพประกอบ 79 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 23

จากภาพ 79 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 23 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.59 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .74530 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



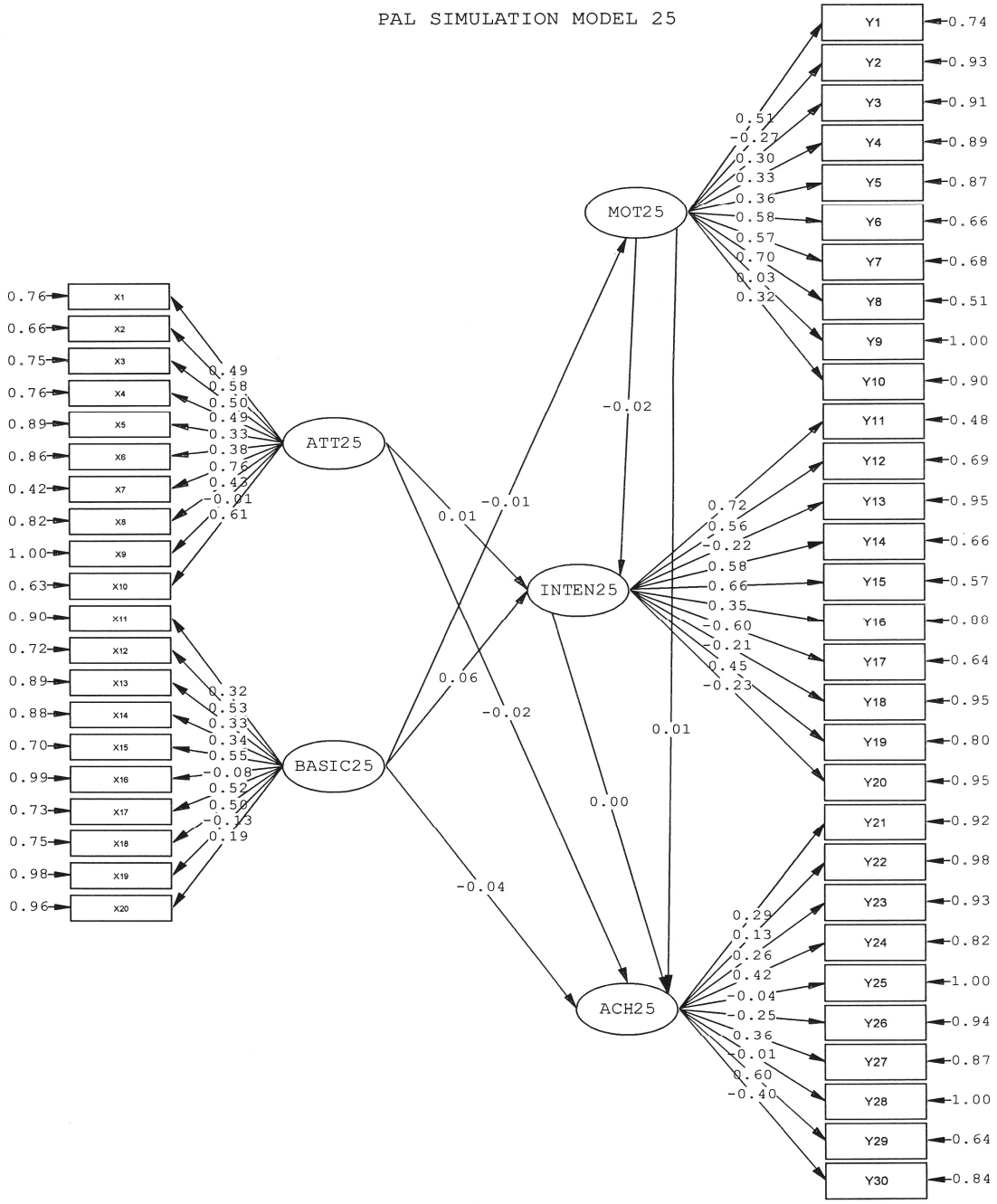
ภาพ 80 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 24

จากภาพ 80 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 24 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1215.93 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .15.17 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



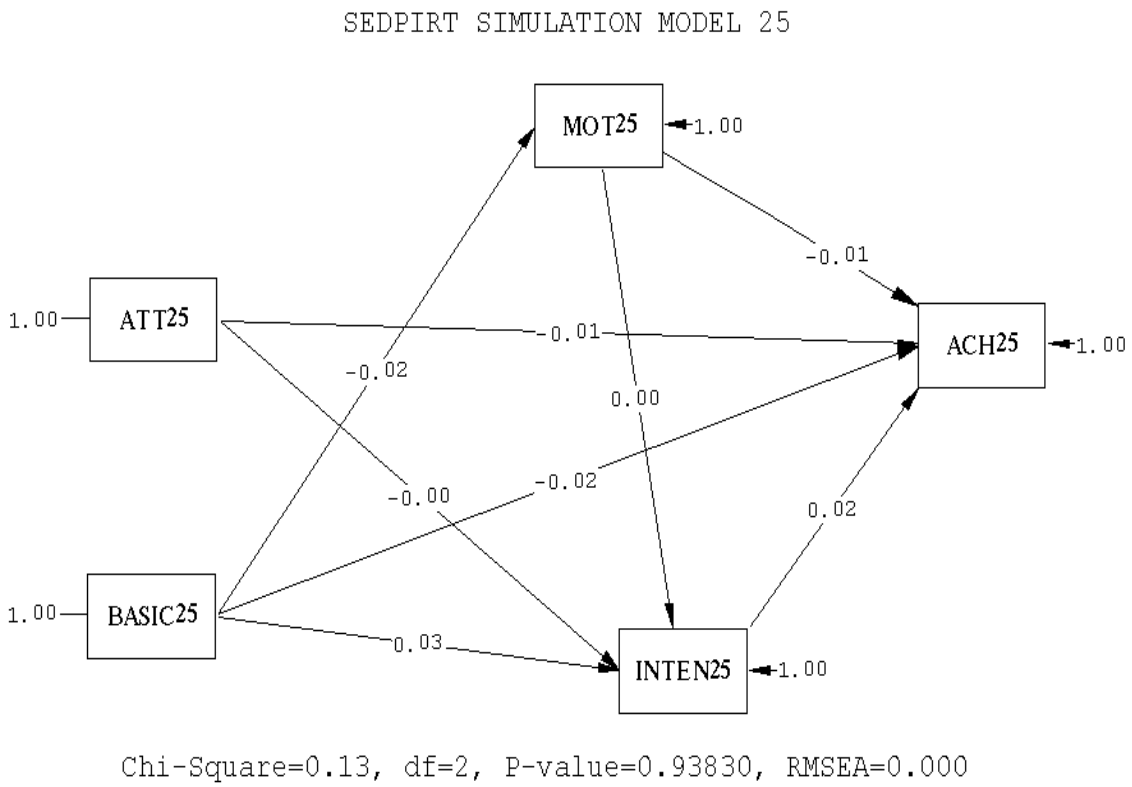
ภาพประกอบ 81 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 24

จากภาพ 81 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 23 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.83 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .66065 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



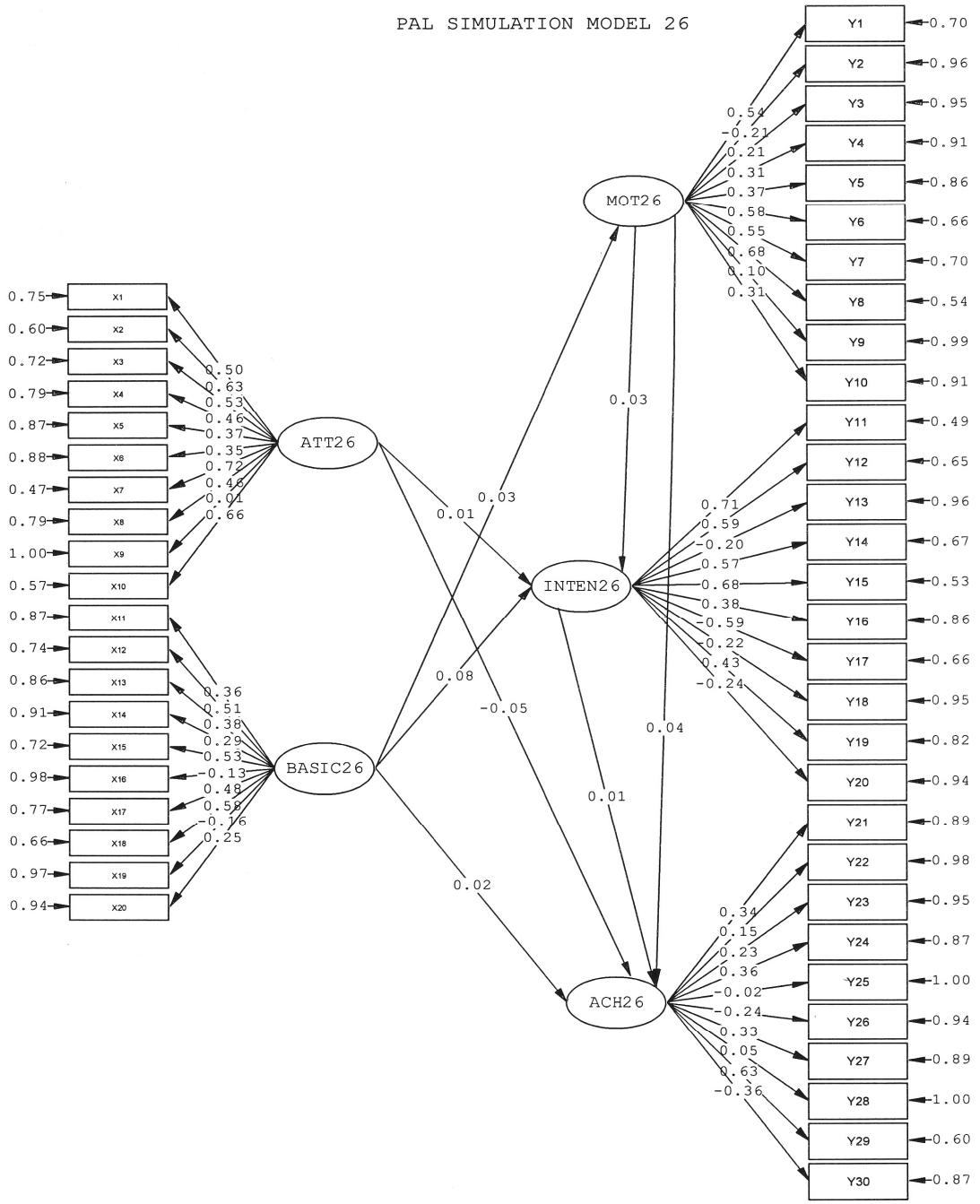
ภาพประกอบ 82 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 25

จากภาพ 82 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 25 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1197.62 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .25377 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



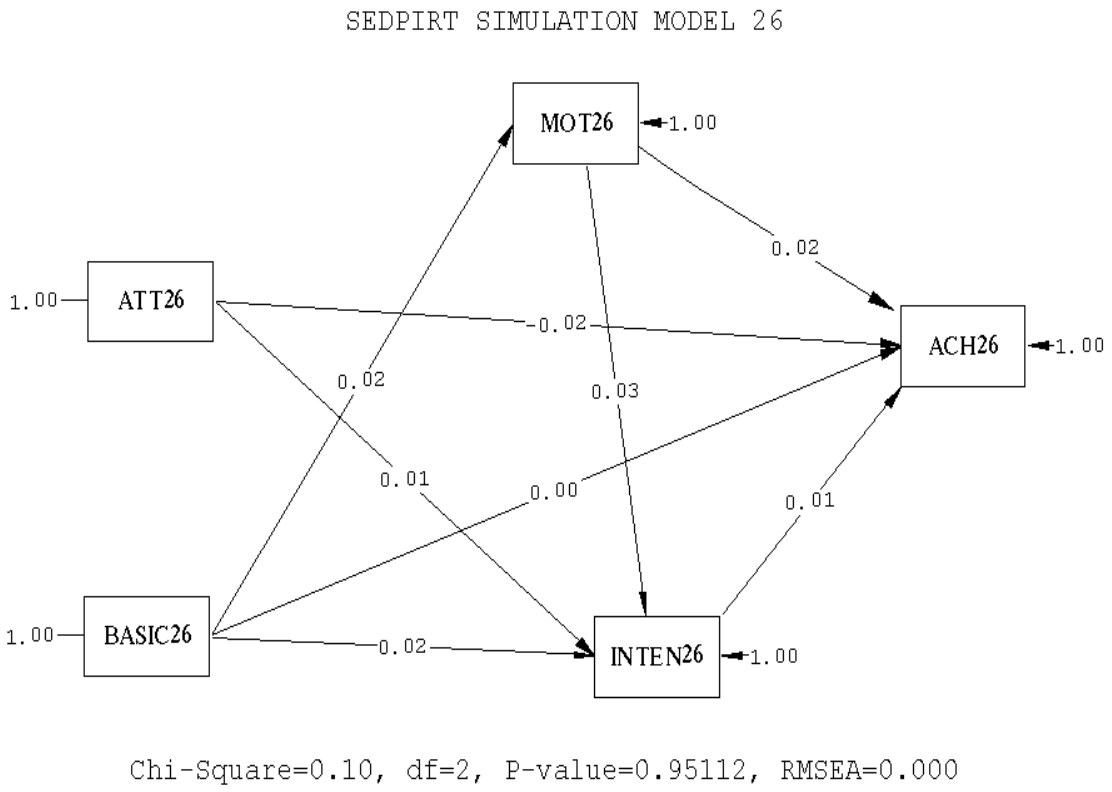
ภาพประกอบ 83 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 25

จากภาพ 83 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 25 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.13 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .93830 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



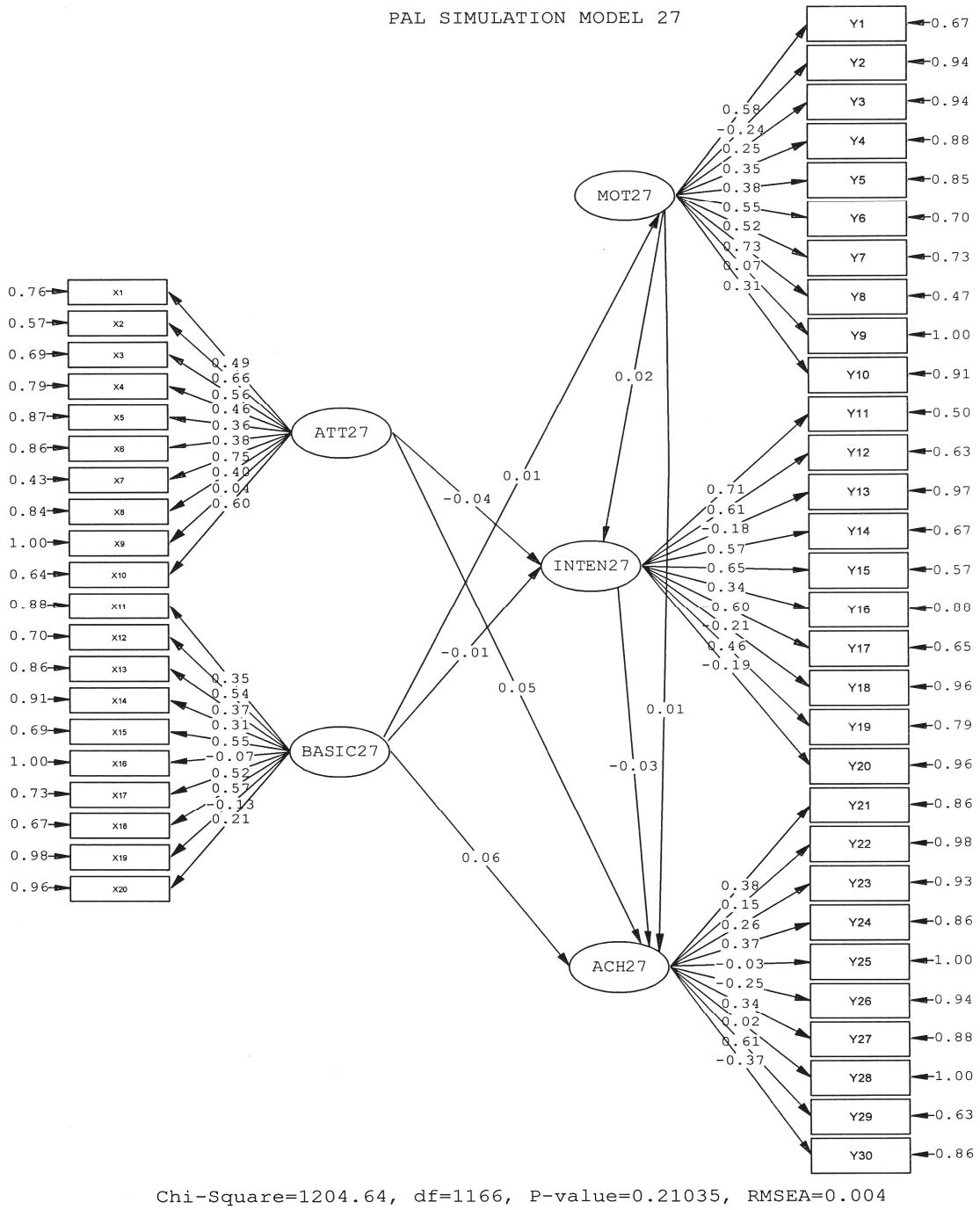
ภาพประกอบ 84 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 26

จากภาพ 84 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 26 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1229.04 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .09743 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



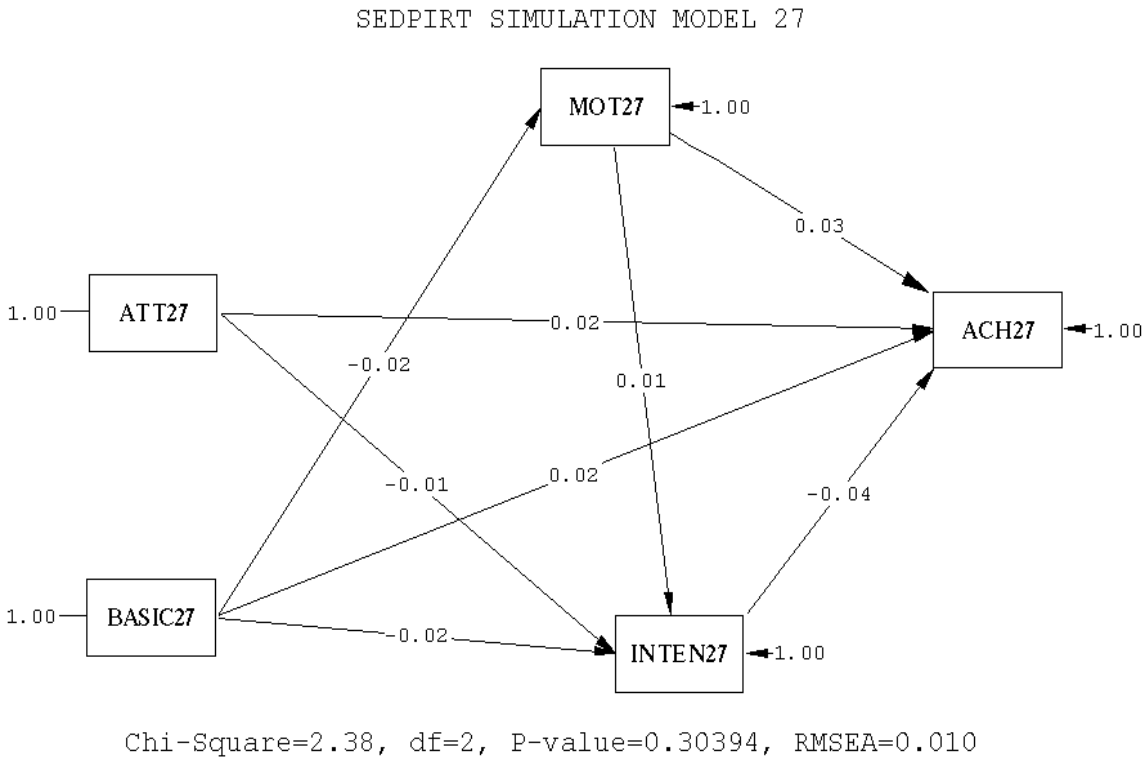
ภาพประกอบ 85 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 26

จากภาพ 85 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 26 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.10 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .95112 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



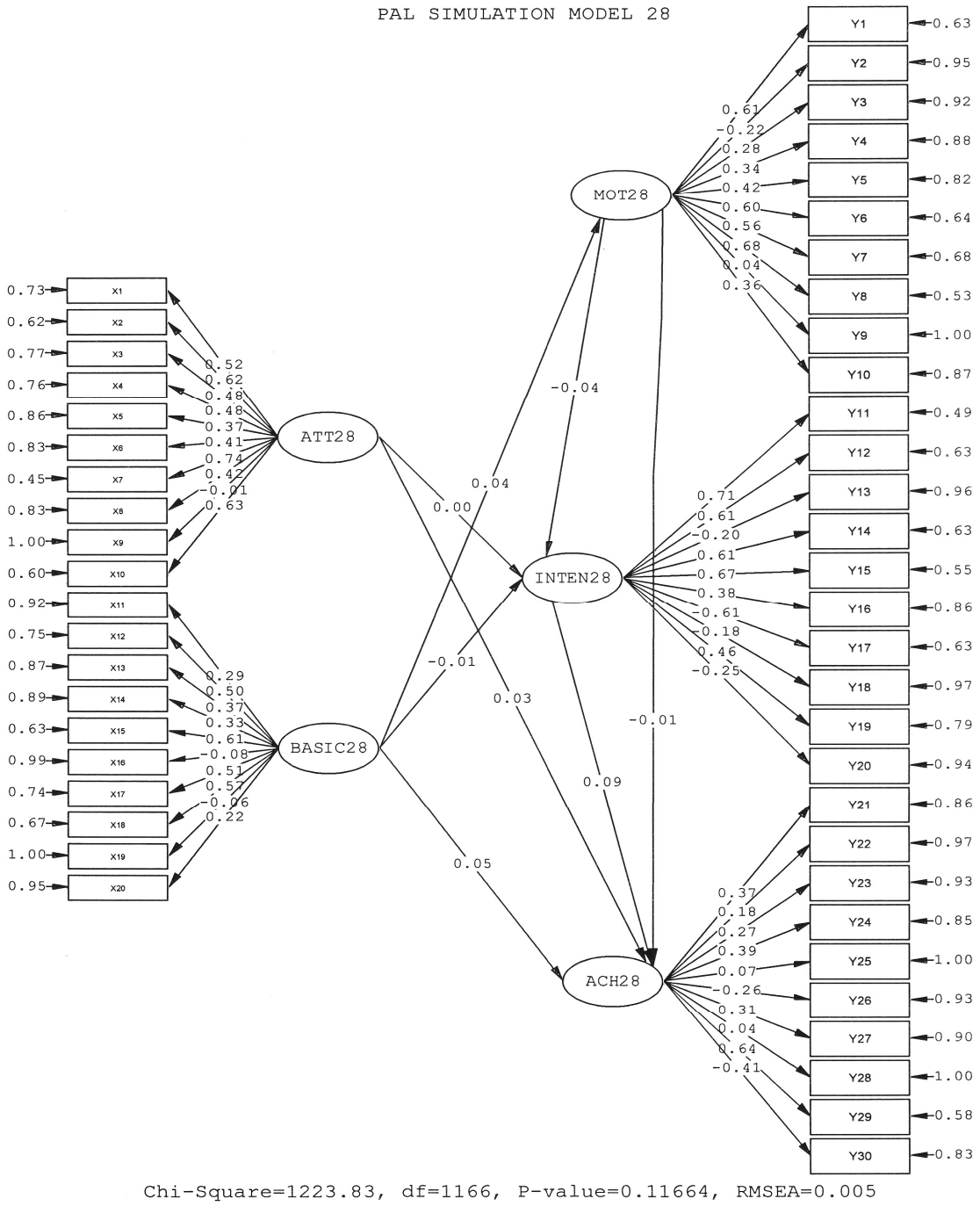
ภาพประกอบ 86 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 27

จากภาพ 86 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 27 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1204.64 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .21035 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



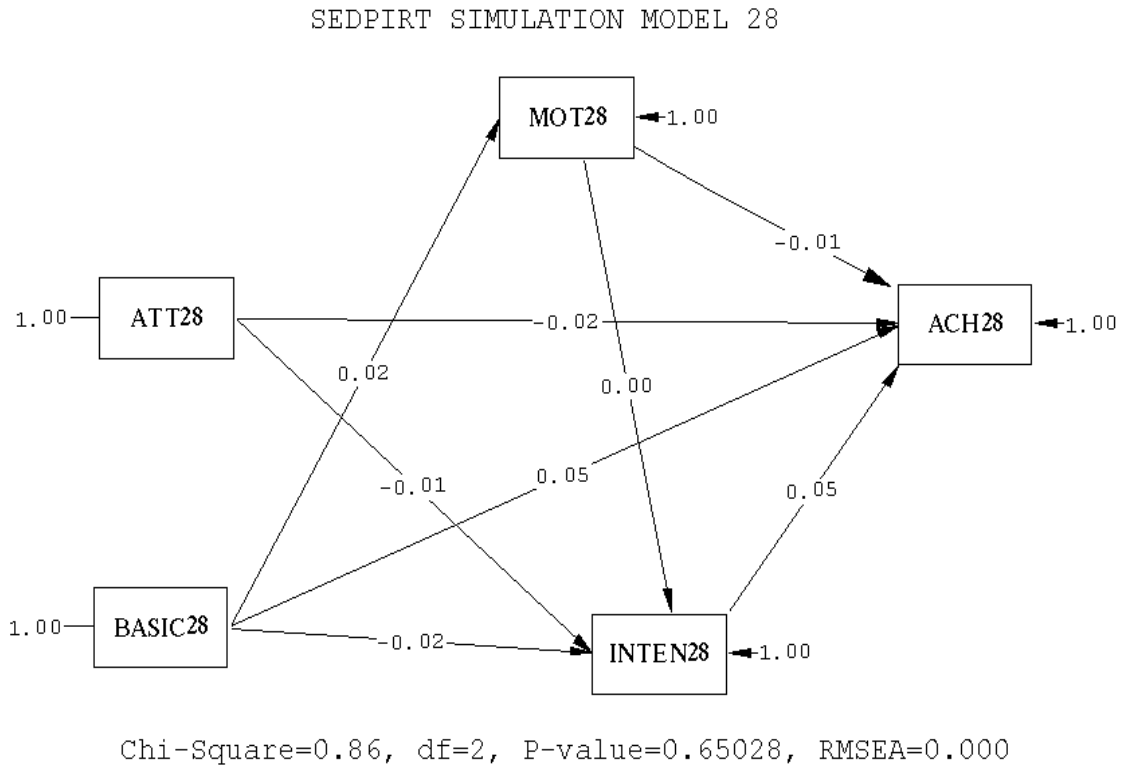
ภาพประกอบ 87 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 27

จากภาพ 87 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 27 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 2.38 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .30394 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



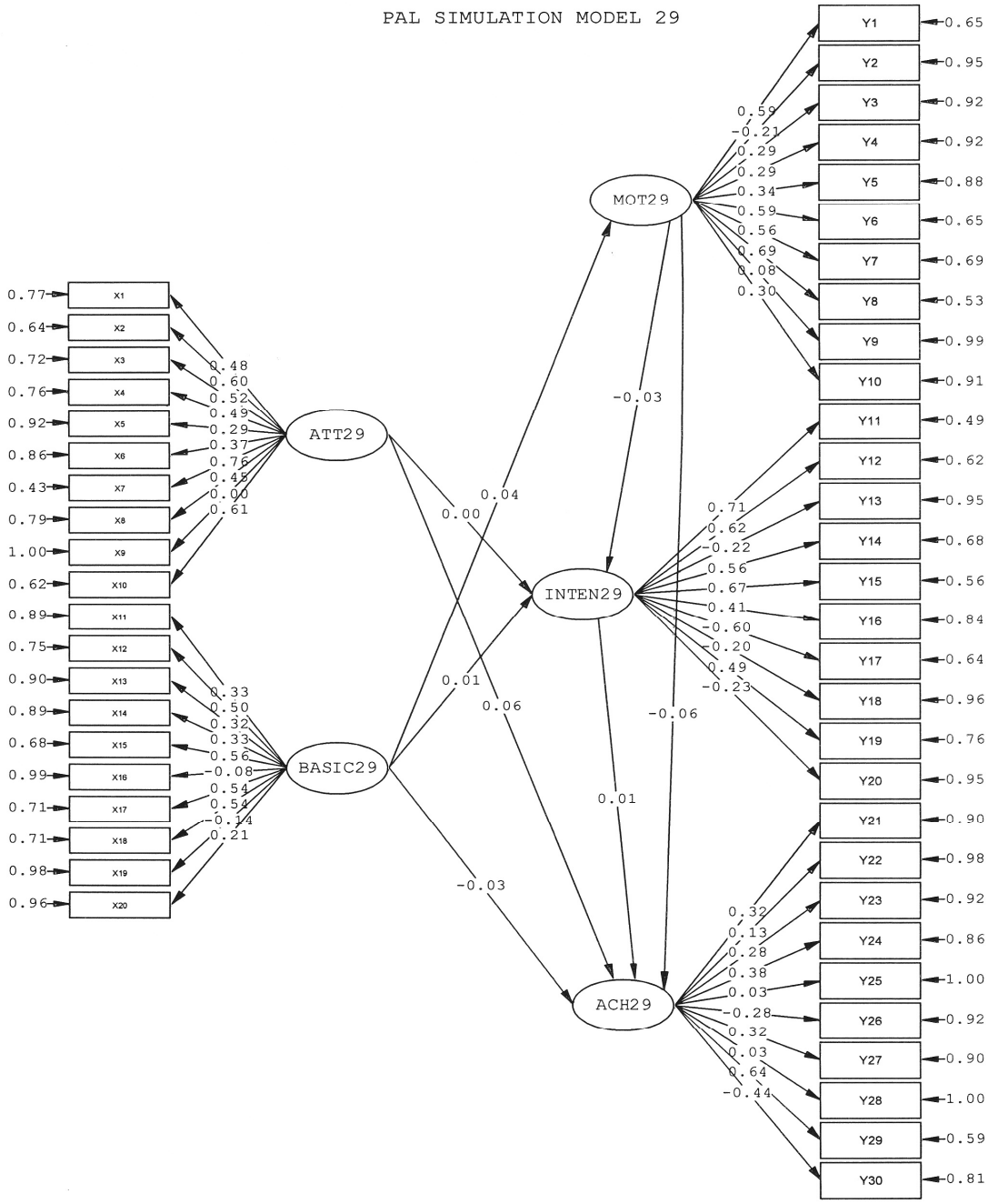
ภาพประกอบ 88 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 28

จากภาพ 88 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 28 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1223.83 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .11664 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



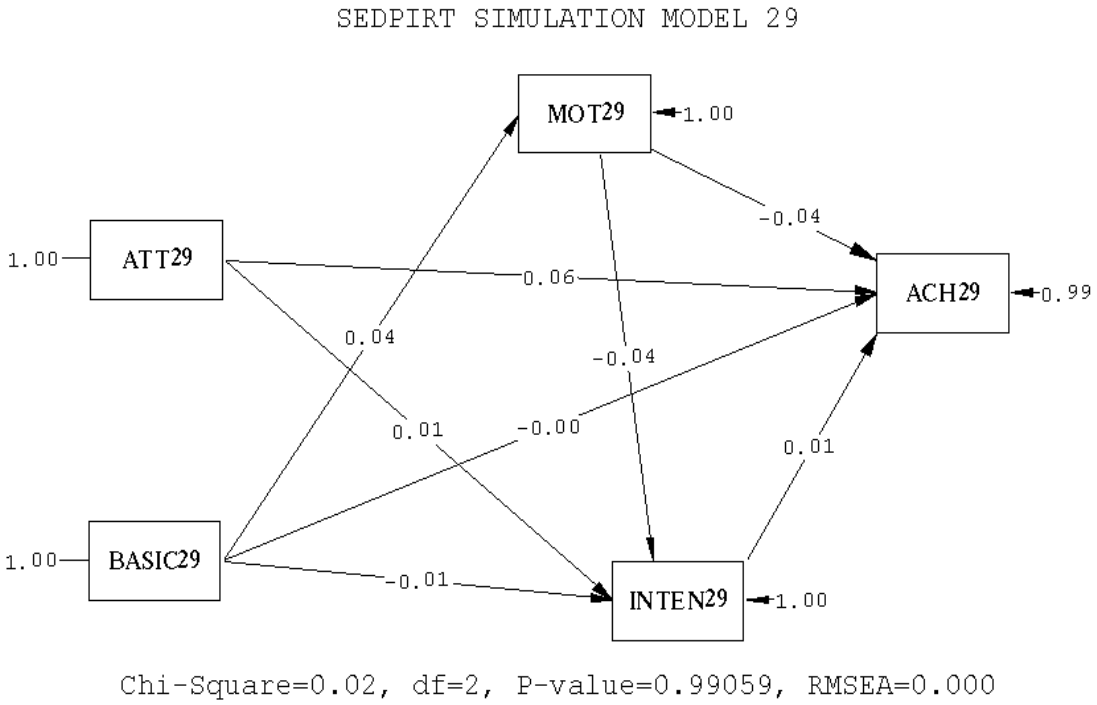
ภาพประกอบ 89 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 28

จากภาพ 89 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 28 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.86 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .65028 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



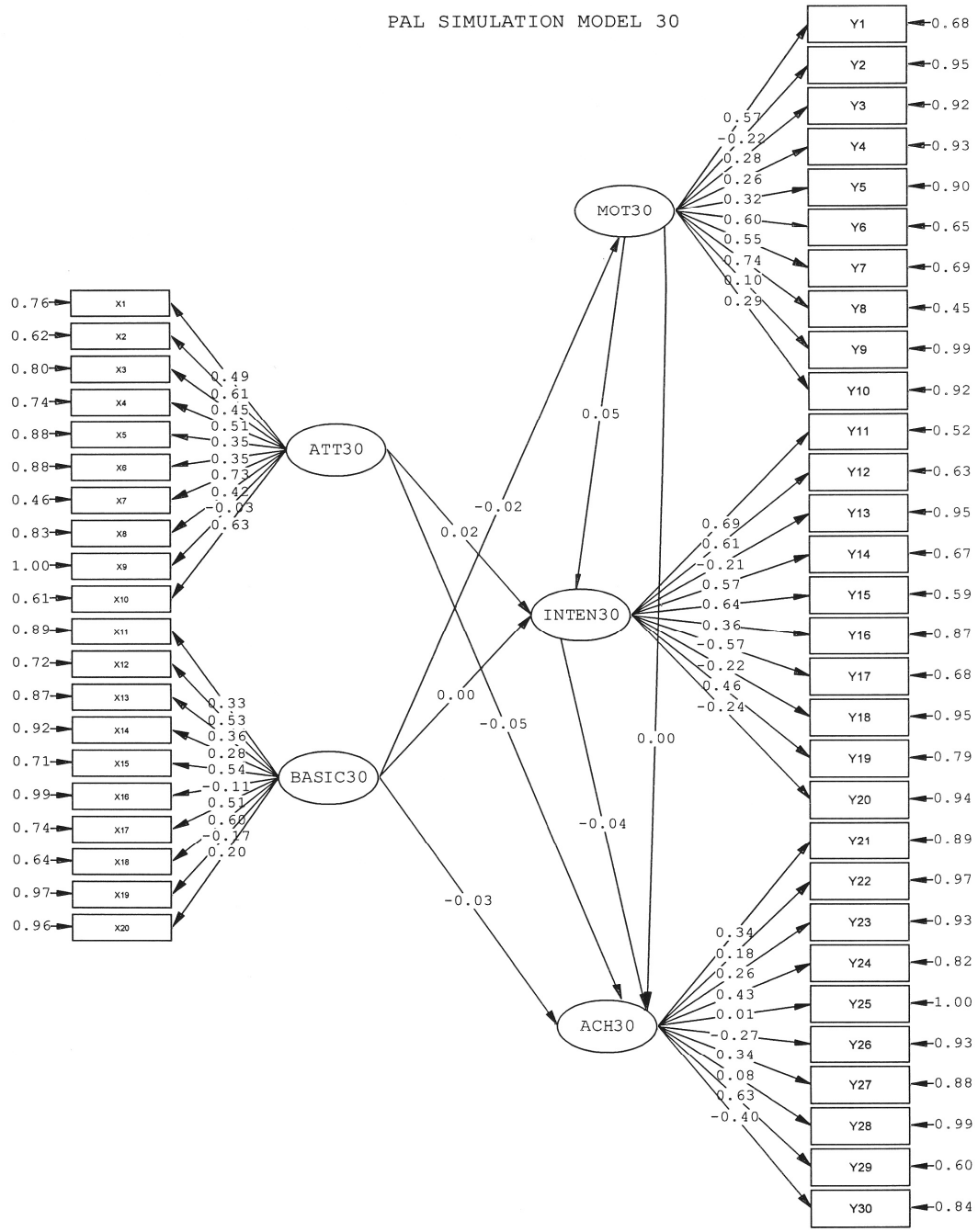
ภาพประกอบ 90 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 29

จากภาพ 90 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 29 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1186.70 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .33003 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



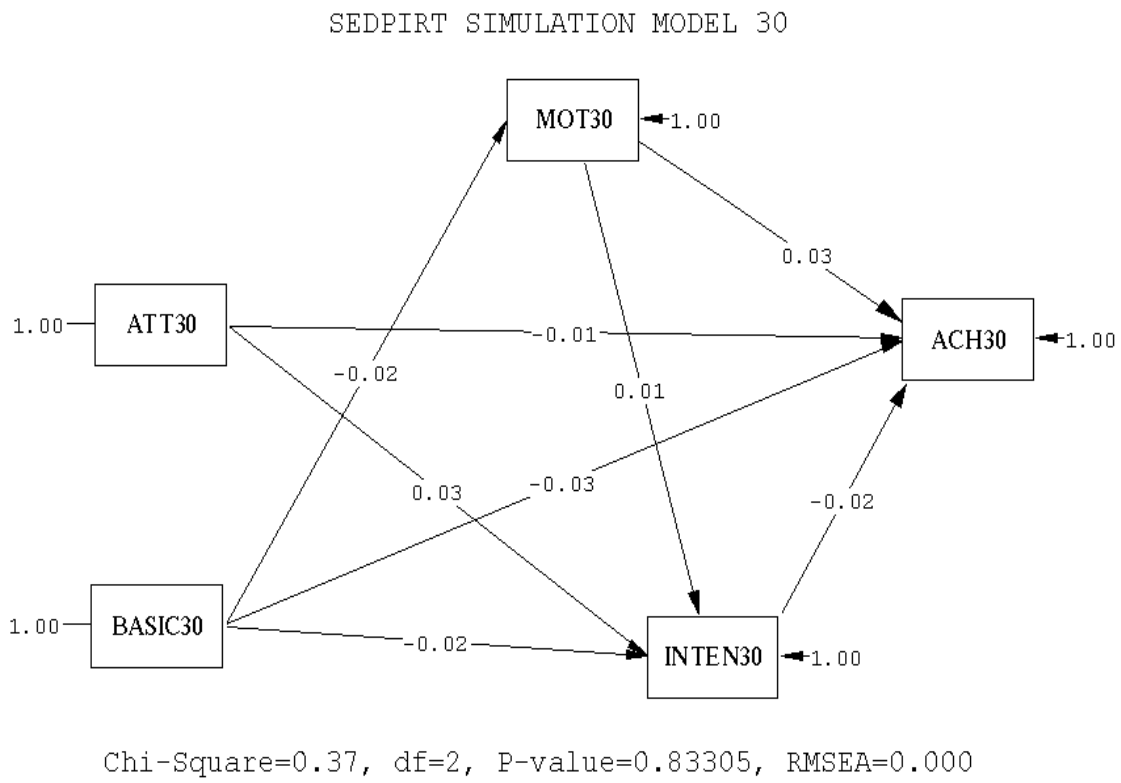
ภาพประกอบ 91 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 29

จากภาพ 91 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 29 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.59 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99059 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



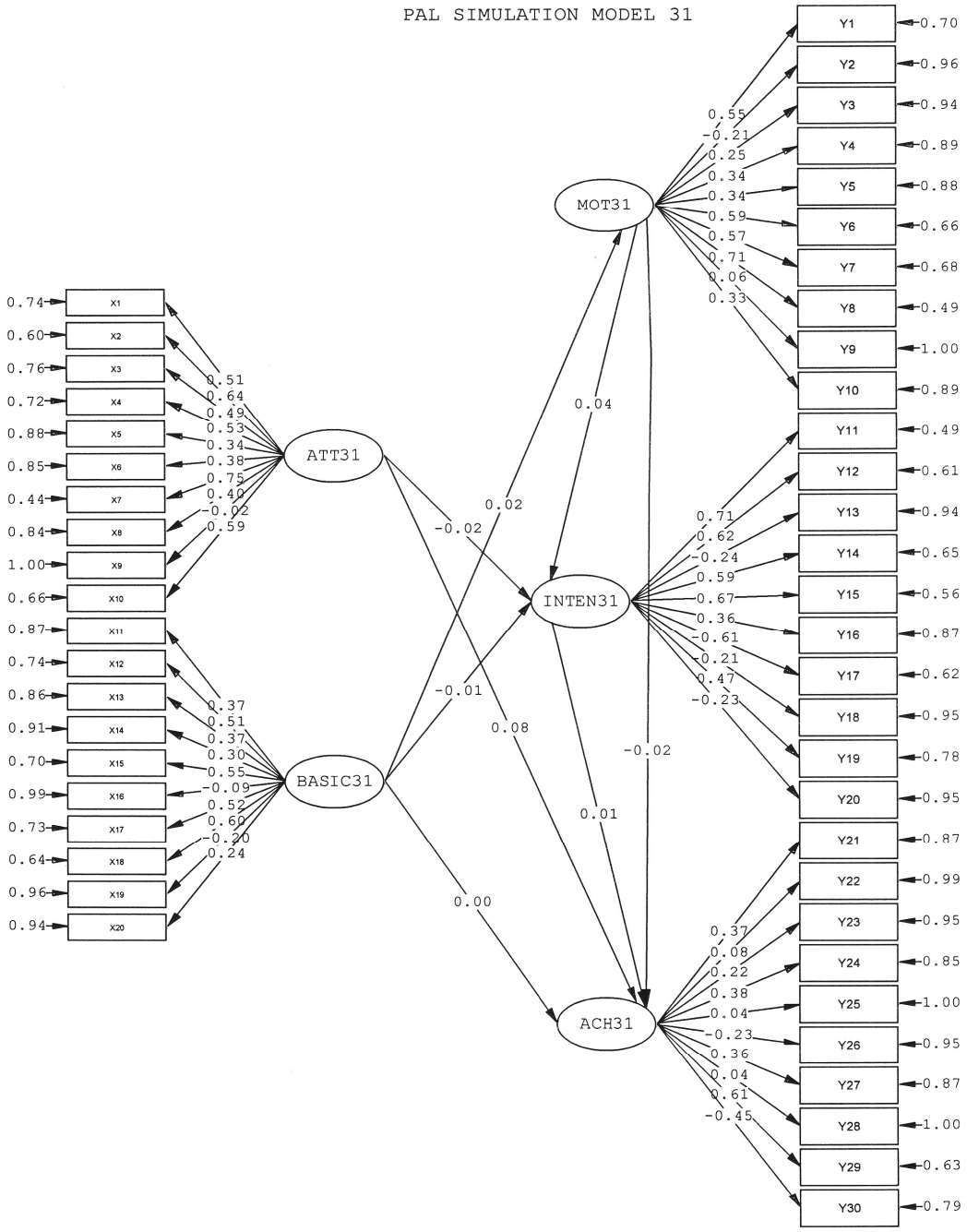
ภาพประกอบ 92 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 30

จากภาพ 92 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 30 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1211.37 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .17327 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



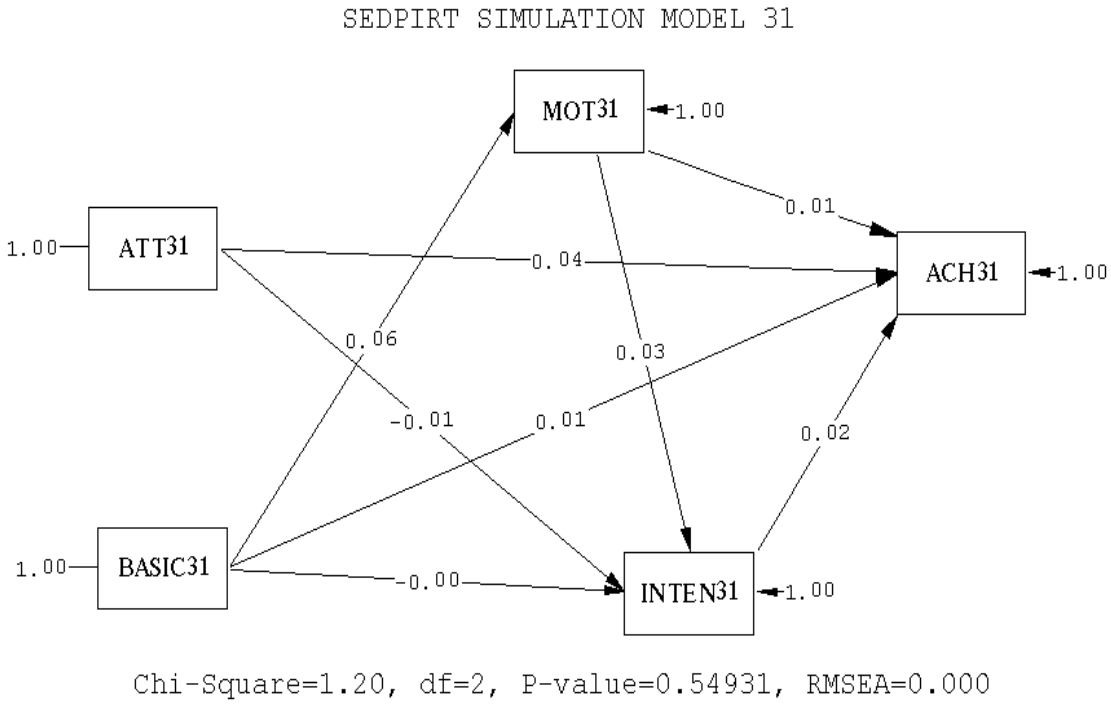
ภาพประกอบ 93 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 30

จากภาพ 93 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 30 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.37 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .83305 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



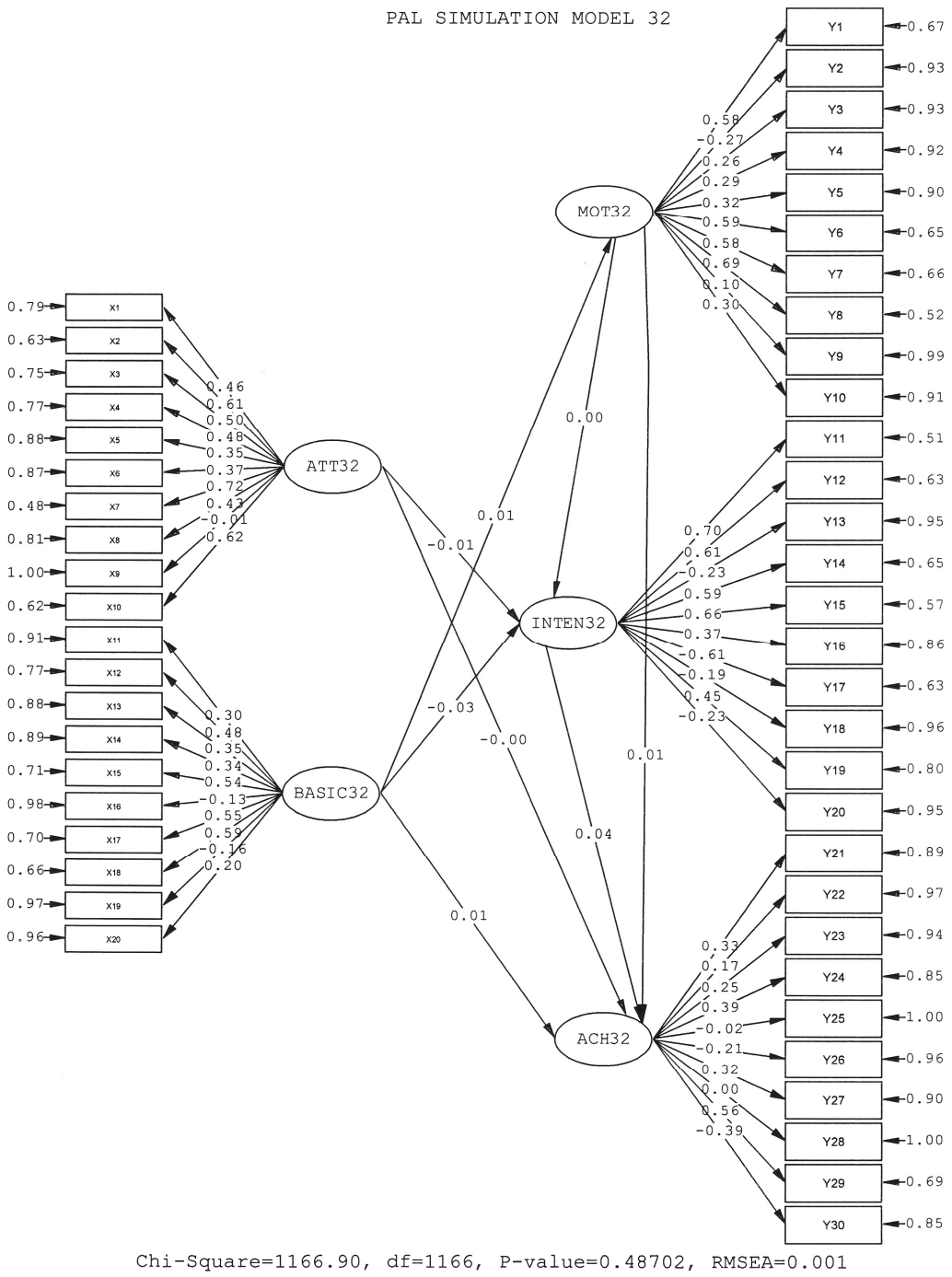
ภาพประกอบ 94 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 31

จากภาพ 94 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 31 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1302.04 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .00319 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



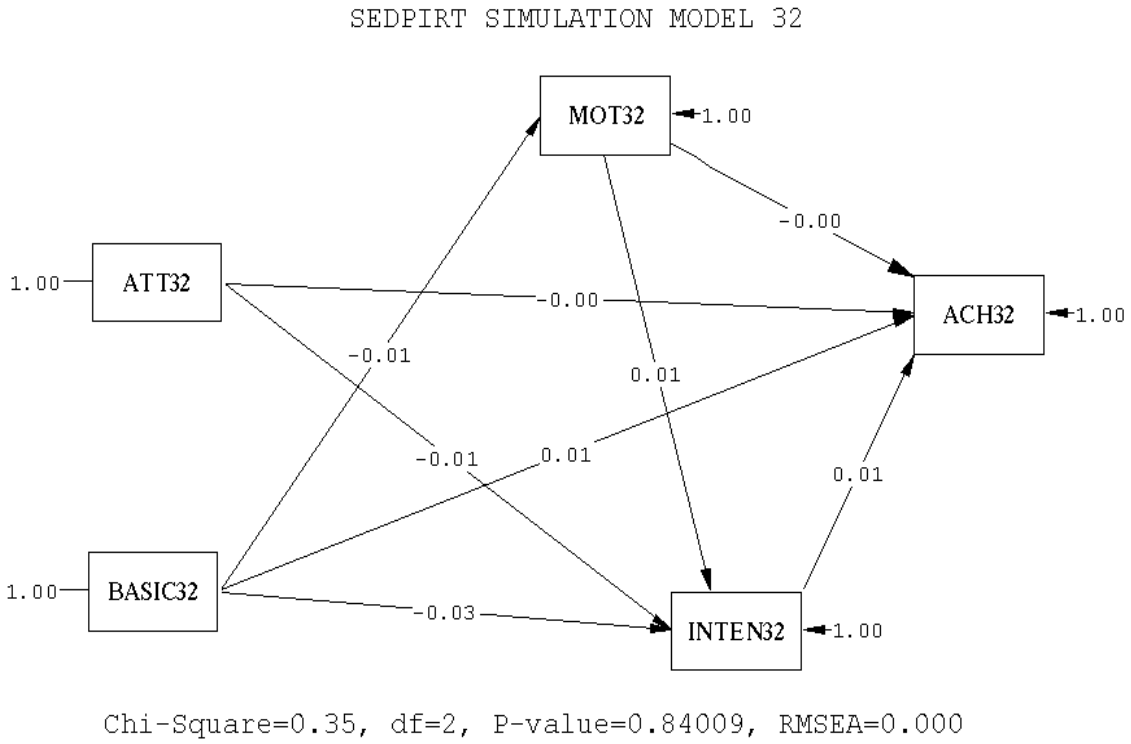
ภาพประกอบ 95 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 31

จากภาพ 95 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 31 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1.20 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .54931 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



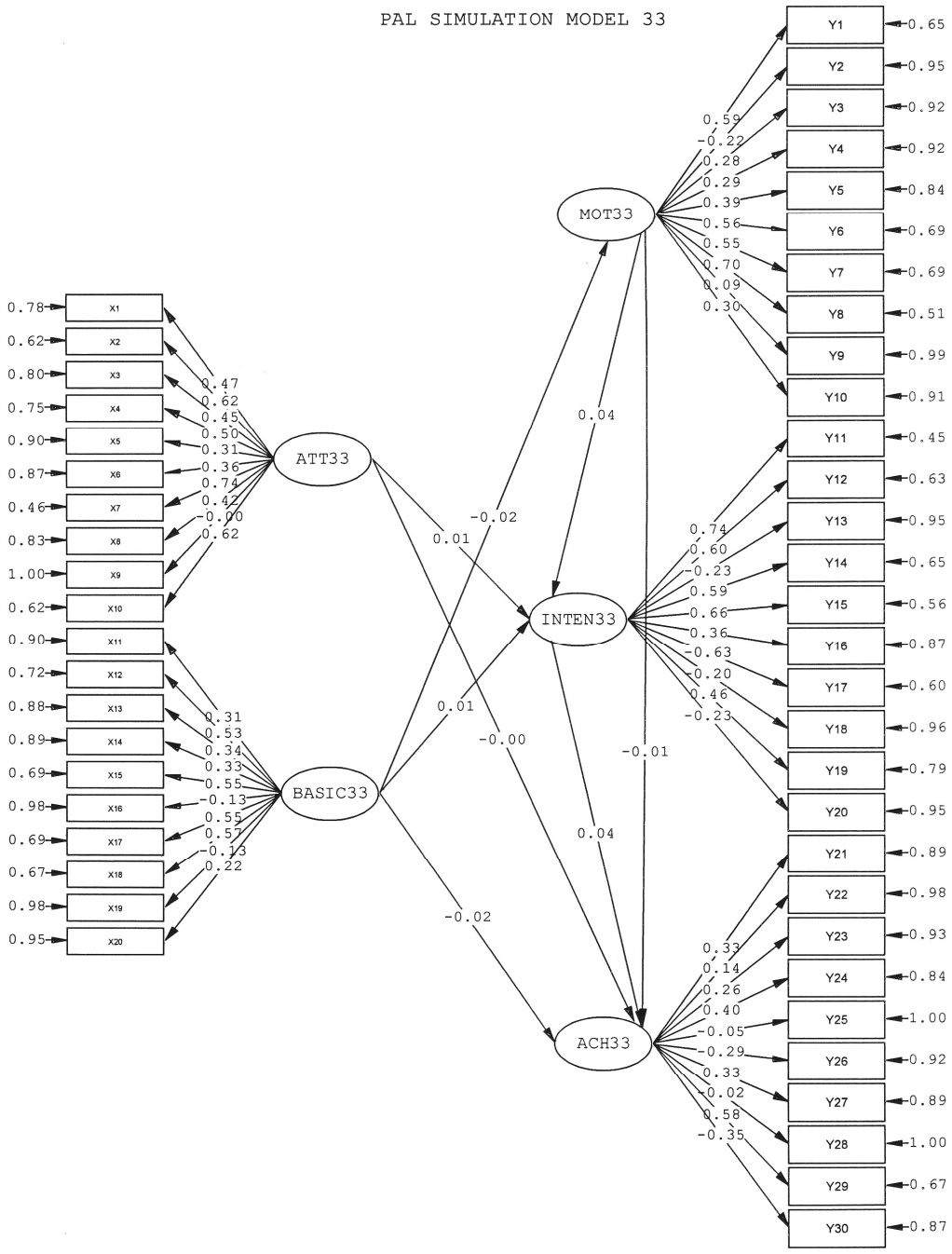
ภาพ 96 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 32

จากภาพ 96 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 32 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1166.90 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .48702 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



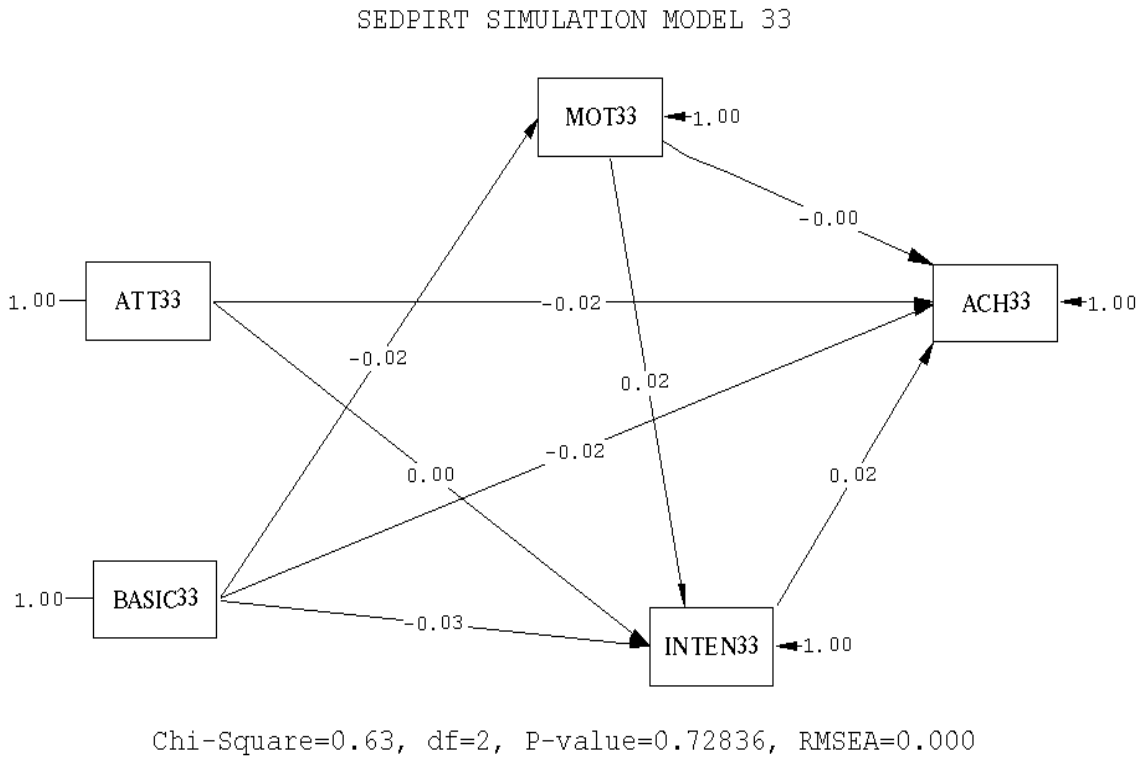
ภาพประกอบ 97 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 32

จากภาพ 97 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 32 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.35 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .84009 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



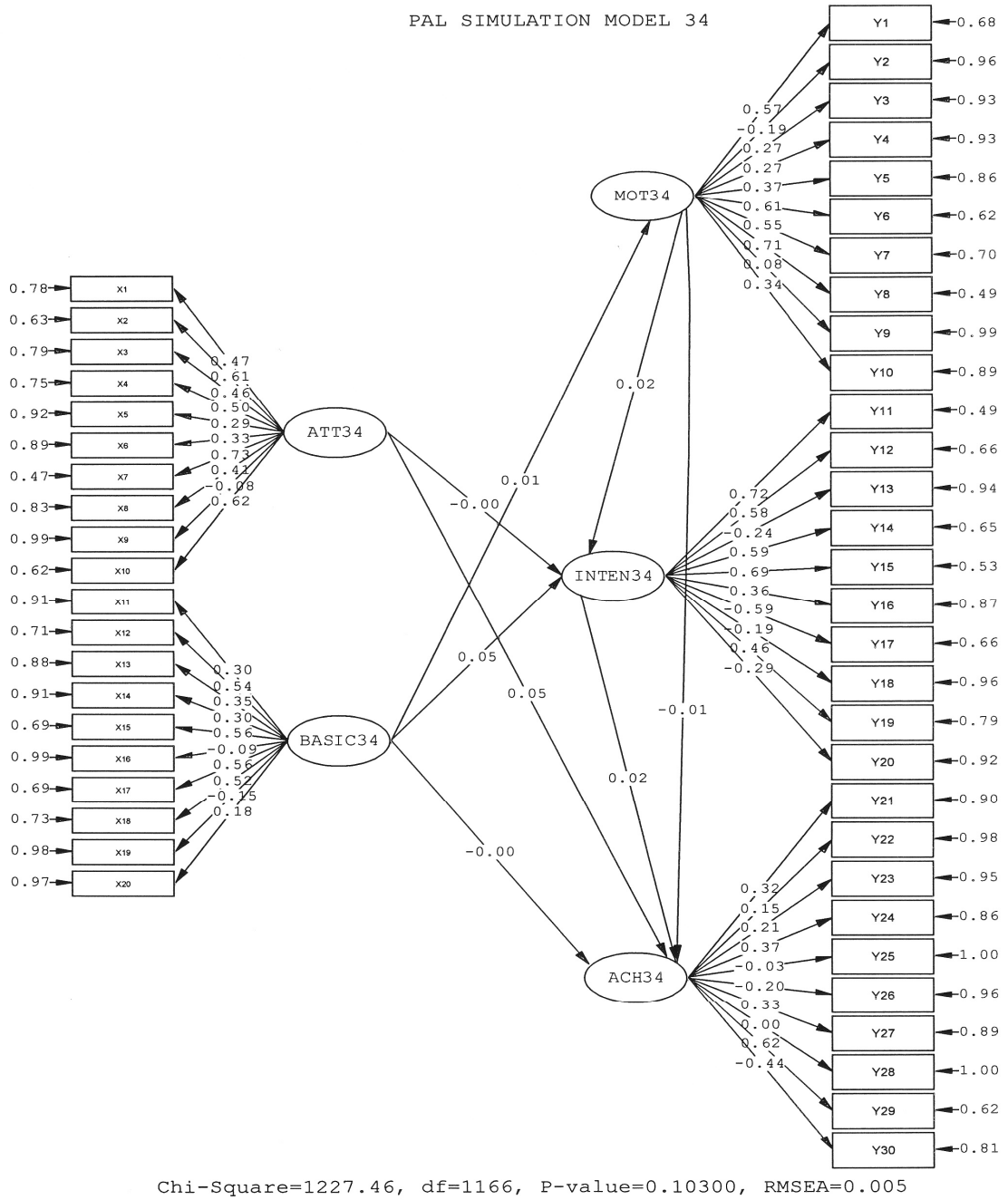
ภาพประกอบ 98 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 33

จากภาพ 98 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 33 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1218.07 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .14088 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



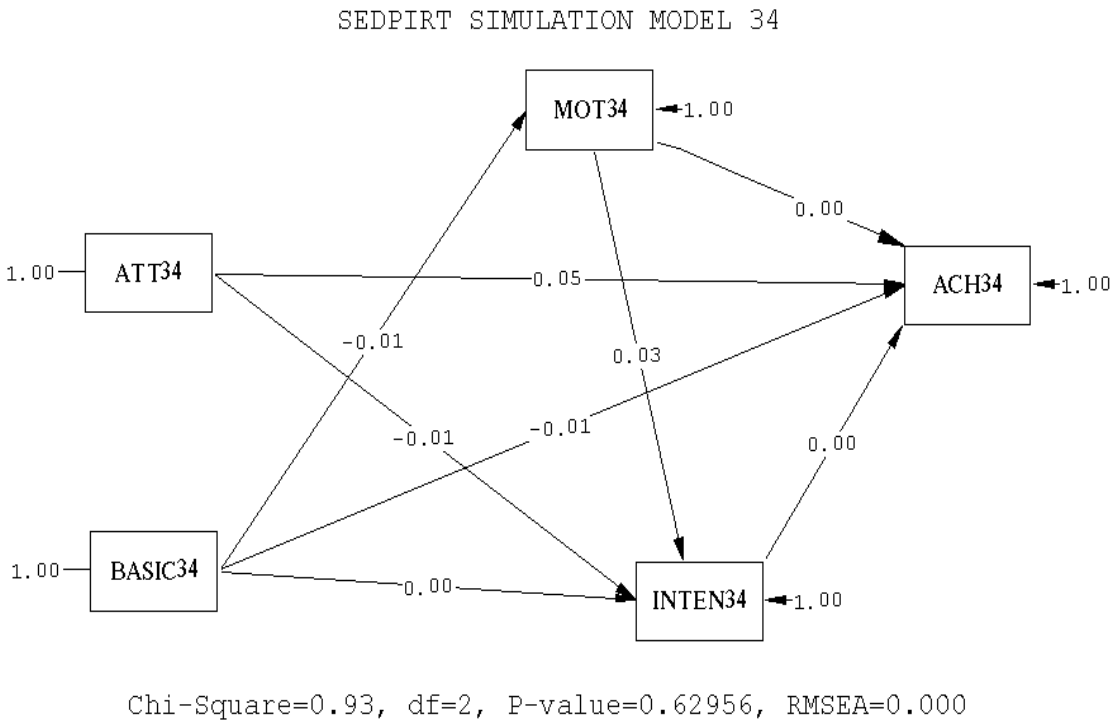
ภาพประกอบ 99 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 33

จากภาพ 99 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 33 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.63 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .72836 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



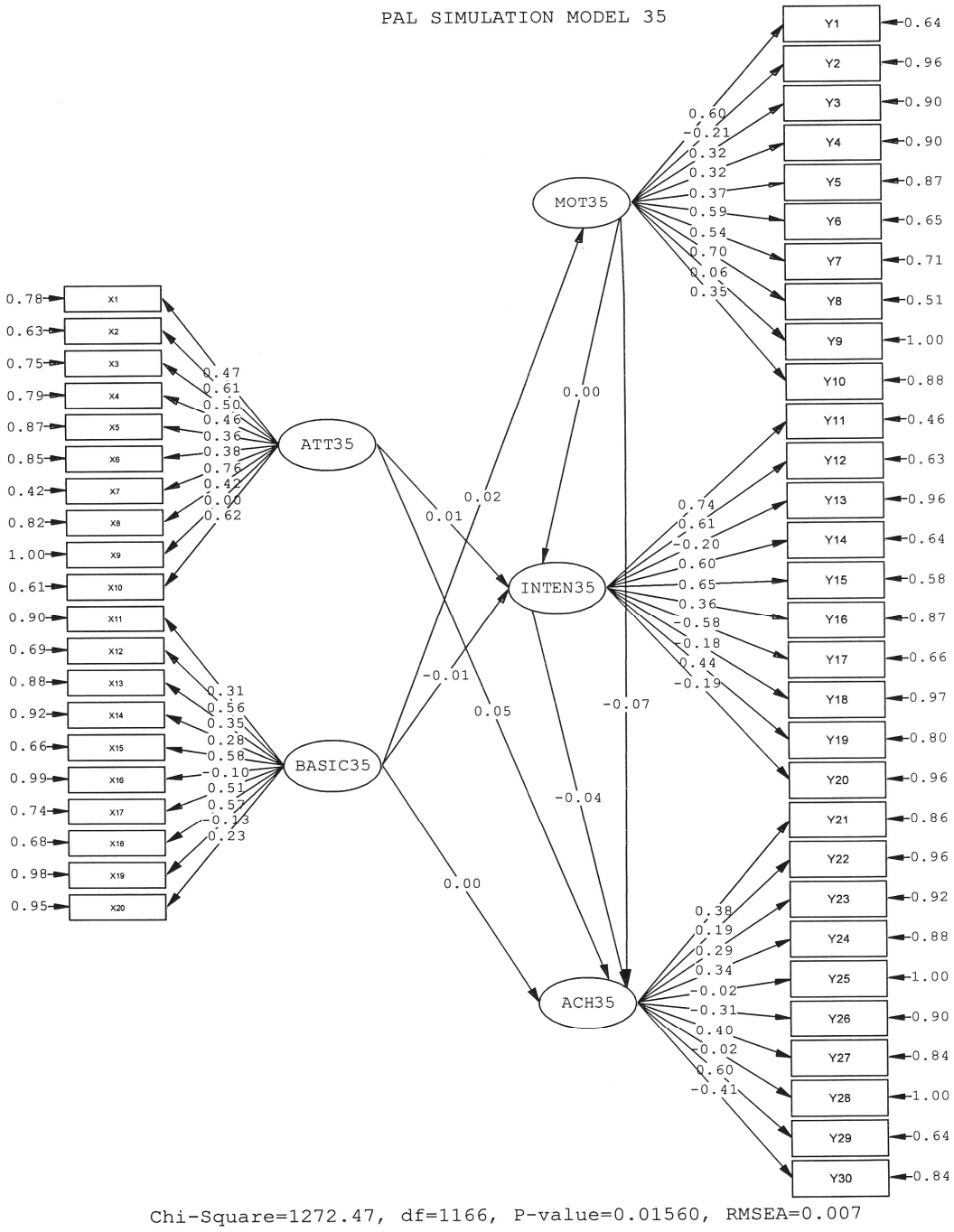
ภาพประกอบ 100 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 34

จากภาพ 100 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 34 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1227.46 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .10300 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



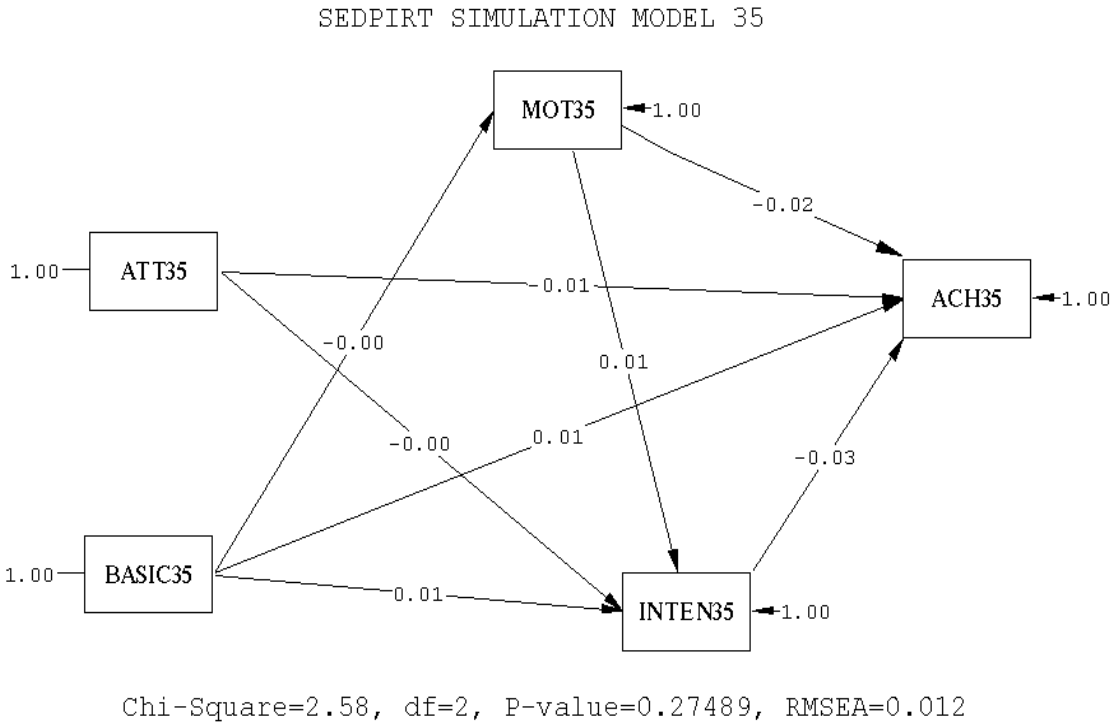
ภาพประกอบ 101 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 34

จากภาพ 101 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 34 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.93 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .62956 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



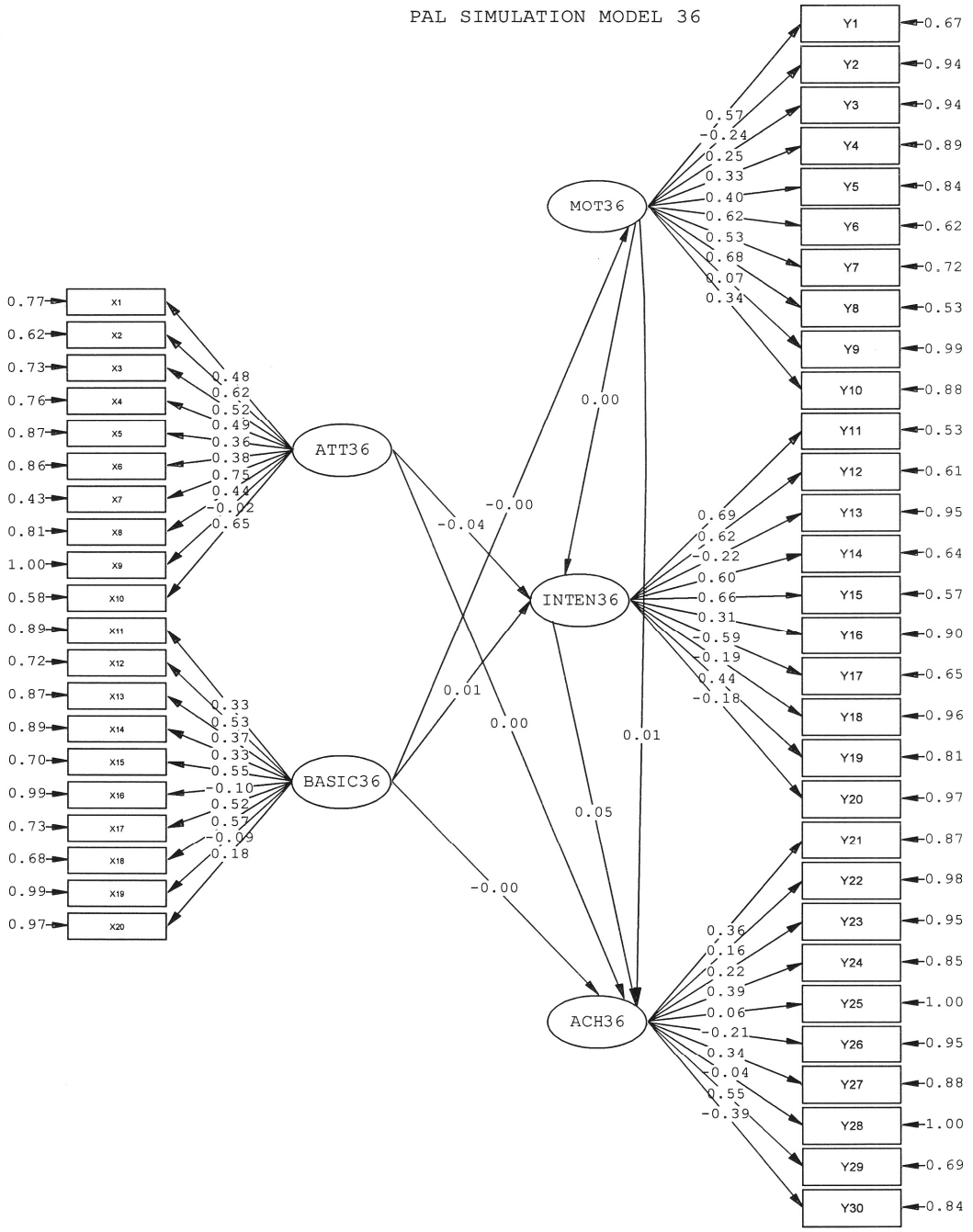
ภาพประกอบ 102 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 35

จากภาพ 102 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 35 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1272.47 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .01560 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



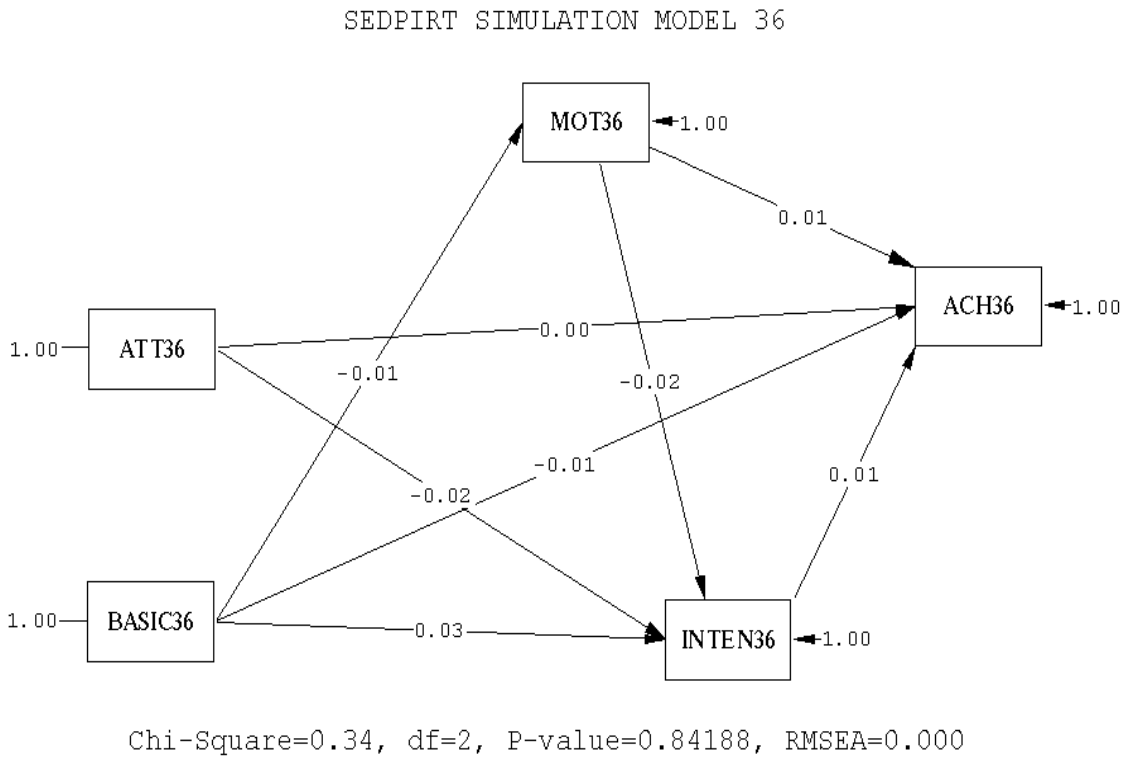
ภาพประกอบ 103 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบSEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดลที่ 35

จากภาพ 103 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 35 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 2.58 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .27489 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



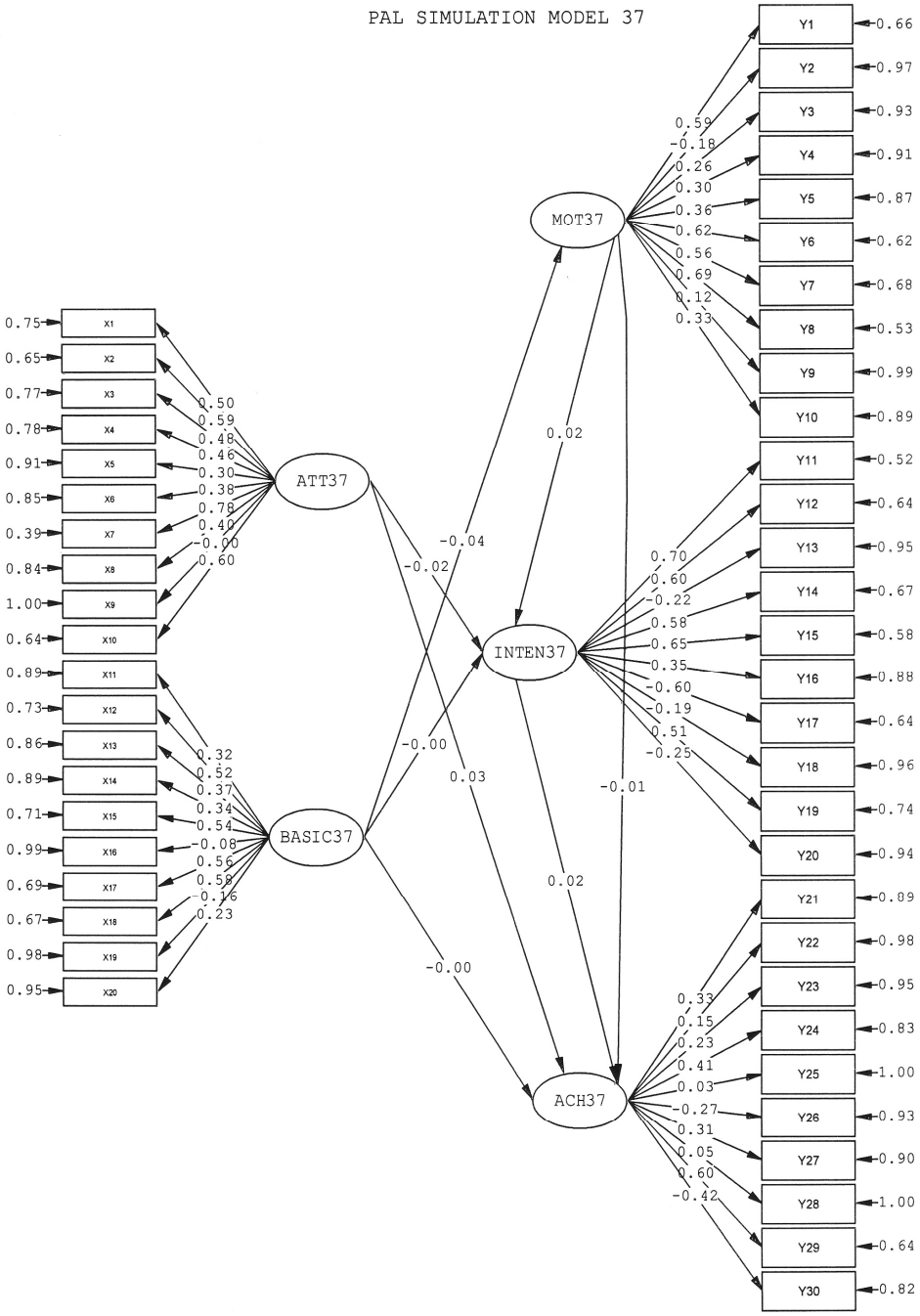
ภาพประกอบ 104 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 36

จากภาพ 104 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 36 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1211.94 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .17033 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



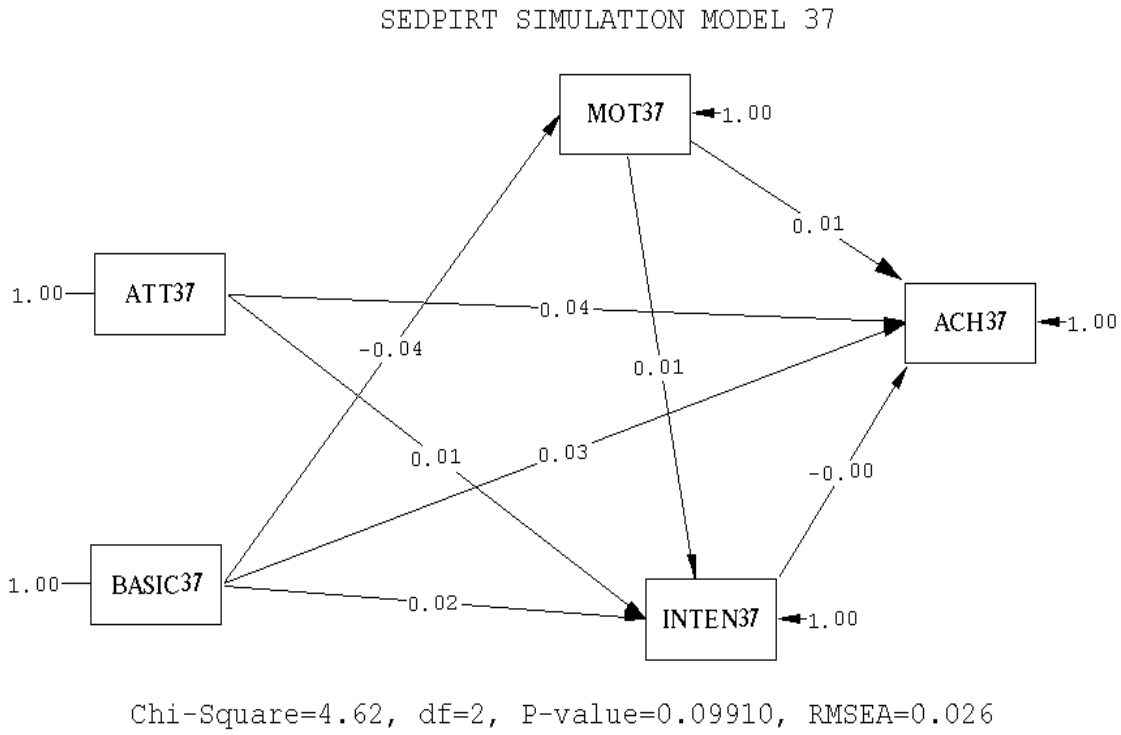
ภาพประกอบ 105 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดล 36

จากภาพ 105 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 36 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.34 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .84188 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



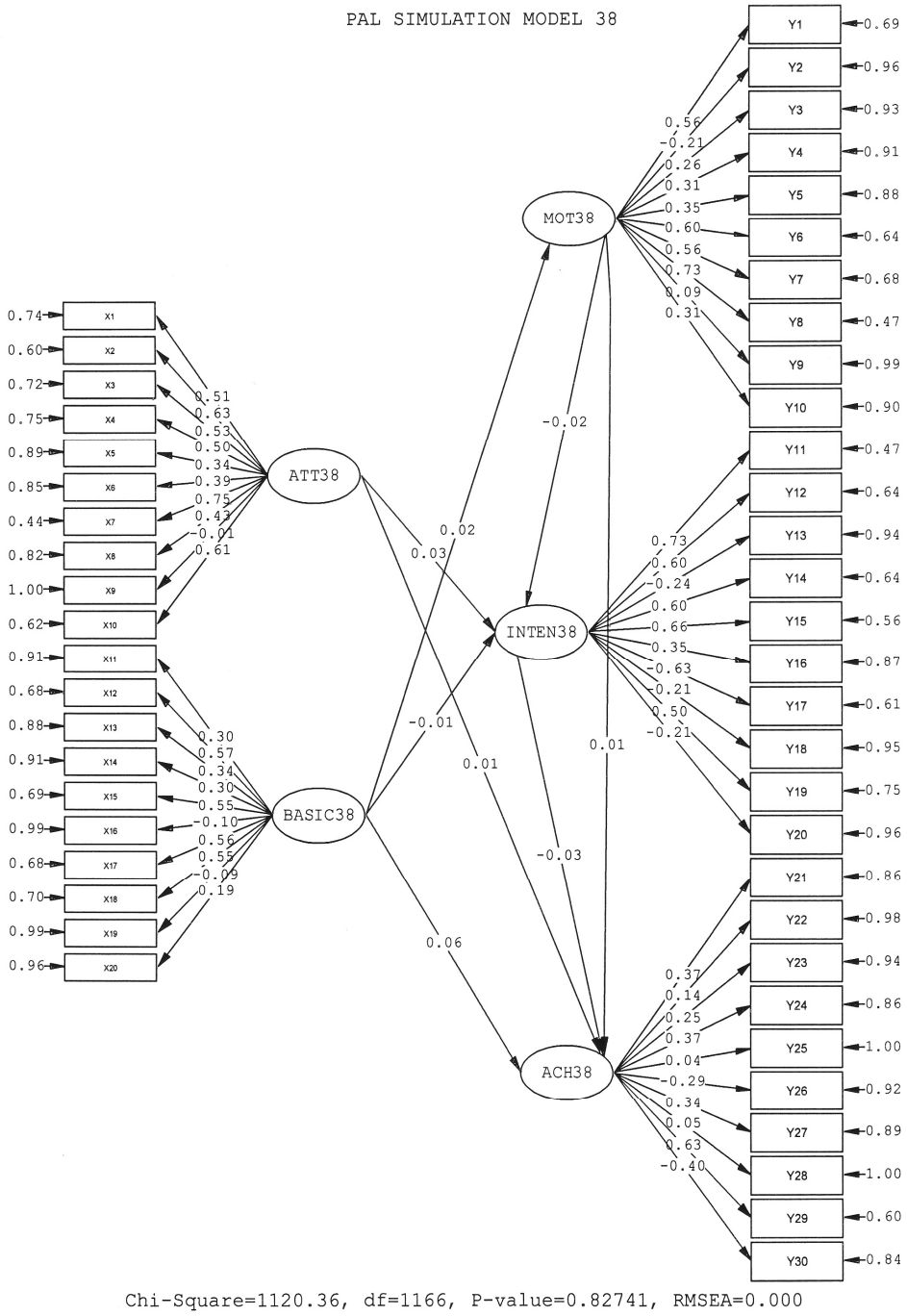
ภาพประกอบ 106 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 37

จากภาพ 106 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 37 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1245.05 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .05315 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



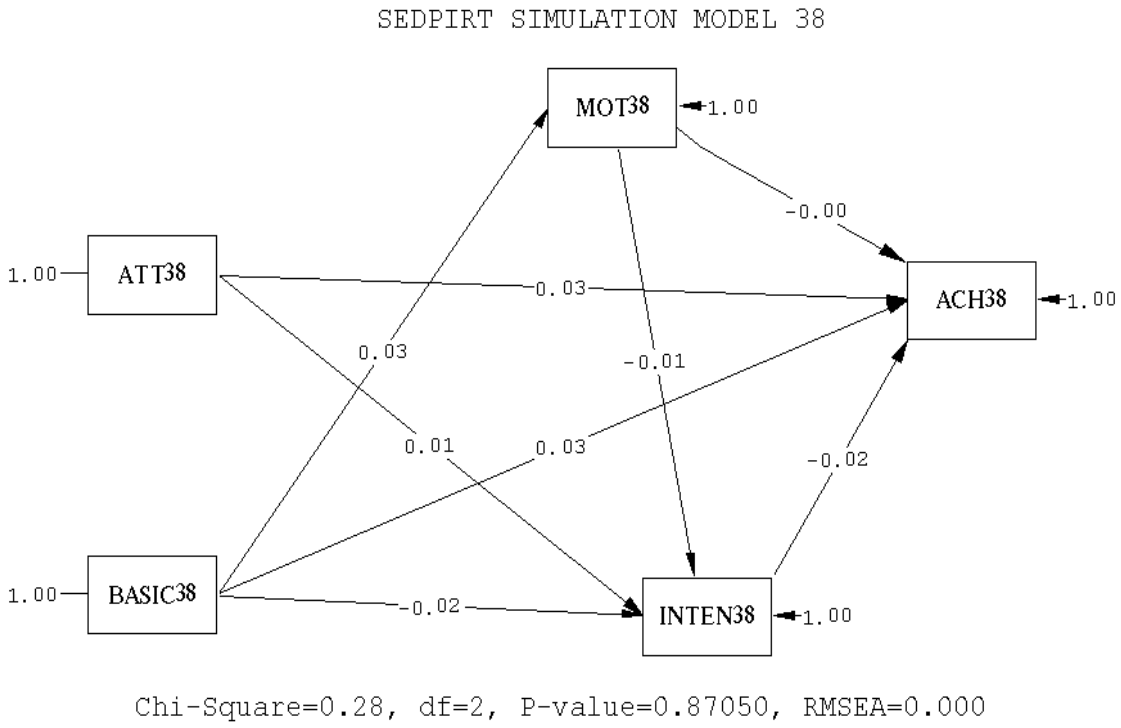
ภาพประกอบ 107 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดล 37

จากภาพ 107 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 37 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 4.62 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .09910 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



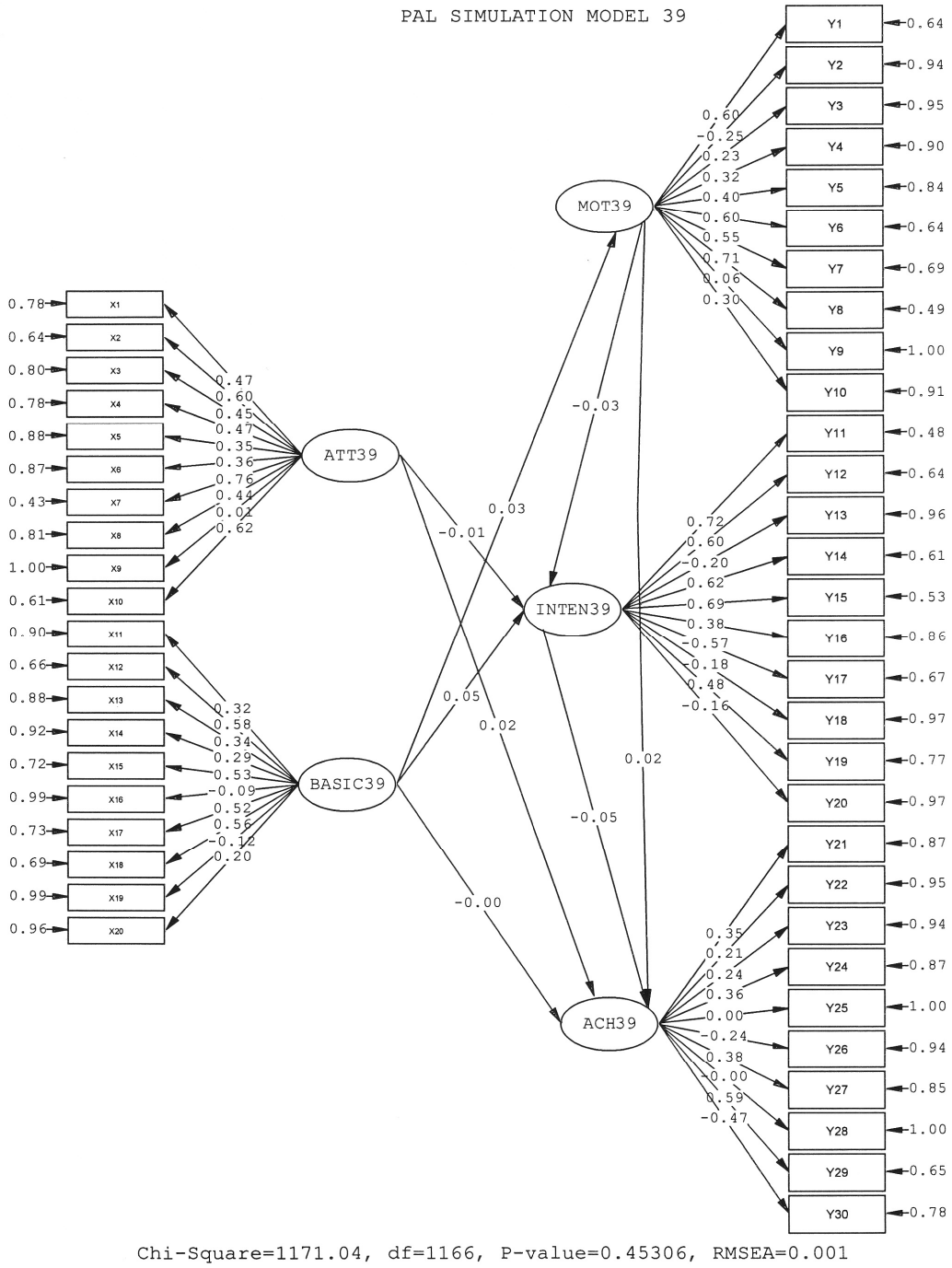
ภาพประกอบ 108 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 38

จากภาพ 108 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 38 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1120.36 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .82741 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



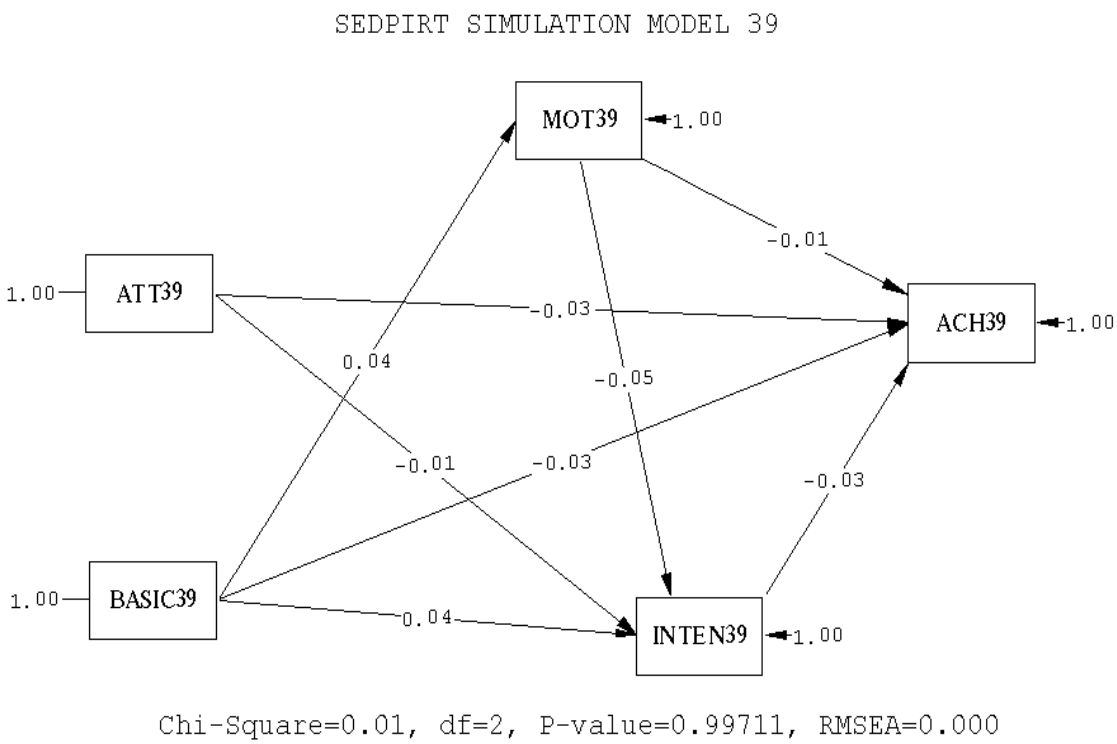
ภาพประกอบ 109 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดล 38

จากภาพ 109 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 38 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.28 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .87050 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



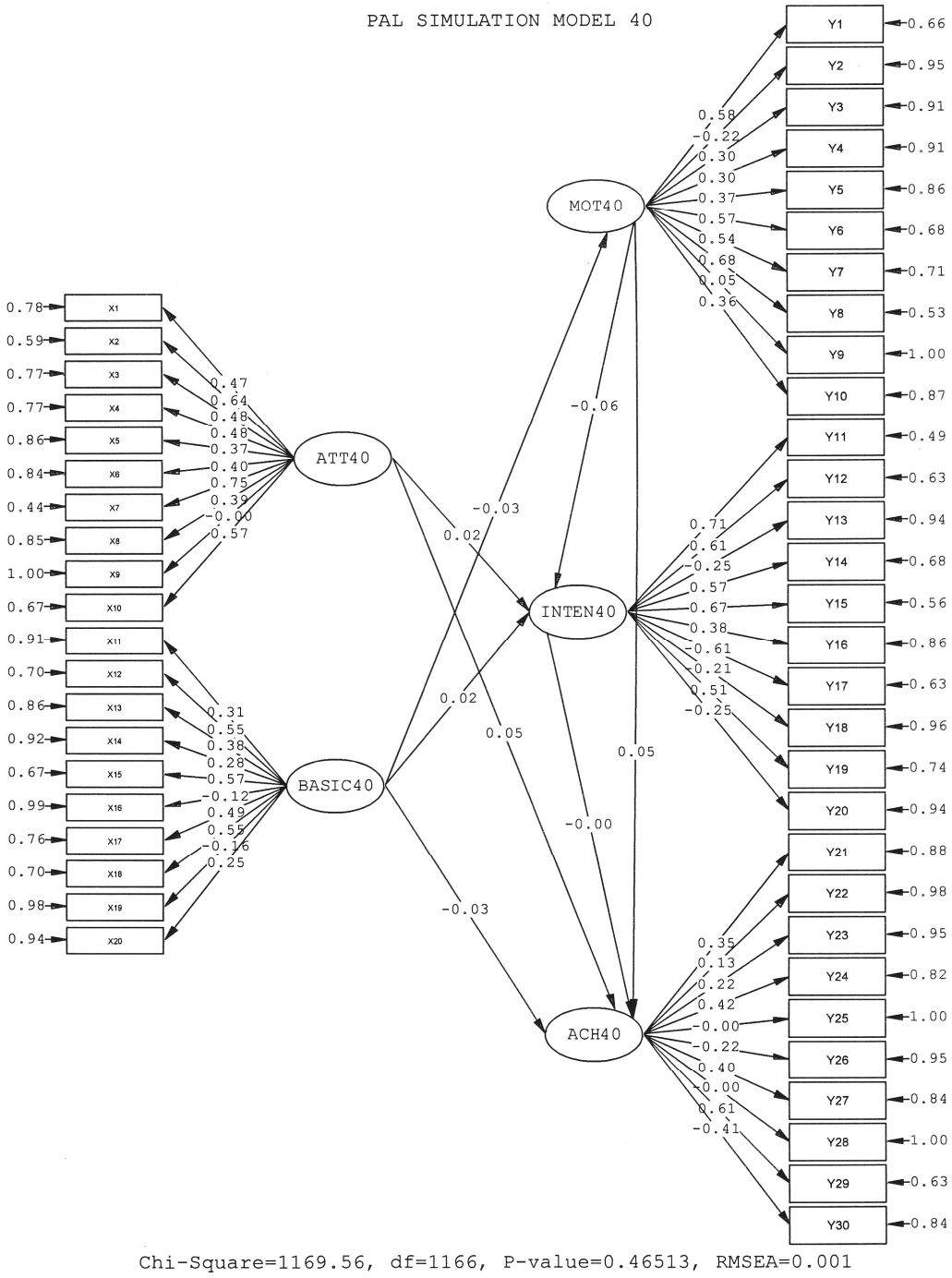
ภาพประกอบ 110 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 39

จากภาพ 110 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 39 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1171.04 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .45306 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



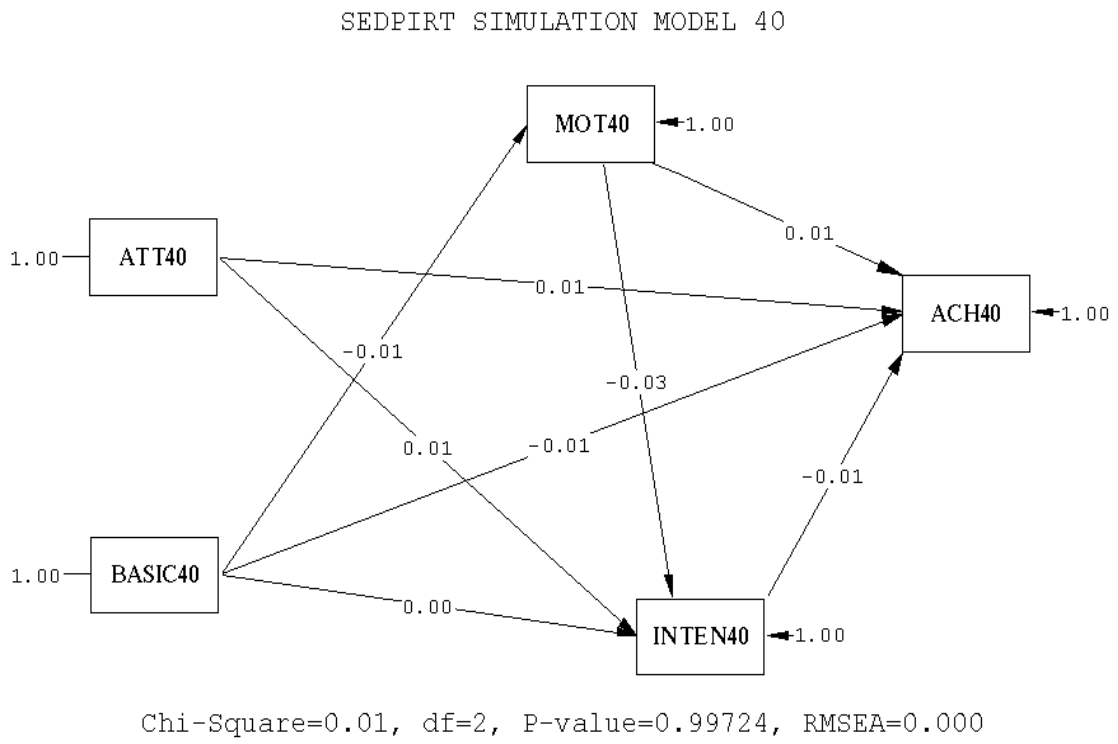
ภาพประกอบ 111 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดล 39

จากภาพ 111 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 39 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.28 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99711 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 112 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 40

จากภาพ 112 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 40 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1169.56 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .46513 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 113 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดล 40

จากภาพ 113 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 40 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.01 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99724 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ภาคผนวก ค
วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT

ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

ขั้นตอนการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

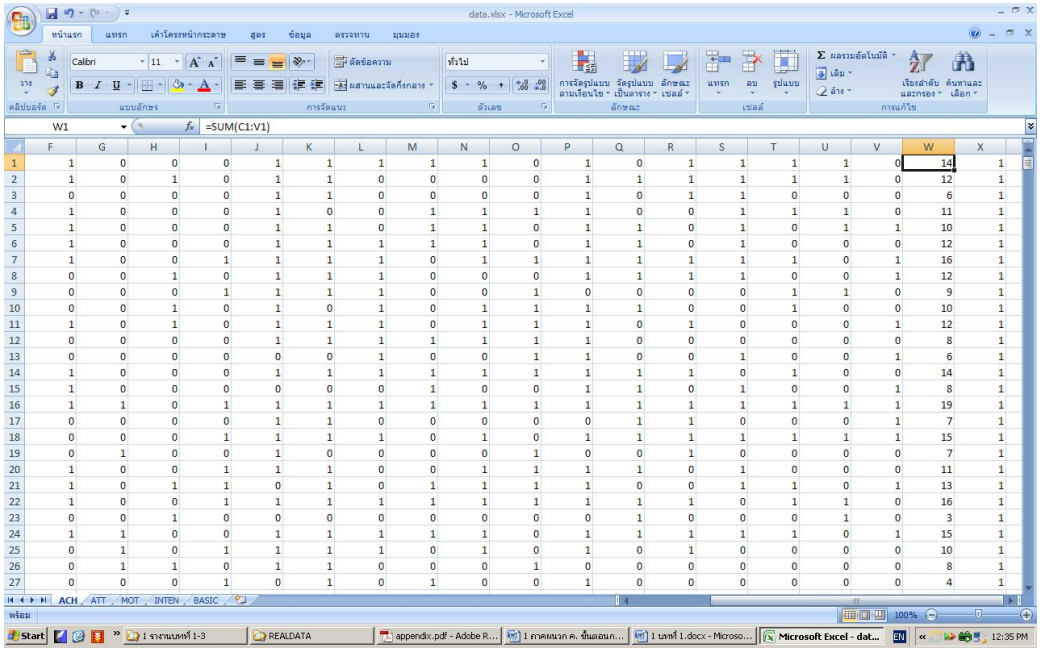
ขั้นตอนที่ 1 การวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าความสามารถที่แท้จริงหรือระดับเจตคติที่แท้จริงของกลุ่มตัวอย่างรายบุคคล ด้วยโปรแกรม MULTILOG มีขั้นตอนดังนี้

- ขั้นเตรียมข้อมูล
- ขั้นวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม MULTILOG 7.03

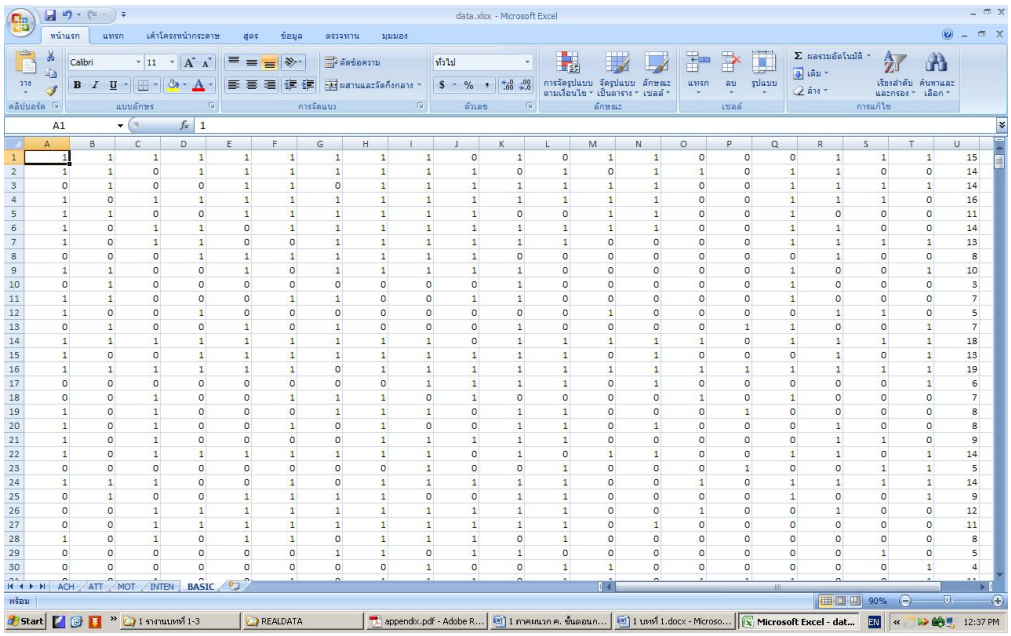
ขั้นเตรียมข้อมูล

1. เตรียมข้อมูลการตอบข้อสอบและแบบวัดของกลุ่มตัวอย่างปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ ของนักเรียนชั้นประถมศึกษาปีที่ 6 สังกัดสำนักงานเขตพื้นที่การศึกษาอุดรธานี จำนวน 827 คน ด้วยโปรแกรม Microsoft Excel ประกอบด้วย

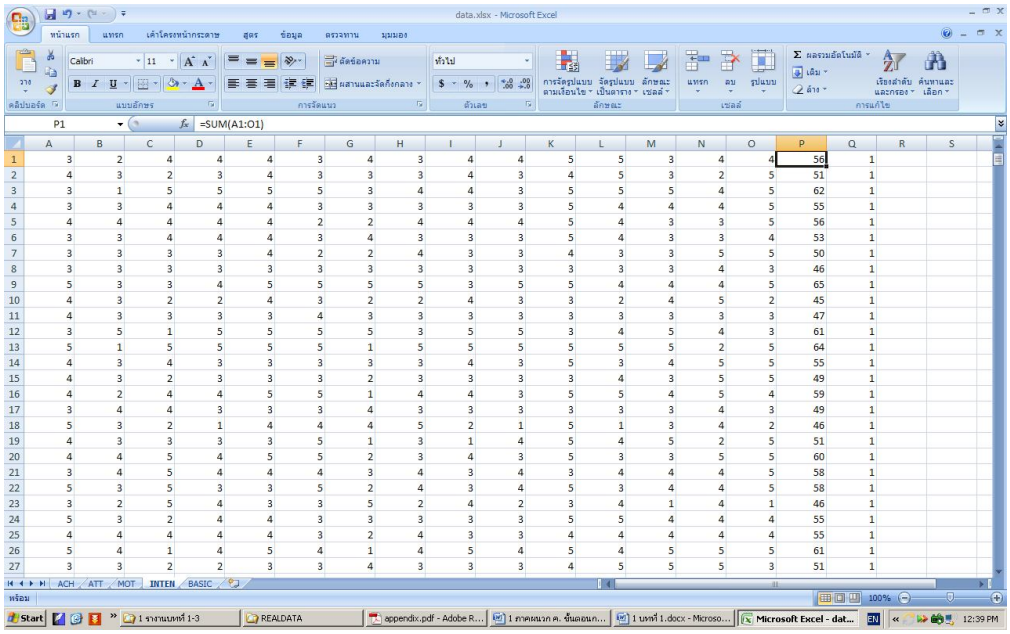
(1) แบบทดสอบผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Academic Achievement Mathematics ; **ACH**) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ, ความรู้ความเข้าใจ และ ทักษะการแก้โจทย์ปัญหา ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ



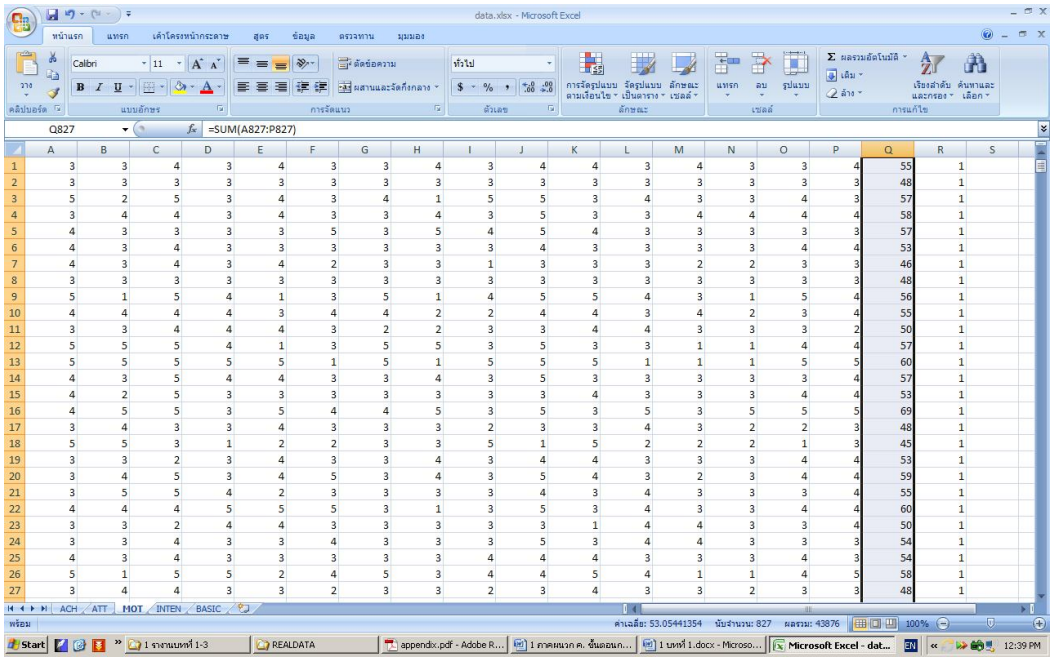
(2) ความรู้พื้นฐานเดิม (Background Knowledge ; BASIC) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ ทักษะการคิดคำนวณ , ความรู้ความเข้าใจ และทักษะการแก้โจทย์ปัญหา ประกอบด้วยข้อสอบจำนวน 20 ข้อ



(3) ความตั้งใจเรียน (Learning Intention ; INTEN)วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือความมีสมาธิในการเรียน , ความสนใจในการเรียนโดยการทบทวน หาความรู้เพิ่มเติม และความเอาใจใส่ในการเรียน ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ

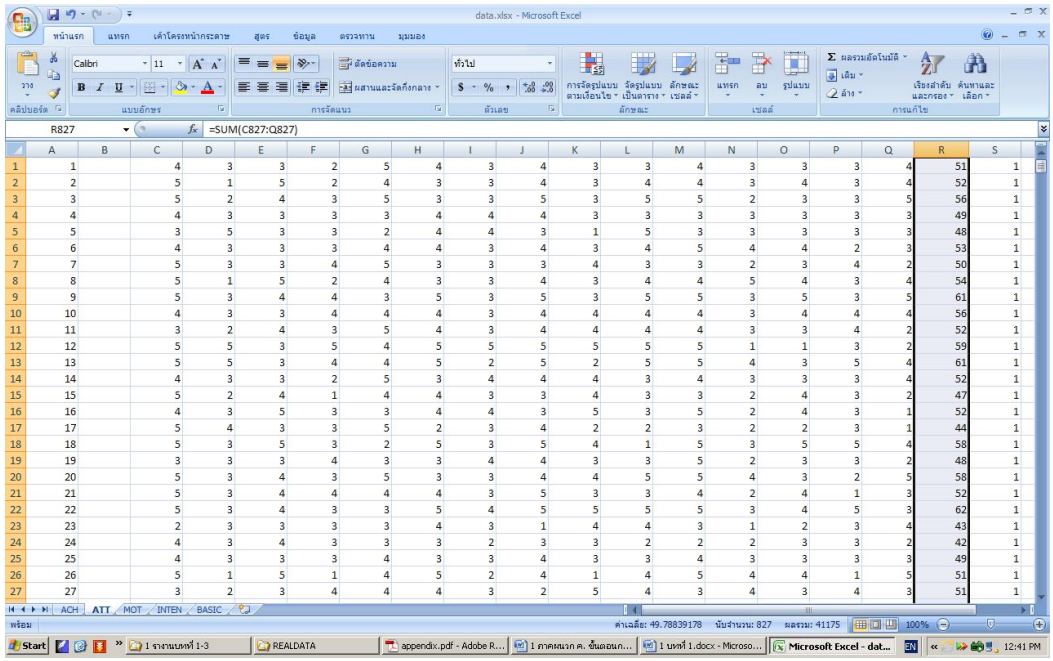


(4) แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (Achievement Motivation ; MOT) วัดจากตัวแปรสังเกตได้ 5 ตัว คือ มีความกล้าเสี่ยง , ความกระตือรือร้น , ความรับผิดชอบในตนเอง, มีความรู้เกี่ยวกับผลการตัดสินใจของตนเอง และ มีความสามารถในการคาดผลล่วงหน้า ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 16 ข้อ



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	3	3	4	3	4	3	3	4	3	4	4	3	4	3	3	4	55	1	
2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	48	1	
3	5	2	5	3	4	3	4	1	5	5	3	4	3	3	4	3	57	1	
4	3	4	4	3	4	3	3	4	3	5	3	3	4	4	4	4	58	1	
5	4	3	3	3	3	5	3	5	4	5	4	3	3	3	3	3	57	1	
6	4	3	4	3	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	4	4	53	1	
7	4	3	4	3	4	2	3	3	1	3	3	3	2	2	3	3	46	1	
8	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	48	1	
9	5	1	5	4	1	3	5	1	4	5	5	4	3	1	5	4	56	1	
10	4	4	4	4	3	4	4	2	2	4	4	3	4	2	3	4	55	1	
11	3	3	4	4	4	3	2	2	3	3	4	4	3	3	3	2	50	1	
12	5	5	5	4	1	3	5	5	3	5	3	3	1	1	4	4	57	1	
13	5	5	5	5	5	1	5	1	5	5	5	1	1	1	5	5	60	1	
14	4	3	5	4	4	3	3	4	3	5	3	3	3	3	3	4	57	1	
15	4	2	5	3	3	3	3	3	3	3	4	3	3	3	4	4	53	1	
16	4	5	5	3	5	4	4	5	3	5	3	5	3	5	5	5	69	1	
17	3	4	3	3	4	3	3	3	2	3	3	4	3	2	2	3	48	1	
18	5	5	3	1	2	2	3	3	5	1	5	2	2	2	1	3	45	1	
19	3	3	2	3	4	3	3	4	3	4	4	3	3	3	4	4	53	1	
20	3	4	5	3	4	5	3	4	3	5	4	3	2	3	4	4	59	1	
21	3	5	5	4	2	3	3	3	3	4	3	4	3	3	3	4	55	1	
22	4	4	4	5	5	5	3	1	3	5	3	4	3	3	4	4	60	1	
23	3	3	2	4	4	3	3	3	3	3	1	4	4	3	3	4	50	1	
24	3	3	4	3	3	4	3	3	3	5	3	4	4	3	3	3	54	1	
25	4	3	4	3	3	3	3	3	4	4	4	3	3	3	4	3	54	1	
26	5	1	5	5	2	4	5	3	4	4	5	4	1	1	4	5	58	1	
27	3	4	4	3	3	2	3	3	2	3	4	3	3	2	3	3	48	1	

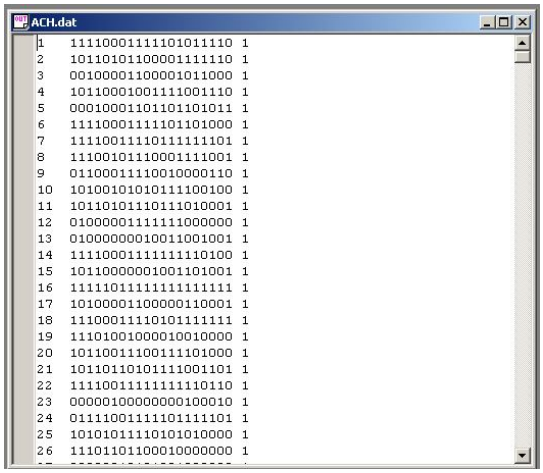
(5) เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (Attitude toward Mathematics ; ATT) วัดจาก ตัวแปรสังเกตได้ 3 ตัว คือ องค์ประกอบด้านพุทธิปัญญา , องค์ประกอบด้านท่าทีความรู้สึก และ องค์ประกอบทางด้านการปฏิบัติ ประกอบด้วยข้อคำถามจำนวน 15 ข้อ



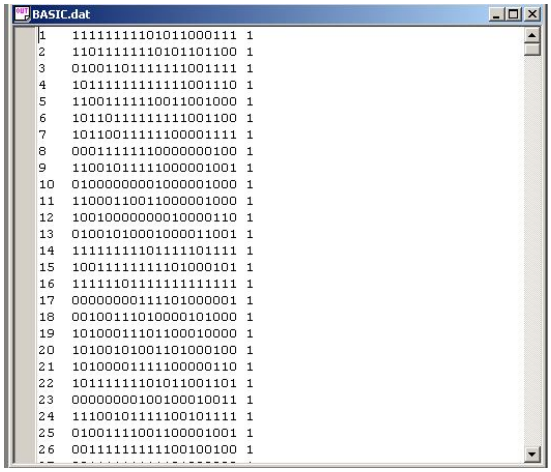
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	1		4	3	3	2	5	4	3	4	3	3	4	3	3	3	4	51	1
2	2		5	1	5	2	4	3	3	4	3	4	4	3	4	3	4	52	1
3	3		5	2	4	3	5	3	3	5	3	5	5	2	3	3	5	56	1
4	4		4	3	3	3	3	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	49	1
5	5		3	5	3	3	2	4	4	3	1	5	3	3	3	3	3	48	1
6	6		4	3	3	3	4	4	3	4	3	4	5	4	4	2	3	53	1
7	7		5	3	3	4	5	3	3	3	4	3	3	2	3	4	2	50	1
8	8		5	1	5	2	4	3	3	4	3	4	4	5	4	3	4	54	1
9	9		5	3	4	4	3	5	3	5	3	5	5	3	5	3	5	61	1
10	10		4	3	3	4	4	4	3	4	4	4	4	3	4	4	4	56	1
11	11		3	2	4	3	5	4	3	4	4	4	4	3	3	4	2	52	1
12	12		5	5	3	5	4	5	5	5	5	5	5	1	1	3	2	59	1
13	13		5	5	3	4	4	5	2	5	2	5	5	4	3	5	4	61	1
14	14		4	3	3	2	5	3	4	4	4	3	4	3	3	3	4	52	1
15	15		5	2	4	1	4	4	3	3	4	3	3	2	4	3	2	47	1
16	16		4	3	5	3	3	4	4	3	5	3	5	2	4	3	1	52	1
17	17		5	4	3	3	5	2	3	4	2	2	3	2	2	3	1	44	1
18	18		5	3	5	3	2	5	3	5	4	1	5	3	5	5	4	58	1
19	19		3	3	3	4	3	3	4	4	3	3	5	2	3	3	2	48	1
20	20		5	3	4	3	5	3	3	4	4	5	5	4	3	2	5	58	1
21	21		5	3	4	4	4	4	3	5	3	3	4	2	4	1	3	52	1
22	22		5	3	4	3	3	5	4	5	5	5	5	3	4	5	3	62	1
23	23		2	3	3	3	3	4	3	1	4	4	3	1	2	3	4	43	1
24	24		4	3	4	3	3	3	2	3	3	2	2	2	3	3	2	42	1
25	25		4	3	3	3	4	3	3	4	3	3	4	3	3	3	3	49	1
26	26		5	1	5	1	4	5	2	4	1	4	5	4	4	1	5	51	1
27	27		3	2	3	4	4	4	3	2	5	4	3	4	3	4	3	51	1

2. นำข้อมูลที่เตรียมไว้ในโปรแกรม Excel มาวิเคราะห์ เป็นไฟล์นามสกุล “dat” ด้วยโปรแกรม SPSS for Windows แล้วบันทึกใน Program file > MULTILOG > Example ดังนี้

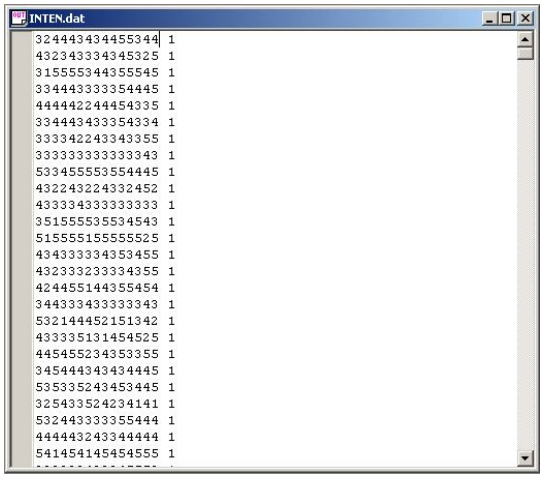
“ACH.dat”



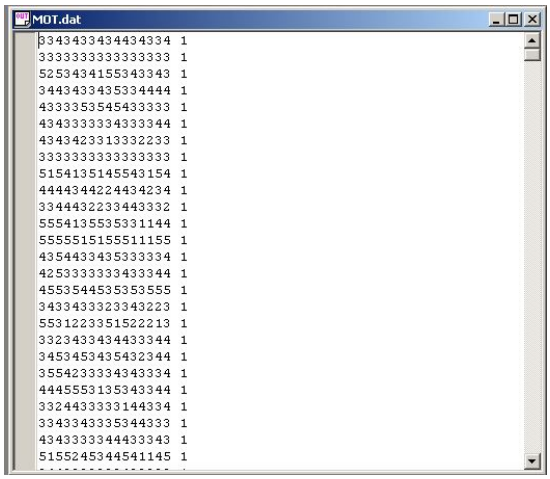
“BASIC.dat”



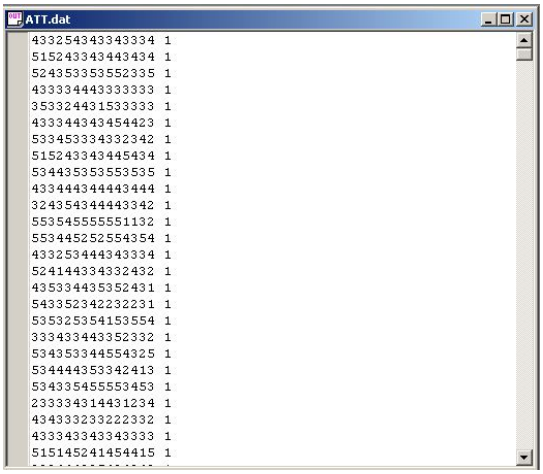
“INTEN.dat”



“MOT.dat”

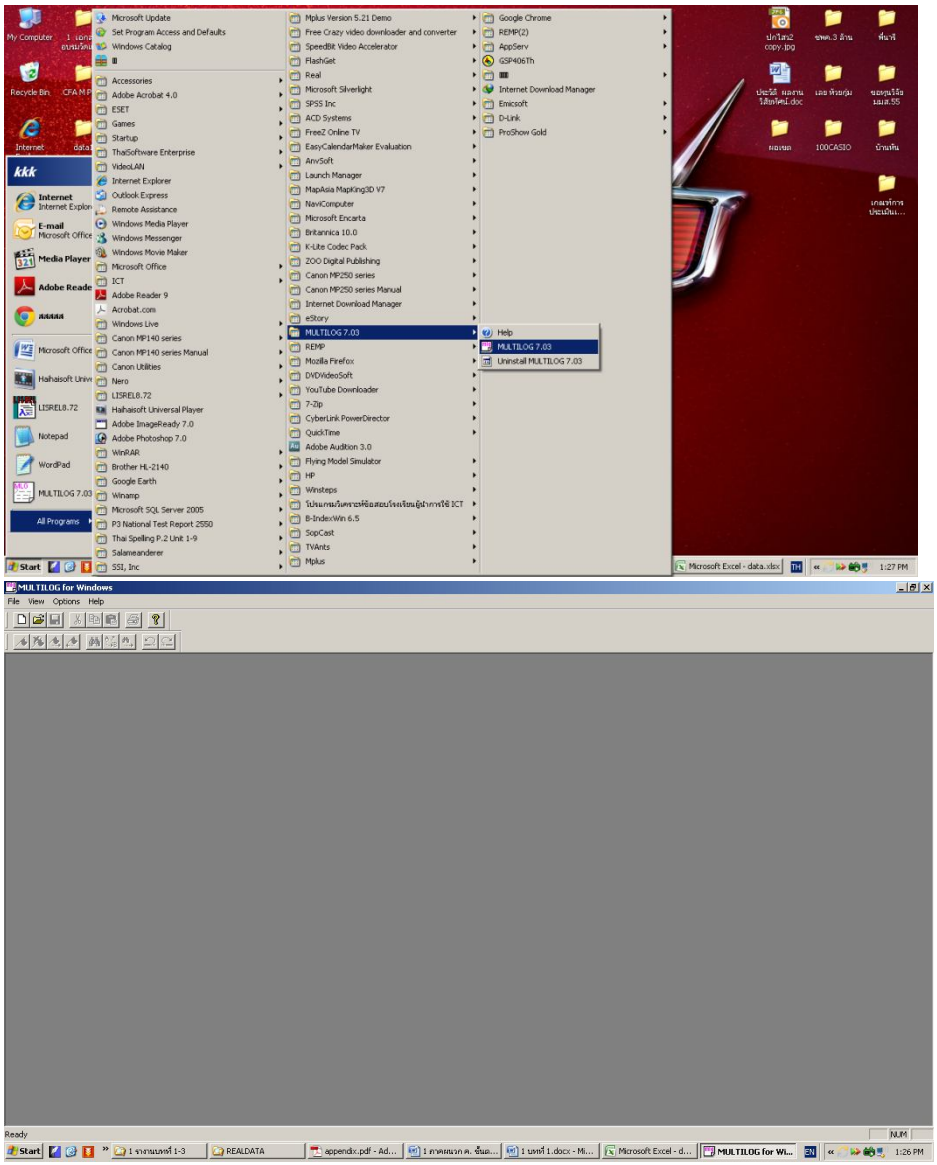


“ATT.dat”



ขั้นวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม MULTILOG 7.03

1. เปิดโปรแกรม MULTILOG 7.03 Start > All Program > MULTILOG 7.03



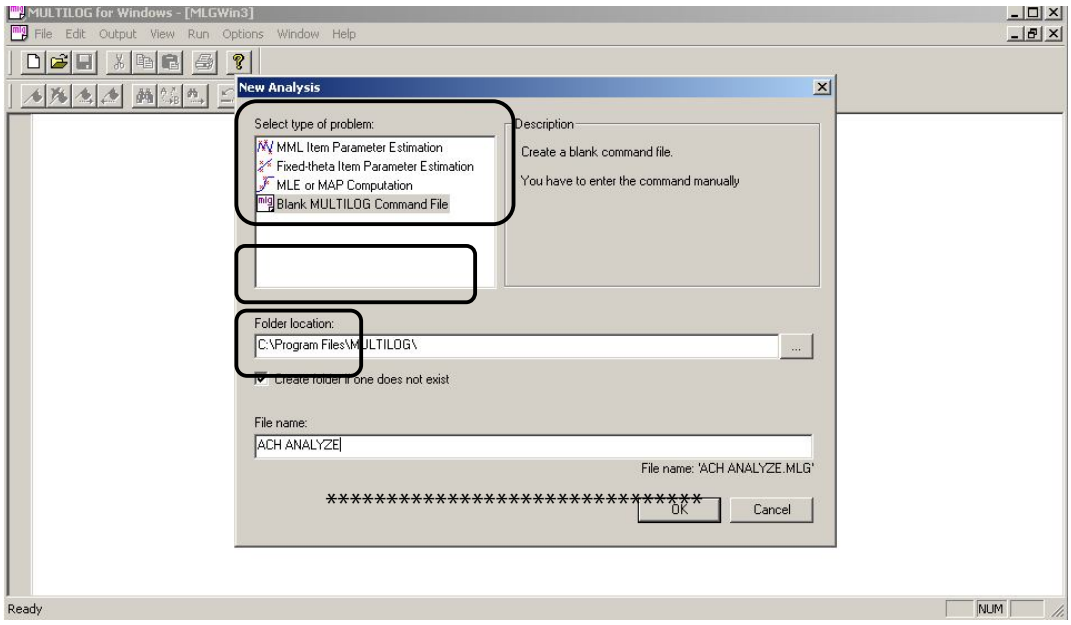
2. หลังจากเปิดโปรแกรมแล้ว ให้ผู้วิจัยเลือก

- File > New > Blank MULTILOG command file

> Folder Location คือ แหล่งเก็บข้อมูลการวิเคราะห์ในเครื่องของผู้วิจัย

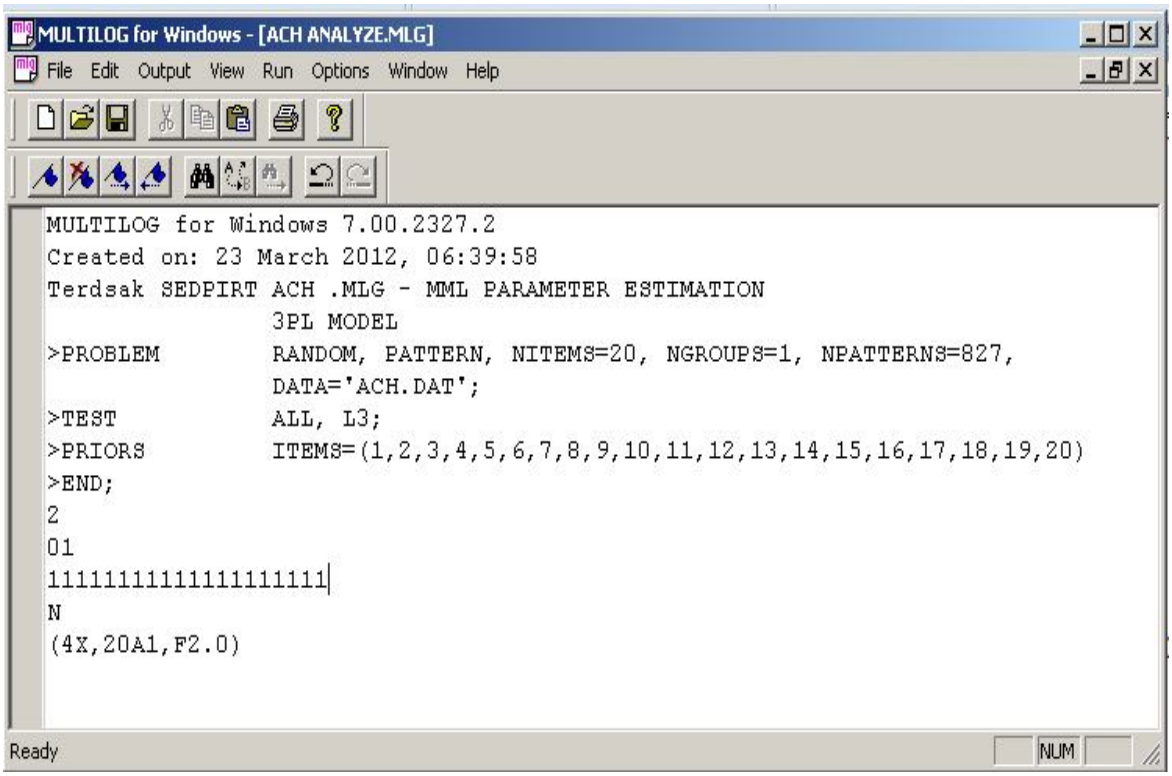
> File name คือ ให้ผู้วิจัยตั้งชื่อไฟล์การวิเคราะห์ของผู้วิจัย

> OK



3. ดำเนินการเขียนคำสั่งตามที่ผู้วิจัยต้องการวิเคราะห์เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ ดังนี้ ตัวอย่างการเขียนคำสั่งการวิเคราะห์

3.1 รูปแบบการให้คะแนนแบบ 2 ค่า (0 , 1) แบบ 3 พารามิเตอร์



3.1.1 รายละเอียดคำสั่ง ประกอบด้วย

- ชื่อโปรแกรม, วันเวลาที่วิเคราะห์และชื่อการวิเคราะห์MULTILOG for Windows 7.00.2327.2Created on : 23 March 2012, 06 : 39 : 58
Terdsak SEDPIRT ACH .MLG - MML PARAMETER ESTIMATION
- รูปแบบการวิเคราะห์ โมเดล 3 พารามิเตอร์3PL MODEL
- รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์

>PROBLEM RANDOM, PATTERN, NITEMS=20, NGROUPS=1, NPATTERNS=827, DATA='ACH.DAT' ;

เป็นข้อมูลแบบสุ่ม (RANDOM), ใช้รูปแบบการตอบเป็นการวิเคราะห์ (PATTERN), จำนวนข้อสอบ (NITEMS=20), จำนวนกลุ่ม (NGROUPS=1), จำนวนรูปแบบการตอบ (NPATTERNS=827), แหล่งข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ (DATA='ACH.DAT')

- รูปแบบการทดสอบ

>TEST ALL, L3 ;

- ข้อสอบที่ต้องการวิเคราะห์

>PRIORSITEMS=(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20)

- จบการวิเคราะห์

>END;

- รูปแบบการตอบ

2
01
11111111111111111111

รูปเป็นการตอบข้อสอบแบบให้คะแนน 2 ค่า (2) , ตอบถูกให้ 1 ตอบผิดให้ 0 (01) คำตอบที่ถูกต้องทั้ง 20 ข้อ (11111111111111111111)

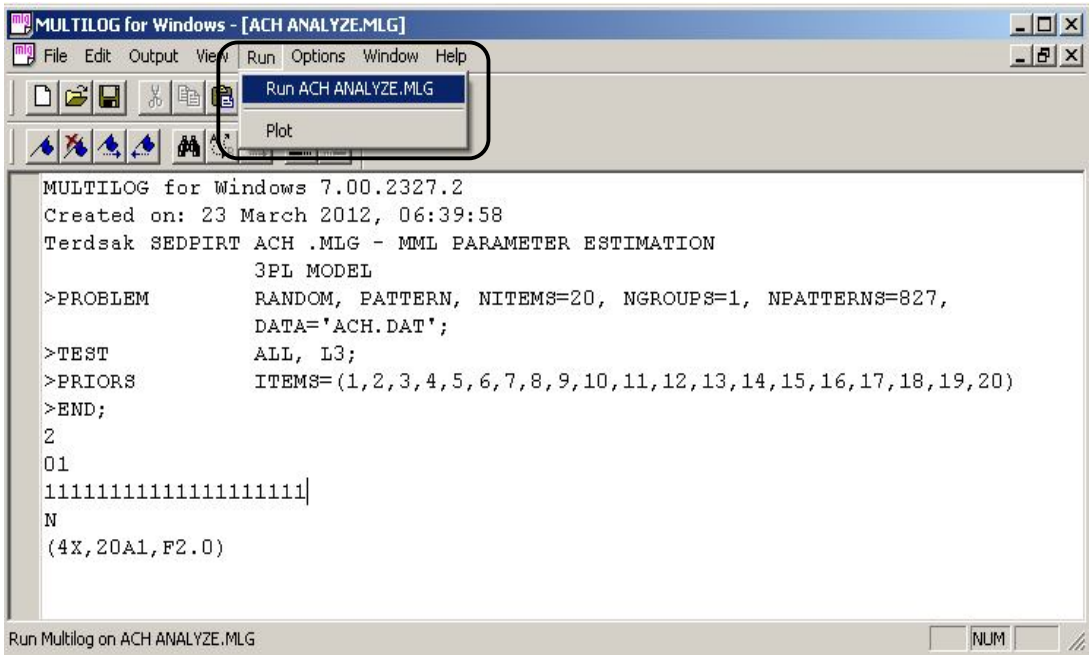
- รูปแบบข้อมูลในไฟล์ “.dat”

N
(4X,20A1,F2.0)

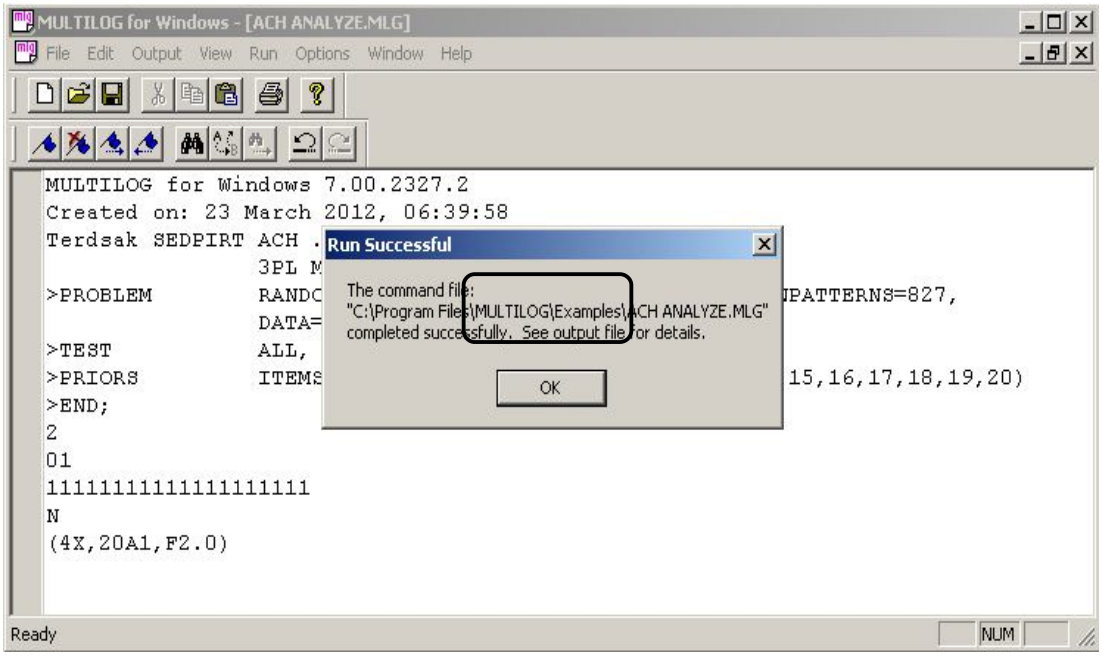
คอลัมน์ของ ID ของกลุ่มตัวอย่างจำนวน 4 คอลัมน์ (4X) , คอลัมน์จำนวนข้อสอบในการวิเคราะห์ 20 ข้อ (20A1) , คอลัมน์ระบุ Pattern การตอบ 2 คอลัมน์ (F2.0)

3.1.2 ดำเนินการวิเคราะห์โดย เมื่อผู้วิจัยเขียนคำสั่งเรียบร้อยแล้วให้ดำเนินการดังนี้

- คลิก Run > เลือกชื่อ ไฟล์การวิเคราะห์ (Run ACH ANALYZE.MLG)

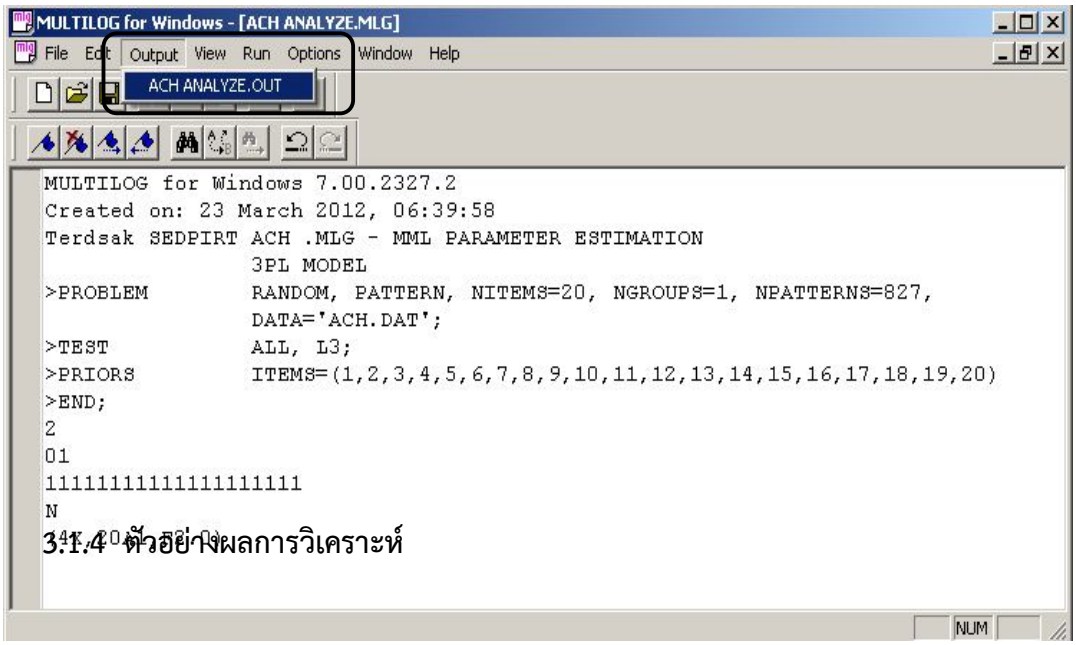


- คลิก OK



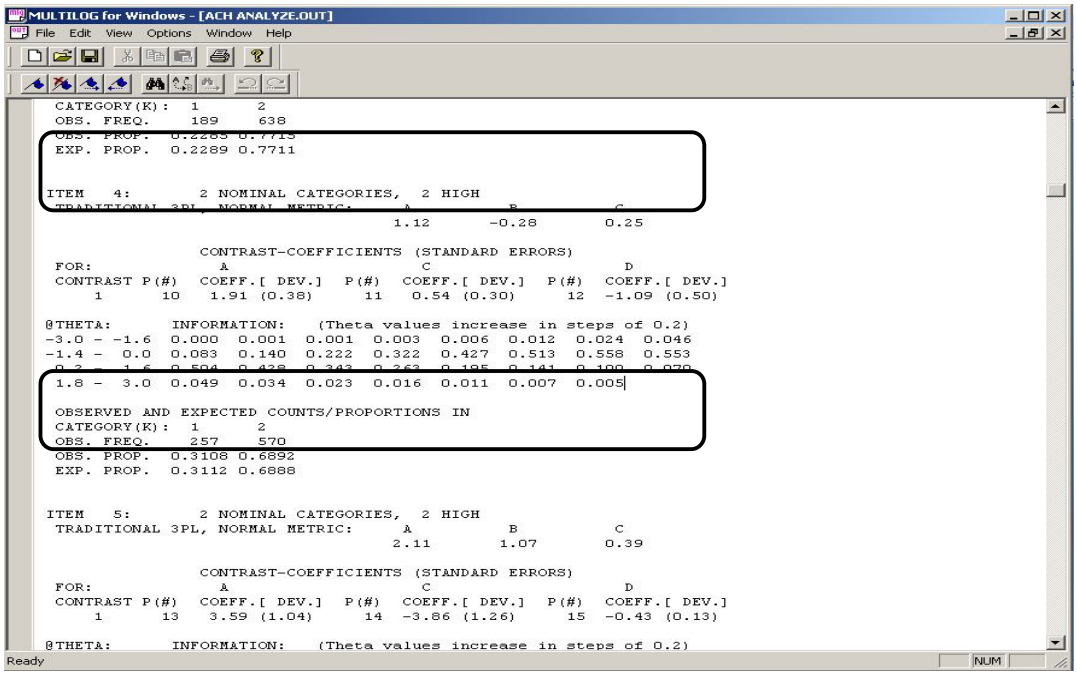
3.1.3 วิธีการดูผลการวิเคราะห์ ให้ผู้วิจัยดำเนินการ ดังนี้

- คลิก Output เลือกดูไฟล์ผลการวิเคราะห์ (ACH ANALYZE.OUT)

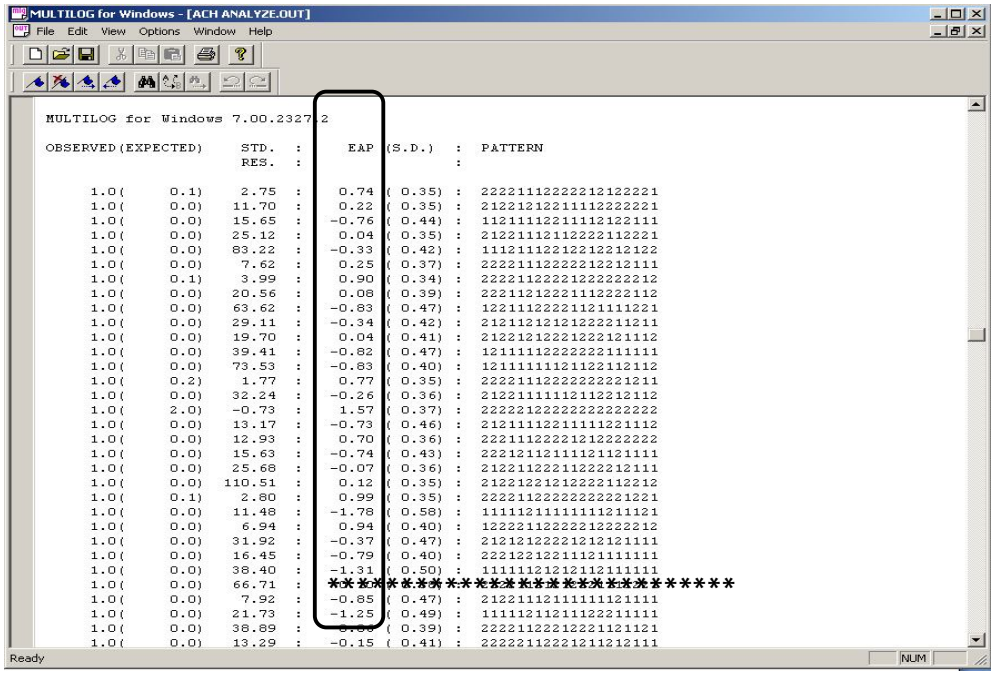


3.1.4 ตัวอย่างผลการวิเคราะห์

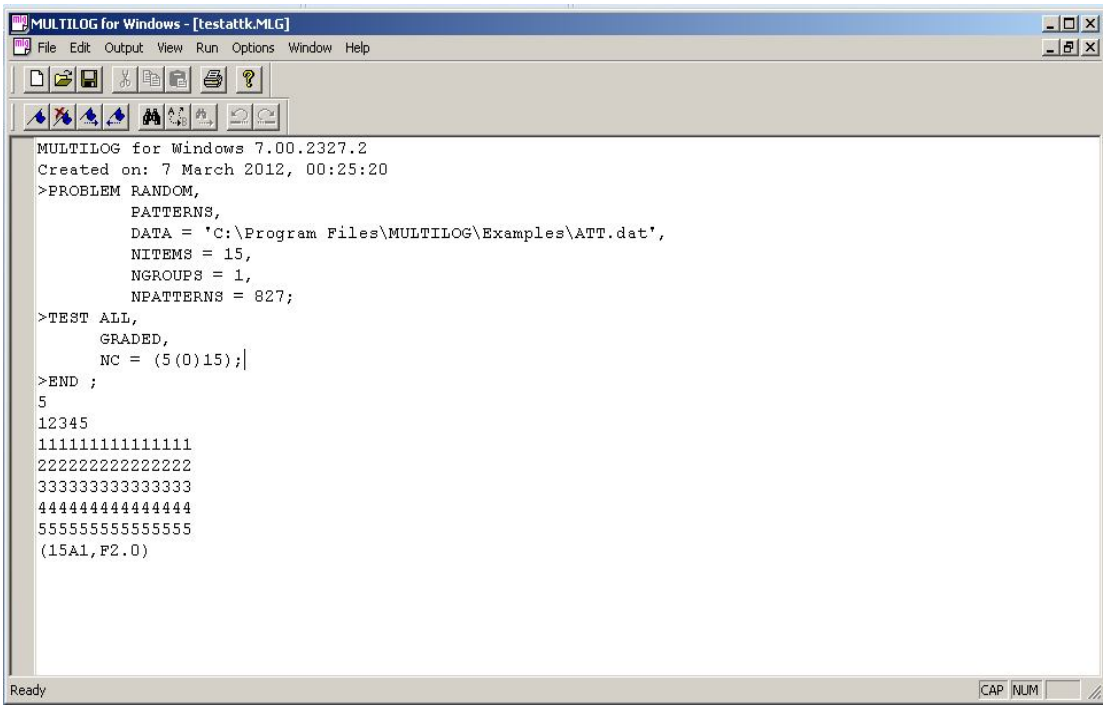
- ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (ค่า a , b , c) ดังภาพ



- ค่าพารามิเตอร์ของผู้สอบคือระดับความสามารถที่แท้จริงของผู้สอบ(θ) ดังภาพ



3.2 รูปแบบการให้คะแนนมากกว่า 2 ค่า (มาตรประมาณค่า 5 ระดับ) 2 พารามิเตอร์



3.2.1 รายละเอียดคำสั่ง ประกอบด้วย

- ชื่อโปรแกรม, วันเวลาที่วิเคราะห์และชื่อการวิเคราะห์

```
MULTILOG for Windows 7.00.2327.2
Created on  :  23 March 2012,  06 : 39 : 58
Terdsak SEDPIRT ACH .MLG - MML PARAMETER ESTIMATION
```

- รูปแบบข้อมูลการวิเคราะห์

```
>PROBLEM RANDOM,
 PATTERNS,
 DATA = 'C:\Program Files\MULTILOG\Examples\ATT.dat',
 NITEMS = 15,
 NGROUPS = 1,
 NPATTERNS = 827;
```

เป็นข้อมูลแบบสุ่ม (RANDOM), ใช้รูปแบบการตอบเป็นการวิเคราะห์ (PATTERN), จำนวนข้อคำถาม(NITEMS=15), จำนวนกลุ่ม(NGROUPS=1), จำนวนรูปแบบการตอบ (NPATTERNS=827), แหล่งข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ (DATA='C:\Program Files\MULTILOG\Examples\ATT.dat')

- รูปแบบการทดสอบ

```
>TEST ALL,
  GRADED,
  NC = (5(0)15);
```

เป็นรูปแบบการตอบโมเดล เกรด เรสพอน์ส (GRADED) , ระบุจำนวนของระดับการตอบ จำนวน 15 ข้อ (NC = (5(0)15);)

- จบการวิเคราะห์

```
>END;
```

- รูปแบบการตอบ

```
5
12345
111111111111111
222222222222222
333333333333333
444444444444444
555555555555555
```

รูปเป็นการตอบแบบวัดให้คะแนน 5 ระดับ (5), รูปแบบการตอบ 5 4 3 2 1 (12345)

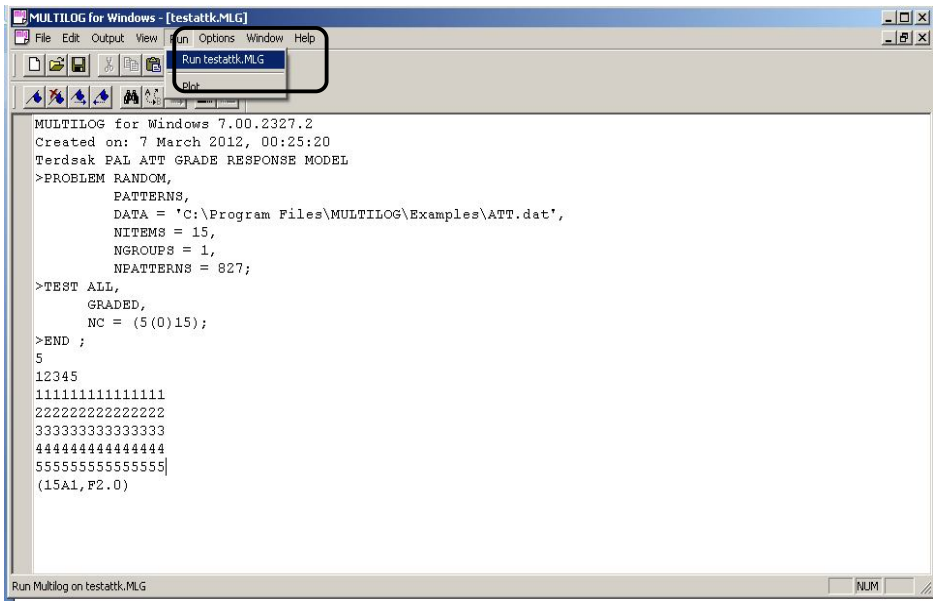
- รูปแบบข้อมูลในไฟล์ “.dat”

(15A1,F2.0)

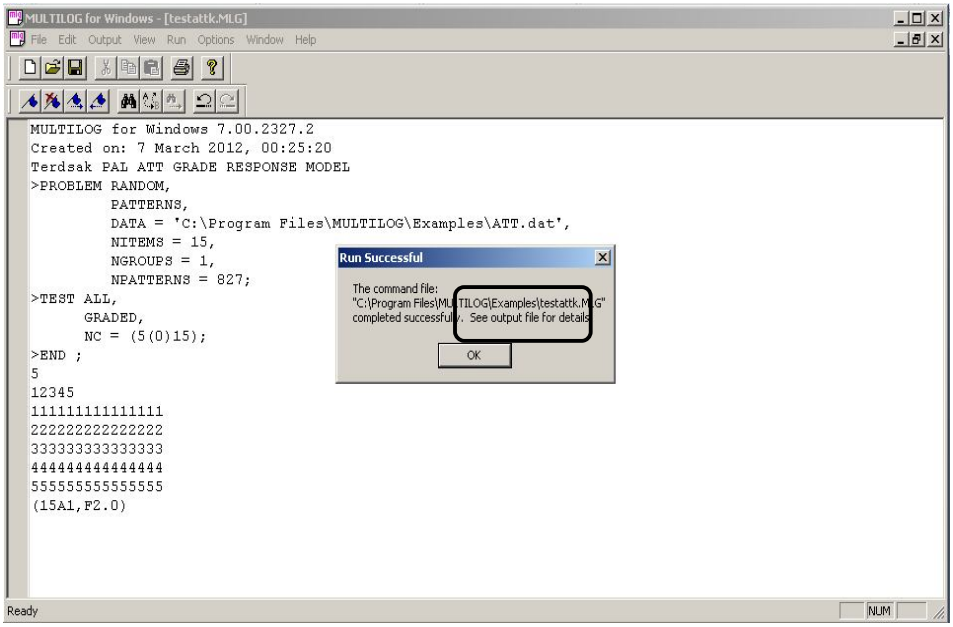
คอลัมน์จำนวนข้อคำถามในการวิเคราะห์ 15 ข้อ (15A1) , คอลัมน์ระบุ Pattern การตอบ 2 คอลัมน์ (F2.0)

3.2.2 ดำเนินการวิเคราะห์โดย เมื่อผู้วิจัยเขียนคำสั่งเรียบร้อยแล้วให้ดำเนินการดังนี้

- คลิก Run > เลือกชื่อ ไฟล์การวิเคราะห์ (Run testatt.MLG) > คลิก

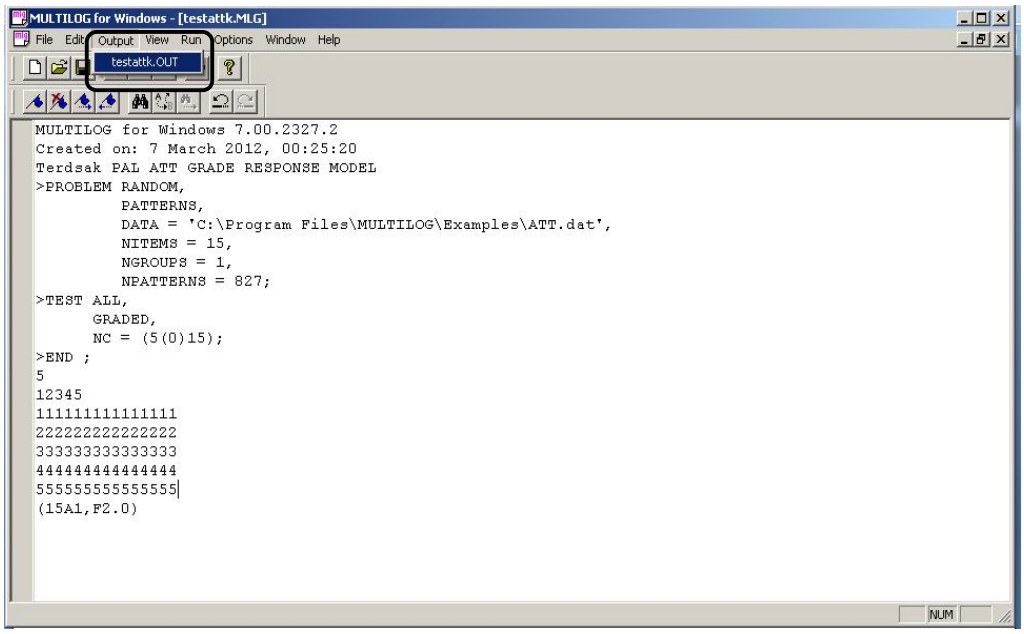


- คลิก OK



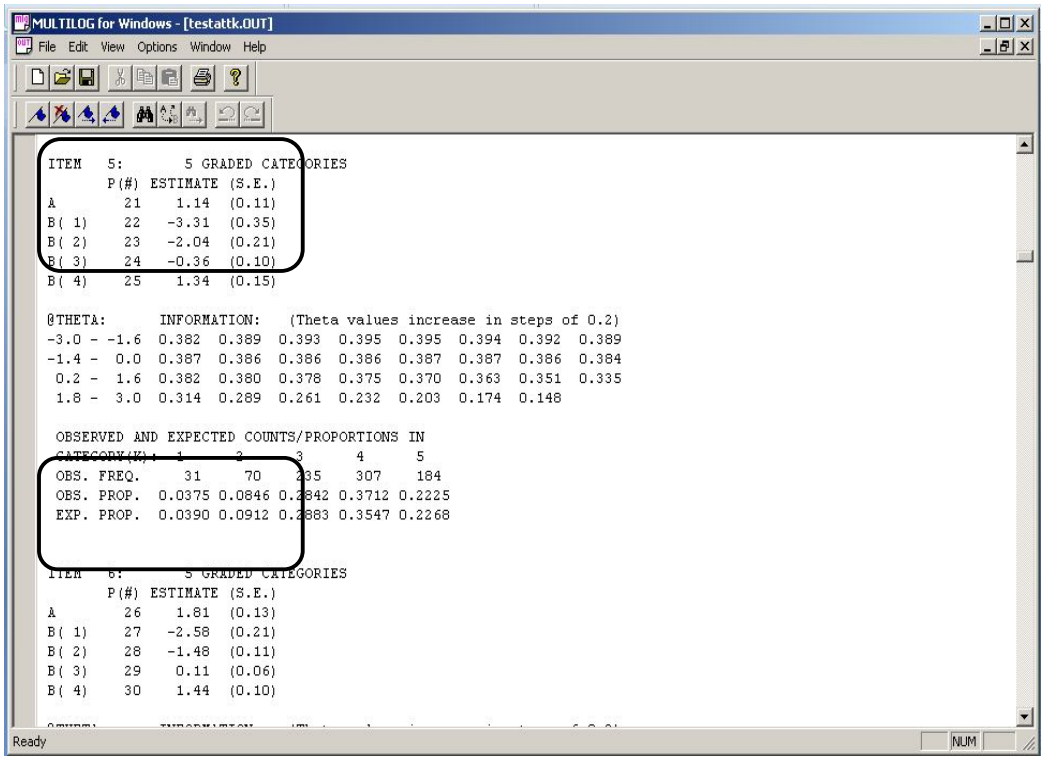
3.2.3 วิธีการดูผลการวิเคราะห์ ให้ผู้วิจัยดำเนินการ ดังนี้

- คลิก Output เลือกดูไฟล์ผลการวิเคราะห์ (testatt.OUT)

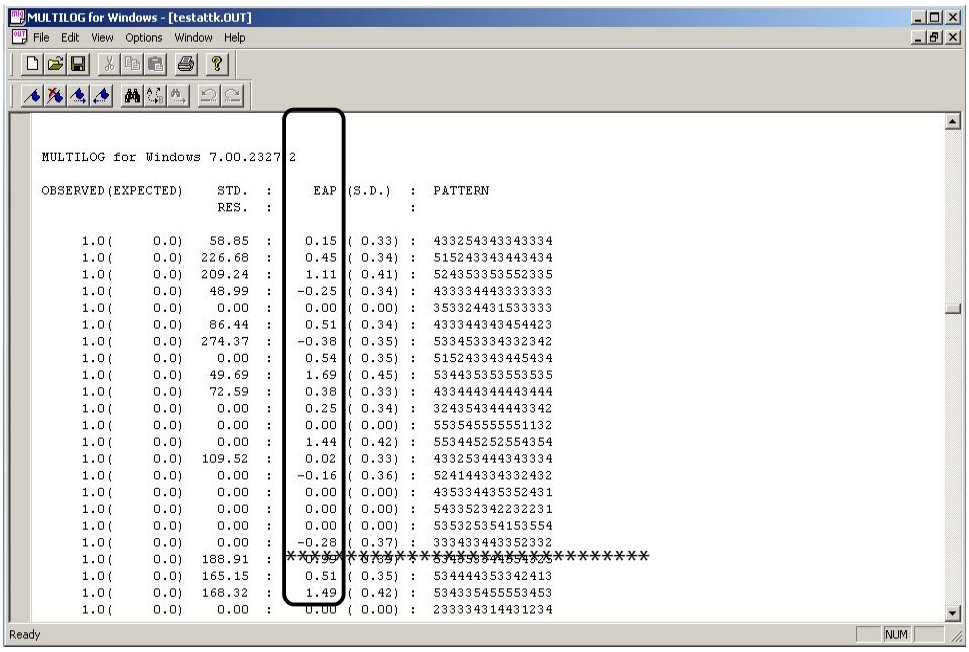


3.2.4 ตัวอย่างผลการวิเคราะห์

- ค่าพารามิเตอร์ของข้อสอบ (ค่า a , b) ดังภาพ



- ค่าพารามิเตอร์ของผู้สอบคือระดับความสามารถที่แท้จริงของผู้สอบ (θ) ดังภาพ

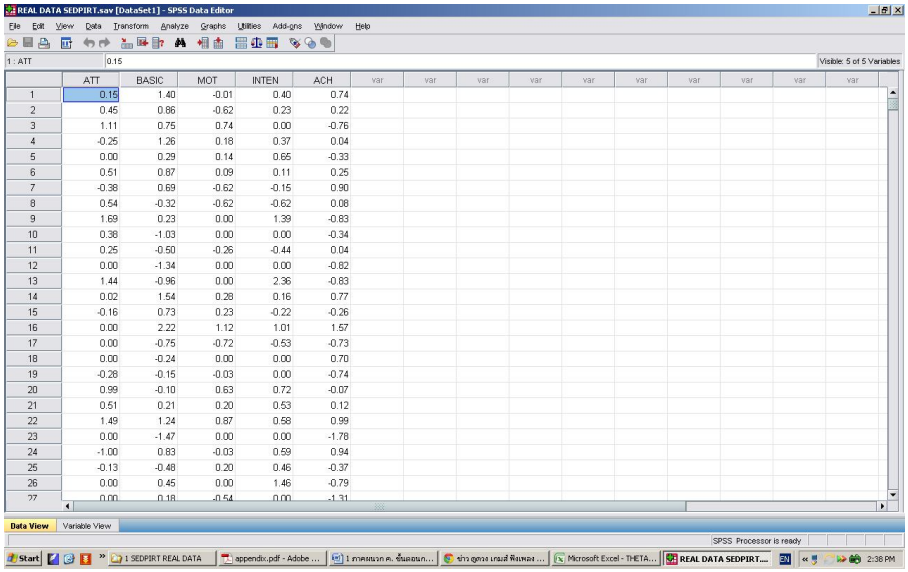


ขั้นตอนการวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้าง วิธีการแบบ SEDPIRT ด้วยโปรแกรม LISREL

การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างแบบ SEDPIRT ด้วยโปรแกรม LISREL โดยมีการเตรียมข้อมูลค่าความสามารถที่แท้จริงในโปรแกรม SPSS for Windows หลังจากนั้นจึงดำเนินวิเคราะห์ด้วยวิธีการเขียน PATH DIAGRAM ซึ่งมีขั้นตอนการเตรียมข้อมูลและการวิเคราะห์ดังนี้

1. เตรียมข้อมูลการวิเคราะห์

ผู้วิจัยดำเนินการนำค่าความสามารถผู้สอบ(θ) จาก Output ของการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม MULTILOG มาเตรียมในโปรแกรม SPSS บันทึกไฟล์ ชื่อ REAL DATA SEDPIRT ดังภาพ



ข้อมูลที่ต้องใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรมลิสเรล คือ เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม หรือ เมทริกซ์สหสัมพันธ์ และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าเฉลี่ยของตัวแปร โปรแกรมลิสเรลมีโปรแกรมย่อยที่เรียกว่า โปรแกรม PRELIS ใช้ในการเตรียมข้อมูลเพื่อวิเคราะห์โมเดล

เมทริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ของโปรแกรมสมการโครงสร้างมี 3 ประเภทใหญ่ๆ ดังตาราง

1. ในกรณีที่ตัวแปรทุกตัวเป็นตัวแปรที่วัดได้ในมาตราอันตรภาค (interval) ขึ้นไปจะใช้เมทริกซ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สันเพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ ซึ่งอาจเตรียมได้จากโปรแกรม SPSS ได้

2. ในกรณีที่ตัวแปรประกอบด้วยตัวแปรที่วัดในมาตราอันตรภาคและตัวแปรนามบัญญัติ จะใช้สหสัมพันธ์พอลิซีเรียล (polyserial correlation) หรือไบซีเรียล (biserial) แล้วแต่กรณีขึ้นอยู่กับค่าของตัวแปรนามบัญญัติ

3. เมื่อตัวแปรทุกตัวเป็นตัวแปรที่วัดได้ในมาตรานามบัญญัติหรืออันดับจะใช้สหสัมพันธ์ซีเรียล (serial correlation) หรือพอลิคลอริก (polychoric) หรือเตตระคลอริก (tetrachoric)

ตัวแปร X	ตัวแปร Y	Correlation
Continuous	Continuous	Pearson
Continuous	Categorical	Polyserial
Continuous	Dichotomous	Biserail
Categorical	Categorical	Polychoric
Dichotomous	Dichotomous	Tetrachoric

โปรแกรม PRELIS มีรูปแบบคำสั่งที่จะต้องระบุประเภทของตัวแปรว่า ตัวแปรใดวัดได้ในมาตราอะไร เพื่อจะได้วิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ได้ถูกต้อง นอกจากนี้โปรแกรมยังเสนอรายงานผลเกี่ยวกับการแจกแจงของตัวแปรแต่ละตัวด้วยว่า มีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ เพื่อประกอบการตัดสินใจเลือกใช้วิธีประมาณค่า

2. การวิเคราะห์แบบจำลองสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรม LISREL

ปัจจุบันโปรแกรมลิสเรลได้พัฒนาไปเป็นเวอร์ชัน 8.80 แล้วจะเห็นได้ว่าโปรแกรมลิสเรลมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องตลอดมา การพัฒนาดังกล่าวมีประโยชน์ต่อผู้วิจัย 4 ประการ คือ

ประการที่หนึ่ง การพัฒนาในด้านการเขียนคำสั่งให้ง่ายต่อการใช้งานมากขึ้นกว่าเดิม ผู้ที่ยังไม่คุ้นเคยกับภาษาลิสเรลสามารถเข้าใจกระบวนการใช้งานดีกว่าเวอร์ชันเก่า โดยเฉพาะอย่างยิ่งตั้งแต่เวอร์ชัน 8.30 เป็นต้นมา ที่สามารถเขียนคำสั่งโดยการวาดไดอะแกรมได้

ประการที่สอง Joreskog ได้เพิ่มเติมดัชนีบางตัวที่ใช้ในการตรวจสอบความกลมกลืนของโมเดลให้มีความหลากหลายมากขึ้น ในกรณีที่ตัวแปรที่จะวิเคราะห์มีการแจกแจงไม่เป็นปกติ เช่น เวอร์ชัน 8.30 เสนอค่าไคสแควร์เพื่อตรวจสอบความกลมกลืนของโมเดลไว้ถึง 4 แบบ เป็นต้น

ประการที่สาม การพัฒนาโปรแกรมลิสเรลได้ พยายามเพิ่มสมรรถภาพของโปรแกรมให้สามารถวิเคราะห์ค่าสถิติ หรือวิธีการวิเคราะห์ให้มากขึ้นกว่าเดิม เช่น การวิเคราะห์องค์ประกอบเมื่อตัวแปรที่สังเกตได้เป็นตัวแปรในมาตรานามบัญญัติและการพัฒนาให้สามารถวิเคราะห์พหุระดับได้ เช่นเดียวกับโปรแกรมเอ็ชแอลเอ็ม หรือเวอร์ชัน 8.80 โปรแกรมลิสเรลสามารถวิเคราะห์ได้ทั้ง LISREL, PRELIS, MULTILEV, SURVEYGLIM, MAPGLIM, CATFIRM และ CONFIRM

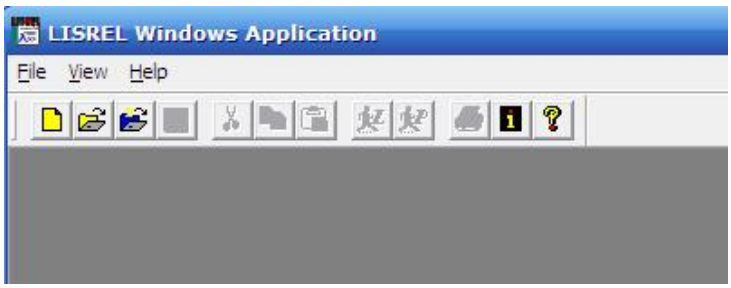
ประการที่สี่ คือการนำข้อมูลมาวิเคราะห์ในโปรแกรมลิสเรล สามารถเก็บข้อมูลได้หลากหลายมากขึ้น เช่น เวอร์ชั่น 8.80 สามารถเก็บข้อมูลเพื่อนำข้อมูลมาวิเคราะห์ในโปรแกรมลิสเรลโดยใช้โปรแกรม SPSS, SAS, STATA, Statistica, Microsoft Excel, SYSTAT, BMDP เป็นต้น

อย่างไรก็ตาม ถึงแม้ว่าในอนาคตโปรแกรมจะถูกพัฒนาให้ผู้ใช้สามารถใช้ได้อย่างง่ายขึ้นในปัจจุบัน แต่ถ้าผู้วิจัยต้องการศึกษาวิจัยโมเดลที่ซับซ้อนมากขึ้น การได้เรียนรู้และทำความเข้าใจเกี่ยวกับวิธีการเขียนคำสั่งก็มีความจำเป็นอย่างยิ่ง เนื่องจากจำเป็นต้องมีการจัดกระทำพารามิเตอร์ในเมทริกซ์ต่างๆ เช่น การบังคับ (constrain) การกำหนดพารามิเตอร์ให้เป็นพารามิเตอร์กำหนด (fix) หรือพารามิเตอร์อิสระ (free) ในหลายๆ รูปแบบเป็นต้น ตั้งแต่เวอร์ชัน 8.51 โปรแกรมจะมีไดอะล็อกบ็อกซ์ให้ผู้ใช้กำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ได้อย่างง่ายๆ แต่หากผู้ใช้ไม่มีความเข้าใจภาษาลิสเรลก็จะมีปัญหาในการใช้โปรแกรมในเวอร์ชันสูงๆ ต่อไป ดังนั้นผู้รายงานจึงจะได้เสนอวิธีการเขียนคำสั่งด้วยภาษาลิสเรลว่ามีขั้นตอนในการเขียนอย่างไร และจะเขียนคำสั่งตามโมเดลวิจัยอย่างไร ซึ่งจะเป็นพื้นฐานของการใช้โปรแกรมในเวอร์ชันที่สูงขึ้นต่อไป

การใช้โปรแกรม LISREL

1. การเข้าสู่โปรแกรม LISREL

หลังจากที่ผู้ใช้คลิกที่สัญลักษณ์เพื่อเข้าสู่โปรแกรม LISREL แล้ว Menu หน้าจอแรกของ LISREL จะพบว่ามีเพียง 3 Menu ให้เลือก คือ File, View และ Help เท่านั้น



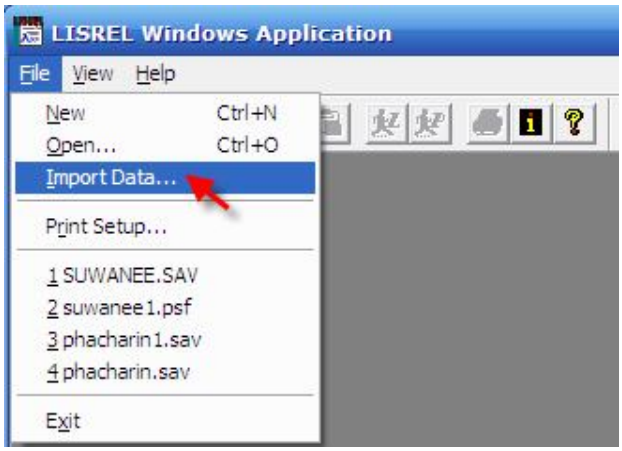
จากนั้นใช้เม้าส์คลิกที่ Munu File จะเกิด Menu หน้าจอให้เลือกได้แก่

1. คำสั่ง New ใช้ในการเริ่มต้นสร้างโมเดลการวิเคราะห์ข้อมูล
2. คำสั่ง Open ใช้ในการเปิดไฟล์ข้อมูลที่สร้างไว้แล้ว
3. คำสั่ง Import Date ใช้สำหรับเปิดข้อมูลที่บันทึกไว้จากโปรแกรมอื่น
4. คำสั่ง Print Setup ใช้สำหรับกำหนดรูปแบบการพิมพ์

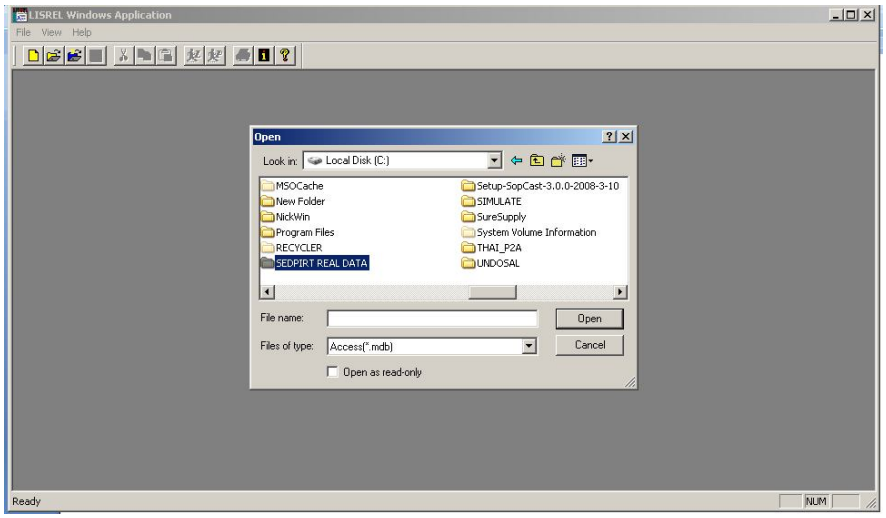
2. การนำข้อมูลเข้า

การเริ่มต้นวิเคราะห์ข้อมูลของโปรแกรม LISREL คือ การเข้าไปเปิดข้อมูลที่บันทึกไว้ พร้อมทั้งการระบุโมเดลตามรูปแบบการวิจัย ซึ่งผู้วิจัยต้องพิจารณาว่าข้อมูลที่บันทึกไว้เป็นไฟล์ประเภทใด ซึ่งเป็นไฟล์จากโปรแกรม SPSS นอกจากนี้โปรแกรมยังสามารถเปิดไฟล์ข้อมูลจากโปรแกรมอื่นได้ด้วย

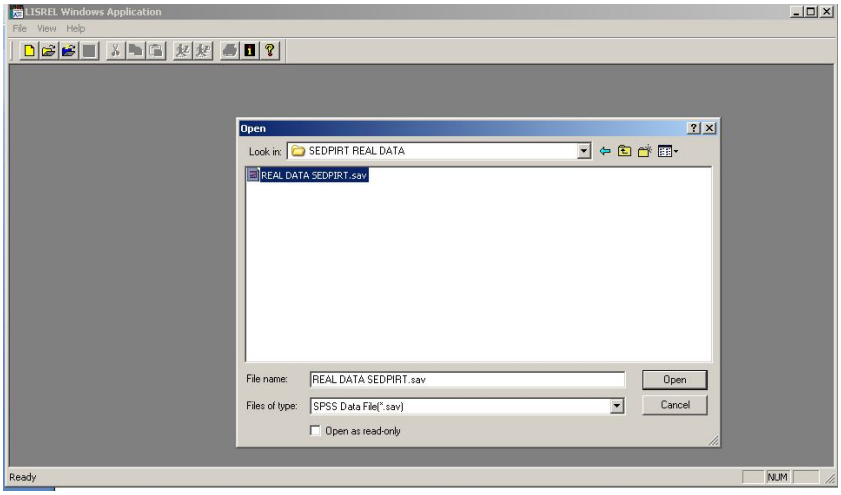
ในการวิจัยครั้งนี้ ไฟล์ข้อมูลได้บันทึกไว้ในไฟล์ของโปรแกรม SPSS ดังนั้นจึงต้องไปที่ Menu file โดยเลื่อนเมาส์มาที่ Import Data... แล้วคลิก



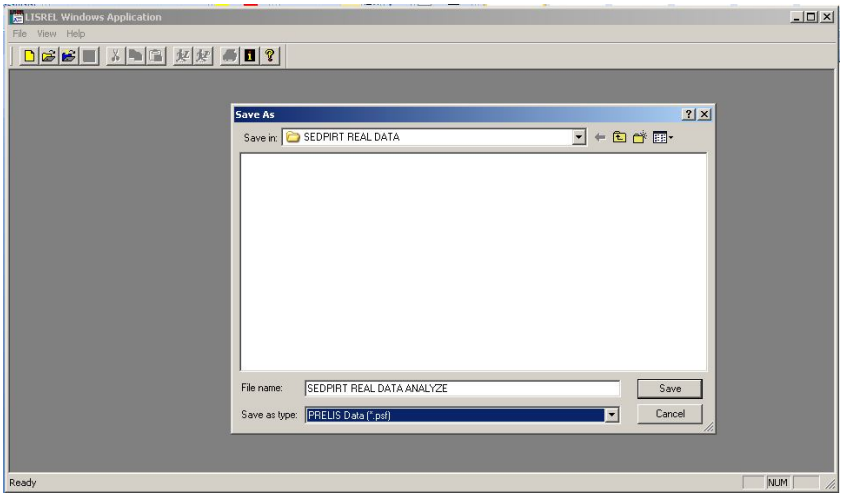
ผลจากการใช้คำสั่ง Import Data จะปรากฏหน้าต่างให้เลือกรูปแบบของข้อมูลนำเข้าว่าจะเปิดข้อมูลจากแฟ้มประเภทใด (files of type) ในตัวอย่างเลือก SPSS Data Files(*.sav) คลิกเลือก Folders SEDPIRT REAL DATA จากนั้นคลิกที่ปุ่ม Open

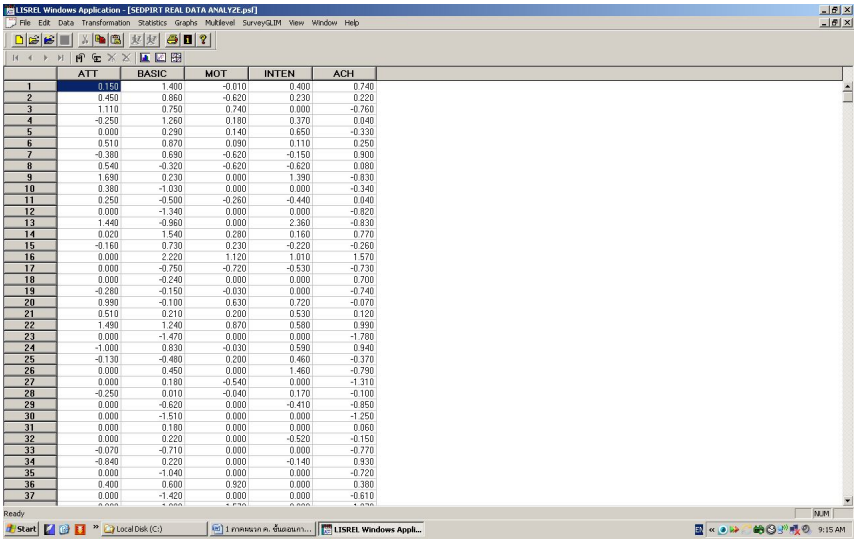


เลือกไฟล์ข้อมูล SPSS ชื่อ SEDPIRT REAL DATA คลิก open



ปรากฏหน้าต่าง Save as ขึ้นให้ผู้วิจัยทำการ Save ไฟล์ข้อมูลที่นำเข้าเป็นไฟล์ข้อมูล PRELIS Data ซึ่งจะมีนามสกุลต่อท้ายด้วย .psf





หน้าจอจะปรากฏไฟล์ข้อมูล SEDPIRT REAL DATA ANALYZE.psf ที่แสดงให้เห็นตัวแปรและค่าต่างๆ ของตัวแปร ตัวแปรเหล่านี้ผู้วิจัยจะนำไปพัฒนาเป็นโมเดลเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของโมเดลตามกรอบของการวิจัย

3. การกำหนดตัวแปร

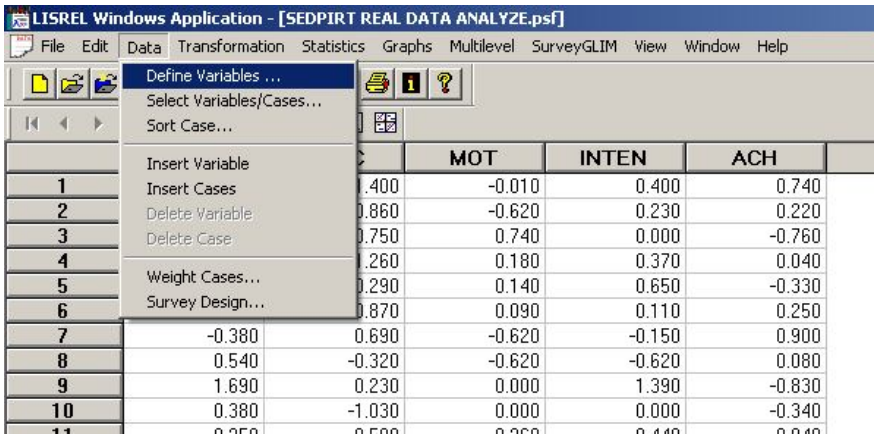
การกำหนดตัวแปรเพื่อนำไปวิเคราะห์ทำได้โดยการไปที่เมนู Data จากแถบเครื่องมือ ซึ่งประกอบด้วยคำสั่งย่อย 4 คำสั่งได้แก่

1 คำสั่ง Define Variable ใช้กำหนดรายละเอียดของตัวแปรว่าเป็นตัวแปรในมาตราวัดใดและกำหนดค่าสูญหาย (missing)

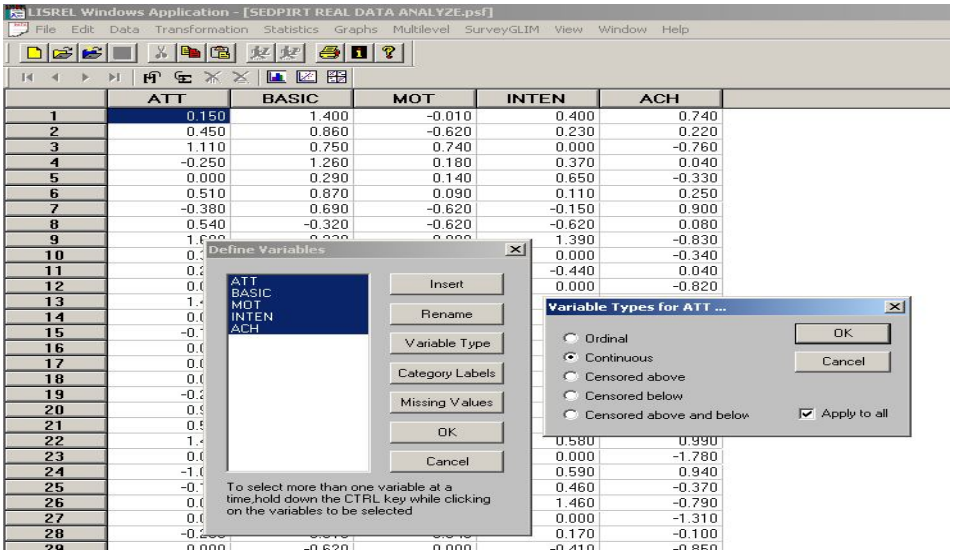
2 คำสั่ง Select Variable/cases ใช้สำหรับเลือกตัวแปรและกลุ่มตัวอย่าง

3 คำสั่ง Insert Variable ใช้สำหรับเพิ่มตัวแปร

4 คำสั่ง Insert Cases ใช้สำหรับเพิ่มจำนวนตัวอย่าง



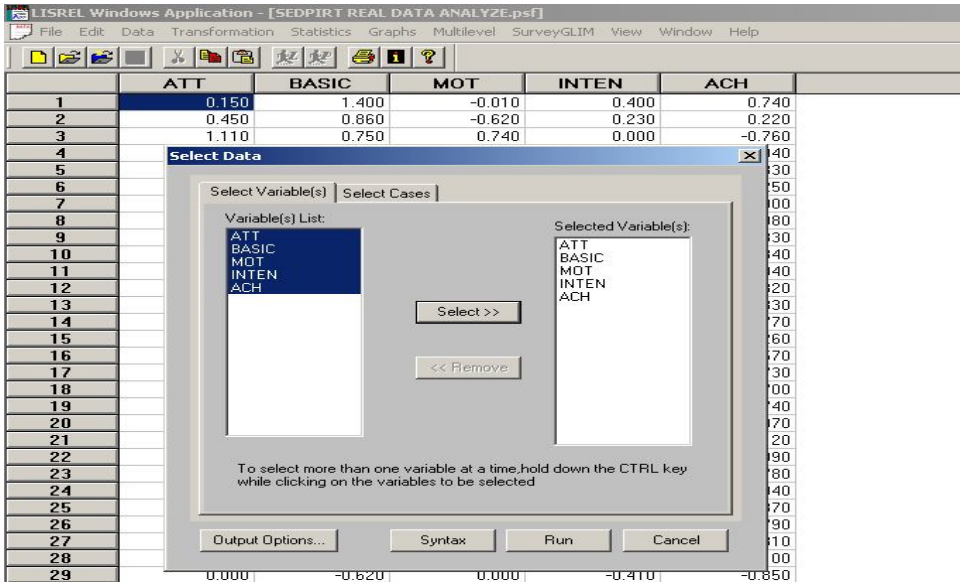
3.1 การระบุมาตรวัดของตัวแปร โดยการเลือกคำสั่งย่อย Define Variable จะเกิดหน้าต่างใหม่ ช่องซ้ายมือเป็นชื่อตัวแปรทั้งหมดในไฟล์ข้อมูลชื่อ SEDPIRT REAL DATA ANALYZE เพื่อให้ผู้ใช้เลือกตัวแปรเพื่อระบุมาตรวัด ส่วนด้านขวามือเป็นปุ่มต่างๆให้เลือก



จากนั้นให้เลือกตัวแปรเพื่อระบุประเภทของตัวแปร ซึ่งทำได้โดยการคลิกตัวแปรทีละตัว หรือจะเลือกทั้งหมดโดยกดปุ่ม shift ค้างไว้แล้วคลิกเลือกทั้งหมด >Variable Type จะปรากฏหน้าต่าง Variable Types for. ซึ่งผู้วิจัยจะกำหนดมาตรวัดประเภทใด ในที่นี้กำหนดมาตรวัดที่ระดับ Interval จึงคลิกปุ่ม Continuous และเลือก Apply to all แล้วคลิก OK โปรแกรมจะกลับมาหน้าจอเดิม คลิก

3.2 การคัดเลือกตัวแปร

การคัดเลือกตัวแปรเพื่อนำไปวิเคราะห์ กระทำโดยการเลือกเมนู Data และเลือกคำสั่งย่อย Select Variable/Cases จะได้หน้าต่างใหม่มี 2 ช่อง ช่องซ้ายแสดงชื่อตัวแปรทุกตัวที่มีในไฟล์ข้อมูล ส่วนช่องขวาเป็นช่องว่างเพื่อจะรับตัวแปรที่ผู้วิจัยจะเลือกใช้



การคัดเลือกตัวแปรไปวิเคราะห์ ทำได้โดยการเลือกตัวแปรที่ปรากฏทางด้านซ้าย โดยสามารถเลือกตัวแปรทุกตัวที่ต้องการวิเคราะห์พร้อมกัน แล้วจึงคลิกปุ่ม Select เพื่อนำตัวแปรที่เลือกไปใส่ไว้ในช่องตัวแปรที่คัดเลือก Selected Variable (s): ทางด้านขวา

จากนั้นให้คลิกปุ่ม Output Options... เพื่อกำหนดรูปแบบของผลการเตรียมข้อมูล ได้แก่ เมทริกซ์สหสัมพันธ์ เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เป็นต้น

4. การตรวจสอบและการเตรียมข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อเตรียมข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลประกอบด้วยการเตรียมข้อมูลดังนี้

เมทริกซ์สหสัมพันธ์ ใช้วิเคราะห์ร่วมกับเมทริกซ์ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

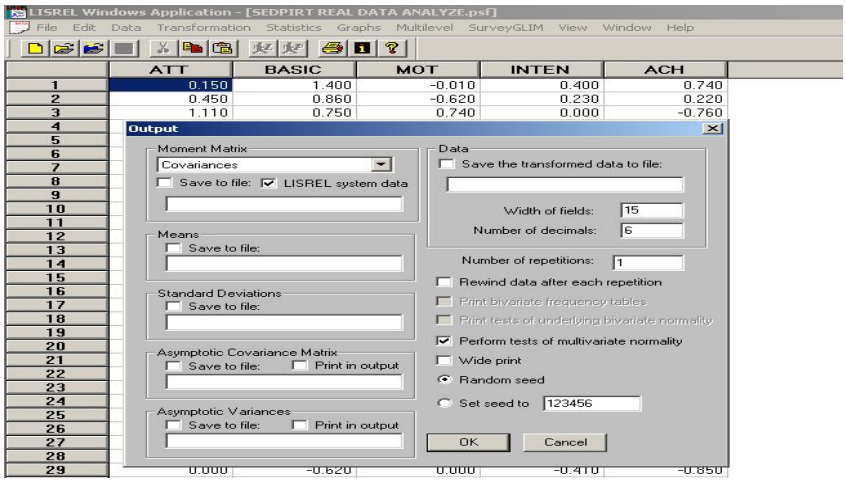
เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม ใช้วิเคราะห์ร่วมกับเมทริกซ์ค่าเฉลี่ย

เมทริกซ์ asymptotic covariance ใช้ในกรณีตัวแปรขาดคุณสมบัติการแจกแจงแบบปกติ

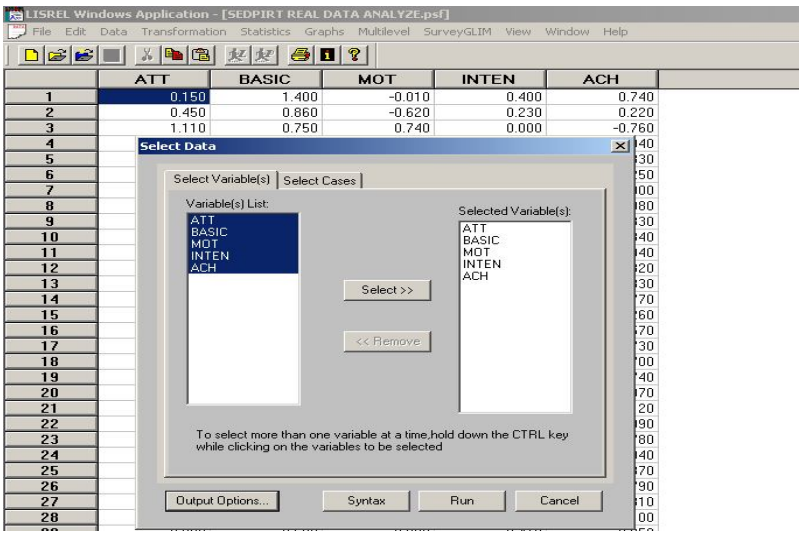
การเลือกว่าจะใช้เมทริกซ์สหสัมพันธ์ หรือเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม กระทำได้โดยการเลือก Moment Matrix จากนั้นให้เลือกชื่อไฟล์ของเมทริกซ์ที่ต้องการเตรียม ในตัวอย่างนี้เลือกวิธีการเตรียมข้อมูลเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม ในข้อมูลระบบลิสเรล (LISREL system data)

หากต้องการบันทึกผลของการเปลี่ยนแปลงข้อมูลจากการคัดเลือกตัวแปรจากขั้นตอนที่ผ่านมา สามารถสั่งให้โปรแกรมบันทึกข้อมูลให้โดยกำหนดนามสกุล .raw

ข้อมูลระบบลิสเรล (LISREL system data) ที่ให้โปรแกรมเตรียมให้จะประกอบด้วยชื่อตัวแปรทั้งหมดที่เลือก และเมทริกซ์ที่ต้องการเตรียมให้อยู่ในรูปไฟล์เดียวกัน โดยผู้วิจัยไม่ต้องกำหนดชื่อไฟล์ที่ต้องการบันทึก เพราะโปรแกรมจะบันทึกให้โดยอัตโนมัติ โดยมีชื่อไฟล์เหมือนกับชื่อของไฟล์ข้อมูลดิบแต่ใช้นามสกุล .dsf



เมื่อกำหนด Output Options ตามที่ต้องการแล้ว คลิกปุ่ม OK โปรแกรมจะกลับมาที่หน้าจอ Select Variable ให้คลิกปุ่ม Run โปรแกรมจะวิเคราะห์ข้อมูลที่ต้องการเตรียมให้ตามที่ต้องการOutput ผลการเตรียมข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ ประกอบด้วย 6 ส่วน ดังนี้



ส่วนที่ 1 สถิติแสดงคุณสมบัติของตัวแปรตัวเดียวหรือข้อมูลหรือตัวแปรต่อเนื่อง ซึ่งได้แก่ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่า t ค่าความเบ้ ค่าความโด่ง ค่าต่ำสุดและความถี่ ค่าสูงสุดและความถี่

ส่วนที่ 2 การทดสอบการแจกแจงปกติของแต่ละตัวแปรที่เป็นตัวแปรต่อเนื่อง ซึ่งพิจารณาจากนัยสำคัญของค่ามาตรฐาน (Z-score และ p-value) ของความเบ้ ความโด่ง และความเบ้และความโด่ง

ส่วนที่ 3 การทดสอบการแจกแจงปกติของตัวแปรพหุสำหรับตัวแปรต่อเนื่อง (Multivariable Normality) ซึ่งพิจารณาจากค่าระดับนัยสำคัญของค่ามาตรฐาน (Z-score และ p-value) ของค่าความเบ้และความโด่ง และค่าไค-สแควร์ของค่าความเบ้และความโด่ง

ส่วนที่ 4 กราฟแท่ง (histograms) ของตัวแปรต่อเนื่อง ซึ่งแสดงความถี่ อัตราส่วนร้อยละและขีดจำกัดล่าง

ส่วนที่ 5 เมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม

ส่วนที่ 6 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปร

(หมายเหตุ : ผู้วิจัยไม่ได้นำเสนอภาพให้ดู สามารถพิจารณาได้จากขั้นตอนการปฏิบัติได้โดยตรง)

5. การระบุโมเดลและการพัฒนาโมเดล

การเริ่มต้นระบุโมเดลและการพัฒนาโมเดล สามารถดำเนินการได้ 2 วิธี คือ

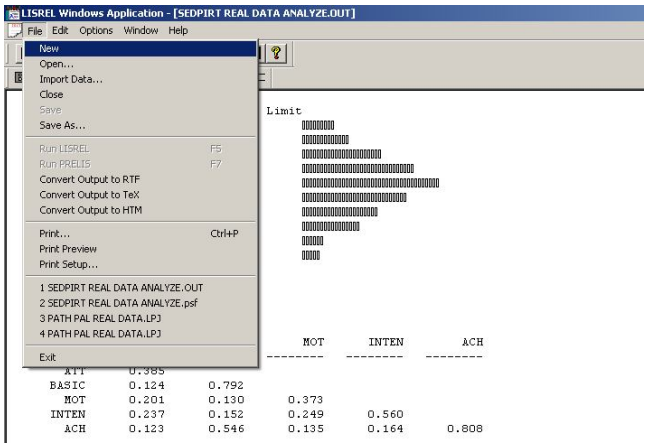
วิธีที่ 1 การวาดรูป ผู้วิจัยไม่จำเป็นต้องเขียนคำสั่ง แต่ทำแค่เพียงเลือกตัวแปรและใช้เมาส์วาดรูปเพื่อแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปร ก็สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้

วิธีที่ 2 การกำหนดคำสั่ง ใช้ในกรณีที่โมเดลซับซ้อนมากต้องมีการระบุคำสั่งเพิ่มเติม

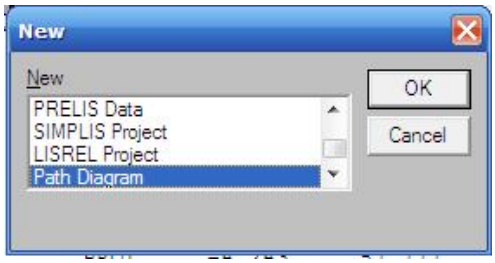
ในการวิจัยครั้งนี้ เป็นการวิเคราะห์ด้วยวิธีการ SEDPIRT ซึ่งตัวแปรทุกตัวจะเป็นตัวแปรสังเกตได้ซึ่งผ่านการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม MULTILOG เพื่อประมาณค่าความสามารถหรือระดับ เจตคติที่แท้จริงแล้ว ตัวแปรในโมเดลจึงมีจำนวนน้อยสะดวกและเหมาะสมกับวิธีการวาดรูป ดังนั้น ผู้วิจัยจึงใช้วิธีการวาดรูปในการวิจัยครั้งนี้

วิธีการวาดรูป

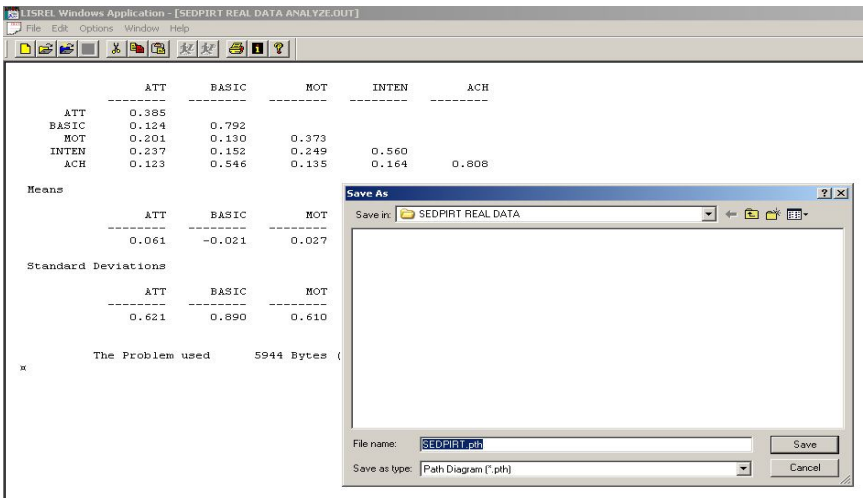
1. การสร้าง Path Model โดยการเริ่มต้นให้ผู้วิจัยไปที่เมนู File และเลือกคำสั่ง New ซึ่งอยู่บนสุด



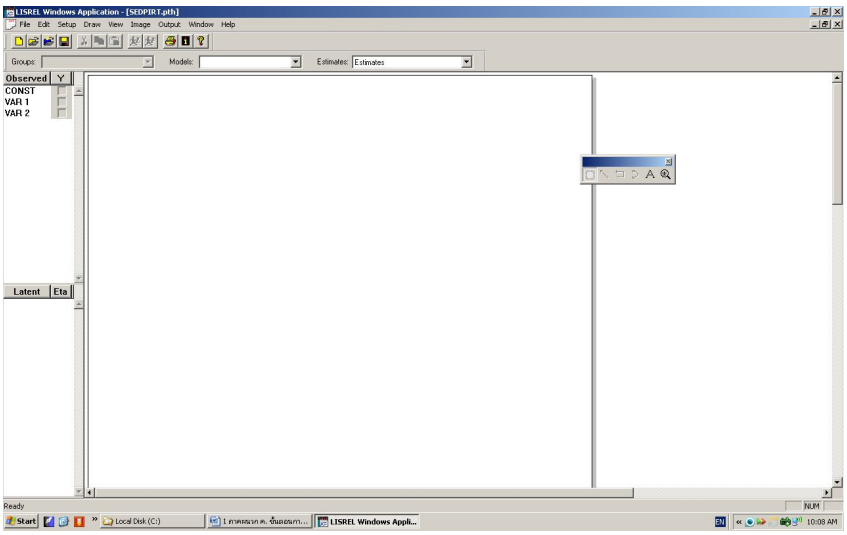
เมื่อเลือก New แล้วจะมีหน้าต่างเกิดขึ้น ให้เลื่อนเมาส์ไปที่ข้างล่างสุดเพื่อเลือก Path Diagram หมายถึงการพัฒนาโมเดลจากไดอะแกรมจากนั้นคลิก OK



2. การกำหนดชื่อ Path Diagram ให้ระบุชื่อไฟล์ที่จะบันทึก โดยพิมพ์ชื่อ File ในช่องFile name ในตัวอย่างให้ชื่อไฟล์ว่า SEDPIRT จากนั้นคลิกปุ่ม Save



หลังจากคลิกปุ่ม Save แล้วโปรแกรมจะแสดงหน้าต่างให้วาดไดอะแกรม ซึ่งประกอบด้วยเมนูบาร์ พื้นที่สำหรับวาดรูป (ทางด้านขวา) ช่องของตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง



3. การสร้าง Path Diagram โดยการเลือกเมนู Setup ซึ่งประกอบด้วยเมนูย่อยดังนี้

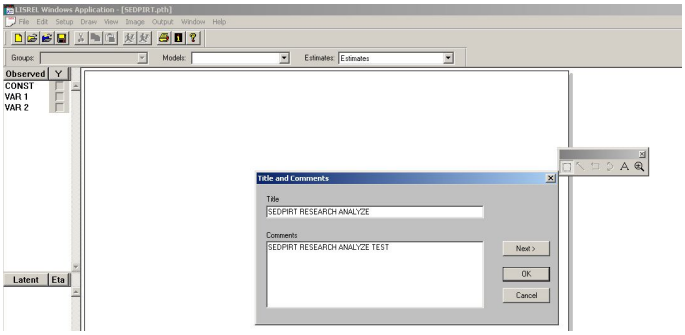
1 คำสั่ง Title and comment ใช้กำหนดชื่อหัวเรื่องของการวิเคราะห์

2 คำสั่ง Groups ใช้ระบุจำนวนกลุ่มของการวิเคราะห์

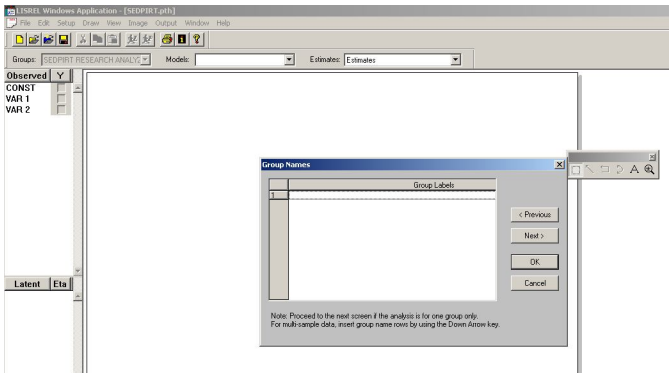
3 คำสั่ง Variables ใช้ระบุตัวแปรทั้งตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง

4 คำสั่ง Data ใช้สำหรับบอกให้โปรแกรมทราบว่าจะใช้เมทริกซ์ใดเป็นข้อมูลสำหรับวิเคราะห์ ข้อมูลอยู่ที่ไฟล์ใด และจำนวนตัวอย่าง ดังนี้

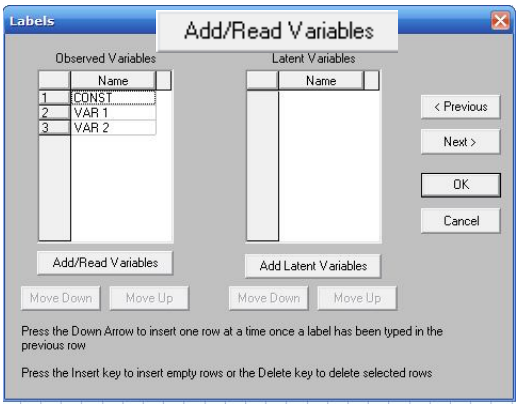
3.1 คำสั่ง Title and comment เริ่มต้นด้วยการคลิกเมนู Setup และเลือกเมนูย่อยที่ 1 คือคำสั่ง Title and comment ในตัวอย่างพิมพ์ SEDPIRT RESEARCH ANALYZE ช่อง comments พิมพ์ SEDPIRT RESEARCH ANALYZE TEST แล้วคลิก Next หน้าจอจะไปเมนูย่อยถัดไป คือคำสั่ง Groups หรือคลิก OK



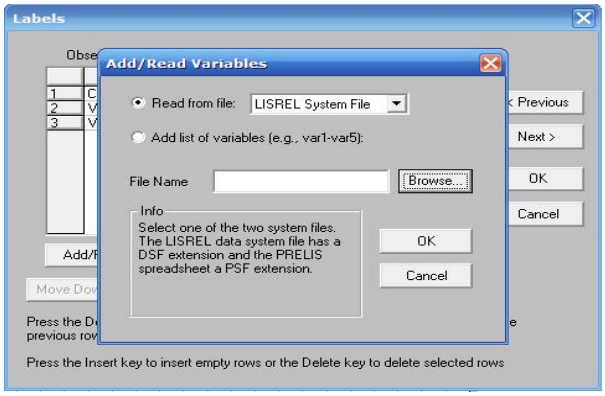
3.2 คำสั่ง Groups ใช้ระบุจำนวนกลุ่มของการวิเคราะห์ สำหรับตัวอย่างจำนวนกลุ่มที่ต้องการวิเคราะห์มี 1 กลุ่ม ดังนั้นจึงไม่ต้องดำเนินการใดๆ โปรแกรมจะกำหนด (default) จำนวนกลุ่มเท่ากับหนึ่งกลุ่ม หากต้องการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีหลายกลุ่ม (multiple group) ให้กำหนดจำนวนกลุ่มโดย Double Click ที่ช่อง Group Labels แล้วพิมพ์ชื่อกลุ่มที่ 1↓ เมื่อต้องการจะพิมพ์ชื่อกลุ่มต่อไป ให้กดลูกศร ที่แป้นพิมพ์ของคีย์บอร์ด

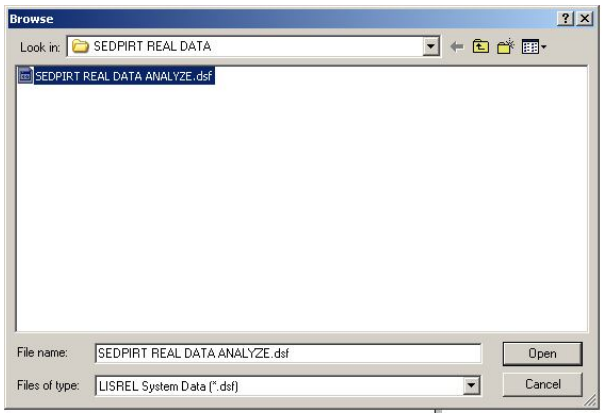


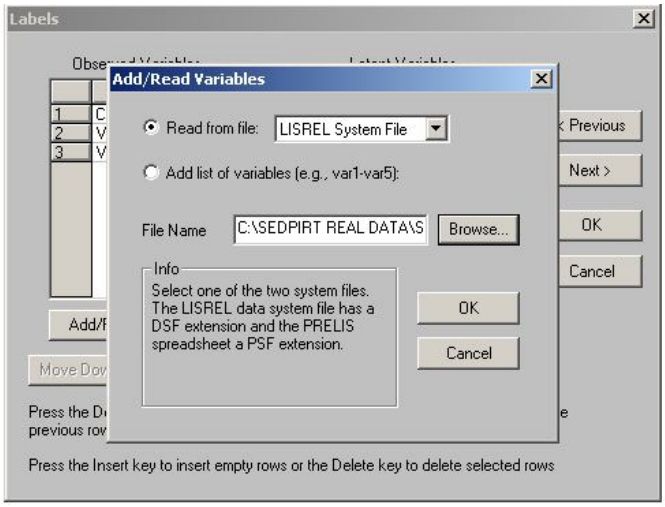
3.3 คำสั่ง Variables จะปรากฏหน้าต่าง Labels หน้าต่างซ้าย คือ Observed Variables คือตัวแปรสังเกตได้ หน้าต่างขวาเป็น Latent Variables คือตัวแปรแฝง



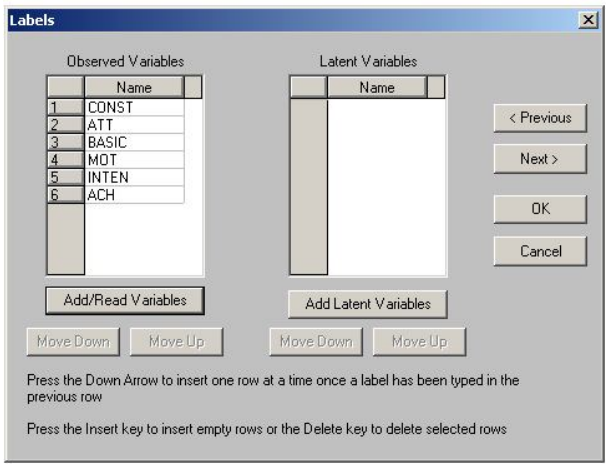
3.3.1 การระบุตัวแปรสังเกตได้ ให้เลือกชื่อจากไฟล์ระบบลิสเรล โดยการคลิก จะเกิดหน้าต่างใหม่ ซึ่งประกอบด้วยช่อง Read from file เป็นการระบุว่าไฟล์ที่ต้องการให้อ่านอยู่ในรูปแบบใด ซึ่งโปรแกรมกำหนดไว้เป็น LISREL System File แล้วจึงระบุชื่อไฟล์ โดยการคลิก Browse... จะปรากฏหน้าต่างใหม่เกิดขึ้น เพื่อให้เลือกชื่อไฟล์ที่จะใช้งาน ให้ผู้วิจัยเลือกชื่อไฟล์ข้อมูลที่ผู้วิจัยเตรียมไว้ในการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม PRELIS (ไฟล์นามสกุล .dsf) ในตัวอย่างคือ ไฟล์ข้อมูลชื่อ SEDPIRT REAL DATA ANALYZE คลิก Open

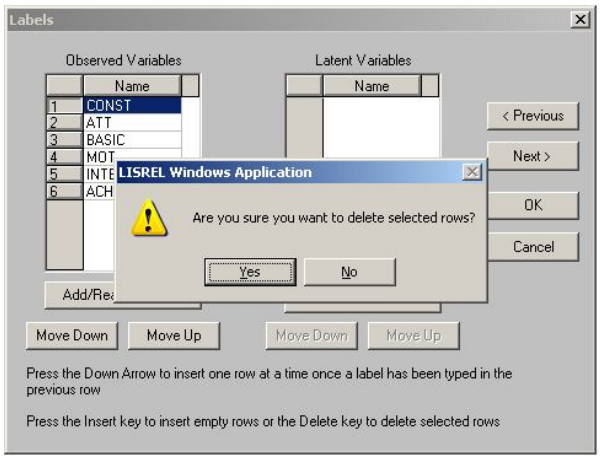




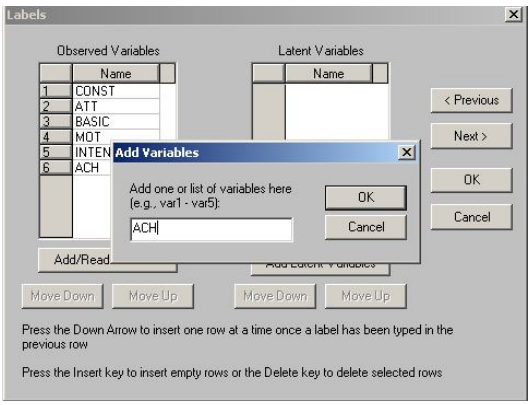


เมื่อระบุว่าใช้ไฟล์ใดและระบุไฟล์ข้อมูลแล้วตรวจสอบความถูกต้อง จากนั้นให้คลิก OK โปรแกรมจะกลับมาที่หน้าจอเดิม หน้าต่างทางซ้ายจะมีชื่อตัวแปรต่างๆ ที่เป็น Observed Variables จากไฟล์ข้อมูลที่เลือกมา (ให้ผู้วิจัย delete ตัวแปร CONST ออก)





3.3.2 การระบุตัวแปรแฝง โดยคลิก จะมีหน้าต่างใหม่เกิดขึ้น มีช่อง Add Variables เพื่อพิมพ์ตัวแปรแฝงที่จะสร้างขึ้นทีละตัว จากนั้นคลิก OK เมื่อระบุตัวแปรแฝงครบทุกตัวแปรแล้ว ให้คลิก Next (การวิเคราะห์ SEDPIRT ไม่มีตัวแปรแฝงดังนั้นไม่ต้องระบุ)



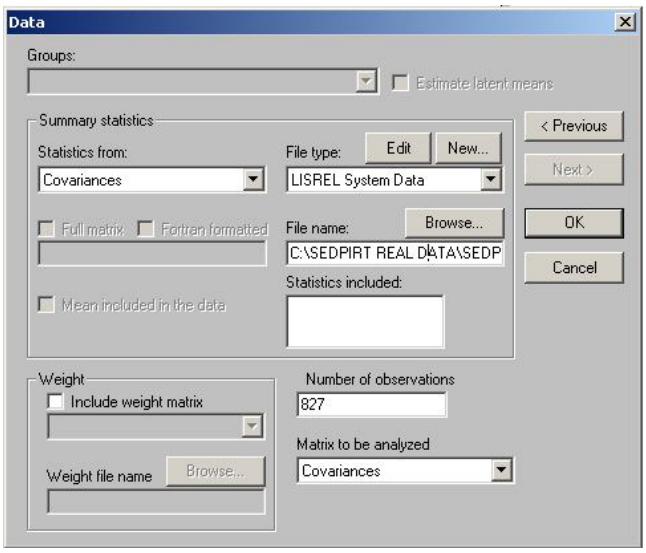
3.4 คำสั่ง Data เพื่อให้ระบุข้อมูลที่ต้องนำไปวิเคราะห์ได้ครบถ้วน ดังนี้

3.4.1 กำหนดประเภทของข้อมูลในช่อง Statistics form โปรแกรมจะให้เลือกว่าจะใช้สหสัมพันธ์ หรือความแปรปรวนหรือจะใช้ไฟล์ที่เตรียมจากระบบลิสเรล

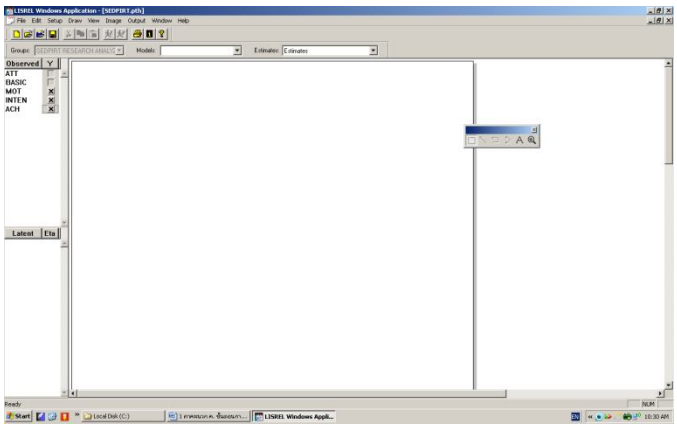
3.4.2 ช่อง File type ให้ดึงข้อมูลที่จะนำไปวิเคราะห์และช่อง File name ในตัวอย่างใช้จากระบบลิสเรล จึงไม่ต้องระบุเนื่องจากโปรแกรมกำหนดไว้

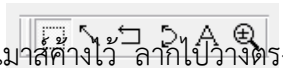
3.4.3 ช่อง Number of observations ให้ระบุขนาดของกลุ่มตัวอย่าง (sample size)

3.4.4 ช่อง Matrix to be analyzed ให้เลือก covariances ซึ่งกำหนดไว้แล้ว

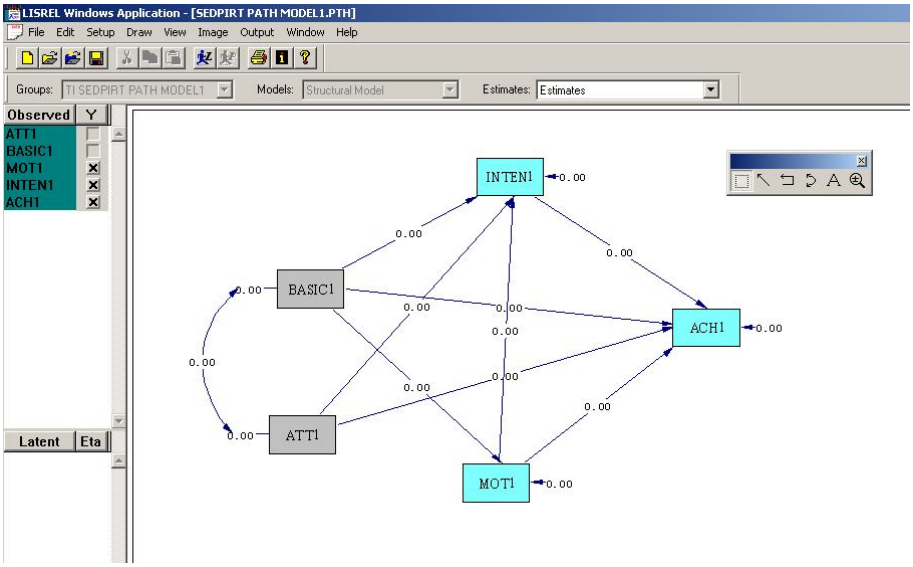


4. การวาดภาพ เมื่อกำหนดตัวแปรและกลุ่มตัวอย่างที่ต้องการวิเคราะห์แล้ว จะปรากฏหน้าต่างไดอะแกรมให้ผู้วิจัยวาดภาพแสดงสายสัมพันธ์ของตัวแปรที่เลือกมา ก่อนวาดภาพสายสัมพันธ์ต้องระบุตัวแปรที่เลือกมาทางด้านซ้าย Observed Variables ตัวแปรใดเป็นตัวแปรสังเกตได้ Y โดยการทำเครื่องหมายกากบาท หากเป็นตัวแปรสังเกตได้ X ไม่ต้องคลิก ในทำนองเดียวกันในช่องตัวแปรแฝง Latent Variable ก็ต้องระบุว่าตัวแปรใดเป็นตัวแปร eta ทำได้โดยการคลิกเครื่องหมายกากบาทเช่นเดียวกัน

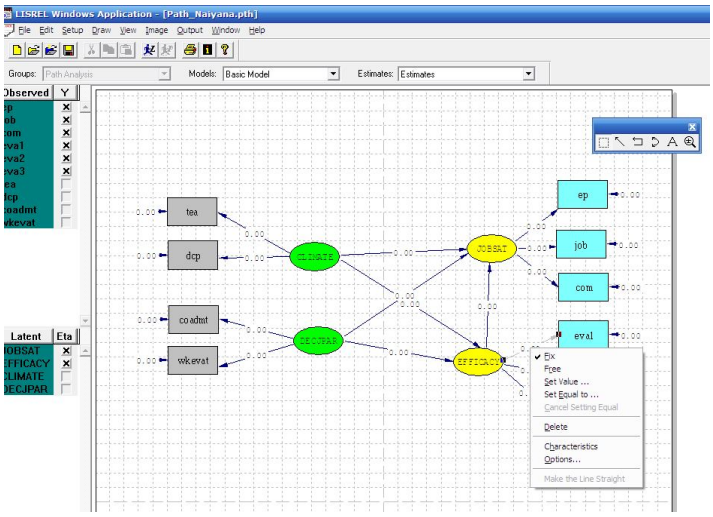




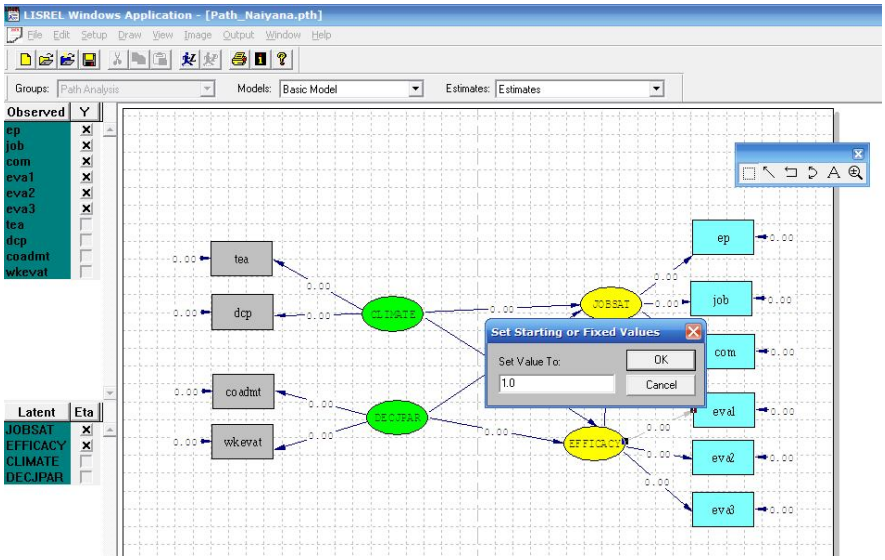
4.1 การวาดไดอะแกรม โดยการนำเมาส์ไปคลิกที่ตัวแปรที่ต้องการ แล้วกดเมาส์ค้างไว้ ลากไปวางตรงจุด (Drag and drop) โดยการวาดตัวแปรแฝงทุกตัวก่อน จากนั้นวาดภาพตัวแปรสังเกตของทุกตัวแปรแฝง เสร็จแล้วลากเส้นความสัมพันธ์ของตัวแปรโดยการใช้เมาส์คลิกเครื่องหมาย ที่แป้น แล้วเอาเมาส์มาลากเส้นความสัมพันธ์ตามกรอบแนวคิดที่ได้กำหนดไว้



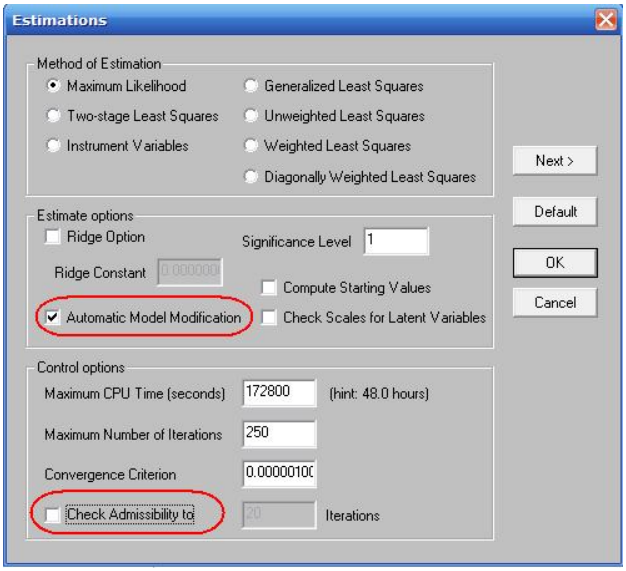
5. การกำหนดค่าน้ำหนักองค์ประกอบบางค่า (Constraint value) ของตัวแปรแฝง เนื่องจากในการวิเคราะห์ข้อมูลบางครั้งผู้วิจัยต้องกำหนดค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรแฝงกับตัวแปรสังเกตได้ตัวใดตัวหนึ่งให้เป็นค่าคงที่ เช่น กำหนดให้มีค่าเป็น 1.00 ทำได้โดยการคลิกที่รูป  ที่  (Drawing bar) จากนั้นนำเมาส์มาคลิกที่เส้นความสัมพันธ์ที่ต้องการกำหนดค่า แล้วกำหนดให้เป็นตัวแปรคงที่ (Fixed) ก่อน โดยการคลิกเมาส์ข้างขวาจะมีเมนูเพื่อให้เลือก Fix, Free, Set value เป็นต้น ให้ใช้เมาส์คลิกที่ Fix จะเกิดเครื่องหมาย หน้า Fix (เป็นข้อเสนอแนะในกรณีวิเคราะห์แบบ PAL)



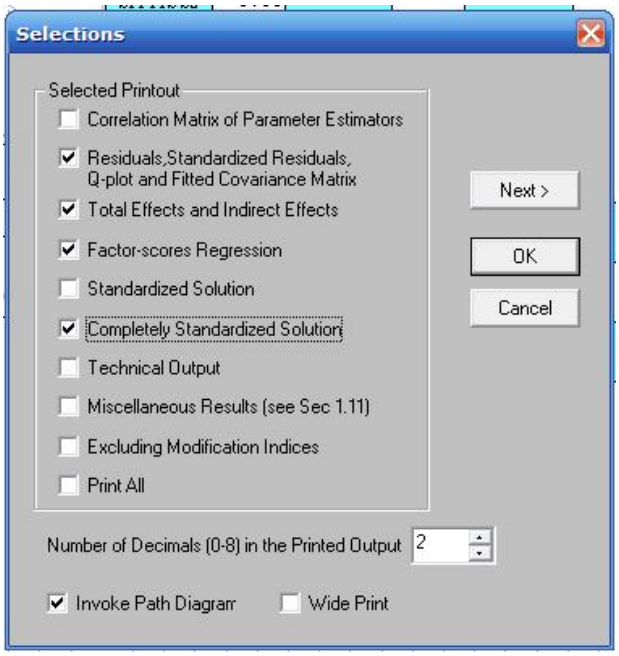
จากนั้นนำเมาส์มาวางที่เส้นความสัมพันธ์ที่ต้องการกำหนดค่า (Set Values) แล้วคลิกเมาส์ข้างขวาจะมีเมนู ให้เลือก Set Values จะเกิดเป็นหน้าต่างเล็กๆ เพื่อให้กำหนดค่า Set Values ให้ระบุค่าเป็น 1.00 แล้วคลิก OK (เป็นข้อเสนอแนะในกรณีวิเคราะห์แบบ PAL)



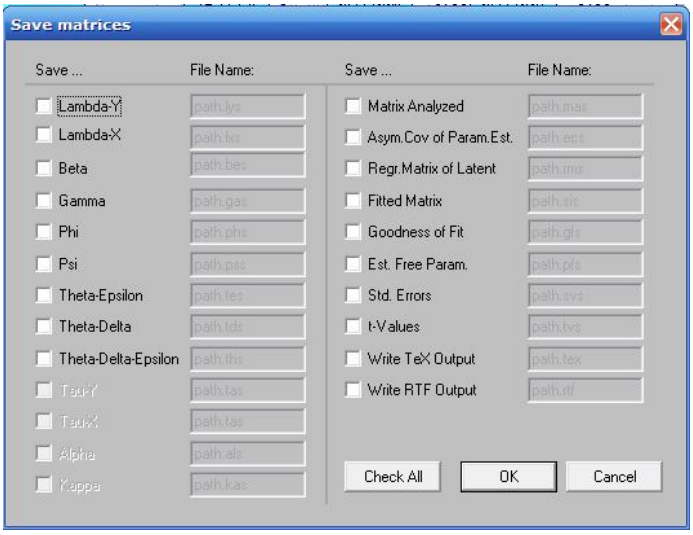
6.การสั่งวิเคราะห์ ก่อนที่จะสั่งวิเคราะห์ ผู้วิจัยต้องกำหนด Output ก่อนโดยไปที่เมนู Output เลือก LISREL Outputs คลิกเลือก Estimates แล้วคลิก Automatic Model Modification แล้วคลิก Next



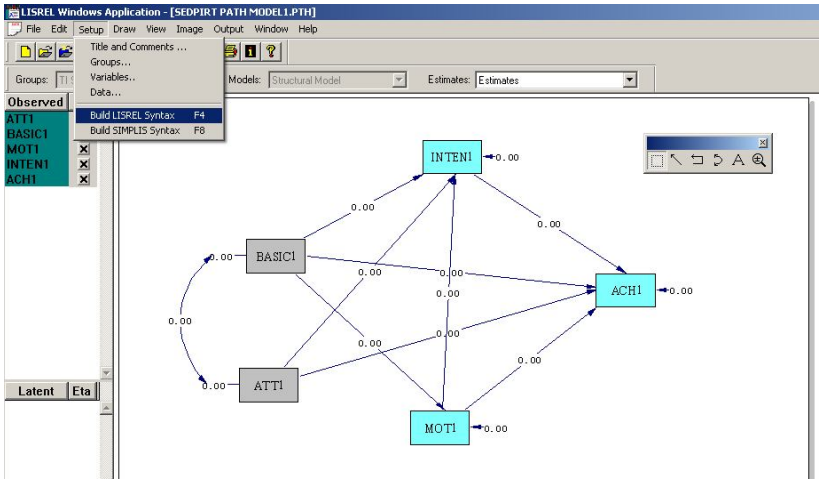
จากการคลิก next จะปรากฏสถิติต่างๆ ที่ต้องการให้ปรากฏใน Printout ผู้วิจัยต้องการสถิติตัวใดให้คลิกเลือกในช่องสี่เหลี่ยมหน้าสถิติตัวนั้น ถ้าต้องการทุกตัวให้คลิกทั้งหมด (Print All) แล้วคลิก Next ต่อไป



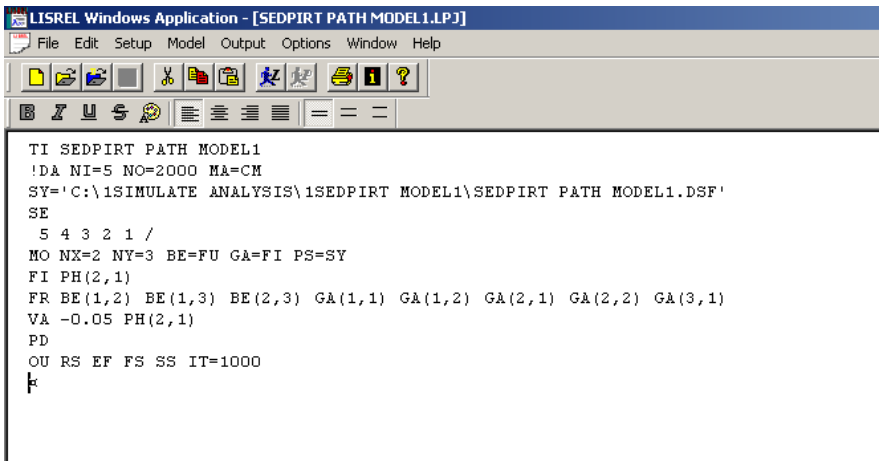
หน้าต่างต่อไปเป็นหน้าต่างที่ถ้าผู้วิจัยต้องการบันทึกเมทริกซ์ สามารถคลิกเลือกในช่องสี่เหลี่ยมหน้าเมทริกซ์นั้นได้



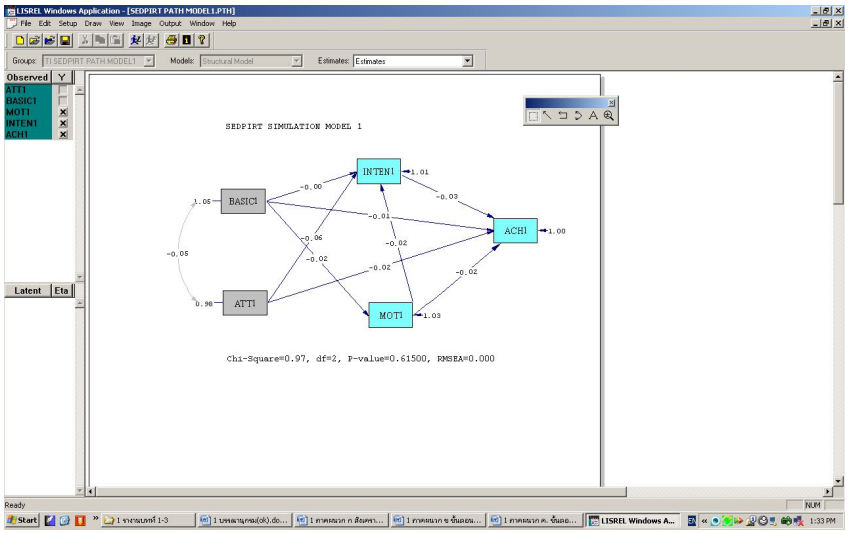
เมื่อผู้วิจัยกำหนด Output เสร็จเรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยสามารถสั่ง Run โปรแกรม โดยใช้เมนู Setup แล้วเลือกที่ Build LISREL Syntax จะเกิดเป็นคำสั่งที่ RUN ด้วย Syntax หรือผู้วิจัยอาจจะสั่ง RUN ด้วยการคลิกที่ปุ่ม หรือคลิกที่ File > Run



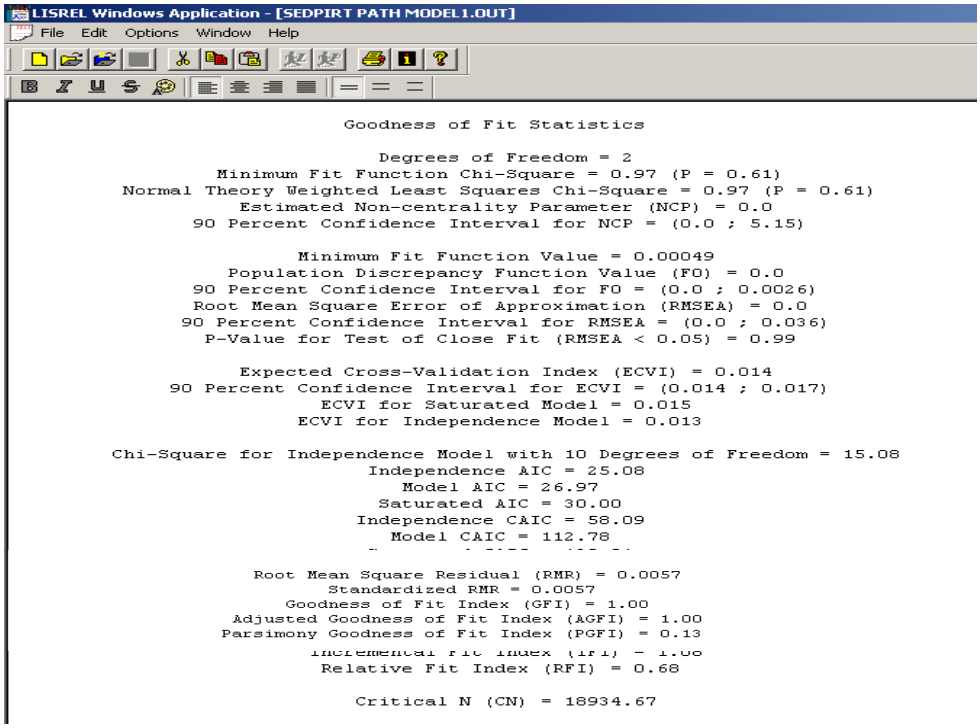
ถ้าผู้วิจัยเลือก Build LISREL Syntax จะปรากฏหน้าต่างที่เป็นคำสั่งระบบ DOS



จากนั้นให้คลิกปุ่ม  จะได้ผลการวิเคราะห์ ในรูป Path diagram และ Output รายงานการวิเคราะห์ข้อมูล



ให้พิจารณาผลการวิเคราะห์ข้อมูลว่าดัชนีวัดความกลมกลืนของโมเดลเป็นไปตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้หรือไม่ ซึ่งผลการวิเคราะห์พบว่า ค่าดัชนีวัดความกลมกลืนของโมเดลหลายค่าที่บอกว่าโมเดลยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ มีดังนี้



ค่าดัชนีวัดความกลมกลืนของโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์เป็นไปตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้ มีดังนี้

1. ค่าไค-สแควร์ ไม่มีนัยสำคัญ (Chi-Square = 0.97 (P = 0.61)
2. ค่า RMSEA มีค่าน้อยกว่ามากกว่า 0.05 (RMSEA = 0.00)
3. ค่า ECVI มีค่ามากกว่าค่า ECVI for Saturated Model (ECVI = 0.14, ECVI for Saturated Model = 0.015)
4. ค่า Model AIC มีค่าน้อยกว่าค่า Saturated AIC (Model AIC = 26.97, Saturated AIC = 30.00)
5. ค่า Critical N (CN) มีค่ามากกว่า 200 (CN = 18934.67)
6. ค่า RMR มีค่าน้อยกว่ากว่า .005 (RMR = 0.0057)
7. ค่า NFI ค่าที่ดีควรมีค่า 0.90 ขึ้นไป (NFI = 0.94)
8. ค่า GFI ควรมีค่า 0.90 ขึ้นไป (GFI = 1.00)

เมื่อพิจารณาค่าดัชนีวัดความกลมกลืนของโมเดลหลายค่า เมื่อพบว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ผู้วิจัยไม่ต้องปรับโมเดล แต่เมื่อพบว่าโมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ผู้วิจัยอาจต้องปรับโมเดลตามสมควรเพื่อให้โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ในการปรับโมเดลผู้วิจัยต้องพิจารณาถึงความเหมาะสมและความเป็นไปได้ในทางทฤษฎีด้วย

ภาคผนวก ง
ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าดัชนีและค่าสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

เปรียบเทียบ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน(SE) ในการประมาณค่า P_{ij}
ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT กับ PAL

$SE_{ach\text{-}basic}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEachbasicPAL	.0355	40	.00162	.00026
	SEachbasicSEDPIRT	.0224	40	.00067	.00011

Paired Samples Test

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	SEachbasicPAL - SEachbasicSEDPIRT	.01315	.00170	.00027	.01242	.01388	48.838	39	.000

$SE_{inten\text{-}basic}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEintenbasicPAL	.0300	40	.00073	.00012
	SEintenbasicSEDPIRT	.0223	40	.00068	.00011

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Pair 1 SEintenbasicPAL - SEintenbasicSEDPIRT	.00775	.00106	.00017	.00730	.00820	46.411	39	.000

$SE_{mot\text{-}basic}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEmotbasicPAL	.03108	40	.000797	.000126
	SEmotbasicSEDPIRT	.02218	40	.000594	.000094

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Pair 1 SEmotbasicPAL - SEmotbasicSEDPIRT	.008900	.001057	.000167	.008447	.009353	53.236	39	.000

$SE_{ach\text{-}att}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEachattPAL	.03275	40	.001104	.000174
	SEachattSEDPIRT	.02240	40	.000672	.000106

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Pair 1 SEachattPAL - SEachattSEDPIRT	.010350	.001331	.000210	.009780	.010920	49.177	39	.000

$SE_{inten\text{-}att}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEintenattPAL	.02803	40	.000480	.000076
	SEintenattSEDPIRT	.02238	40	.000740	.000117

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			

Paired Samples Test

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	SEintenattPAL - SEintenattSEDPIRT	.005650	.000864	.000137	.005280	.006020	41.368	39	.000

$SE_{ach\text{-}inten}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEachintenPAL	.03270	40	.001067	.000169
	SEachintenSEDPIRT	.02240	40	.000709	.000112

Paired Samples Test

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	SEachintenPAL - SEachintenSEDPIRT	.010300	.001224	.000193	.009776	.010824	53.234	39	.000

$SE_{ach\text{-}mot}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEachmotPAL	.03370	40	.001203	.000190
	SEachmotSEDPIRT	.02250	40	.000641	.000101

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference Lower	Upper			
Pair 1 SEachmotPAL - SEachmotSEDPIRT	.011200	.001224	.000193	.010676	.011724	57.886	39	.000

$SE_{inten\text{-}mot}$

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	SEintenmotPAL	.02895	40	.000504	.000080
	SEintenmotSEDPIRT	.02238	40	.000667	.000106

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference Lower	Upper			

Paired Samples Test

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	SEintenmotPAL - SEintenmotSEDPIRT	.006575	.000813	.000129	.006227	.006923	51.152	39	.000

เปรียบเทียบ ค่า RMR ของแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง
ระหว่างวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT กับ PAL

Paired Samples Statistics

		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	RMRSEDPIRT	.0043867	40	.00358016	.00056607
	RMRPAL	.1574825	40	.78335703	.12385962

Paired Samples Test

	Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	99% Confidence Interval of the Difference				
				Lower	Upper			
Pair 1 RMRSEDPIRT - RMRPAL	1.53095775	.78351254	.12388421	.48856346	.18237191	1.236	39	.224

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่า P_{ij} ระหว่างการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT กับ PAL

Correlations

		PbasicachSEDPIRT	PbasicachPAL
PbasicachSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.491**
	Sig. (2-tailed)		.001
	N	40	40
PbasicachPAL	Pearson Correlation	.491**	1
	Sig. (2-tailed)	.001	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2tailed).

Correlations

		PbasicintenSEDPIRT	PbasicintenPAL
PbasicintenSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.723**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PbasicintenPAL	Pearson Correlation	.723**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PbasicmotSEDPIRT	PbasicmotPAL
PbasicmotSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.602**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PbasicmotPAL	Pearson Correlation	.602**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PattachSEDPIRT	PattachPAL
PattachSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.664**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PattachPAL	Pearson Correlation	.664**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PattintenSEDPIRT	PattintenPAL
PattintenSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.706**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PattintenPAL	Pearson Correlation	.706**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PintenachSEDPIRT	PintenachPAL
PintenachSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.753**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PintenachPAL	Pearson Correlation	.753**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PmotachSEDPIRT	PmotachPAL
PmotachSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.618**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PmotachPAL	Pearson Correlation	.618**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlations

		PmotintenSEDPIRT	PmotintenPAL
PmotintenSEDPIRT	Pearson Correlation	1	.823**
	Sig. (2-tailed)		.000
	N	40	40
PmotintenPAL	Pearson Correlation	.823**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	
	N	40	40

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

การทดสอบสัดส่วนความตรงของโมเดล วิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT และ PAL

ตารางสรุปความตรงของโมเดลจากวิธีการวิเคราะห์
แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ **SEDPIRT และ PAL**

SEDPIRT	PAL		รวม
	ไม่ตรง	**ตรง**	
ตรง	9	30	**39**
ไม่ตรง	0	1	**1**
รวม	**9**	**31**	**40**

ทดสอบสมมติฐานทางสถิติ

ให้ P_1 และ P_2 เป็นสัดส่วนของวิธีการวิเคราะห์แบบ SEDPIRT และ PAL ที่มีความตรง

1. $H_0 : P_1 > P_2$

   $H_0 : P_1 > P_2$

2. สถิติที่ใช้ทดสอบ

$$Z = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\frac{A+D}{N}}}$$

3. ระดับนัยสำคัญ .01

   เขตวิกฤต 2.58

4. คำนวณหาค่าสถิติทดสอบ

$$\hat{p}_1 = \frac{39}{40} = 0.975 \quad , \quad \hat{p}_2 = \frac{31}{40} = 0.775$$

$$A = \frac{9}{40} = 0.225 \quad , \quad D = \frac{1}{40} = 0.025$$

แทนค่าในสูตร $Z = \frac{.975 - .775}{\sqrt{\frac{.225 + .025}{40}}}$ = **3.2**

5. การตัดสินใจ และสรุปผล

เนื่องจาก ค่าที่คำนวณได้ คือ 3.2 มากกว่า ค่าวิกฤติ 2.58 จึงปฏิเสธ H_0 ยอมรับ H_1 แสดงว่าวิธีการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT ให้โมเดลที่มีความตรงมากกว่า แบบ PAL อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .01

ภาคผนวก จ

ตารางบันทึกข้อมูล ค่าดัชนีและค่าสถิติ ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT กับแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง

ตารางบันทึกข้อมูล ค่า P_{ij} และ SE จากการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และ PAL

โมเดล	Method	ACH-BASIC		INTEN- BASIC		MOT -BASIC		ACH- ATT		INTEN- ATT		ACH- INTEN		ACH-MOT		INTEN- MOT	
		P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE
1	SEDPIRT	-.01	.02	.00	.02	-.02	.02	-.02	.02	-.06	.02	-.03	.02	-.02	.02	-.02	.02
	PAL	-.029	.034	.018	.03	-.019	.031	-.052	.032	-.041	.028	-.005	.032	-.01	.032	-.058	.029
2	SEDPIRT	-.017	.023	.002	.023	.044	.022	-.015	.023	-.017	.023	-.052	.022	-.004	.023	.057	.023
	PAL	.009	.037	.013	.031	.047	.031	.016	.034	-.022	.028	-.069	.034	-.001	.034	.056	.029
3	SEDPIRT	-.012	.023	.000	.022	-.019	.022	.017	.022	.031	.022	-.038	.023	-.025	.023	-017	.022
	PAL	-.023	.036	-.014	.03	.012	.031	.01	.033	.02	.028	.002	.033	-.041	.034	-.039	.029
4	SEDPIRT	-.007	.022	.011	.023	-.005	.022	-.002	.022	-.002	.023	.047	.021	-.009	.022	-.013	.023
	PAL	.060	.035	-.002	.030	.007	.031	-.038	.033	-.016	.028	.067	.033	-.004	.034	-.005	.029
5	SEDPIRT	.024	.023	.002	.022	.018	.022	.013	.023	-.001	.022	.002	.023	-.014	.023	.001	.022
	PAL	-.05	.04	.02	.03	.01	.03	.03	.03	-.02	.03	-.01	.03	.02	.03	.00	.03
6	SEDPIRT	-.014	.022	-.013	.023	.022	.022	.029	.023	-.016	.023	.008	.022	.024	.023	-.012	.023
	PAL	-.002	.035	-.015	.030	-.013	.031	.001	.033	-.018	.028	.001	.033	.015	.034	-.016	.029
7	SEDPIRT	.008	.023	-.01	.023	.003	.023	.044	.023	.00	.023	.018	.023	-.018	.023	-.016	.023
	PAL	.048	.036	-.036	.030	.022	.032	.086	.033	-.019	.028	.029	.032	-.033	.034	-.029	.029
8	SEDPIRT	-.01	.023	.007	.022	-.012	.022	.007	.022	.024	.022	.031	.023	-.007	.023	-.002	.023
	PAL	-.036	.035	.038	.030	.013	.031	.020	.032	.036	.028	.050	.033	-.008	.033	.036	.029

โมเดล	Method	ACH-BASIC		INTEN- BASIC		MOT -BASIC		ACH- ATT		INTEN- ATT		ACH- INTEN		ACH-MOT		INTEN- MOT	
		P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE
9	SEDPIRT	-.034	.022	.036	.022	.010	.023	.023	.022	.045	.022	.011	.022	-.010	.022	-.032	.022
	PAL	-.043	.036	.029	.030	-.039	.031	-.013	.033	.048	.028	.014	.033	-.006	.034	-.016	.029
10	SEDPIRT	-.003	.022	-.003	.022	-.021	.022	.010	.022	-.003	.022	.016	.023	-.004	.023	-.024	.022
	PAL	-.014	.036	-.002	.030	.041	.031	.002	.033	.025	.028	.053	.033	.030	.035	-.010	.029
11	SEDPIRT	.006	.022	-.031	.021	-.007	.022	-.022	.023	.016	.022	.007	.023	.045	.022	.019	.022
	PAL	.026	.035	.001	.030	-.002	.031	-.016	.033	.031	.028	-.004	.033	.005	.033	.024	.029
12	SEDPIRT	.030	.023	.034	.022	.006	.023	.006	.022	.008	.021	-.023	.023	-.043	.023	-.009	.022
	PAL	.016	.037	.034	.031	.013	.031	-.008	.034	.018	.028	-.022	.034	-.019	.035	-.019	.029
13	SEDPIRT	-.034	.023	-.042	.023	-.007	.023	-.027	.022	-.024	.022	-.029	.022	.029	.022	.017	.022
	PAL	-.031	.028	-.042	.026	.018	.027	-.002	.028	.013	.026	-.060	.028	.058	.029	.032	.026
14	SEDPIRT	-.049	.022	-.008	.022	.020	.022	-.011	.022	-.001	.022	.003	.023	.021	.023	.007	.022
	PAL	-.053	.037	.000	.030	.034	.031	.016	.034	-.010	.028	-.074	.034	.072	.035	-.001	.029
15	SEDPIRT	.014	.022	.032	.022	-.011	.022	.045	.023	-.026	.023	-.004	.022	-.002	.022	-.036	.022
	PAL	.035	.036	.066	.030	.006	.032	.077	.033	.006	.028	.015	.033	-.026	.034	-.025	.029
16	SEDPIRT	-.023	.023	.002	.023	.021	.023	.029	.022	.024	.022	-.009	.022	-.002	.022	-.036	.022
	PAL	-.006	.036	-.007	.030	.018	.031	-.002	.033	.009	.028	.031	.033	-.028	.034	-.043	.029

โมเดล	Method	ACH-BASIC		INTEN- BASIC		MOT -BASIC		ACH- ATT		INTEN- ATT		ACH- INTEN		ACH-MOT		INTEN- MOT	
		P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE
17	SEDPIRT	.005	.022	.016	.022	-.015	.022	.005	.022	-.012	.022	.007	.022	-.025	.023	.013	.023
	PAL	.032	.036	-.019	.031	-.058	.032	.031	.033	-.002	.028	-.034	.033	-.057	.034	-.002	.029
18	SEDPIRT	-.018	.022	-.025	.022	.033	.022	.016	.023	-.009	.022	.018	.023	-.011	.023	-.005	.022
	PAL	-.003	.034	-.031	.030	.038	.031	.059	.032	.003	.028	.028	.032	-.031	.033	.017	.029
19	SEDPIRT	.038	.023	-.059	.022	-.004	.022	.016	.023	-.004	.023	.029	.023	-.055	.023	.019	.023
	PAL	.004	.035	-.043	.030	-.007	.031	.004	.033	.005	.028	.046	.033	-.032	.034	.038	.029
20	SEDPIRT	-.032	.022	.009	.022	-.025	.022	.039	.022	-.010	.023	.009	.022	.021	.023	-.003	.023
	PAL	-.009	.035	.031	.030	-.009	.031	.087	.034	.023	.028	.006	.033	.024	.034	-.009	.029
21	SEDPIRT	.043	.021	.011	.022	-.007	.022	-.013	.023	-.025	.023	.048	.022	-.009	.022	-.036	.022
	PAL	.008	.036	.055	.030	-.012	.031	.007	.033	-.045	.028	.036	.033	-.037	.034	-.048	.029
22	SEDPIRT	-.020	.022	.016	.022	.023	.022	.005	.022	-.009	.023	.066	.022	-.013	.022	.018	.023
	PAL	.031	.035	.019	.030	.032	.031	.000	.032	.010	.028	.050	.033	.002	.034	.037	.029
23	SEDPIRT	-.026	.023	-.016	.022	-.002	.023	.017	.023	-.037	.023	.015	.023	.007	.022	.026	.022
	PAL	.014	.036	-.005	.031	-.005	.031	.013	.032	-.047	.028	.006	.032	.010	.033	.017	.029
24	SEDPIRT	-.001	.022	-.003	.022	-.015	.022	-.022	.023	-.007	.022	.039	.023	-.016	.023	-.021	.022
	PAL	.064	.035	.000	.030	-.024	.031	-.040	.033	-.016	.028	.013	.033	-.047	.034	-.030	.029

โมเดล	Method	ACH-BASIC		INTEN- BASIC		MOT -BASIC		ACH- ATT		INTEN- ATT		ACH- INTEN		ACH-MOT		INTEN- MOT	
		P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE
25	SEDPIRT	-.017	.023	.031	.023	-.022	.023	-.011	.023	-.003	.022	.018	.023	-.010	.023	.002	.022
	PAL	-.045	.037	.058	.031	-.012	.032	-.024	.033	.008	.028	.004	.033	.010	.034	-.016	.029
26	SEDPIRT	.002	.023	.025	.023	.019	.022	-.020	.022	.009	.022	.010	.022	.020	.023	.030	.023
	PAL	.021	.036	.081	.030	.027	.032	-.054	.033	.013	.028	.012	.033	.043	.035	.030	.029
27	SEDPIRT	.023	.022	-.022	.022	-.016	.021	.020	.022	-.011	.022	-.040	.022	.034	.023	.009	.023
	PAL	.055	.036	-.011	.030	.008	.031	.047	.033	-.038	.028	-.032	.033	.010	.034	.018	.029
28	SEDPIRT	.046	.022	-.017	.022	.024	.022	-.018	.023	-.008	.022	.047	.023	-.011	.022	.004	.022
	PAL	.050	.035	-.014	.030	.037	.031	.030	.032	.002	.028	.093	.033	-.006	.033	-.038	.029
29	SEDPIRT	-.002	.023	-.007	.023	.045	.022	.063	.022	.009	.023	.009	.022	-.039	.023	-.038	.023
	PAL	-.029	.035	.009	.030	.036	.032	.065	.033	.003	.028	.007	.032	-.059	.034	-.029	.029
30	SEDPIRT	-.030	.023	-.021	.022	-.021	.022	-.015	.023	.025	.022	-.022	.023	.031	.023	.014	.022
	PAL	-.031	.035	.000	.030	-.022	.031	-.046	.032	.021	.028	-.037	.033	.003	.033	.047	.029
31	SEDPIRT	.009	.023	-.001	.023	.062	.022	.044	.023	-.011	.023	.023	.022	.015	.023	.027	.023
	PAL	.005	.035	-.010	.030	.020	.031	.077	.033	-.024	.028	.014	.032	-.025	.034	.038	.029
32	SEDPIRT	.010	.022	-.028	.022	-.008	.022	-.003	.022	-.014	.022	.014	.023	-.003	.022	.007	.022
	PAL	.012	.037	-.026	.030	.007	.032	-.004	.034	-.015	.028	.036	.034	.012	.035	.004	.029

โมเดล	Method	ACH-BASIC		INTEN- BASIC		MOT -BASIC		ACH- ATT		INTEN- ATT		ACH- INTEN		ACH-MOT		INTEN- MOT	
		P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE	P_{ij}	SE
33	SEDPIRT	-.015	.022	-.034	.023	-.021	.022	-.023	.022	.005	.024	.023	.021	-.001	.022	.017	.023
	PAL	-.022	.036	.008	.030	-.024	.031	-.001	.034	.014	.028	.037	.033	-.012	.035	.038	.029
34	SEDPIRT	-.007	.023	.004	.023	-.005	.023	.055	.023	-.006	.023	.004	.023	.003	.023	.028	.023
	PAL	-.003	.036	.050	.030	.008	.031	.047	.033	-.004	.028	.023	.033	-.011	.034	.022	.029
35	SEDPIRT	.011	.022	.006	.022	-.004	.022	-.006	.023	-.003	.022	-.033	.023	-.020	.022	.012	.022
	PAL	.003	.035	-.006	.030	.025	.031	.048	.032	.007	.028	-.037	.032	-.065	.034	.003	.029
36	SEDPIRT	-.014	.022	.027	.021	-.014	.022	.004	.021	-.019	.021	.006	.023	.008	.022	.022	.021
	PAL	.000	.037	.013	.030	-.001	.031	.002	.034	-.035	.028	.047	.034	.012	.035	.003	.029
37	SEDPIRT	.026	.022	.022	.022	-.042	.022	.038	.022	.014	.023	-.003	.022	.005	.022	.013	.023
	PAL	-.001	.035	-.004	.030	-.036	.031	.029	.033	-.020	.028	.019	.033	-.011	.034	.022	.029
38	SEDPIRT	.027	.022	-.025	.023	.025	.023	.033	.022	.008	.023	-.020	.022	-.002	.022	-.012	.022
	PAL	.058	.035	-.012	.030	.017	.031	.008	.032	.029	.028	-.031	.032	.010	.033	-.025	.029
39	SEDPIRT	-.029	.023	.043	.023	.036	.023	-.026	.023	-.013	.023	-.025	.022	-.011	.022	-.053	.023
	PAL	-.001	.035	.055	.030	.028	.031	.019	.033	-.009	.029	-.047	.033	.021	.033	-.034	.029
40	SEDPIRT	-.011	.023	.001	.023	-.007	.022	.014	.023	.014	.023	-.012	.023	.011	.023	-.035	.023
	PAL	-.026	.035	.023	.030	-.028	.032	.046	.033	.018	.028	-.001	.032	.046	.034	-.057	.029

ตารางบันทึกข้อมูล ค่า χ^2, P-value , Iteration , RMR และ Model fit ในการวิเคราะห์โมเดลสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และ PAL

โมเดล	method	χ^2	df	P-value	AGFI	RMSEA	RMR	Iteration	Model fit
1	SEDPIRT	.97	2	.61500	1.00	.00	.0057	0	/
	PAL	1296.89	1166	.00428	.972	.00749	.0334	12	x
2	SEDPIRT	.00	2	.99833	1.00	.00	.00	0	/
	PAL	1227.04	1166	.10451	.974	.00512	.0358	11	/
3	SEDPIRT	1.86	2	.39546	.997	.00	.00785	0	/
	PAL	1159.66	1166	.54687	.975	.00	.0336	9	/
4	SEDPIRT	1.77	2	.41310	.997	.00	.00762	0	/
	PAL	1195.87	1166	.26532	.974	.00358	.0360	12	/
5	SEDPIRT	.04	2	.98159	1.00	.00	.00111	0	/
	PAL	1188.58	1166	.31617	.97	.0031	.033	11	/
6	SEDPIRT	.24	2	.88825	1.00	.00	.00269	0	/
	PAL	1174.15	1166	.42772	.975	.00187	.0299	13	/
7	SEDPIRT	1.59	2	.45149	.998	.00	.00731	0	/
	PAL	1256.27	1166	.03312	.973	.00622	.0339	13	x
8	SEDPIRT	.11	2	.94632	1.00	.00	.00194	0	/
	PAL	1188.02	1166	.32027	.975	.00307	.0335	11	/

โมเดล	method	χ^2	df	P-value	AGFI	RMSEA	RMR	Iteration	Model fit
9	SEDPIRT	1.51	2	.47066	.998	.00	.00723	0	/
	PAL	1204.29	1166	.21239	.974	.00405	.0328	11	/
10	SEDPIRT	.10	2	.94913	1.00	.00	.00191	0	/
	PAL	1251.27	1166	.04109	.973	.00605	.0341	11	x
11	SEDPIRT	.20	2	.90333	1.00	.00	.00265	0	/
	PAL	1196.24	1166	.26285	.974	.00360	.0331	11	/
12	SEDPIRT	.57	2	.75170	.999	.00	.00453	0	/
	PAL	1186.83	1166	.32906	.975	.00299	.0329	11	/
13	SEDPIRT	.35	2	.83971	.999	.00	.00346	0	/
	PAL	3631.77	1166	.000	.926	.0325	4.988	45	x
14	SEDPIRT	.45	2	.79945	.999	.00	.00384	0	/
	PAL	1184.12	1166	.34935	.975	.00279	.0330	12	/
15	SEDPIRT	.02	2	.99218	1.00	.00	.000703	0	/
	PAL	1163.80	1166	.51270	.975	.00	.0328	14	/
16	SEDPIRT	4.09	2	.12929	.994	.0229	.0116	0	/
	PAL	1255.46	1166	.03431	.973	.00620	.0347	16	x

โมเดล	method	χ^2	df	P-value	AGFI	RMSEA	RMR	Iteration	Model fit
17	SEDPIRT	.03	2	.98363	1.00	.00	.00104	0	/
	PAL	1261.48	1166	.02623	.973	.00640	.0319	11	x
18	SEDPIRT	.72	2	.69798	.999	.00	.00483	0	/
	PAL	1168.51	1166	.47380	.975	.00104	.0323	11	/
19	SEDPIRT	7.68	2	.02151	.988	.0377	.0157	0	x
	PAL	1217.15	1166	.14507	.974	.00468	.0361	11	/
20	SEDPIRT	.08	2	.95979	1.00	.00	.00159	0	/
	PAL	1199.59	1166	.24107	.974	.00380	.0335	10	/
21	SEDPIRT	.09	2	.95445	1.00	.00	.00170	0	/
	PAL	1288.90	1166	.00667	.973	.00726	.0354	13	x
22	SEDPIRT	.00	2	.99966	1.00	.00	.00	0	/
	PAL	1195.23	1166	.26955	.974	.00354	.0337	14	/
23	SEDPIRT	.59	2	.74530	1.00	.00	.00448	0	/
	PAL	1170.43	1166	.45799	.975	.00138	.0327	10	/
24	SEDPIRT	.83	2	.66065	.999	.00	.00523	0	/
	PAL	1215.93	1166	.15071	.974	.00463	.0315	12	/

โมเดล	method	χ^2	df	P-value	AGFI	RMSEA	RMR	Iteration	Model fit
25	SEDPIRT	.13	2	.93830	1.00	.00	.00202	0	/
	PAL	1197.62	1166	.25377	.974	.00368	.0312	16	/
26	SEDPIRT	.10	2	.95112	1.00	.00	.00186	0	/
	PAL	1229.04	1166	.09743	.974	.00520	.0339	16	/
27	SEDPIRT	2.38	2	.30394	.996	.00978	.00881	0	/
	PAL	1204.64	1166	.21035	.974	.00407	.0354	13	/
28	SEDPIRT	.86	2	.65028	.999	.00	.00543	0	/
	PAL	1223.83	1166	.11664	.974	.00498	.0346	12	/
29	SEDPIRT	.02	2	.99059	1.00	.00	.00078	0	/
	PAL	1186.70	1166	.33003	.975	.00298	.0339	13	/
30	SEDPIRT	.37	2	.83305	.999	.00	.00347	0	/
	PAL	1211.37	1166	.17327	.974	.00441	.0341	14	/
31	SEDPIRT	1.20	2	.54931	.998	.00	.00621	0	/
	PAL	1302.04	1166	.00319	.972	.00764	.0357	11	x
32	SEDPIRT	.35	2	.84009	.999	.00	.00335	0	/
	PAL	1166.90	1166	.48702	.975	.000623	.0319	13	/

โมเดล	method	χ^2	df	P-value	AGFI	RMSEA	RMR	Iteration	Model fit
33	SEDPIRT	.63	2	.72836	.999	.00	.00444	0	/
	PAL	1218.07	1166	.14088	.974	.00473	.0340	10	/
34	SEDPIRT	.93	2	.62956	.999	.00	.00544	0	/
	PAL	1227.46	1166	.10300	.974	.00513	.0343	12	/
35	SEDPIRT	2.58	2	.27489	.999	.0121	.00935	0	/
	PAL	1272.47	1166	.01560	.973	.00676	.0363	10	x
36	SEDPIRT	.34	2	.84188	.999	.00	.00356	0	/
	PAL	1211.94	1166	.17033	.974	.00444	.0333	12	/
37	SEDPIRT	4.62	2	.09910	.993	.0256	.0121	0	/
	PAL	1245.05	1166	.05315	.973	.00582	.0346	14	/
38	SEDPIRT	.28	2	.87050	1.00	.00	.00309	0	/
	PAL	1120.36	1166	.82741	.976	.00	.0330	11	/
39	SEDPIRT	.01	2	.99711	1.00	.00	.000432	0	/
	PAL	1171.04	1166	.45306	.975	.00147	.0325	11	/
40	SEDPIRT	.01	2	.99724	1.00	.00	.000414	0	/
	PAL	1169.56	1166	.46513	.975	.00124	.0330	13	/

ภาคผนวก ฉ
ผลการตรวจสอบความเป็น Unidimensionality ของข้อมูล
และค่าสหสัมพันธ์ของตัวแปรในข้อมูลเชิงประจักษ์

ผลการทดสอบ Unidimensionality ของข้อมูลจำลองทั้ง 40 ชุด

ข้อมูลชุดที่	Eigen Value									
	X1 – X10		X11 – X20		Y1 – Y10		Y11 – Y20		Y21 – Y30	
	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2
1	3.143	1.005	2.390	1.012	2.772	1.022	3.126	0,988	2.015	1.037
2	3.129	1.014	2.299	1.027	2.709	1.060	3.180	0.973	1.866	1.056
3	3.208	1.019	2.365	1.010	2.605	1.021	3.145	1.018	1.877	1.042
4	3.094	1.025	2.485	1.015	2.621	1.017	3.147	1.019	1.849	1.067
5	3.202	1.015	2.369	1.013	2.665	1.017	3.080	1.003	1.973	1.058
6	3.114	1.002	2.400	1.011	2.665	1.001	3.140	0.987	1.853	1.065
7	3.204	1.017	2.299	1.035	2.616	1.015	3.170	1.005	1.912	1.037
8	3.212	1.007	2.330	1.038	2.673	1.049	3.092	1.018	1.897	1.067
9	3.095	1.019	2.443	1.008	2.704	1.015	3.084	1.016	1.877	1.015
10	3.186	1.004	2.301	1.029	2.683	1.035	3.114	1.007	1.827	1.048
11	3.154	1.025	2.360	1.040	2.811	1.007	3.072	1.002	1.865	1.048
12	3.297	1.007	2.287	1.043	2.682	1.049	3.066	1.015	1.781	1.030
13	3.178	1.010	2.330	1.017	2.690	1.030	3.205	0.992	1.885	1.042
14	3.222	1.011	2.367	1.014	2.631	1.031	3.109	0.984	1.828	1.041
15	3.107	1.010	2.309	1.013	2.619	1.015	3.106	0.984	1.866	1.063
16	3.158	1.008	2.348	1.035	2.633	0.992	3.107	1.019	1.839	1.062
17	3.158	1.007	2.330	1.039	2.631	1.015	3.101	0.997	1.843	1.039
18	3.157	1.006	2.415	1.032	2.575	1.009	3.177	0.970	1.933	1.050
19	3.210	1.030	2.476	1.021	2.632	1.015	3.155	0.977	1.909	1.029
20	3.084	1.014	2.428	1.034	2.577	1.021	3.175	0.987	1.898	1.096
21	3.105	1.013	2.396	1.031	2.688	1.026	3.122	1.045	1.844	1.050
22	3.229	1.019	2.336	1.032	2.659	1.018	3.177	1.033	1.906	1.074
23	3.181	1.008	2.259	1.031	2.752	1.007	3.137	0.980	1.892	1.049
24	3.144	1.014	2.477	1.032	2.613	0.994	3.097	1.014	1.819	1.026
25	3.128	1.013	2.271	1.031	2.626	1.008	3.081	0.973	1.863	1.040
26	3.235	1.007	2.344	1.024	2.521	1.008	3.120	0.981	1.817	1.057

ผลการทดสอบ Unidimensionality ของข้อมูลจำลองทั้ง 40 ชุด (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	Eigen Value									
	X1 – X10		X11 – X20		Y1 – Y10		Y11 – Y20		Y21 – Y30	
	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2	Factor1	Factor2
27	3.222	1.011	2.373	1.013	2.614	1.024	3.075	1.006	1.867	1.069
28	3.219	1.014	2.341	1.041	2.757	1.014	3.202	0.977	1.933	1.036
29	3.150	1.013	2.297	1.043	2.604	1.009	3.203	0.984	1.907	1.049
30	3.105	1.016	2.349	1.012	2.598	1.044	3.074	0.973	1.945	1.046
31	3.165	1.027	2.419	1.029	2.618	1.017	3.215	1.013	1.891	1.043
32	3.083	1.010	2.331	1.007	2.607	1.022	3.143	1.014	1.794	1.070
33	3.055	1.003	2.377	1.001	2.612	1.010	3.234	0.997	1.841	1.065
34	3.012	1.020	2.308	1.029	2.631	1.065	3.189	0.983	1.827	1.055
35	3.142	1.008	2.354	1.024	2.689	1.008	3.109	1.002	1.968	1.038
36	3.232	1.013	2.329	1.047	2.666	1.014	3.046	0.989	1.818	1.037
37	3.068	1.009	2.403	1.058	2.647	1.006	3.141	0.979	1.871	1.067
38	3.232	1.012	2.345	1.019	2.636	1.012	3.238	0.988	1.913	1.029
39	3.082	1.018	2.318	1.024	2.679	1.008	3.169	0.998	1.940	1.043
40	3.117	1.009	2.345	1.037	2.622	1.005	3.219	0.961	1.902	1.042

ผลการทดสอบ Unidimensionality ของข้อมูลเชิงประจักษ์

ตัวแปร	เครื่องมือวัด	จำนวน (ข้อ)	Eigen Value	
			Factor1	Factor2
ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ACH)	แบบทดสอบ	20	8.528	1.529
ความรู้พื้นฐานเดิม (BASIC)	แบบทดสอบ	20	8.567	1.498
เจตคติต่อการเรียนวิชาคณิตศาสตร์ (ATT)	แบบวัด	15	3.990	2.067
แรงจูงใจใฝ่สัมฤทธิ์ (MOT)	แบบวัด	16	4.359	2.361
ความตั้งใจเรียน (INTEN)	แบบวัด	15	5.215	1.388

แสดงค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลของข้อมูลเชิงประจักษ์

Correlations

		ACH	BASIC	ATT	MOT	INTEN
ACH	Pearson Correlation	1	.673**	.297**	.323**	.253**
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.000
	N	827	827	827	827	827
BASIC	Pearson Correlation	.673**	1	.251**	.306**	.251**
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000
	N	827	827	827	827	827
ATT	Pearson Correlation	.297**	.251**	1	.611**	.621**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.000
	N	827	827	827	827	827
MOT	Pearson Correlation	.323**	.306**	.611**	1	.689**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000		.000
	N	827	827	827	827	827
INTEN	Pearson Correlation	.253**	.251**	.621**	.689**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	
	N	827	827	827	827	827

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

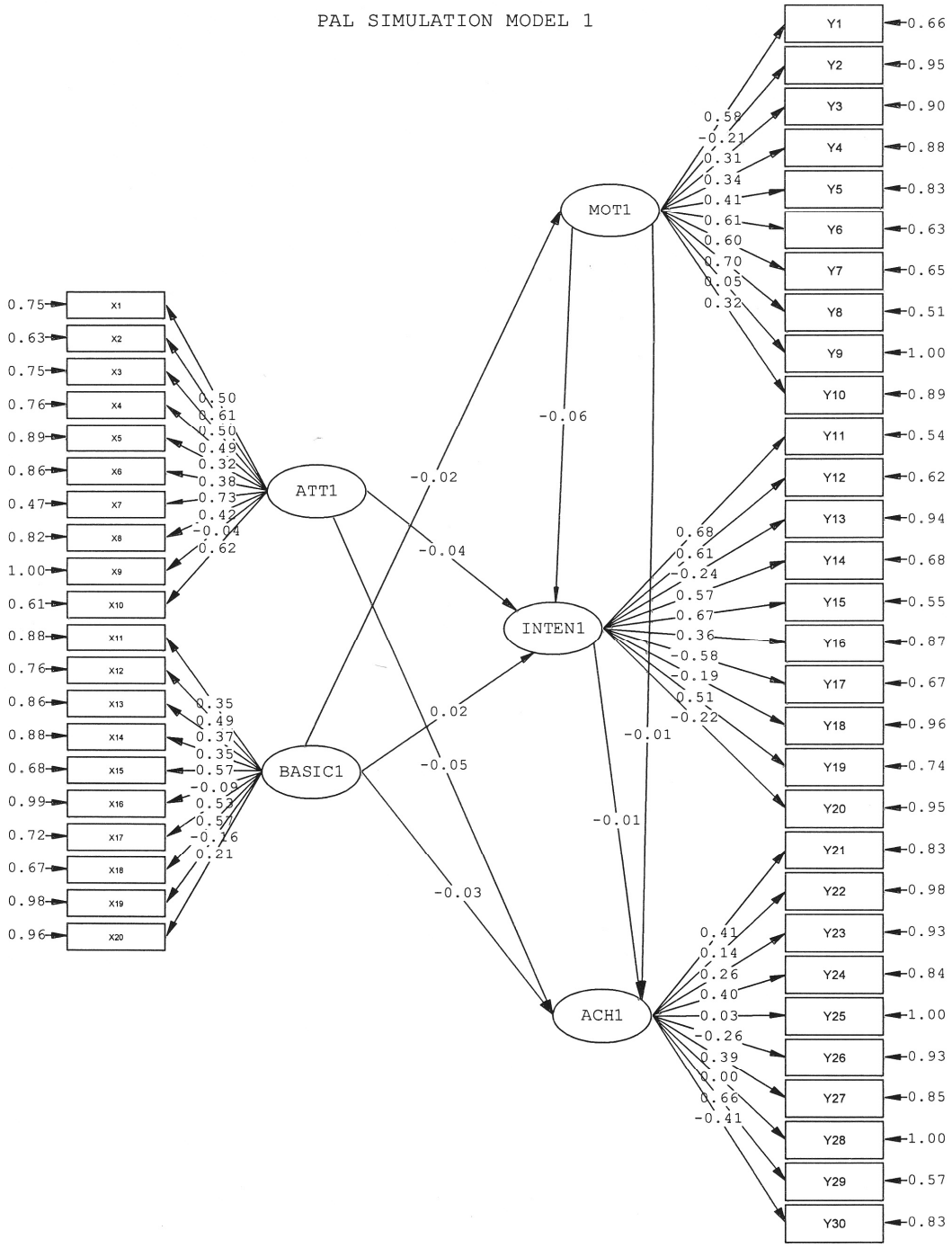
แสดงค่าสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์เส้นทาง
ของวิธีการแบบ SEDPIRT กับ PAL ของข้อมูลเชิงประจักษ์

Correlations

		Psedpirt	Ppal
Psedpirt	Pearson Correlation	1	.869**
	Sig. (2-tailed)		.002
	N	9	9
Ppal	Pearson Correlation	.869**	1
	Sig. (2-tailed)	.002	
	N	9	9

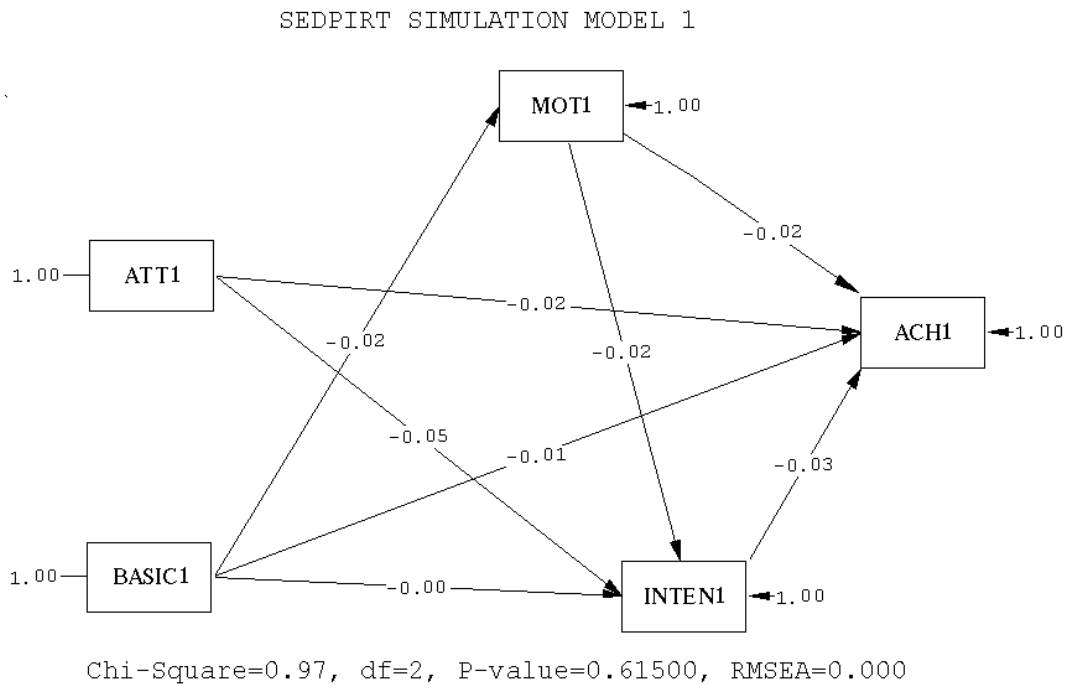
**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

ภาคผนวก ช
ภาพแบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT และ PAL
จากผลการวิเคราะห์ด้วยข้อมูลจำลอง



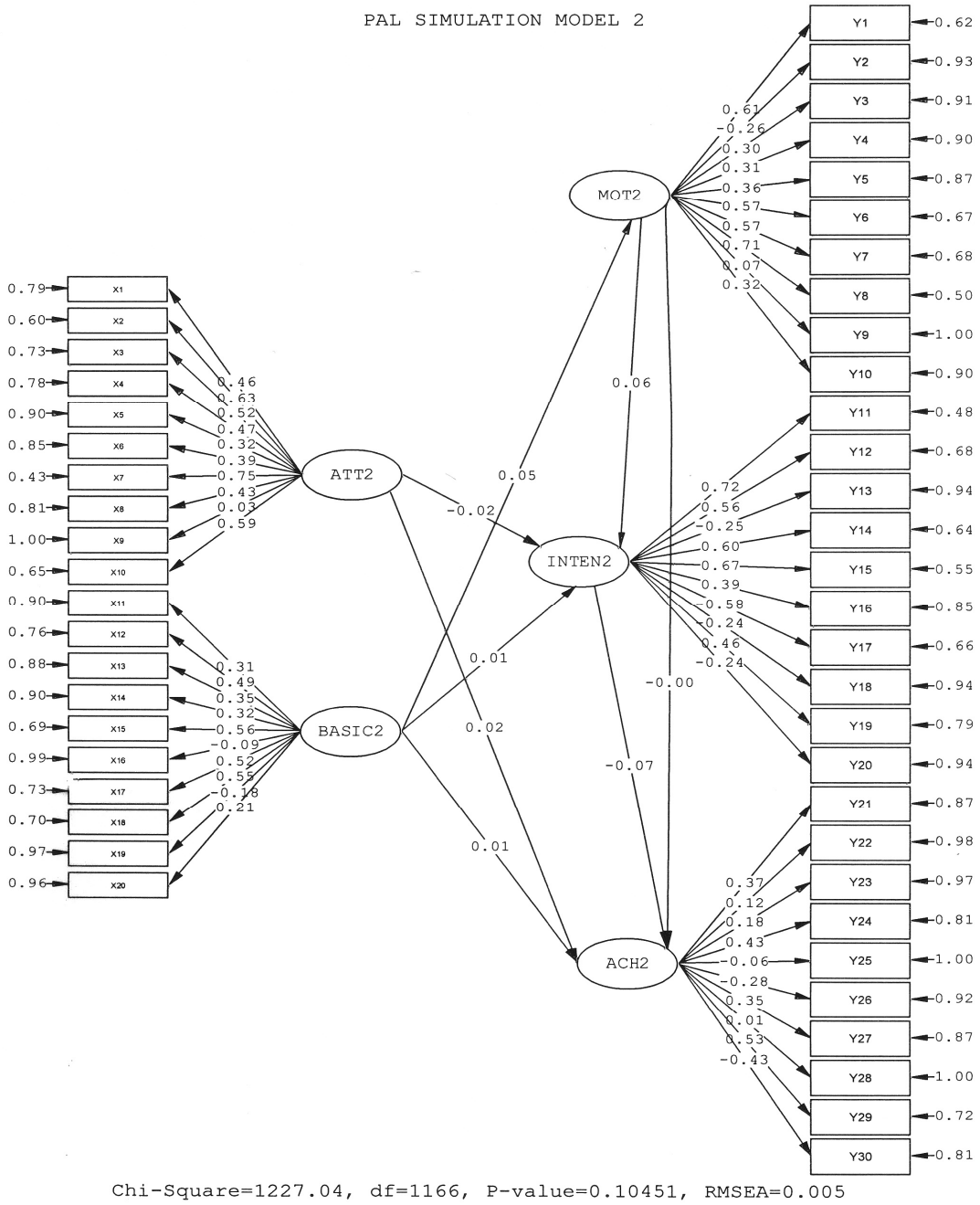
ภาพประกอบ 34 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลองโมเดลที่ 1

จากภาพ 34 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 1 มีค่าไคสแคว์ เท่ากับ 1296.89 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .00428 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 35 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 1

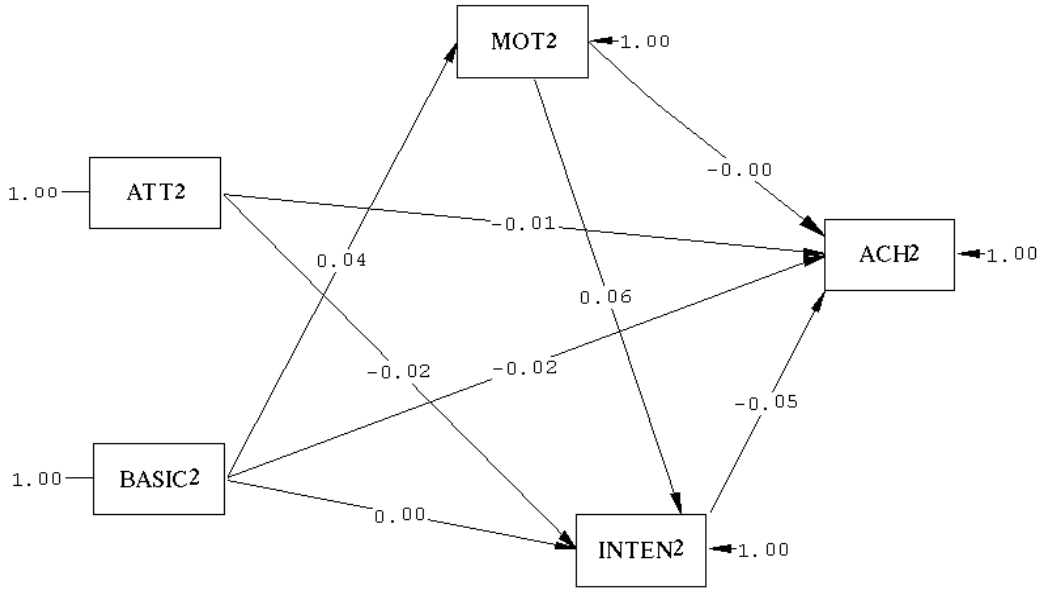
จากภาพ 35 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 1 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.97 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .61500 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 36 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 2

จากภาพ 36 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 2 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1227.04 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .10451 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

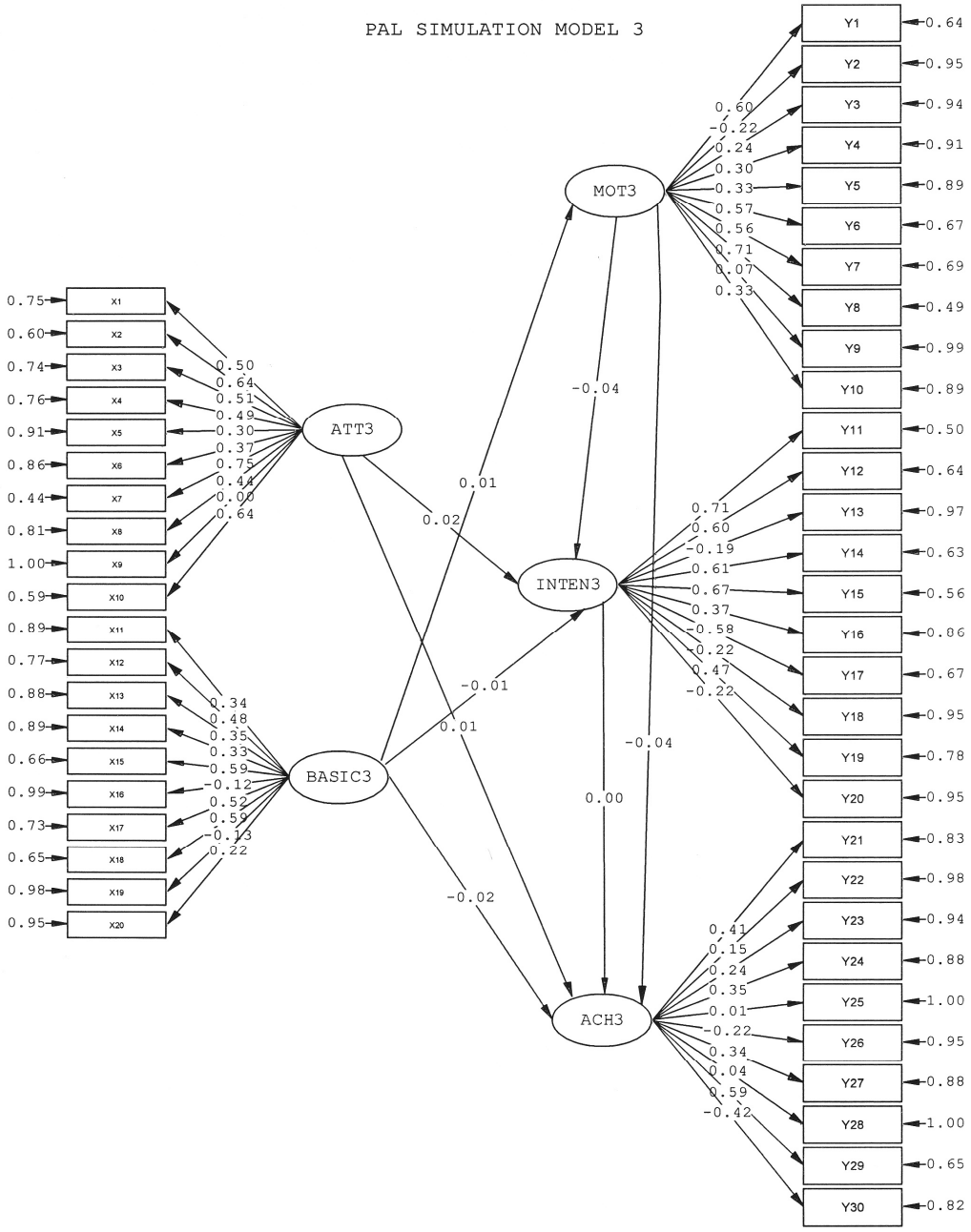
SEDPIRT SIMULATION MODEL 2



Chi-Square=0.00, df=2, P-value=0.99833, RMSEA=0.000

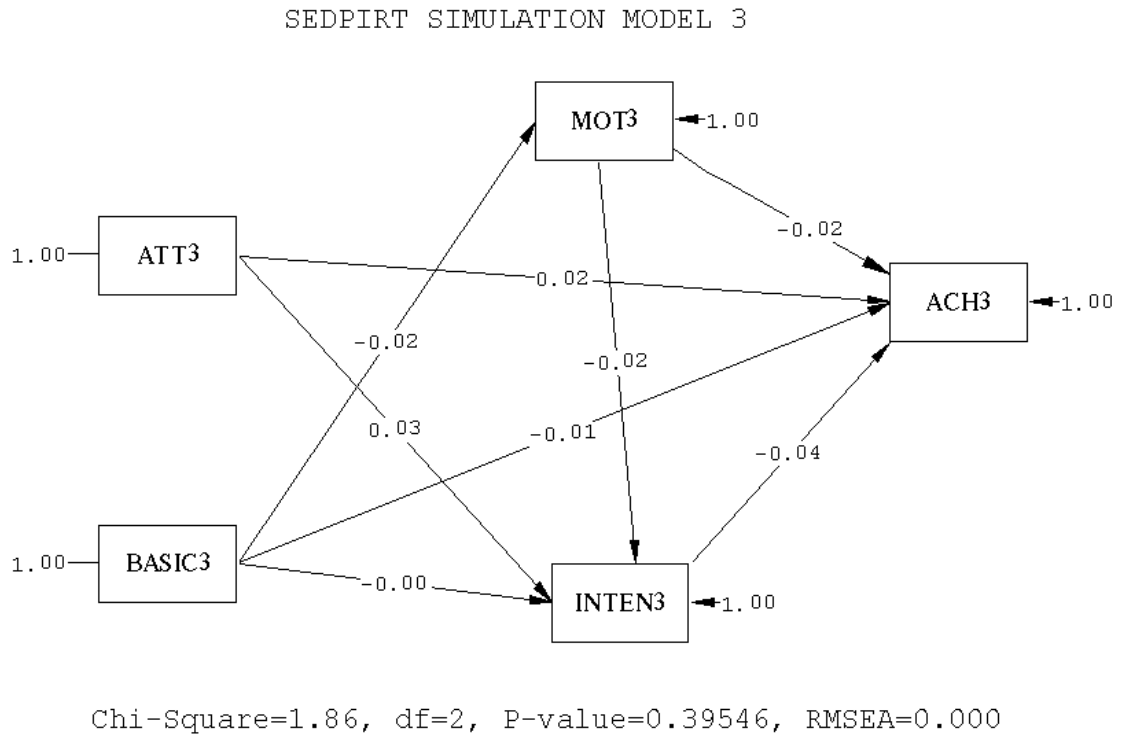
ภาพปรกอบ 37 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 2

จากภาพ 37 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 2 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.00 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99833 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



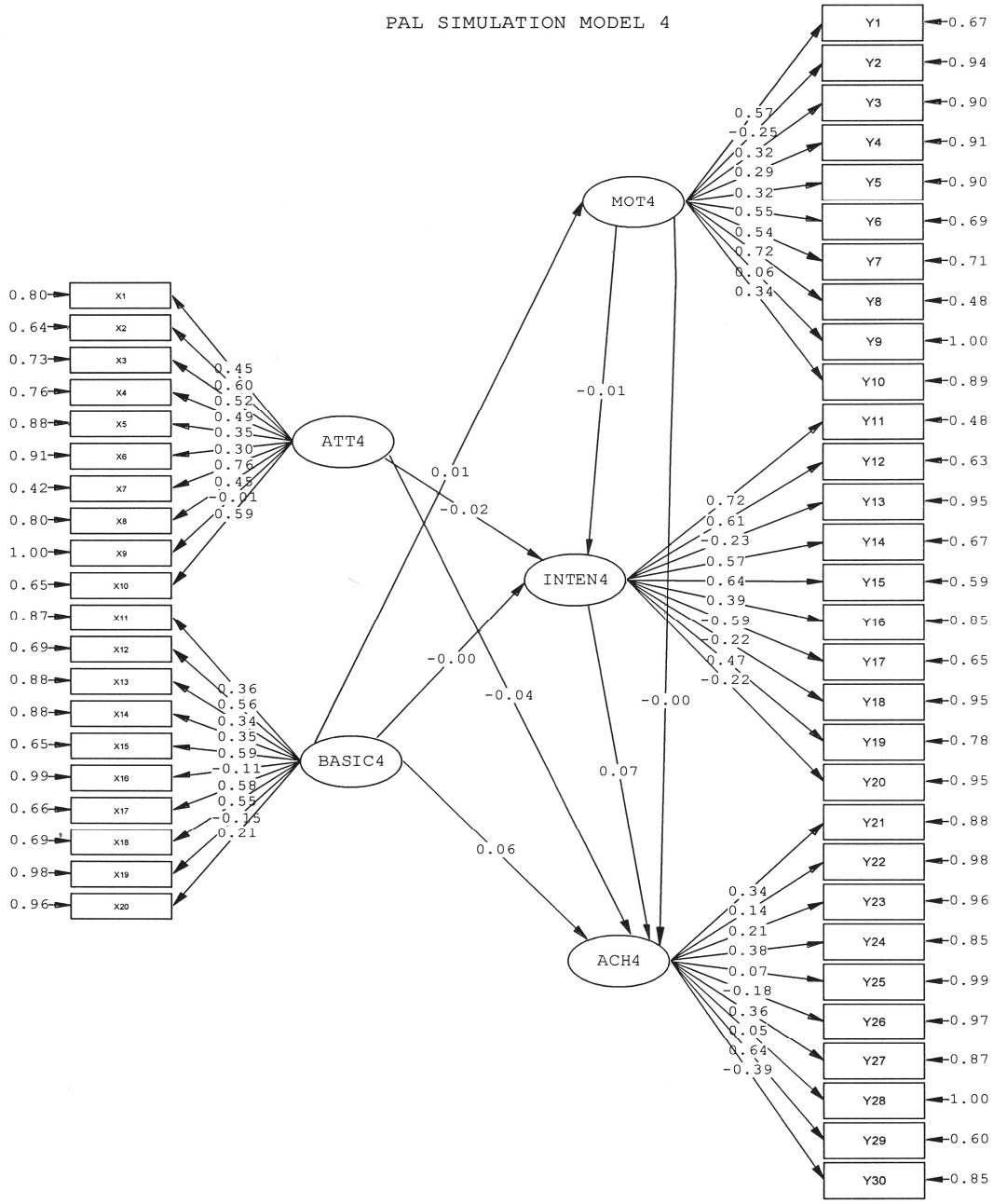
ภาพประกอบ 38 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 3

จากภาพ 38 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 3 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1159.66 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .54687 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



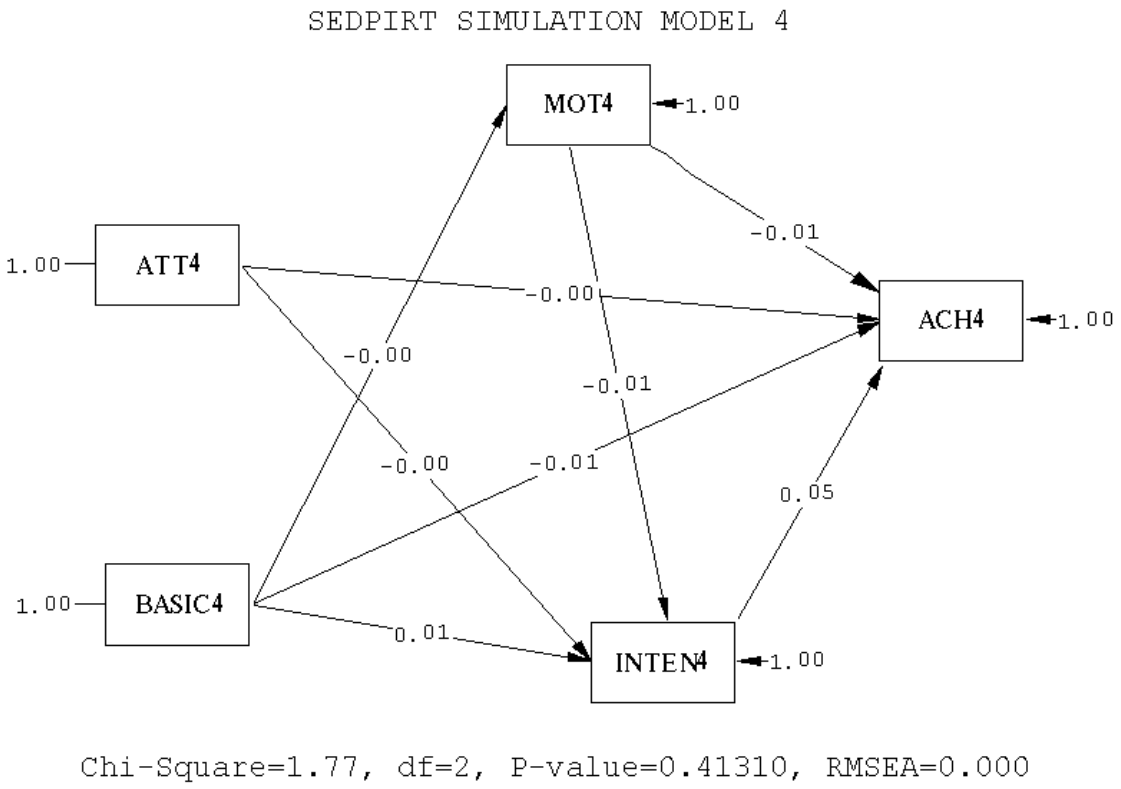
ภาพประกอบ 39 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 3

จากภาพ 39 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 3 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1.86 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .39546 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



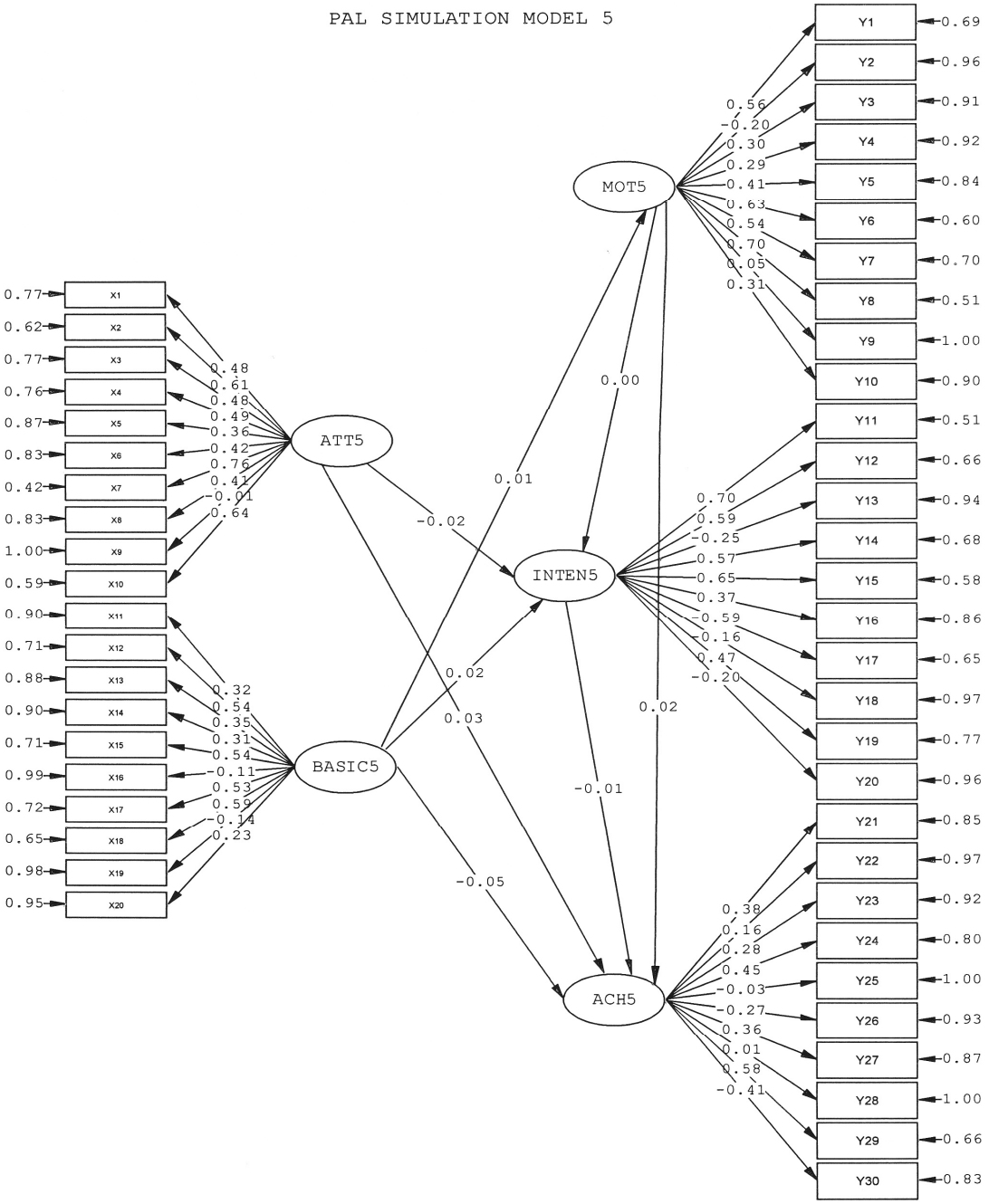
ภาพประกอบ 40 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 4

จากภาพ 40 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 1195.87 df = 1166 ค่า p-value = .26532 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 41 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 4

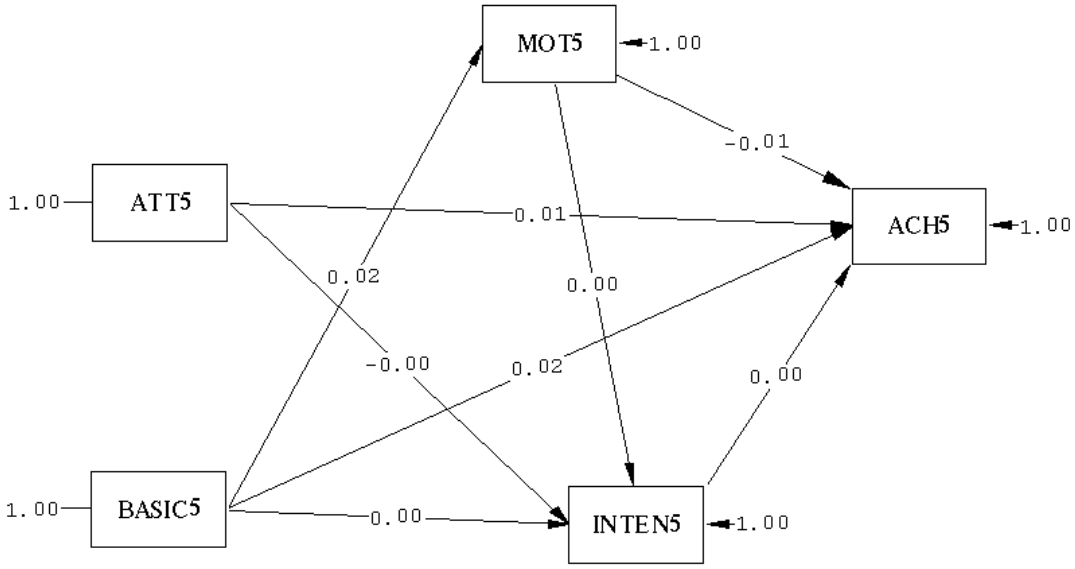
จากภาพ 41 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 1.77 df = 2 ค่า p-value .41310 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 42 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 5

จากภาพ 42 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 1188.58 df = 1166 ค่า p-value =.31617 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

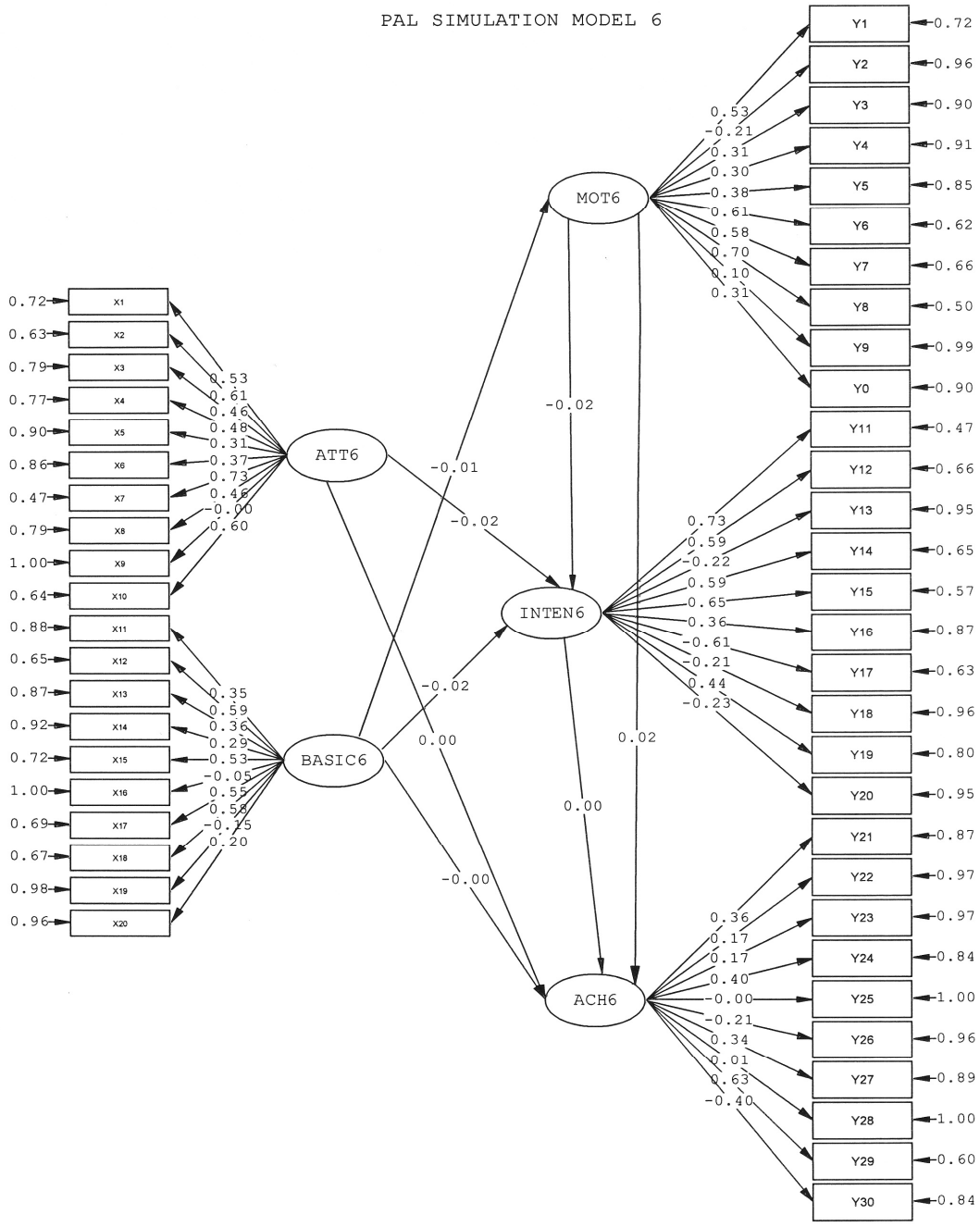
SEDPIRT SIMULATION MODEL 5



Chi-Square=0.04, df=2, P-value=0.98159, RMSEA=0.000

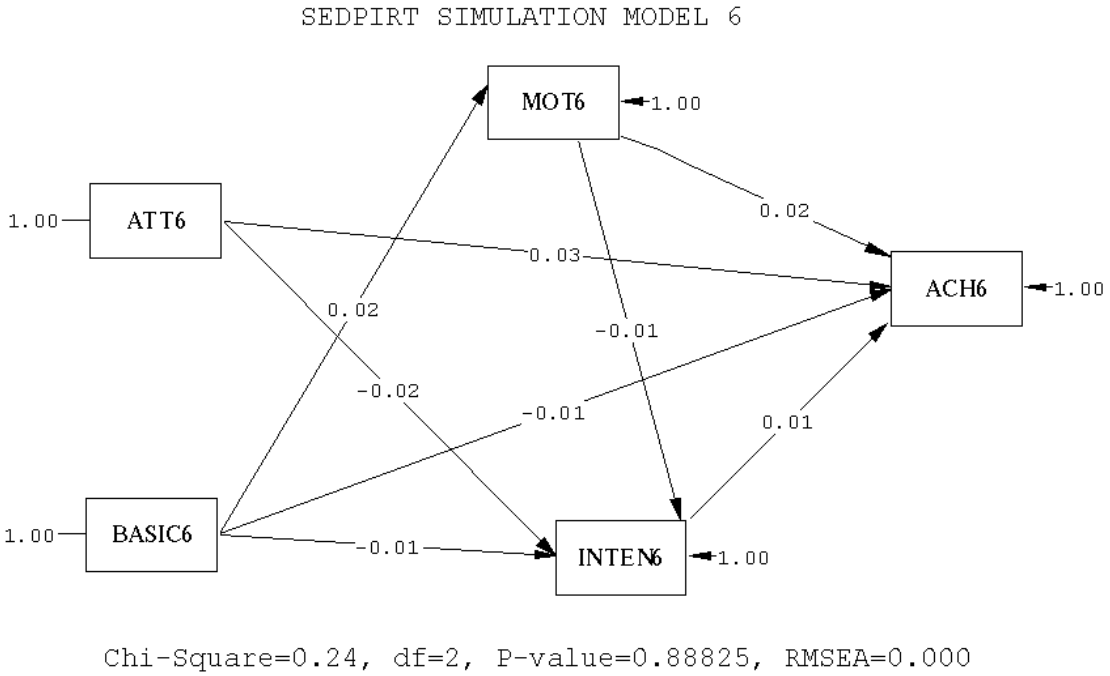
ภาพประกอบ 43 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 5

จากภาพ 43 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 0.04 df = 2 ค่า p-value = .98159 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



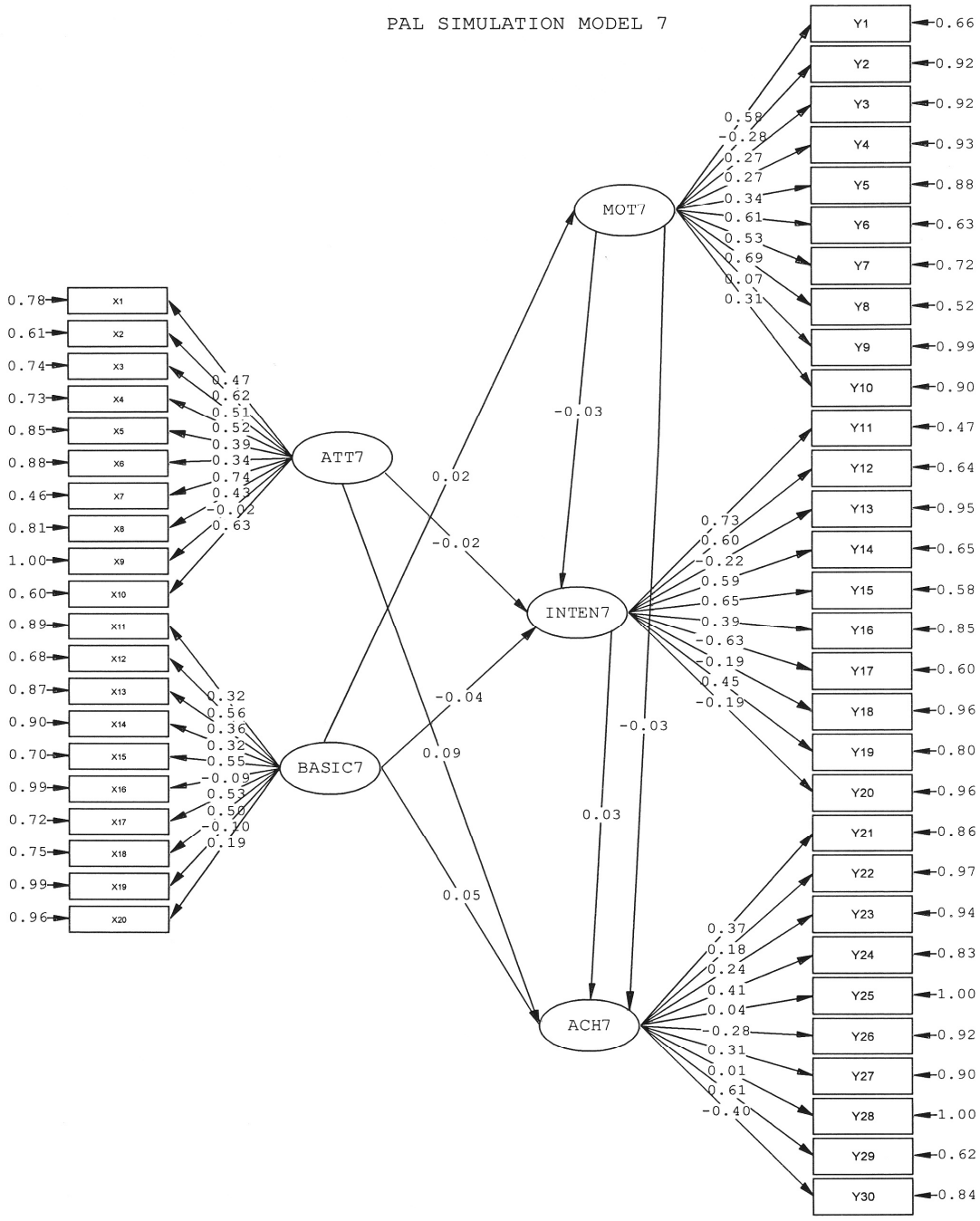
ภาพประกอบ 44 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 6

จากภาพ 44 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 1174.15 df = 1166 ค่า p-value = .42772 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 45 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 6

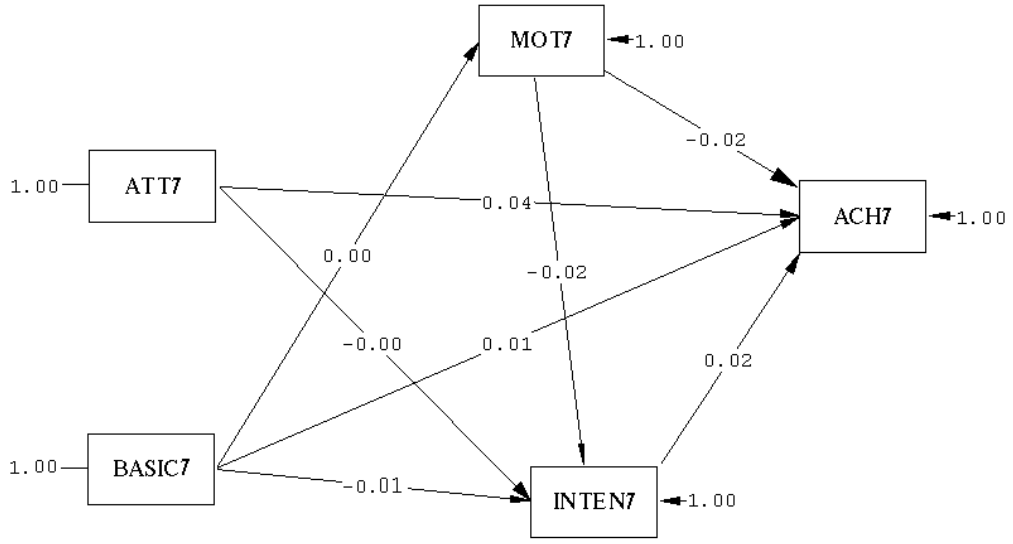
จากภาพ 45 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 0.24 df = 2 ค่า p-value = .88825 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 46 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 7

จากภาพ 46 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้าง มีค่าไคสแคว์ = 1256.27 df = 1166 ค่า p-value = .03312 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

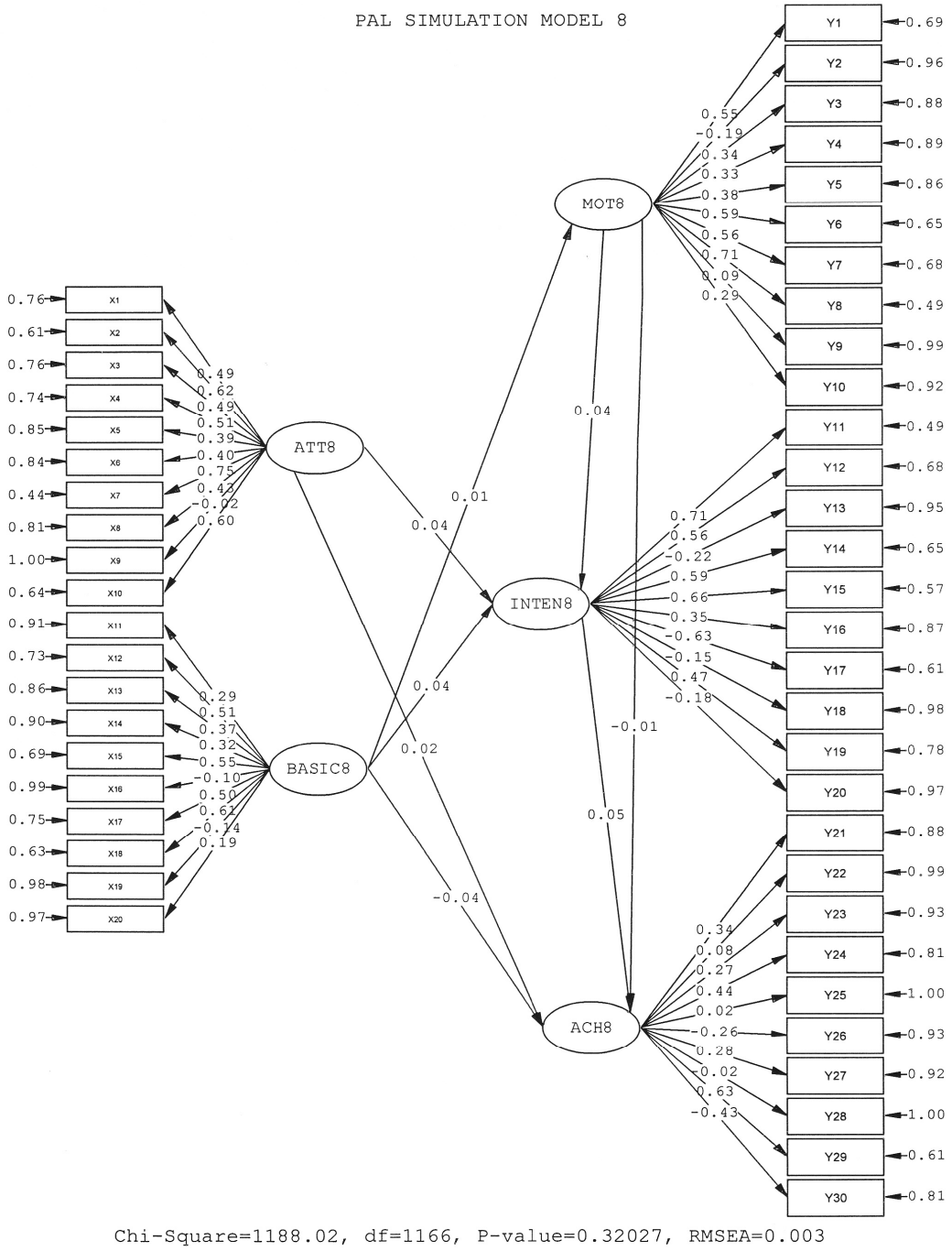
SEDPIRT SIMULATION MODEL 7



Chi-Square=1.59, df=2, P-value=0.45149, RMSEA=0.000

ภาพประกอบ 47 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 7

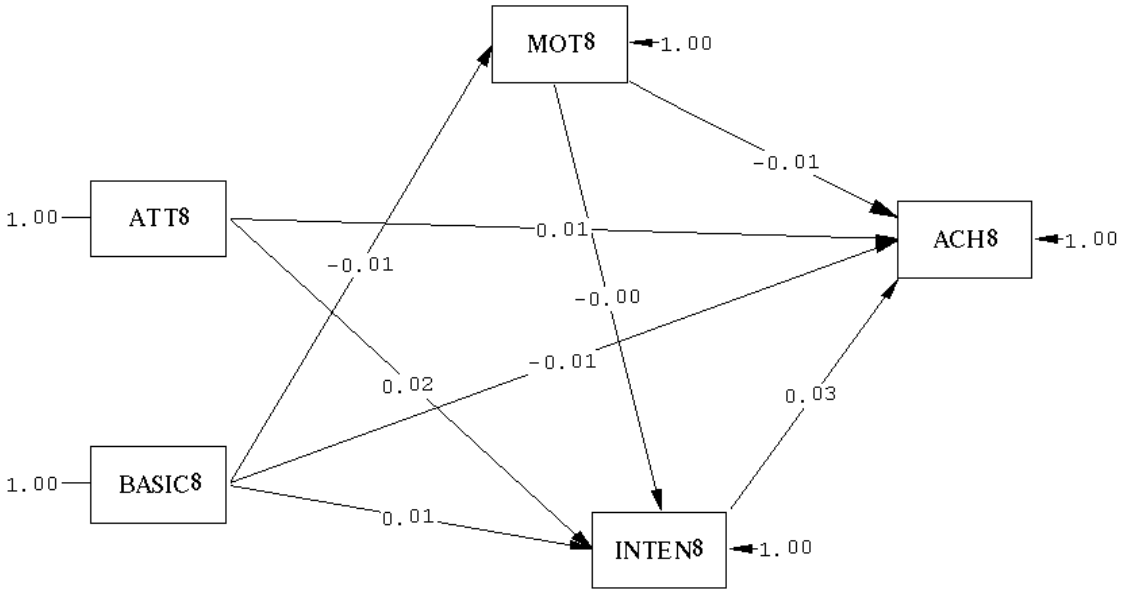
จากภาพ 47 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 7 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1.59 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .45149 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 48 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 8

จากภาพ 48 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 8 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1188.02 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .32027 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

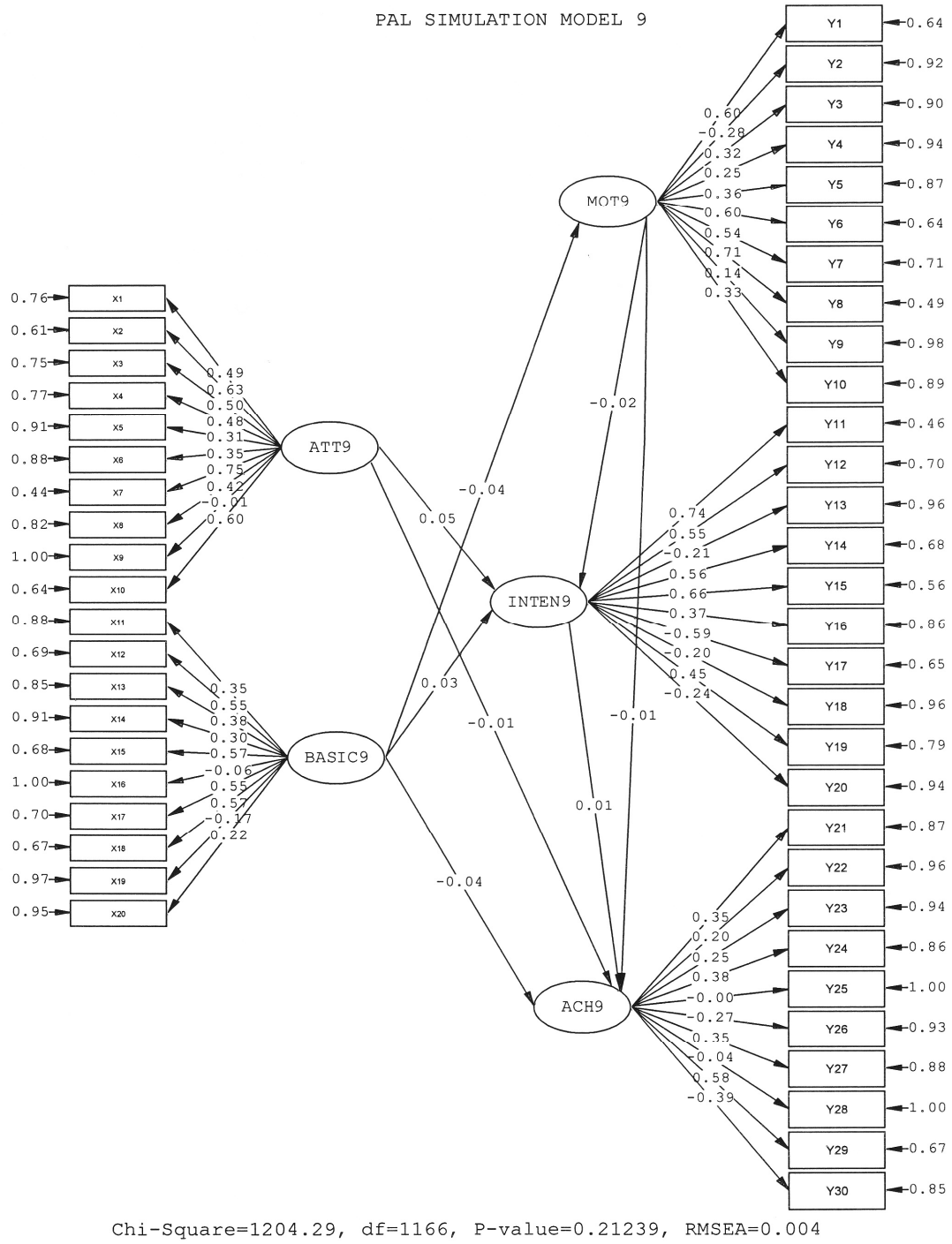
SEDPIRT SIMULATION MODEL 8



Chi-Square=0.11, df=2, P-value=0.94632, RMSEA=0.000

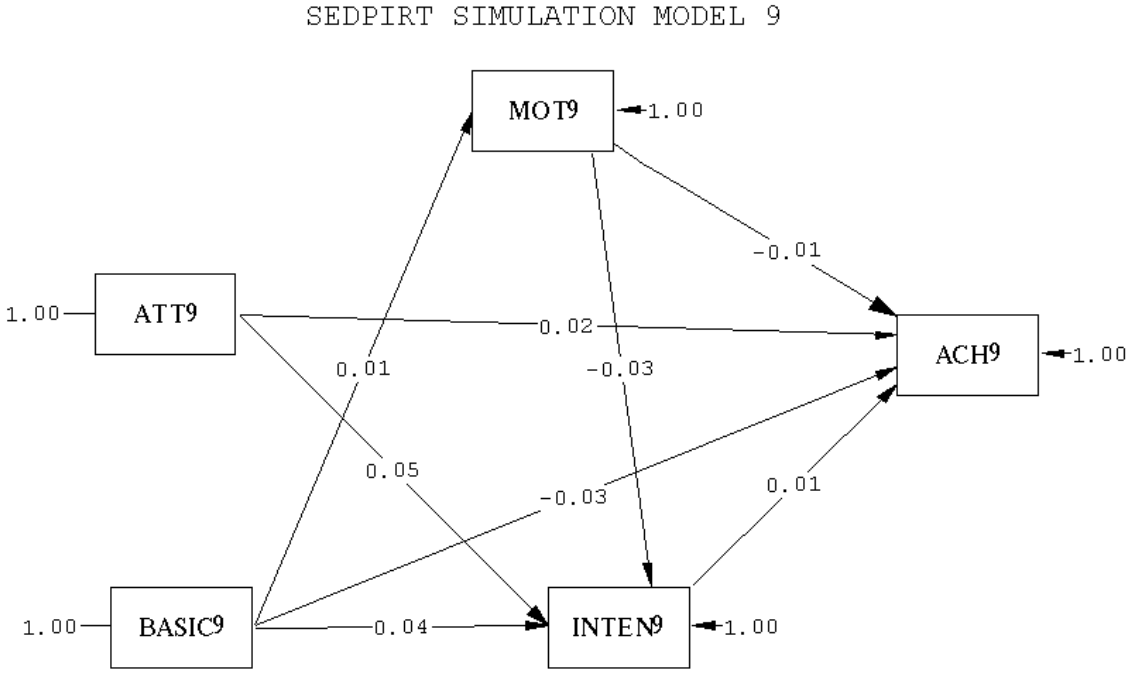
ภาพประกอบ 49 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 8

จากภาพ 49 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 8 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.11 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .94632 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 50 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 9

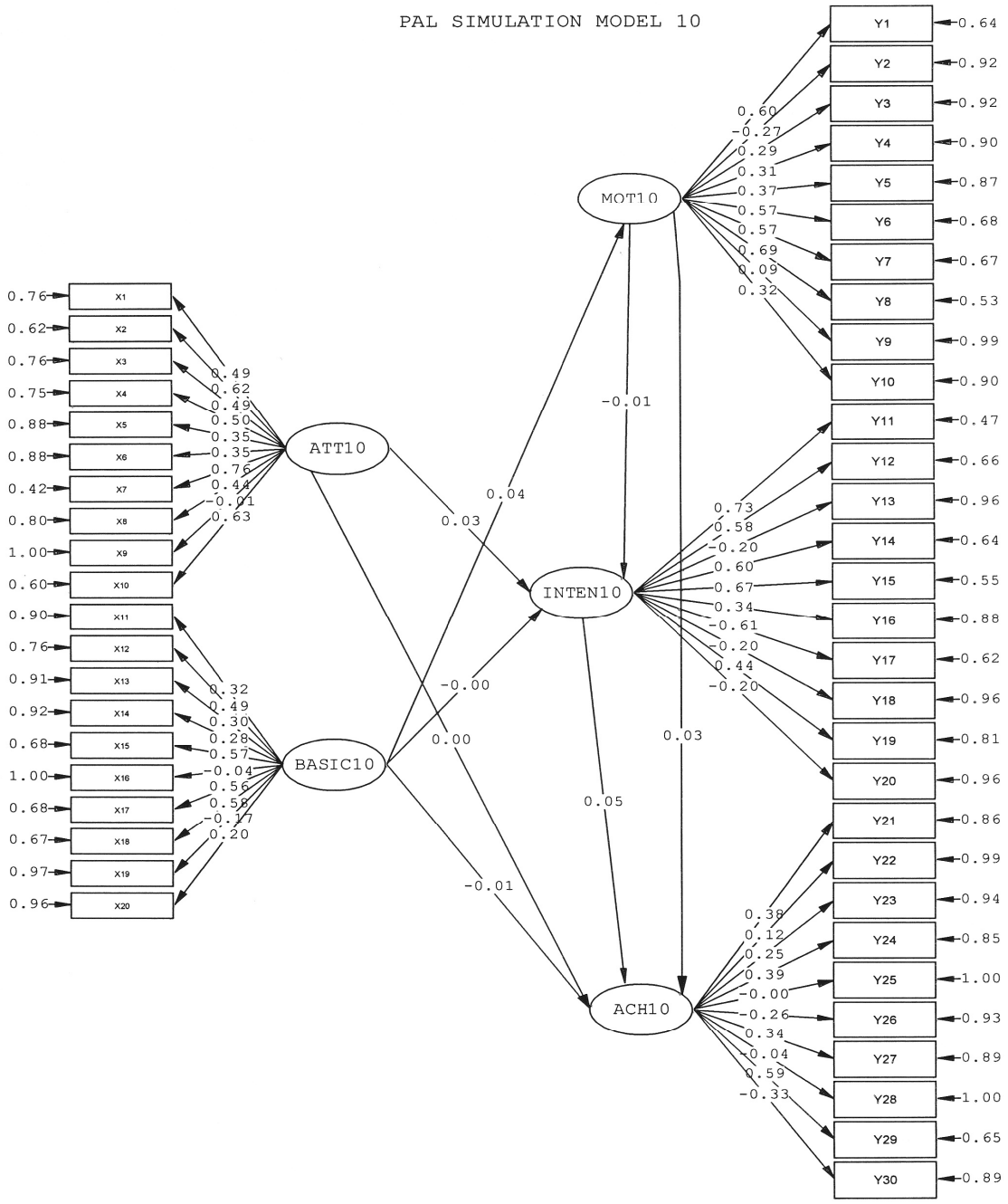
จากภาพ 50 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 9 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1204.29 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .21239 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



Chi-Square=1.51, df=2, P-value=0.47066, RMSEA=0.000

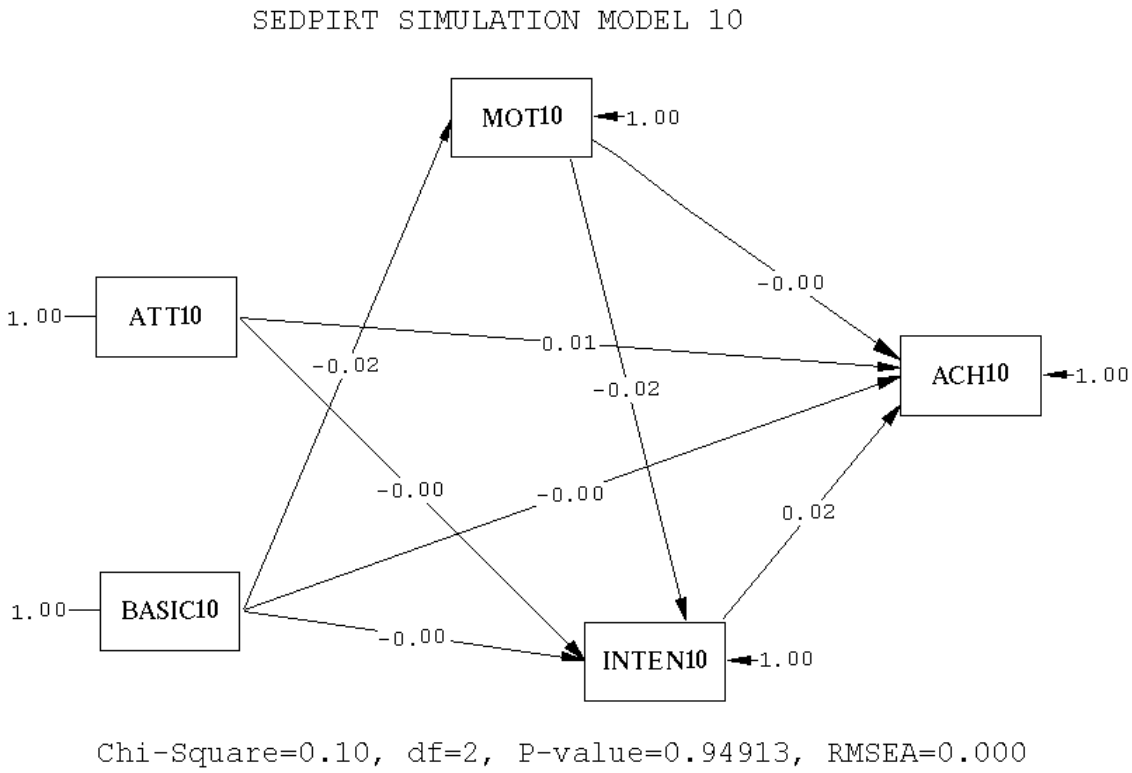
ภาพประกอบ 51 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 9

จากภาพ 51 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 9 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1.51 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .47066 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



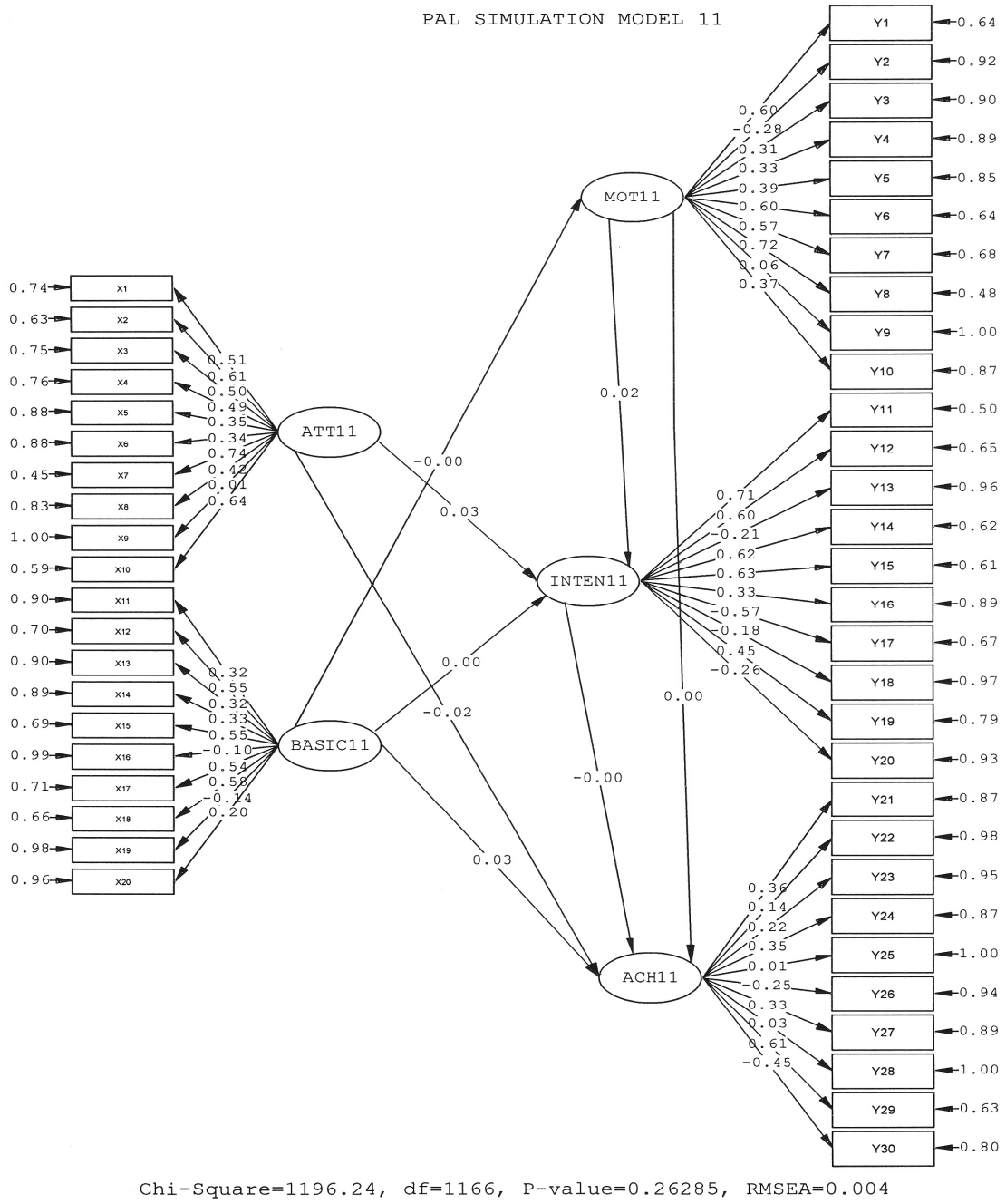
ภาพประกอบ 52 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 10

จากภาพ 52 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 10 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1251.27 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .04109 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



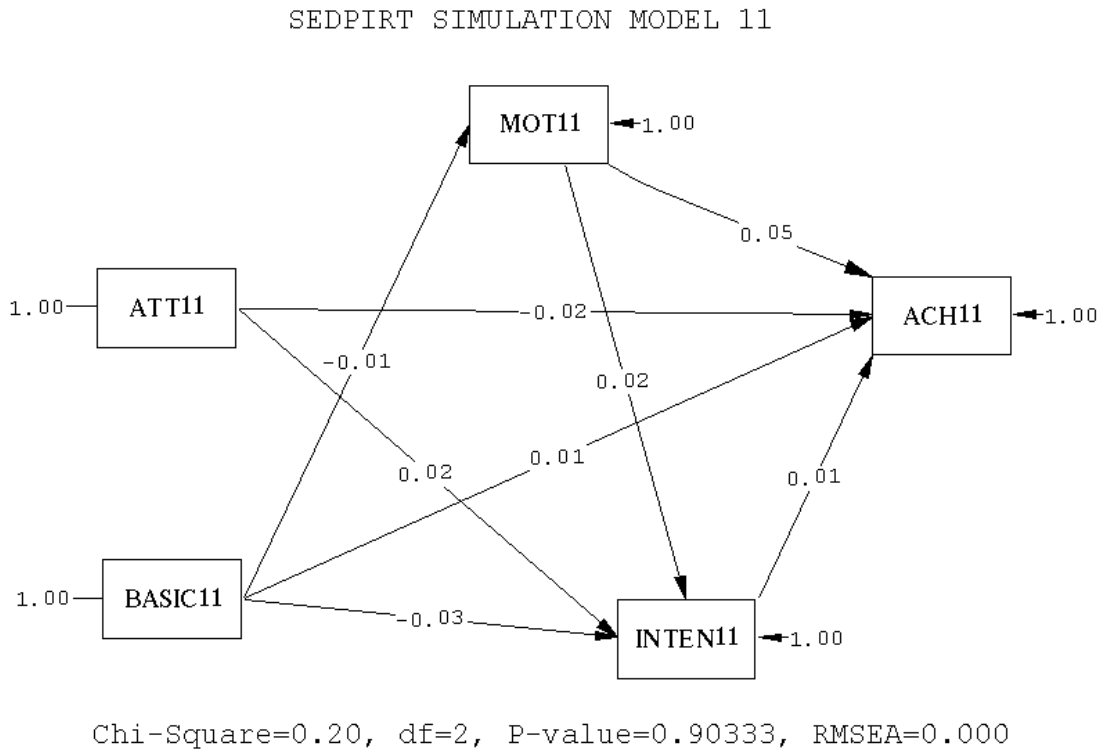
ภาพประกอบ 53 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 10

จากภาพ 53 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 10 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.10 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .94913 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



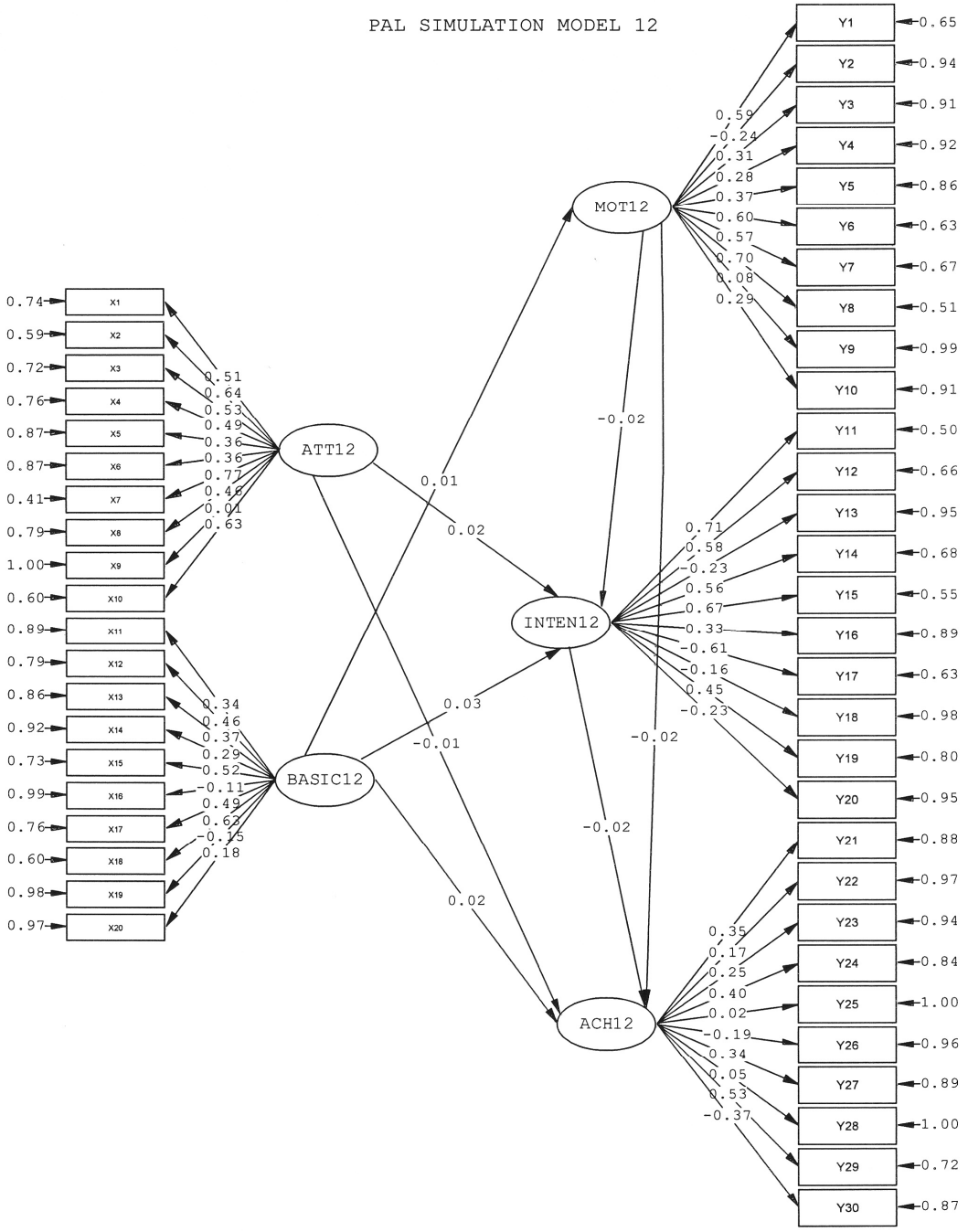
ภาพประกอบ 54 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 11

จากภาพ 54 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 11 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1196.24 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .26285 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



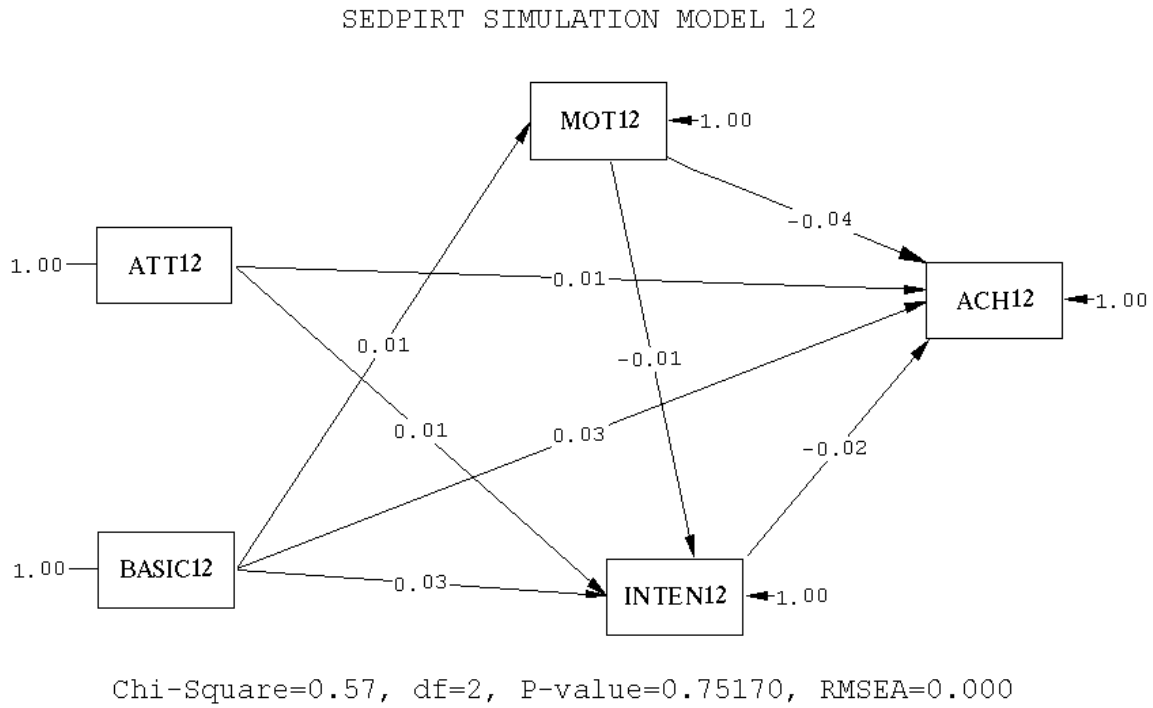
ภาพประกอบ 55 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 11

จากภาพ 55 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 11 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.20 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .90333 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



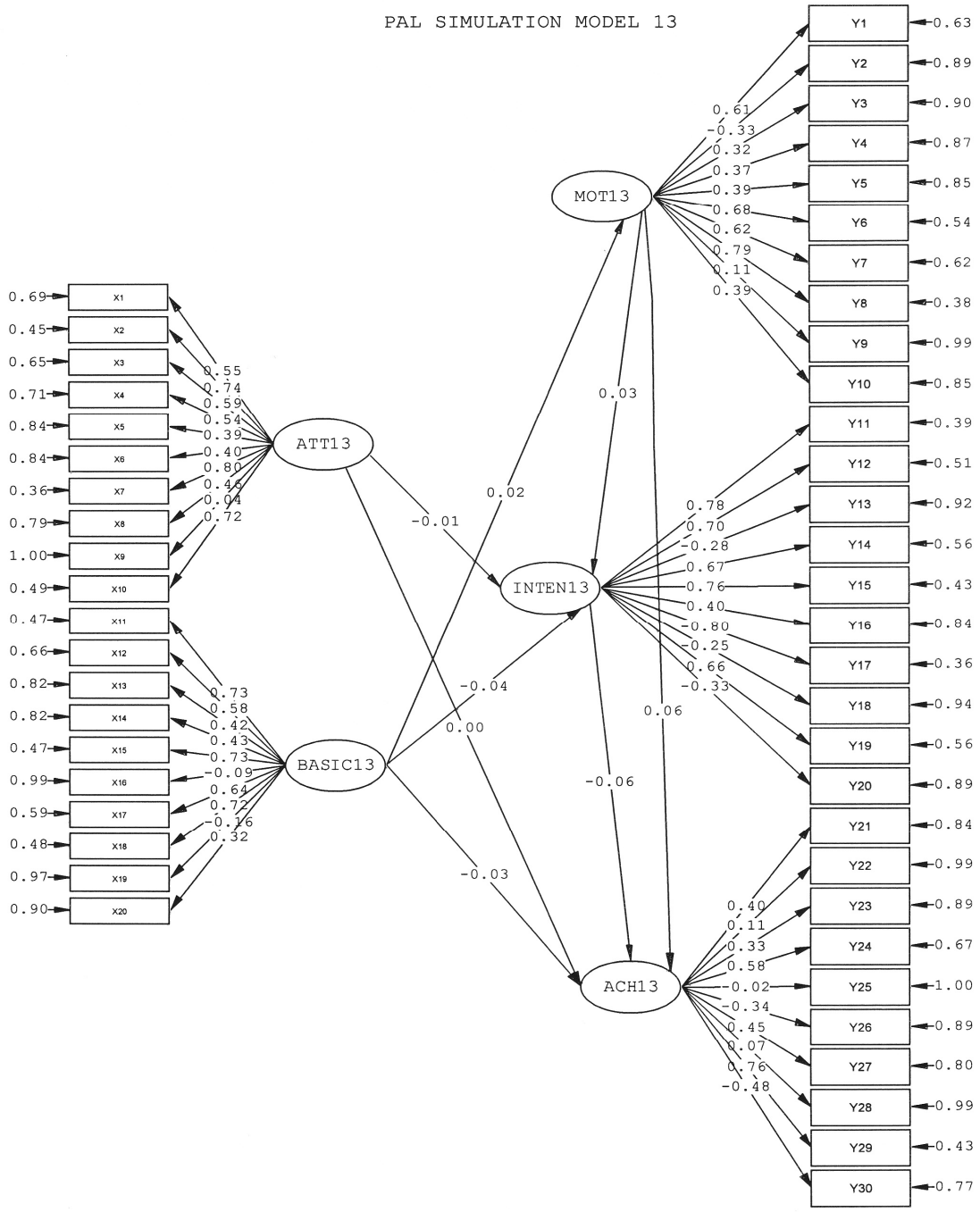
ภาพประกอบ 56 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 12

จากภาพ 56 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 12 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1186.83 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .32906 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 57 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 12

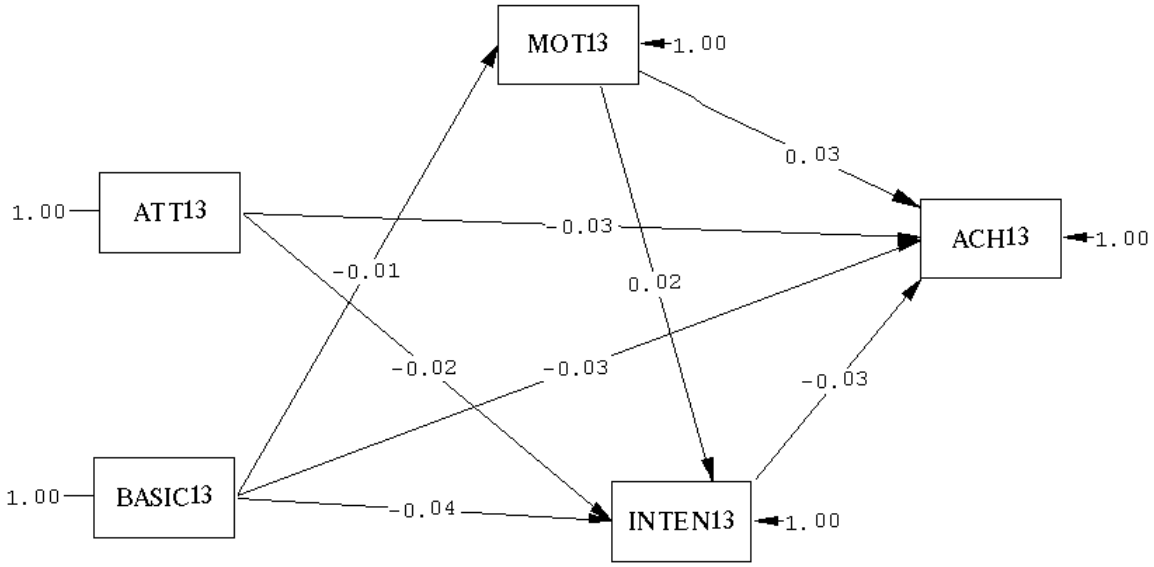
จากภาพ 57 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 12 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.57 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .75170 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 58 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 13

จากภาพ 58 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 13 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 3631.77 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .00000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

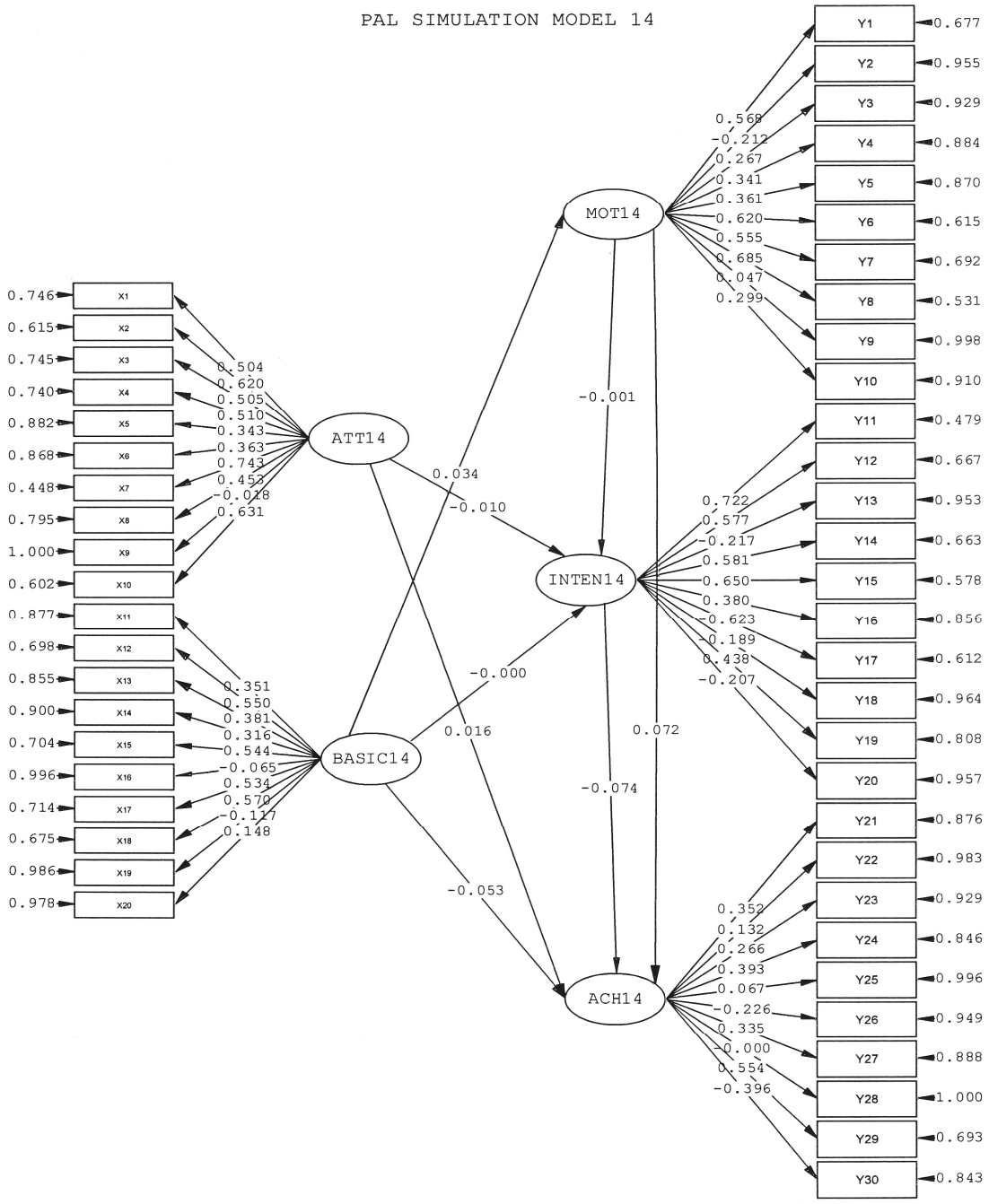
SEDPIRT SIMULATION MODEL 13



Chi-Square=0.35, df=2, P-value=0.83971, RMSEA=0.000

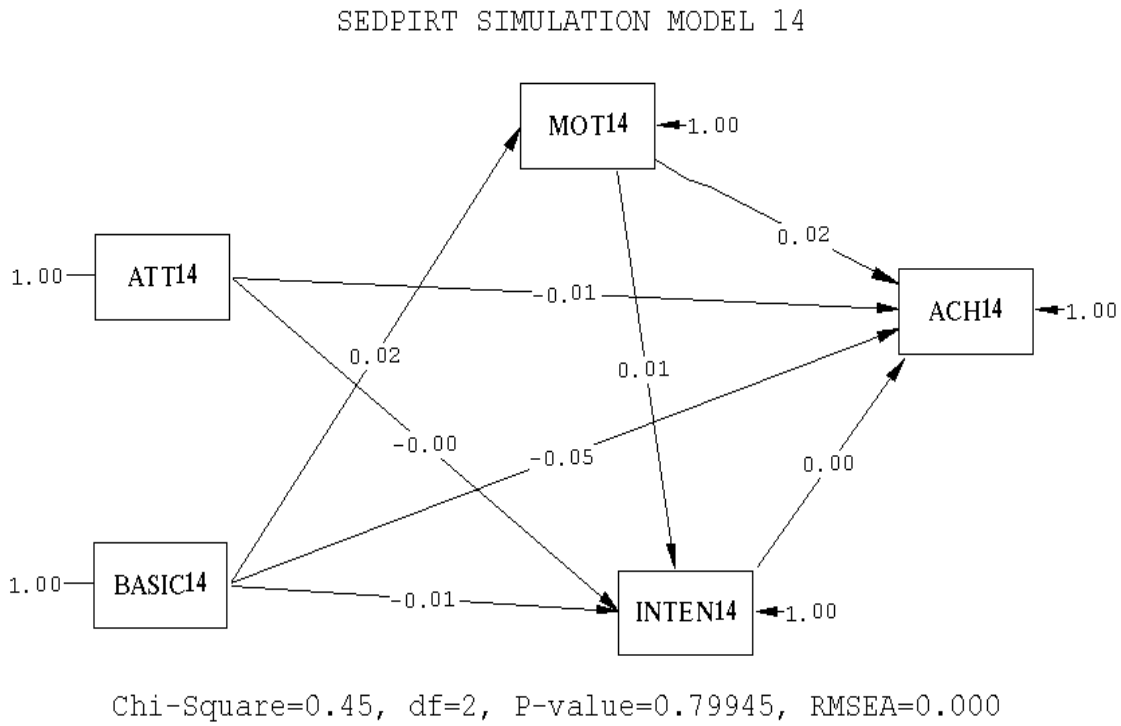
ภาพประกอบ 59 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 13

จากภาพ 59 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 13 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.35 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .83971 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



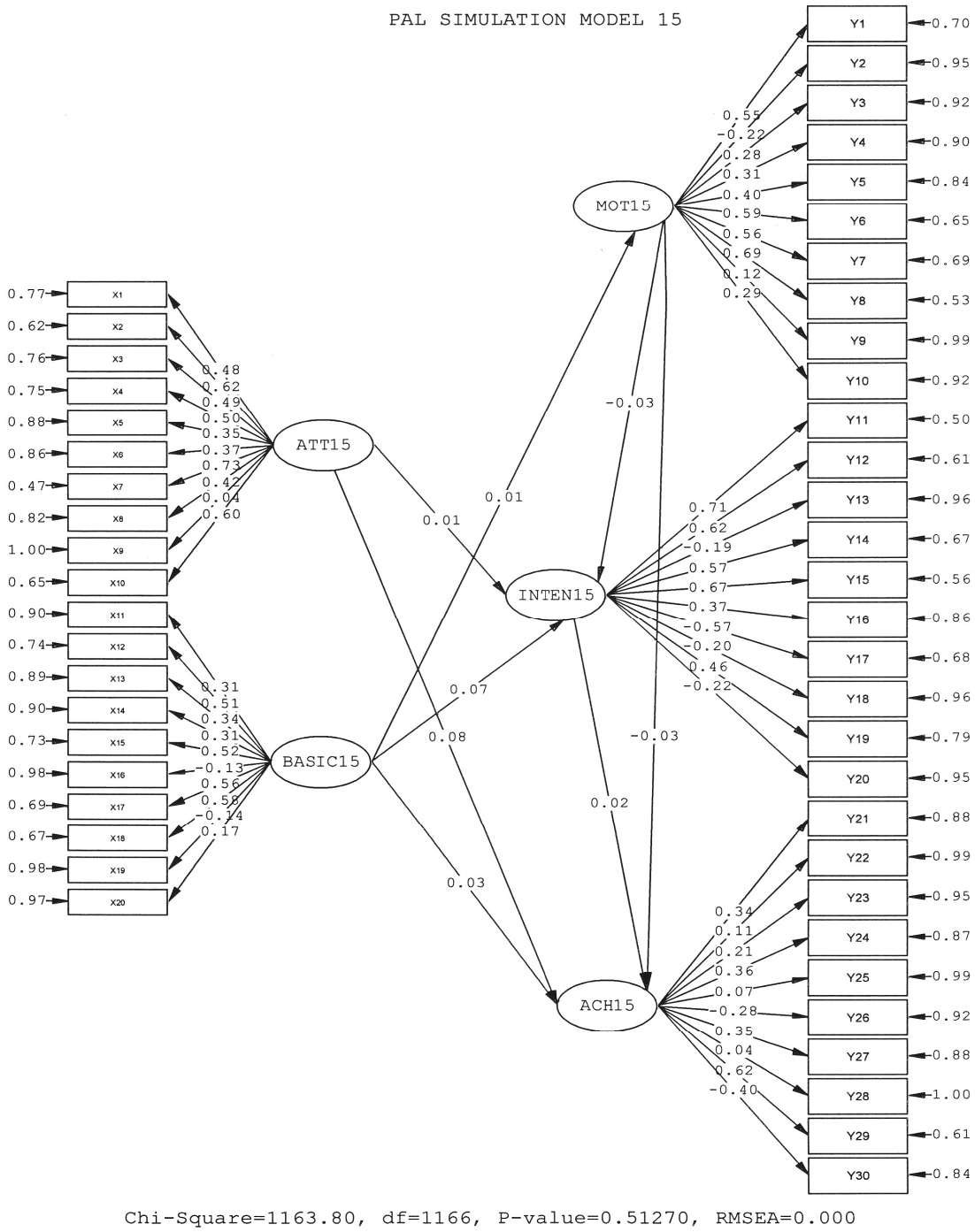
ภาพประกอบ 60 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 14

จากภาพ 60 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 14 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1184.12 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .34935 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



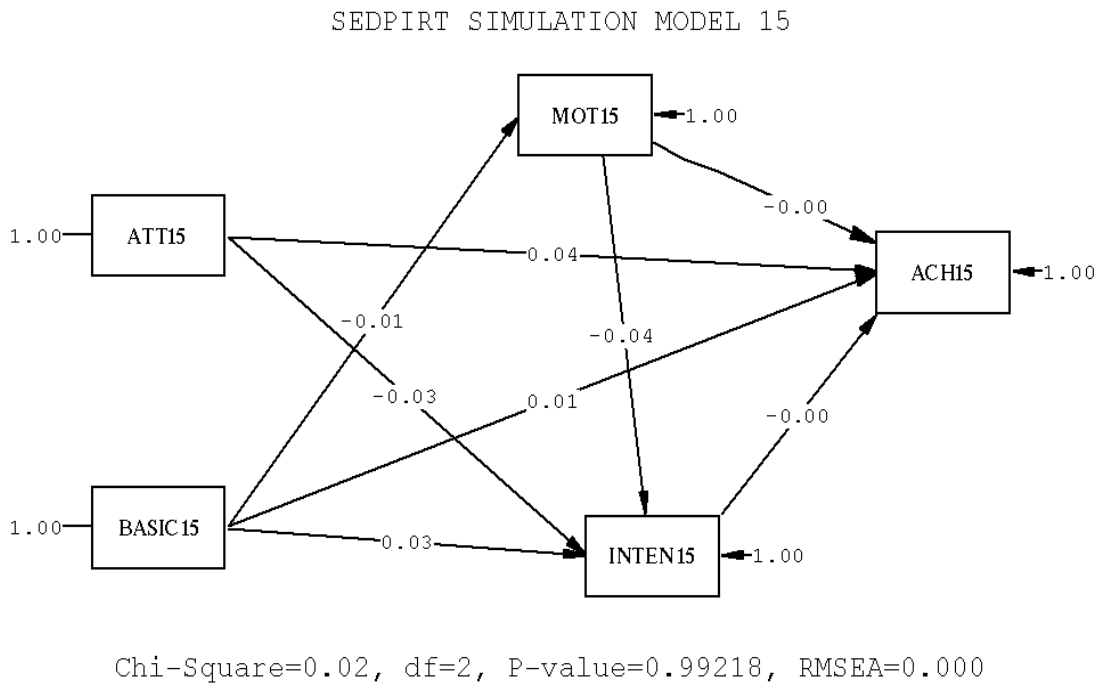
ภาพประกอบ 61 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 14

จากภาพ 61 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 14 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.45 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .79945 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



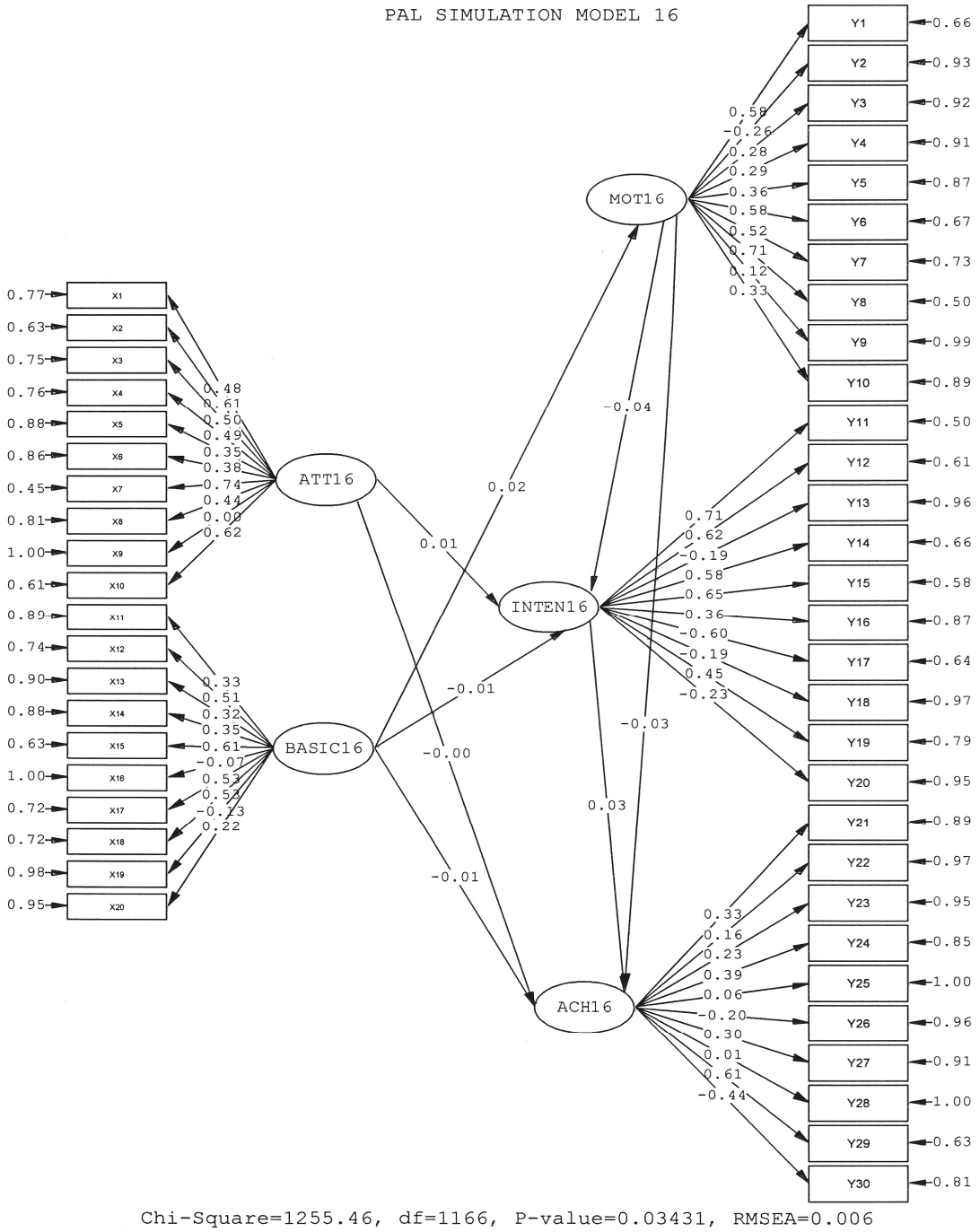
ภาพประกอบ 62 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 15

จากภาพ 62 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 15 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1163.80 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .51270 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



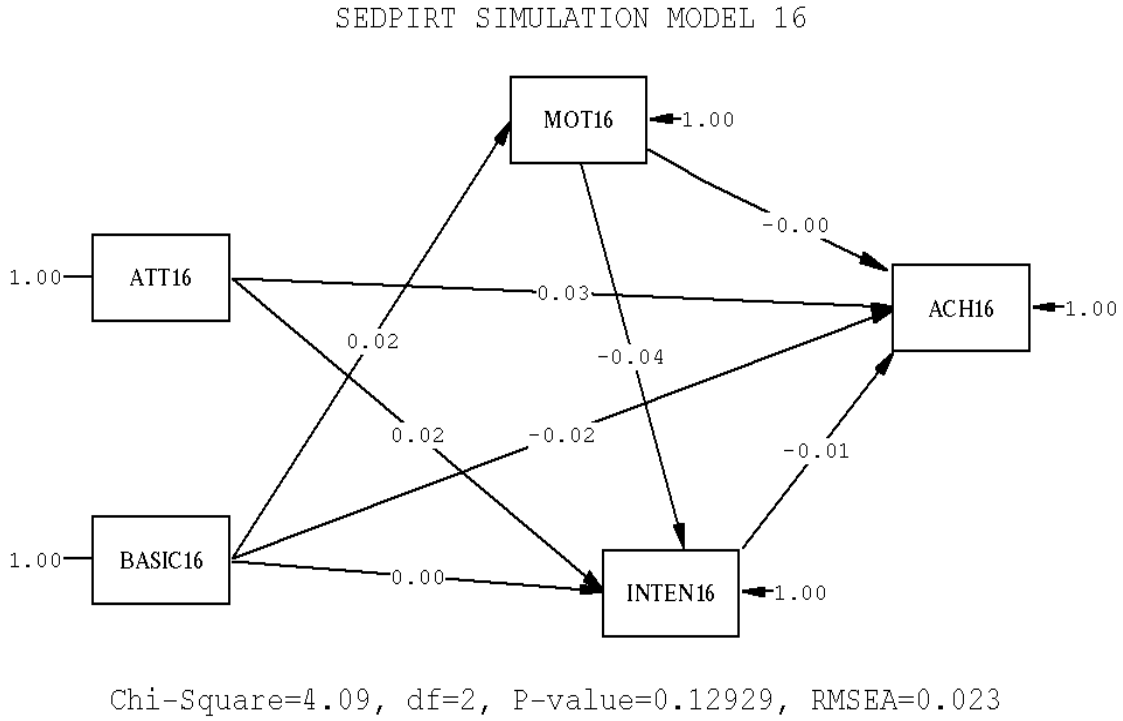
ภาพประกอบ 63 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 15

จากภาพ 63 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 15 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 0.02 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .99218 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 64 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ PAL โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 16

จากภาพ 64 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ PAL โมเดลที่ 16 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 1255.46 df เท่ากับ 1166 ค่า p-value เท่ากับ .03431 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์



ภาพประกอบ 65 ผลการวิเคราะห์แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างแบบ SEDPIRT
โดยใช้ข้อมูลจำลอง โมเดลที่ 16

จากภาพ 65 แบบจำลองสมการเชิงโครงสร้างผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ วิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลจำลองด้วยวิธีการแบบ SEDPIRT โมเดลที่ 16 มีค่าไคสแคว์เท่ากับ 4.09 df เท่ากับ 2 ค่า p-value เท่ากับ .12929 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่า โมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ประวัติย่อของผู้วิจัย

ประวัติย่อของผู้วิจัย

ชื่อ	นายเทิดศักดิ์ สุพันดี
วันเกิด	วันที่ 30 เดือน กันยายน พ.ศ. 2517
สถานที่เกิด	อำเภอภูกระดึง จังหวัดเลย
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่56/1 หมู่ 5 ตำบลบ้านหัน อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ 36120 โทรศัพท์ 044 863029
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	ครู อันดับ คศ.2
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	โรงเรียนบ้านโนนหินลาด-กุดกว้าง ตำบลบ้านหัน อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ 36120 โทร 044 822750

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2535	มัธยมศึกษาปีที่ 6 โรงเรียนเลยพิทยาคม อำเภอเมือง จังหวัดเลย
พ.ศ. 2539	ปริญญาคุรุศาสตรบัณฑิต (ค.บ.) วิชาเอกการศึกษาปฐมวัย สถาบันราชภัฏอุดรธานี (โครงการคุรุทายาท)
พ.ศ. 2544	ปริญญาศึกษาศาสตรมหาบัณฑิต (ศษ.ม.) สาขาวิชาการวัดและประเมินผลการศึกษา มหาวิทยาลัยขอนแก่น
พ.ศ. 2555	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาวิชาวิจัยและประเมินผลการศึกษา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม