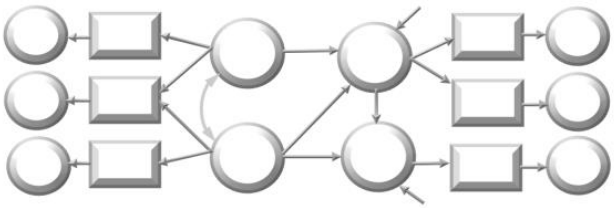


บทที่ 1

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling Analysis) : แนวคิดพื้นฐานและการประยุกต์

บทนำ

การเปลี่ยนแปลงทางด้านวิทยาศาสตร์ที่รวดเร็วมีผลทำให้การเปลี่ยนแปลงทางด้านสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วตามไปด้วย ดังนั้น การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในปรากฏการณ์จึงมีความสลับซับซ้อนมากขึ้นกว่าในอดีต งานวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์ที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ที่เป็นพฤติกรรมของบุคคลในสังคมจึงต้อง

ปรับประยุกต์เพื่อให้มีความก้าวหน้าสามารถตอบโจทย์วิจัยที่มีความสลับซับซ้อนให้ได้คำตอบที่มีความถูกต้องน่าเชื่อถือ และมีประสิทธิภาพ

เทคนิควิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์หรืออิทธิพลระหว่างตัวแปรหลายตัว หรือที่เราเรียกติดปากว่า “การวิเคราะห์ตัวแปรพหุ” หรือ “การวิเคราะห์ตัวแปรพหุคูณ” (Multivariate Analysis) จึงต้องได้รับการพัฒนาให้มีความก้าวหน้าทันต่อโจทย์วิจัยที่มีความสลับซับซ้อนมากขึ้นตามไปด้วย เทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัวโดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์เพียงสมการเดียว เช่น การวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) การวิเคราะห์จำแนกกลุ่มพหุคูณ (Multiple Discriminant Analysis) ฯลฯ จึงอาจไม่เพียงพอต่อการตอบโจทย์วิจัยที่มีความสลับซับซ้อนจำเป็นจะต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์หลาย ๆ สมการในการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัวเพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่มีต่อกันในหลาย ๆ ลักษณะ (เช่น ความสัมพันธ์ของชุดของตัวแปรอิสระหลายตัวที่มีอิทธิพลโดยตรงต่อตัวแปรตาม และมีอิทธิพลส่งผ่านตัวแปรคั่นกลาง (Intervening Variables) ผ่านไปยังตัวแปรตามอีกเส้นทางหนึ่ง หรือที่เรียกว่า “อิทธิพลทางอ้อม (Indirect Effect)” เป็นต้น) การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เพื่อตอบโจทย์วิจัยในลักษณะดังกล่าวนี้ จำเป็นจะต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์หลายสมการ เพื่อประมาณค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านั้น ชุดของสมการทางคณิตศาสตร์แบบนี้ เรียกว่า “โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling)” หรือที่นิยมเรียกย่อ ๆ ว่า “SEM”

โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM เป็นเทคนิควิธีการวิเคราะห์ทางสถิติสำหรับงานวิจัยที่มุ่งศึกษาโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงเชิงทฤษฎี (Theoretical Latent Variables or Constructs) ที่มีความสัมพันธ์ต่อกันหลาย ๆ ตัวแปร หรือใช้วิเคราะห์สำหรับโมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง (Latent Variables) กับตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) โดยทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลพร้อมกันทั้งหมดด้วยระบบสมการ (Simultaneous Equation) โมเดลสมการโครงสร้าง หรือ

SEM จึงเป็นโมเดลทางสถิติที่สามารถประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบของงานวิจัยที่ศึกษาตัวแปรที่เป็นข้อเท็จจริง หรือตัวแปรทางกายภาพ รวมถึงตัวแปรทางจิตวิทยา หรือตัวแปรทางสังคมวิทยา และตัวแปรที่เป็นคุณลักษณะแฝงที่เรียกว่า “ตัวแปรแฝง (Latent Variables)” ก็ได้ และ SEM เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลจากงานวิจัยที่มีกรอบแนวคิดในการวิจัย (Research Framework or Conceptual Framework) ที่มีแนวคิดทฤษฎีรองรับอย่างดี ดังนั้น SEM จึงเป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการยืนยัน (Confirmatory) มากกว่าการสำรวจค้นหา (Exploratory) นั่นคือ SEM เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลเพื่อตัดสินใจว่าโมเดลที่สร้างขึ้นจากการทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใดเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงในปรากฏการณ์หรือข้อมูลเชิงประจักษ์

โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM เป็นชื่อที่นิยมใช้ในปัจจุบันทั้งในต่างประเทศและในประเทศไทย แต่เดิมในประเทศไทยนักวิจัยจะรู้จัก SEM กันในชื่อ LISREL ซึ่งเป็นอักษรย่อที่มาจากคำว่า Linear Structural Relationship ทั้งนี้อาจเนื่องมาจาก คำว่า LISREL เป็นชื่อโปรแกรมสำเร็จรูปที่นักวิจัยในประเทศไทยได้นำมาใช้เพื่อการเรียนการสอนและการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติสำหรับงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้โมเดลสมการโครงสร้างในชื่อเรียกว่าโมเดลความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้น หรือ Linear Structural Relationship หรือ LISREL นั่นเอง นอกจากนั้น นักวิจัยที่มีชื่อเสียงในประเทศไทยยังได้เขียนตำราเกี่ยวกับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเพื่อใช้สำหรับการเรียนการสอนในระดับบัณฑิตศึกษาและเป็นแนวทางในการใช้โปรแกรมสำเร็จรูป LISREL อย่างถูกต้องอีกด้วย ทำให้ในช่วงเวลานั้น (พ.ศ.2527 – พ.ศ.2537, พ.ศ.2537 - พ.ศ.2542 และ พ.ศ.2542 – พ.ศ.2547) นักวิจัยในระดับบัณฑิตศึกษาในประเทศไทยจะนิยมเรียกโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM ในชื่อของโมเดลความสัมพันธ์โครงสร้างเชิงเส้น หรือ Linear Structural Relationship หรือ LISREL กันเป็นส่วนใหญ่ จนกระทั่งนักวิจัยในประเทศไทยหลายท่านเริ่มใช้โปรแกรมทางสถิติอื่น ๆ (AMOS, Mplus, STATA) ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

มากขึ้น การเรียกชื่อโมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM จึงเริ่มเป็นที่นิยมมากขึ้นในประเทศไทยจนถึงปัจจุบัน

ความเป็นมาของโมเดลสมการโครงสร้าง

โมเดลสมการโครงสร้าง (Structural Equation Modeling) หรือ SEM เริ่มเป็นที่รู้จักกันในช่วงทศวรรษ 1960 เมื่อนักวิจัยทางสังคมวิทยา เช่น ในปี ค.ศ.1960 Blalock, Duncan, Alwin, Hauser ได้พัฒนาวิธีการวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุซึ่งเป็นต้นแบบของการวิเคราะห์อิทธิพลในปัจจุบัน โดยศึกษาและต่อยอดองค์ความรู้ของ Wright นักชีวมิติซึ่งเป็นคนแรกที่ศึกษาวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุในปี ค.ศ. 1918 และพัฒนาวิธีการวิเคราะห์ซึ่งเป็นต้นแบบของการวิเคราะห์อิทธิพลหรือการวิเคราะห์เส้นทาง (Path Analysis) แต่ก่อนหน้านั้น ในปี ค.ศ.1904 Spearman ซึ่งได้รับการยกย่องว่าเป็นคนแรกที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงและตัวแปรโครงสร้าง และได้พัฒนาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลอันเป็นต้นแบบของการวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) ในปัจจุบัน ซึ่งทั้งการวิเคราะห์อิทธิพลหรือการวิเคราะห์เส้นทาง (Path Analysis) และการวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) เป็นแนวคิดตั้งต้นของการบูรณาการความรู้และเป็นจุดกำเนิดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

Bollen (1989) ได้ให้ข้อสรุปเกี่ยวกับโมเดลสมการโครงสร้างไว้ในหนังสือชื่อ Structural Equation with Latent Variables สรุปว่า โมเดลสมการโครงสร้างเป็นผลมาจากการสังเคราะห์วิธีการวิเคราะห์ข้อมูลที่สำคัญสามวิธี ได้แก่ การวิเคราะห์องค์ประกอบ (Factor Analysis) การวิเคราะห์เส้นทาง (Path Analysis) และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

สำหรับพัฒนาการทางด้านการประมาณค่าพารามิเตอร์เป็นผลงานของนักเศรษฐมิติ และนักจิตมิติ เช่น Glodberger, Lawley, Bock, Borgman, Jöreskog, Muthen ซึ่งได้พัฒนาวิธีการประมาณค่าแบบต่าง ๆ เช่น การประมาณค่าแบบ

ความเป็นไปได้สูงสุด (maximum likelihood) ซึ่งได้รับความเชื่อมั่นว่าเป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่มีความเที่ยงตรงมากขึ้นกว่าวิธีดั้งเดิม หรือวิธี Ordinary Least Square : OLS

ในส่วนของพัฒนาการทางด้านโปรแกรมสำเร็จรูปเพื่อใช้ในการวิเคราะห์สำหรับโมเดลสมการโครงสร้าง ในช่วงปี 1967–1979 K.G.Jöreskog และ D.Sörbom ได้ร่วมกันพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปชื่อ LISREL ขึ้น โปรแกรม LISRELนี้นับเป็นโปรแกรมแรกที่ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโดยตรง และในปัจจุบันโปรแกรม LISREL ก็ยังเป็นโปรแกรมที่นักวิจัยใช้ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างกันอย่างแพร่หลายในวงการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์ ทั้งนี้เพราะโปรแกรม LISREL มีจุดเด่นหลายประการ เช่น 1) โปรแกรม LISREL แสดงผลการวิเคราะห์ข้อมูล (output) ทั้งในส่วนที่เป็นข้อความและแผนภาพประกอบทำให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจ สามารถเชื่อมโยงระหว่างผลการวิเคราะห์ที่นำเสนอเป็นข้อความกับผลการวิเคราะห์ที่นำเสนอเป็นแผนภาพ และสามารถตรวจสอบความถูกต้องได้ง่ายอีกด้วย 2) โปรแกรม LISREL มีดัชนีที่ใช้ตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์จำนวนมาก ทำให้ช่วยยืนยันและตรวจสอบว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ และ 3) โปรแกรม LISREL สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างซับซ้อนเสมือนจริงมากยิ่งขึ้น สามารถวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแปรแฝง (latent variables) ซึ่งเป็นตัวแปรที่ไม่สามารถวัดได้โดยตรง แต่เป็นตัวแปรที่เกิดจากการประมาณค่าจากโมเดลด้วยตัวแปรสังเกตได้ (observed variables) ซึ่งเป็นตัวแปรที่วัดค่าได้ นอกจากนั้นยังสามารถประมาณค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรแฝง และยอมให้ข้อมูลที่ได้จากการวัดจากตัวแปรสังเกตได้แต่ละตัวมีความคลาดเคลื่อนจากการวัดได้ นอกจากนั้นการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรม LISREL ยังผ่อนปรนข้อตกลงเบื้องต้นให้ความคลาดเคลื่อนมีความสัมพันธ์กันได้อีกด้วย รวมถึงยังสามารถประมาณค่าความเที่ยงของตัวแปรสังเกตได้ในโมเดลได้อีกด้วย

ส่วนโปรแกรมอีกโปรแกรมหนึ่งที่กำลังได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในหมู่นักวิจัย นักวัดและประเมิน ได้แก่ โปรแกรม Mplus ซึ่งพัฒนาขึ้นโดย Linda K. Muthen และ Bengt O. Muthen ในปี ค.ศ.1998 (version 1) และพัฒนาเพื่อแก้ไขและปรับปรุงศักยภาพอย่างต่อเนื่องเรื่อยมา เช่น ในปี ค.ศ. 2001 พัฒนา version 2 ในปี ค.ศ.2004 พัฒนา version 3 ในปี ค.ศ.2006 พัฒนา version 4 ในปี ค.ศ.2007 พัฒนา version 5 ในปี ค.ศ.2010 พัฒนา version 6 และในปัจจุบัน ค.ศ.2016 พัฒนาเป็น version 7.14

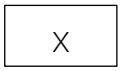
โปรแกรม Mplus มีจุดเด่นหลายประการ เช่น สามารถวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างได้ทุกชนิด ได้แก่ Exploratory Factor Analysis, Structural Equation Modeling, Item Response Theory, Latent Class Analysis, Survival Analysis, Bayesian Analysis, Latent Growth Modeling, Multilevel Analysis, Complex Survey Data Analysis, Monte Cralo Simulation เป็นต้น โดยใช้วิเคราะห์ได้ทั้งโมเดลที่มีตัวแปรสังเกตได้ (observed variable) และโมเดลที่มีตัวแปรแฝง (latent variable) เช่นเดียวกับโปรแกรม LISREL และโปรแกรมอื่น ๆ และจุดเด่นที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ สามารถใช้วิเคราะห์โมเดลพหุระดับ (Multilevel Modeling) ซึ่งแต่เดิมนักวิจัยนิยมใช้โปรแกรม HLM ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับโมเดลพหุระดับที่มีตัวแปรสังเกตได้ แต่โปรแกรม HLM มีข้อจำกัดในการวิเคราะห์โมเดลพหุระดับที่มีตัวแปรแฝง รวมถึงไม่สามารถใช้วิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบพหุระดับ (Multilevel Structural Equation Modeling) ที่มีทั้งตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง แต่โปรแกรม Mplus สามารถวิเคราะห์ได้ นอกจากนั้น โปรแกรม Mplus ยังมีความสามารถในการใช้วิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างที่มีทั้งตัวแปรต่อเนื่อง (continuous variable) และตัวแปรจัดกลุ่ม (categorical variable) รวมอยู่ในโมเดลเดียวกัน ซึ่งเรียกโมเดลประเภทนี้ว่า Mixture Modeling

สัญลักษณ์ที่ใช้ในโมเดลสมการโครงสร้าง

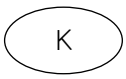
การทำความเข้าใจกับ SEM ในขั้นแรก นักวิจัยต้องทราบและเข้าใจความหมายของสัญลักษณ์ที่ใช้ใน SEM เสียก่อน ทั้งนี้เพราะการนำเสนอโมเดลตามสมมติฐานในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์ที่ประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ SEM นั้น นักวิจัยมักจะนำเสนอโมเดลตามสมมติฐานในลักษณะของโมเดลในรูปสัญลักษณ์ รวมถึงผลงานวิจัยที่ใช้ SEM ก็จะนิยมนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลในรูปโมเดลสัญลักษณ์ประกอบค่าพารามิเตอร์ ดังนั้น หากนักวิจัยไม่เข้าใจความหมายของสัญลักษณ์เหล่านั้น นักวิจัยก็จะไม่เข้าใจโมเดลตามสมมติฐานที่นำเสนอในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์รวมถึงผลการวิเคราะห์ข้อมูลของงานวิจัยเหล่านั้น ทำให้การศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ ที่ประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ SEM เป็นไปได้ยากยิ่งขึ้น สัญลักษณ์ที่สำคัญใน SEM แบ่งเป็น 3 ลักษณะ ได้แก่ สัญลักษณ์ที่ใช้แทนตัวแปร สัญลักษณ์ที่ใช้แทนความสัมพันธ์ และสัญลักษณ์แทนความคลาดเคลื่อน มีลักษณะดังนี้

1) สัญลักษณ์ที่ใช้แทนตัวแปร

ตัวแปรใน SEM ประกอบไปด้วยตัวแปร 2 ลักษณะ ได้แก่ ตัวแปรสังเกตได้ (observed variables) และตัวแปรแฝง (latent variables) ใน SEM ใช้สัญลักษณ์ดังนี้



แทน ตัวแปรสังเกตได้ ชื่อ X

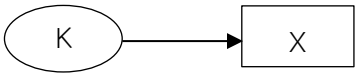


แทน ตัวแปรแฝง ชื่อ K

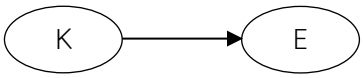
2) สัญลักษณ์ที่ใช้แทนความสัมพันธ์

ความสัมพันธ์ใน SEM มี 2 ลักษณะ ได้แก่ ความสัมพันธ์อย่างง่าย (Simple Correlation) หรือ ความแปรปรวนร่วม (Covariance) และความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล หรืออิทธิพล (Effect) มีสัญลักษณ์ ดังนี้

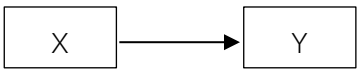
แทน ความสัมพันธ์อย่างง่ายหรือความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร X กับตัวแปร Y



แทน สัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรสังเกตได้ X บนตัวแปรแฝง K หรือน้ำหนักองค์ประกอบ (Factor Loading) ของตัวแปรสังเกตได้ X



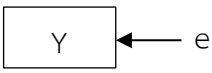
แทน สัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรแฝง K บนตัวแปรแฝง E หรือเส้นอิทธิพลของตัวแปรแฝง K ที่ส่งผลต่อตัวแปรแฝง E



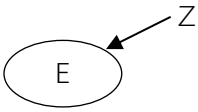
แทน สัมประสิทธิ์ถดถอยของตัวแปรสังเกตได้ X บนตัวแปรสังเกตได้ Y หรือเส้นอิทธิพลของตัวแปรสังเกตได้ X ที่ส่งผลต่อตัวแปรสังเกตได้ Y

3) สัญลักษณ์ที่ใช้แทนความคลาดเคลื่อน

ความคลาดเคลื่อนใน SEM มี 2 ลักษณะ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนจากการวัด (Measurement Error) และความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ มีสัญลักษณ์ดังนี้



แทน ความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ X

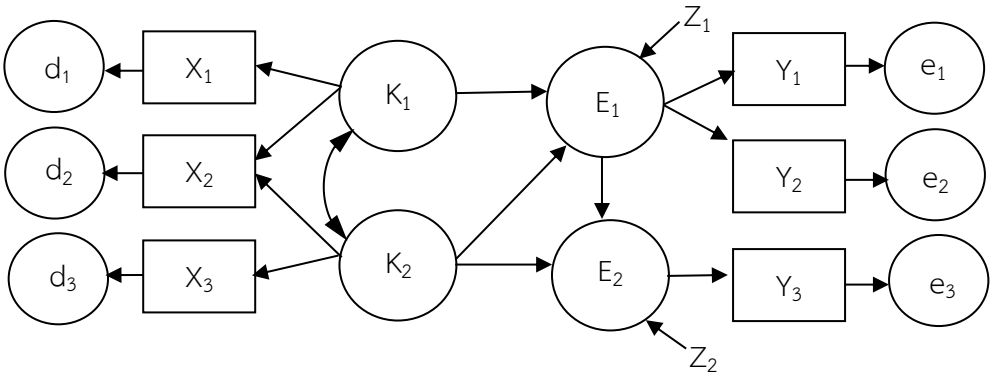


แทน ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ตัวแปรแฝงภายใน E

นอกจากสัญลักษณ์ที่นำเสนอนี้ ยังมีสัญลักษณ์สำหรับโมเดลเฉพาะของ SEM บางโมเดล เช่น Multilevel SEM เป็นต้น ซึ่งจะนำเสนอในโอกาสต่อไป

โมเดลหลักของโมเดลสมการโครงสร้าง

โมเดลหลักของโมเดลสมการโครงสร้าง มีลักษณะ ดังนี้



ภาพ 1.1 โมเดลหลักของโมเดลสมการโครงสร้าง (SEM)

โมเดลหลักของโมเดลสมการโครงสร้าง(SEM) ประกอบด้วยโมเดลสำคัญ 2 ส่วน ได้แก่ โมเดลการวัด (Measurement Model) และโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) มีรายละเอียด ดังนี้

1. โมเดลการวัด (Measurement Model) คือโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงเส้นของตัวแปรแฝงกับตัวแปรสังเกตได้ ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory Factor Analysis) จากภาพ 1.1 โมเดลการวัดในโมเดลสมการโครงสร้างนี้เป็นโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรแฝง K กับชุดของตัวแปรสังเกตได้ X และตัวแปรสังเกตได้ X กับชุดของตัวแปรความคลาดเคลื่อน d ซึ่งในโมเดลการวัดนี้ ตัวแปรแฝง K ทำหน้าที่เป็นตัวแปรอิสระหรือตัวแปรสาเหตุ เรียกตัวแปรแฝง K ว่า ***"ตัวแปรแฝงภายนอก (Exogenous Latent Variables)"*** ซึ่งวัดจากตัวแปรสังเกตได้ X เรียกตัวแปรสังเกตได้ X ว่า ***"ตัวแปรสังเกตได้ภายนอก (Exogenous Observed Variables)"***

และเรียกตัวแปรความคลาดเคลื่อน d ว่า ***"ตัวแปรความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ภายนอก X"***

นอกจากนั้น โมเดลสมการโครงสร้างจากภาพ 1.1 ยังประกอบด้วยโมเดลการวัดที่ระบุความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรแฝง E กับชุดของตัวแปรสังเกตได้ Y และตัวแปรสังเกตได้ Y กับชุดของตัวแปรความคลาดเคลื่อน e ซึ่งในโมเดลการวัดนี้ ตัวแปรแฝง E ทำหน้าที่เป็นตัวแปรผลหรือตัวแปรตาม เรียกตัวแปรแฝง E ว่า ***"ตัวแปรแฝงภายใน (Endogenous Latent Variables)"*** ซึ่งวัดจากตัวแปรสังเกตได้ Y เรียกตัวแปรสังเกตได้ Y ว่า ***"ตัวแปรสังเกตได้ภายใน (Endogenous Observed Variables)"*** และเรียกตัวแปรความคลาดเคลื่อน e ว่า ***"ตัวแปรความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ภายใน Y"***

2. โมเดลโครงสร้าง (Structural Model) คือโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝงกับตัวแปรแฝง จากภาพ 1.1 โมเดลโครงสร้างเป็นโมเดลที่ระบุความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง K_1, K_2 กับตัวแปรแฝง E_1 และความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง K_2 กับ E_2 รวมถึงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างตัวแปรแฝง E_1 กับ E_2 อีกด้วย

อย่างไรก็ตาม การเรียกชื่อตัวแปรต่าง ๆ ในโมเดลสมการโครงสร้างตามแนวทางการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม LISREL จะมีการเรียกชื่อตัวแปรและชื่อพารามิเตอร์ต่าง ๆ ด้วยชื่อเฉพาะ (เช่น เรียกพารามิเตอร์น้ำหนักองค์ประกอบระหว่างตัวแปรแฝง K กับตัวแปรสังเกตได้ X ว่า Lambda X เป็นต้น) ซึ่งมีความสำคัญอย่างยิ่งในการเขียนคำสั่งเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์และการอ่านผลการวิเคราะห์ (output) จากโปรแกรม LISREL ในขณะที่การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม Mplus จะไม่มีการเรียกชื่อตัวแปรด้วยชื่อเฉพาะ ดังนั้นในการเรียกชื่อเฉพาะของตัวแปรต่าง ๆ ตามวิธีการของโปรแกรม LISREL จะกล่าวในแต่ละตอนที่กล่าวถึงการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม LISREL ต่อไป

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) ในสมัยดั้งเดิมเมื่อใช้โปรแกรมสำเร็จรูป SPSS ในการวิเคราะห์ข้อมูลจะมีข้อตกลงเบื้องต้น (Basic Assumptions) ที่แตกต่างจากการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างในสมัยใหม่ที่มีโปรแกรมสำเร็จรูปเฉพาะทางช่วยในการวิเคราะห์ ทั้งนี้เพราะการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่สามารถผ่อนคลายข้อตกลงเบื้องต้นบางประการจากข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมได้ ทั้งนี้เนื่องจากลักษณะโมเดลของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมบางประเภท (เช่น Path Analysis Model) เป็นโมเดลที่มีเฉพาะตัวแปรสังเกตได้ในขณะที่โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่เป็นโมเดลตัวแปรแฝง รวมถึงความก้าวหน้าทางวิทยาการคอมพิวเตอร์ โปรแกรมสำเร็จรูป และเทคนิคการประมาณค่าพารามิเตอร์ ฯลฯ ทำให้ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมและข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่มีความแตกต่างกัน ดังนั้น ผู้เขียนจึงขอนำเสนอข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมและข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่เพื่อเปรียบเทียบให้เห็นความแตกต่างที่ชัดเจนยิ่งขึ้น ดังนี้

ตาราง 1.1 การเปรียบเทียบข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม กับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
1. ตัวแปรในโมเดลต้องเป็นตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) และไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด	1. ตัวแปรในโมเดลเป็นได้ทั้งตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variables) และตัวแปรแฝง (Latent Variable) โดยตัวแปรสังเกตได้(Observed Variables)

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
	ไม่มีความคลาดเคลื่อนในการวัด หรืออาจสามารถผ่อนคลายให้การวัดตัวแปรสังเกตได้สามารถมีความคลาดเคลื่อนในการวัดได้
2. ลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งหมดในโมเดลเป็นความสัมพันธ์แบบเส้น (Linear) เชิงบวก (Additive) เป็นความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal Relationship) แบบอสมมาตร (Asymmetric) หรือทิศทางของความสัมพันธ์เป็นไปในทางเดียวกัน	2. ลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งหมดในโมเดลเป็นความสัมพันธ์แบบเส้น (Linear) เชิงบวก (Additive) เป็นความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal Relationship) แบบอสมมาตร (Asymmetric) หรือมีทิศทางของความสัมพันธ์เป็นไปในทางเดียวกัน แต่การวิเคราะห์สมัยใหม่โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปเฉพาะทางสามารถวิเคราะห์โมเดลเชิงสาเหตุที่มีทิศทางของความสัมพันธ์แบบย้อนกลับได้ (Reciprocal Causal Relationship)
3. ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้องเป็นความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล (Causal Relationship) กล่าวคือ มีการจัดลำดับก่อน-หลังของตัวแปรให้เป็นตามทฤษฎี นอกจากนี้ ลักษณะความสัมพันธ์ต้องเป็นความสัมพันธ์แบบปิด คือรวมตัวแปรที่เกี่ยวข้องไว้ในโมเดลโดยไม่นำตัวแปรที่ไม่เกี่ยวข้องในการวิจัยมาเขียนไว้ใน	3. ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้องเป็นความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล (Causal Relationship) มีการจัดลำดับก่อน-หลังของตัวแปรให้เป็นตามแนวคิดทฤษฎี นอกจากนี้ลักษณะของโมเดลต้องเป็นแบบปิด กล่าวคือ รวมตัวแปรที่เกี่ยวข้องทั้งหมดไว้ในโมเดล ไม่มีตัวแปรที่เกี่ยวข้องอยู่นอกโมเดล และไม่นำตัวแปร

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
โมเดล	ที่ไม่เกี่ยวข้องมาเขียนไว้ในโมเดล ข้อตกลงเบื้องต้นข้อนี้ใช้กับการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมและการวิเคราะห์สมัยใหม่
4. ข้อมูลอยู่ในมาตรการวัดระดับอันตรภาคหรืออัตราส่วน หรือมาตรการวัดอื่นที่สามารถนำมาเทียบเคียงกับมาตรการวัดทั้งสองระดับนี้ได้โดยการแปลงให้เป็นตัวแปรดัมมี่ (dummy variable)	4. ข้อมูลอยู่ในมาตรการวัดระดับอันตรภาคหรืออัตราส่วน หรือมาตรการวัดอื่นที่สามารถนำมาเทียบเคียงกับมาตรการวัดทั้งสองระดับนี้ได้โดยการแปลงให้เป็นตัวแปรดัมมี่ (dummy variable) แต่ในปัจจุบันการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปสมัยใหม่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่วัดระดับเรียงอันดับ (Ordinal Scale) โดยไม่ต้องแปลงให้เป็นตัวแปรดัมมี่ (dummy variable)
5. การแจกแจงของตัวแปรทั้งตัวแปรภายนอก ตัวแปรภายใน และตัวแปรส่วนที่เหลือ (Residual Variable : z) ต้องเป็นแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ รวมถึงตัวแปรทวิวิภาค (dichotomous variables) หรือตัวแปร (dummy variables) ที่มีค่าเฉลี่ยใกล้ 0.5 ให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความแกร่ง (robust) สามารถวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างได้	5. การแจกแจงของตัวแปรทั้งตัวแปรภายนอกและตัวแปรภายใน และความคลาดเคลื่อน (d,e,z) ต้องเป็นแบบปกติ ความคลาดเคลื่อน d, e, z ต้องมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ รวมถึงตัวแปร dichotomous หรือ ตัวแปร dummy ที่มีค่าเฉลี่ยใกล้ 0.5 ให้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่มีความแกร่ง (robust) สามารถวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างได้

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
6. ตัวแปรส่วนที่เหลือ (Residual Variable : z) ต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง และไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่อยู่ก่อนหน้า เนื่องจากในการสร้างแบบจำลองเชิงเหตุและผลที่สร้างขึ้นอาจไม่สามารถระบุตัวแปรที่เกี่ยวข้องได้ทั้งหมด ตัวแปรที่อาจจะเกี่ยวข้องแต่ไม่ได้ระบุไว้ในโมเดลจึงเป็นตัวแปรส่วนที่เหลือ ดังนั้น ตัวแปรส่วนที่เหลือจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ และเป็นความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นอย่างสุ่ม (random) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกค่าของ X	6. ข้อตกลงเบื้องต้นที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรส่วนที่เหลือ (Residual Variable) หรือค่าคลาดเคลื่อนแต่ละค่า (error term : d,e,z) สำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ในข้อนี้มีหลายประเด็น บางประเด็นสามารถผ่อนคลายได้ แต่บางประเด็นไม่สามารถผ่อนคลายได้เลย จึงขอกล่าวที่ละประเด็น ดังนี้ 5.1 ตัวแปรส่วนที่เหลือ (Residual Variable) หรือค่าคลาดเคลื่อนแต่ละค่า (error term : d,e,z) ต้องไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่อยู่ก่อนหน้า (ความแปรปรวนร่วมระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากับตัวแปรอิสระที่อยู่ก่อนหน้าต้องมีค่าเป็นศูนย์ หรือ $COV(X_i,e_i)=0$) ข้อตกลงเบื้องต้นข้อนี้ใช้กับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมและการวิเคราะห์สมัยใหม่อย่างเคร่งครัด **ไม่สามารถผ่อนคลายได้** เพราะเป็นการแสดงว่าตัวแปรที่ไม่รวมอยู่ในโมเดลเป็นตัวแปรที่ไม่เกี่ยวข้องหรือไม่เป็นสาเหตุร่วมของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดล

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
	เนื่องจากในการสร้างโมเดลเชิงสาเหตุผู้วิจัยอาจไม่สามารถระบุตัวแปรที่เกี่ยวข้องได้ทั้งหมด ตัวแปรที่อาจจะเกี่ยวข้องแต่ไม่ได้ระบุไว้ในโมเดลจึงเป็นตัวแปรส่วนที่เหลือด้วย ดังนั้น ตัวแปรส่วนที่เหลือจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่อยู่ก่อนหน้าเพื่อแสดงว่าตัวแปรเหล่านั้นไม่ใช่ตัวแปรเชิงสาเหตุในโมเดล **ข้อตกลงเบื้องต้นข้อนี้จึงเป็นข้อตกลงที่ผ่อนคลายไม่ได้แม้แต่การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ก็ตาม** 5.2 แต่ก็ยังมี**กรณีที่สามารถผ่อนคลายข้อตกลงเบื้องต้น**เกี่ยวกับตัวแปรความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้สามารถสัมพันธ์กันได้สำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ และถือเป็นข้อได้เปรียบสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่อีกด้วย
7. ในกรณีที่เป็นโมเดลสมการโครงสร้างแบบมีตัวแปรสังเกตได้อย่างเดียว (ไม่มีตัวแปรแฝง) คะแนนของตัวแปรตาม (Y) มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติในแต่ละค่า	7. ในกรณีที่เป็นโมเดลสมการโครงสร้างแบบมีตัวแปรสังเกตได้อย่างเดียว (ไม่มีตัวแปรแฝง) คะแนนของตัวแปรตาม (Y) มีการแจกแจงเป็นโค้งปกติในแต่ละค่า

ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิม	ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่
ของตัวแปรอิสระ (X)	ของตัวแปรอิสระ (X) ข้อตกลงเบื้องต้นข้อนี้ใช้กับการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมและการวิเคราะห์สมัยใหม่
7. ในกรณีที่เป็นโมเดลสมการโครงสร้างแบบมีตัวแปรสังเกตได้อย่างเดียว (ไม่มีตัวแปรแฝง) ในแต่ละตัวแปรที่ศึกษาคะแนนตัวแปรตาม (Y) ที่ได้มีความแปรปรวนเท่ากันในทุก ๆ ค่าของตัวแปรอิสระ (X) กล่าวคือ ค่า Y ณ X ใด ๆ ถือว่าเป็นตัวแทนสุ่มมาจากประชากรปกติ โดยที่ทุก ๆ ประชากรมีการกระจายร่วมกันอยู่คือ $\sigma^2_{y.x}$	7. ในกรณีที่เป็นโมเดลสมการโครงสร้างแบบมีตัวแปรสังเกตได้อย่างเดียว (ไม่มีตัวแปรแฝง) ในแต่ละตัวแปรที่ศึกษาคะแนนตัวแปรตาม (Y) ที่ได้มีความแปรปรวนเท่ากันในทุก ๆ ค่าของตัวแปรอิสระ (X) กล่าวคือ ค่า Y ณ X ใด ๆ ถือว่าเป็นตัวแทนสุ่มมาจากประชากรปกติ โดยที่ทุก ๆ ประชากรมีการกระจายร่วมกันอยู่คือ $\sigma^2_{y.x}$ ข้อตกลงเบื้องต้นข้อนี้ใช้กับการวิเคราะห์แบบดั้งเดิมและการวิเคราะห์สมัยใหม่

ขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

Schumacker & Lomax (2010) ได้เสนอขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างไว้ในหนังสือ **A beginner's guide to structural equation modeling** กำหนดให้มีขั้นตอนสำคัญ 5 ขั้นตอน ได้แก่

ขั้นตอนที่ 1 การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification)

ขั้นตอนที่ 2 การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification)

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล

ขั้นตอนที่ 4 การตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ขั้นตอนที่ 5 การปรับโมเดล

ซึ่งในหนังสือเล่มนี้ ผู้เขียนได้นำขั้นตอนที่ 1 และขั้นตอนที่ 2 มาเขียนรวมกันและตั้งชื่อขั้นตอนใหม่ว่า “ขั้นตอนการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน” ทั้งนี้เพราะผู้เขียนเห็นว่าเป็นขั้นตอนที่ต้องดำเนินการต่อเนื่องกัน และอาจต้องมีการดำเนินการสลับไปมา เช่น ดำเนินการในขั้นตอนที่ 1 การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) จนได้แผนภาพโมเดล (Diagram) แล้ว แต่เมื่อทำการทดสอบความเป็นไปได้ค่าเดียวของการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลในขั้นตอนที่ 2 การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification) แล้วพบว่า โมเดลโครงสร้างยังไม่เป็นโมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) นักวิจัยก็ต้องย้อนกลับมาพัฒนาโมเดลโครงสร้างในขั้นตอนที่ 1 การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) ใหม่ และดำเนินการตรวจสอบความเป็นไปได้ค่าเดียวของการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลในขั้นตอนที่ 2 การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification) จนกว่าจะพบว่า โมเดลโครงสร้างเป็นโมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) จึงจะสามารถนำโมเดลสมการโครงสร้างไปประมาณค่าพารามิเตอร์ต่อไปได้

นอกจากนั้น ผู้เขียนยังเห็นว่า ก่อนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้าง การกำหนดขนาดตัวอย่างให้มีขนาดเหมาะสมกับการประมาณค่าพารามิเตอร์ก็มีความสำคัญในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเป็นอย่างยิ่ง เพราะจะทำให้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้จากโปรแกรมสำเร็จรูปมีความเสถียร สามารถนำไปใช้อธิบายผลการวิจัยได้อย่างน่าเชื่อถือ แม้ว่า การกำหนดขนาดตัวอย่างอาจถูกกำหนดเป็นขั้นตอนหนึ่งของกระบวนการวิจัยที่ไม่รวมอยู่ในขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล แต่สำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างจะเห็นได้ว่ามีขั้นตอนการวิจัยที่ไม่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ข้อมูลหลายประการถูกนับรวมเข้ามาเป็นขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วย เช่น ขั้นตอนการพัฒนาโมเดลตามสมมติฐาน เป็นต้น ผู้เขียนจึงนำขั้นตอนการกำหนดขนาดตัวอย่างมาเพิ่มเติมในขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างตามประสบการณ์ตรงของผู้เขียนที่เห็นว่า

จะช่วยให้ผู้อ่านสามารถดำเนินการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างได้อย่างเข้าใจและมีประสิทธิภาพ

ดังนั้น ผู้เขียนจึงขอนำเสนอขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง โดยแบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน

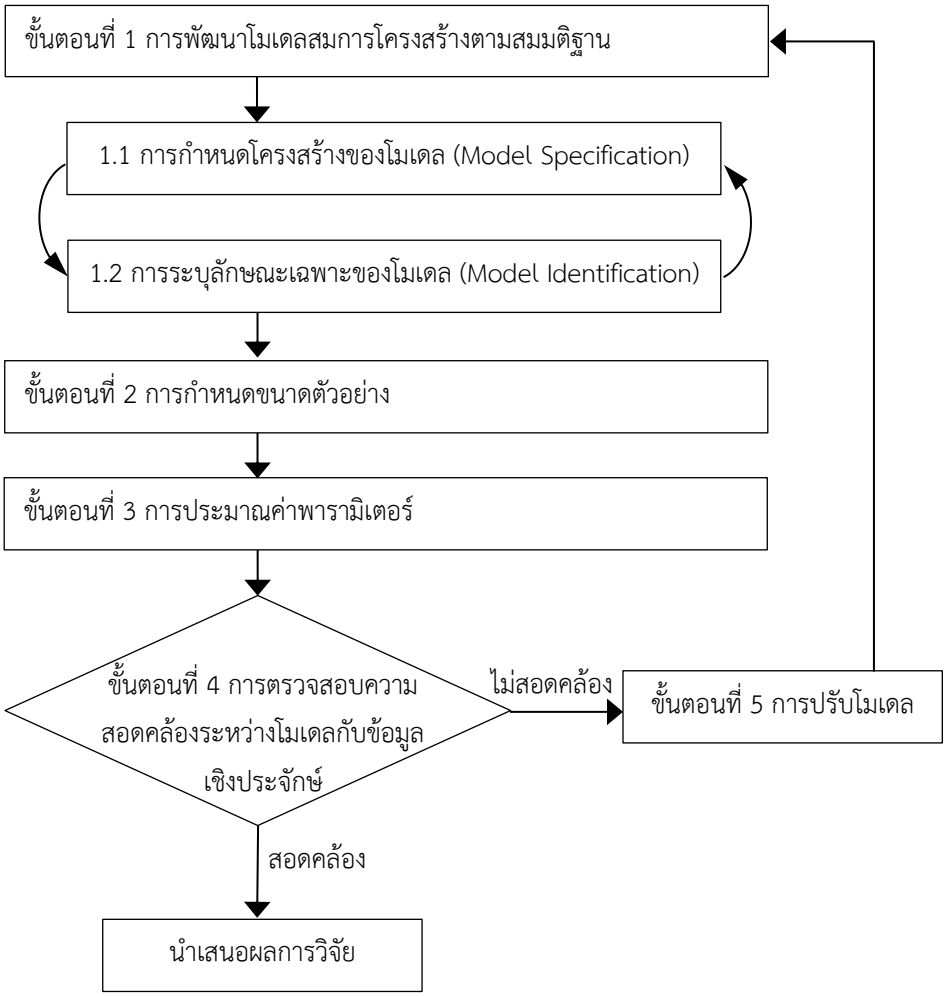
ขั้นตอนที่ 2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์

ขั้นตอนที่ 4 การตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ขั้นตอนที่ 5 การปรับโมเดล

ขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสามารถสรุปการดำเนินการเป็นแผนภาพ และมีรายละเอียด ดังนี้



ภาพ 1.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

ขั้นตอนที่ 1 การพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน

ขั้นตอนสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง คือขั้นตอนการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน ซึ่งประกอบด้วย 2 ขั้นตอนย่อย ได้แก่ การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) และการระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification)

1.1 การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification)

การกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) เป็นขั้นตอนการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างที่เป็นตัวแทนของทฤษฎี ซึ่งนักวิจัยจะต้องศึกษาทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อสร้างเป็นสมมติฐานการวิจัยโดยแสดงชุดของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในโมเดลอย่างเป็นระบบเชื่อมโยงกันแล้วสร้างเป็นแผนภาพ (Diagram) ซึ่งประกอบด้วยสัญลักษณ์แทนตัวแปรประเภทต่าง ๆ เช่น ตัวแปรสังเกตได้ (Observed Variable) ตัวแปรแฝง (Latent Variable) และสัญลักษณ์แทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในลักษณะต่าง ๆ เช่น ความสัมพันธ์อย่างง่าย (Simple Correlation Relationship) ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (Causal Relationship) เป็นต้น โมเดลที่สร้างขึ้นจึงเป็นผลมาจากการศึกษาแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วย โมเดล 2 ชนิด ได้แก่ โมเดลการวัด (Measurement Model) และ/หรือโมเดลโครงสร้าง (Structural Model) ดังที่กล่าวไปแล้วในหัวข้อ “โมเดลหลักของโมเดลสมการโครงสร้าง” และนักวิจัยจะเรียกโมเดลที่พัฒนาขึ้นจากแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องนี้ว่า “โมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน” ซึ่งเป็นโมเดลที่ใช้แผนผังเส้นทาง (Path Diagram) แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

ความสำคัญของขั้นตอนการกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) ก็คือ การที่นักวิจัยจะต้องพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานในรูปของแผนผัง (Diagram) และโมเดลจำเพาะ (Particular Model) ในรูปของเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม (variance - covariance matrix) ซึ่งโมเดลจำเพาะที่เหมาะสมจะต้องเป็นโมเดลที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้อย่างสมเหตุสมผลและมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Bollen, 1989, Schumacker & Lomax, 2010) ดังนั้น นักวิจัยจะต้องมีแนวคิดทฤษฎีที่สามารถอธิบายเหตุผลในการคัดเลือกตัวแปรสังเกตได้ในโมเดลจำเพาะ รวมทั้งการตัดตัวแปรสังเกตได้ออกจากโมเดลจำเพาะในขั้นตอนการปรับปรุงโมเดล

ซึ่งนับเป็นขั้นตอนที่มีความยุ่งยากที่สุดของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (Cooley, 1978)

การพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานจะมีการกำหนดลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดล 2 แบบ ได้แก่ การกำหนดความสัมพันธ์ (Specifying Relationship) ซึ่งเป็นการสร้างโมเดลแสดงรูปแบบความสัมพันธ์ (Relationship Diagram) และการสร้างความเป็นเหตุเป็นผล (Establishing Causation) ซึ่งเป็นการสร้างแผนภาพเส้นทาง (Path Diagram) แสดงความสัมพันธ์เชิงเหตุ-ผลระหว่างตัวแปร

ตัวอย่างการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน

ตัวอย่างที่ 1

ปัญหาวิจัย : การวิจัยและพัฒนาแบบวัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21

วัตถุประสงค์การวิจัย เพื่อพัฒนาแบบวัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21

การพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน

การวิจัยและพัฒนาแบบวัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21 ในครั้งนี้ ผู้วิจัยศึกษาแนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้จากผลงานวิจัยของปกรณ์ ประจันบาน (2558) ซึ่งได้ทำวิจัยเรื่อง การพัฒนามาตรฐาน ตัวชี้วัด และเกณฑ์การประเมินคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนิสิตนักศึกษาของมหาวิทยาลัยในประเทศไทย ผลการวิจัยได้มาตรฐานและตัวชี้วัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักศึกษาในมหาวิทยาลัยของประเทศไทย จำนวน 3 มาตรฐาน 12 ตัวชี้วัด โดยนำมาสังเคราะห์ร่วมกับแนวคิดเกี่ยวกับทักษะผู้เรียนในศตวรรษที่ 21 ตามแนวคิดของ The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group (2003) ภาคีเพื่อทักษะแห่งศตวรรษที่ 21 (Partnership for 21st Century Skills, 2011) วิจารณ์ พานิช (2555) และผลการวิจัยของวิภาวี ศิริลักษณ์

และปกรณ์ ประจันบาน (2557) และปกรณ์ ประจันบาน (2559) โดยนำแนวคิดดังกล่าวมาสังเคราะห์เพื่อสร้างกรอบแนวคิดในการวิจัยที่ประกอบด้วยองค์ประกอบและตัวชี้วัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21 ดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 1.3 ผลการสังเคราะห์องค์ประกอบคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21

คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ (ปกรณ์ ประจันบาน. 2558)	ทักษะผู้เรียนในศตวรรษที่ 21					คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนในศตวรรษที่ 21
	The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group (2003)	Partnership for 21st Century Skills, (2011)	วิจารณ์ พานิช (2555)	วิภาวี ศิริลักษณ์ และคณะ (2557)	ปกรณ์ ประจันบาน (2559)	
การแสวงหาความรู้และพัฒนาตน	ความรู้ยุคดิจิตอล (Digital – Age Literacy)	ทักษะด้านการเรียนรู้และนวัตกรรม (Learning and Innovation Skills)	3R ได้แก่ Reading Writing และ Arithmetic			**องค์ประกอบที่ 1** ทักษะการเรียนรู้และการพัฒนาตนเอง
ความคิดริเริ่มสร้างสรรค์	ความคิดเชิงสร้างสรรค์ (Inventive Thinking)		Creativity and innovation (ทักษะด้านการสร้างสรรค์และนวัตกรรม)	ทักษะการคิดอย่างสร้างสรรค์		**องค์ประกอบที่ 2** ทักษะการคิดและการแก้ปัญหา

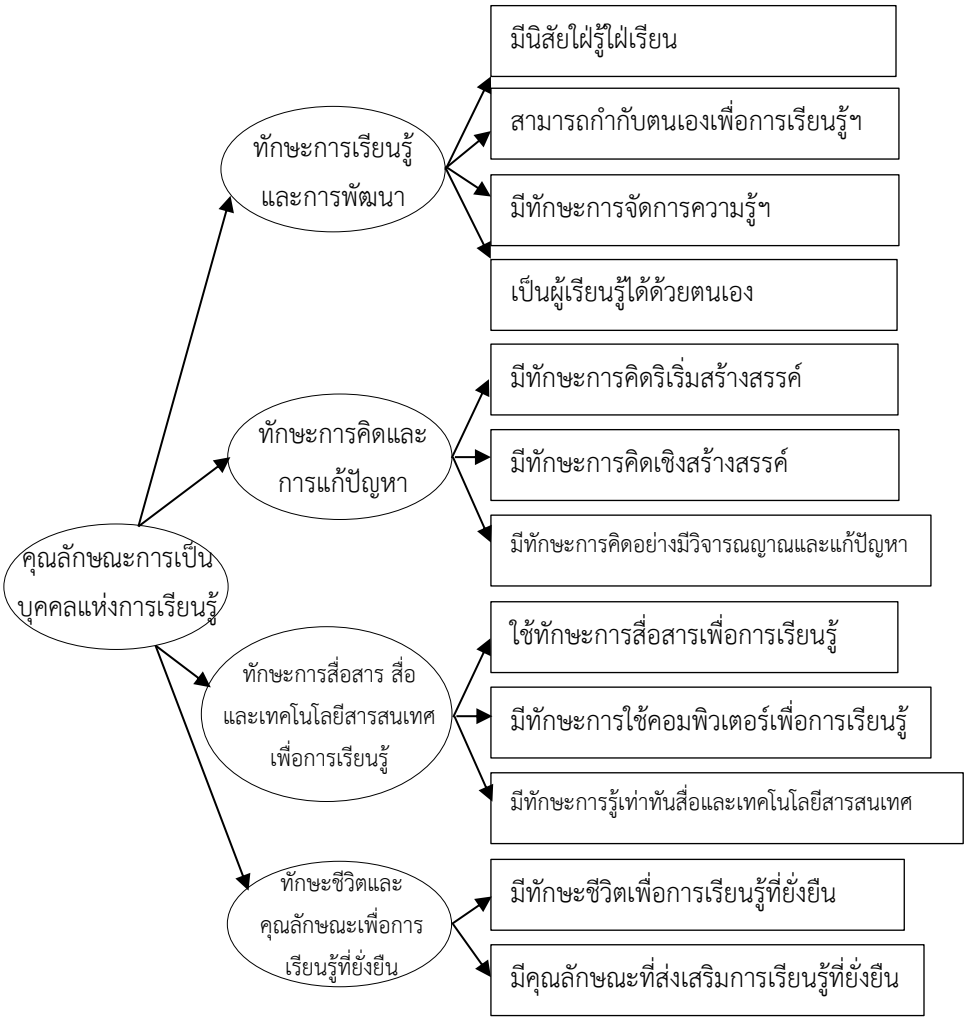
คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ (ปกรณ์ ประจันบาน. 2558)	ทักษะผู้เรียนในศตวรรษที่ 21					คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนในศตวรรษที่ 21
	The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group (2003)	Partnership for 21st Century Skills, (2011)	วิจารณ์ พานิช (2555)	วิภาวี ศิริลักษณ์ และคณะ (2557)	ปกรณ์ ประจันบาน (2559)	
			Critical thinking and problem solving (ทักษะด้านการคิดอย่างมีวิจารณญาณและทักษะในการแก้ปัญหา)	ทักษะการคิดอย่างมีวิจารณญาณและการแก้ปัญหา		
			Cross – cultural understanding (ทักษะด้านความเข้าใจต่างวัฒนธรรมต่างกระบวนทัศน์)			

คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ (ปกรณ์ ประจันบาน. 2558)	ทักษะผู้เรียนในศตวรรษที่ 21					คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนในศตวรรษที่ 21
	The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group (2003)	Partnership for 21st Century Skills, (2011)	วิจารณ์ พานิช (2555)	วิภาวี ศิริลักษณ์ และคณะ (2557)	ปกรณ์ ประจันบาน (2559)	
	การสื่อสารอย่างมีประสิทธิภาพ (Effective Communication)		Communications, information and media literacy (ทักษะด้านการสื่อสาร สารสนเทศ และรู้เท่าทันสื่อ)	ทักษะการสื่อสาร		**องค์ประกอบที่ 3** ทักษะการสื่อสาร สื่อ และเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อการเรียนรู้
		ทักษะด้านสารสนเทศ สื่อ และเทคโนโลยี (Information Media and Technology Skills)		ทักษะด้านสารสนเทศ สื่อ และเทคโนโลยี	ทักษะการรู้เท่าทันสื่อ	
			Computing and ICT literacy (ทักษะด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร)			

คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ (ปกรณ์ ประจันบาน. 2558)	ทักษะผู้เรียนในศตวรรษที่ 21					คุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนในศตวรรษที่ 21
	The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group (2003)	Partnership for 21st Century Skills, (2011)	วิจารณ์ พานิช (2555)	วิภาวี ศิริลักษณ์ และคณะ (2557)	ปกรณ์ ประจันบาน (2559)	
	การเพิ่มผลผลิตระดับสูง (High Productivity)					
คุณลักษณะอันพึงประสงค์		ทักษะชีวิตและอาชีพ (Life and Career Skills)	Career and learning skills (ทักษะอาชีพและทักษะการเรียนรู้)	ทักษะชีวิตและอาชีพ		องค์ประกอบที่ 4 ทักษะชีวิตและคุณลักษณะเพื่อการเรียนรู้ที่ยั่งยืน
			Collaboration, teamwork and leadership (ทักษะด้านความร่วมมือการทำงานเป็นทีมและภาวะผู้นำ)			

จากตาราง 1.3 ผลการสังเคราะห์องค์ประกอบคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21 พบว่า องค์ประกอบคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21 ที่ได้จากการสังเคราะห์แนวคิดและผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องประกอบด้วย 4 องค์ประกอบ ได้แก่ องค์ประกอบที่ 1 ทักษะการเรียนรู้และการพัฒนาตนเอง องค์ประกอบที่ 2 ทักษะการคิดและการแก้ปัญหา องค์ประกอบที่ 3 ทักษะการสื่อสาร สื่อ และเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อการเรียนรู้ องค์ประกอบที่ 4 ทักษะชีวิตเพื่อการเรียนรู้ที่ยั่งยืน

องค์ประกอบหลัก องค์ประกอบย่อย และตัวชี้วัดคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21 สามารถเขียนเป็นแผนภาพโมเดล ได้ดังต่อไปนี้



ภาพ 1.3 โมเดลสมการโครงสร้างของคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษาในศตวรรษที่ 21

ตัวอย่างที่ 2

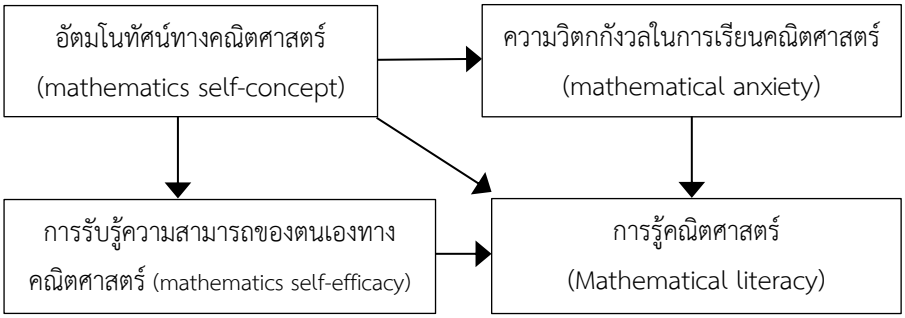
ปัญหาวิจัย : ปัจจัยเชิงสาเหตุของการรู้คณิตศาสตร์ของนักเรียนไทย

วัตถุประสงค์การวิจัย เพื่อวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างของปัจจัยด้านอัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์ (mathematics self-concept) การรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์ (mathematics self-efficacy) และความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ (mathematical anxiety) ที่มีอิทธิพลต่อการรู้คณิตศาสตร์ (Mathematical literacy) ของนักเรียนไทย โดยใช้ข้อมูลจากผลของโครงการประเมินผลนักเรียนร่วมกับนานาชาติ ปี ค.ศ.2012 (PISA 2012)

การพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐาน

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างของปัจจัยด้านอัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์ (mathematics self - concept) การรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์ (mathematics self-efficacy) และความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ (mathematical anxiety) ที่มีอิทธิพลต่อการรู้คณิตศาสตร์ (Mathematical literacy) ของนักเรียนไทยใช้ข้อมูลจากผลของโครงการประเมินผลนักเรียนร่วมกับนานาชาติ ปี ค.ศ.2012 โดยผลการทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า อัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์ การรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์ และความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ เป็นตัวแปรทางจิตวิทยาที่สามารถอธิบายการรู้คณิตศาสตร์ได้เป็นอย่างดี โดยการรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์และอัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์มีอิทธิพลทางบวกต่อการรู้คณิตศาสตร์ ในขณะที่ความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์จะมีอิทธิพลทางลบต่อการรู้คณิตศาสตร์ (Ferla, Valcke, & Cai, 2009, Kalaycioglu, 2015, Karakolidis, Pitsia, & Emvalotis, 2016) นักเรียนที่มีระดับการรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์และอัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์สูง และมีความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ต่ำจะทำคะแนนคณิตศาสตร์ได้ดี (Karakolidis, Pitsia, & Emvalotis , 2016) ทั้งนี้ การรับรู้ความสามารถของตนเองทางคณิตศาสตร์เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายความแตกต่างของผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนคณิตศาสตร์ของ

นักเรียนได้ดีที่สุด (Kalaycioglu, 2015) นอกจากนี้ ยังพบว่าอัตมโนทัศน์ทางคณิตศาสตร์มีอิทธิพลต่อการรับรู้ความสามารถของตนเองและความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์อีกด้วย (Ferla, Valcke, & Cai, 2009) จากผลการทบทวนวรรณกรรมดังกล่าว สามารถสรุปเป็นโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานได้ ดังนี้



ภาพ 1.4 โมเดลสมการโครงสร้างของการรู้คณิตศาสตร์

1.2 การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification)

นอกจากขั้นตอนการกำหนดโครงสร้างของโมเดล (Model Specification) โดยการพัฒนาโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานซึ่งจะมีการกำหนดลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้อย่างสมเหตุสมผลและสามารถกำหนดโมเดลจำเพาะ (Particular Model) ในรูปของเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม (variance - covariance matrix) ที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์แล้ว ยังมีขั้นตอนสำคัญอีกขั้นหนึ่ง นั่นคือ การระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification) ซึ่งเป็นขั้นตอนที่เกี่ยวข้องกับขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ หรือกล่าวอีกอย่างให้เข้าใจง่ายขึ้นก็คือขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาจากกลุ่มตัวอย่าง (Samples) โดยการแก้สมการโครงสร้างเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ต้องการ ซึ่งเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการที่นักวิจัยยังไม่ทราบค่า ทั้งนี้ จำนวนสมการในโมเดลสมการโครงสร้างต้องมีอย่างน้อยเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า จึงจะสามารถ

ประมาณค่าพารามิเตอร์แต่ละค่าในสมการโครงสร้างได้เพียงค่าเดียว หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า “พารามิเตอร์เป็นได้ค่าเดียว (unique)” (นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2542, Tenko & Marcoulides, 2006) เพราะถ้าหากจำนวนสมการโครงสร้างมีจำนวนน้อยกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าจะทำให้ไม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ (พารามิเตอร์เป็นได้หลายค่า) (Pedhazur, 1982)

ดังนั้น โมเดลจำเพาะ (Particular Model) ที่ผ่านขั้นตอนการระบุลักษณะเฉพาะของโมเดล (Model Identification) จึงมี 3 ลักษณะ ดังนี้

1) โมเดลระบุพอดี (just-identified model) เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล และจะสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว (ค่าองศาอิสระเป็นศูนย์)

2) โมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณมากกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล และจะสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว (ค่าองศาอิสระเป็นจำนวนบวก)

3) โมเดลระบุไม่พอดี (under-identified model) เป็นโมเดลจำเพาะที่มีจำนวนสมการที่คำนวณน้อยกว่าจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าในโมเดล และจะไม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้เพียงค่าเดียว สำหรับพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าแต่ละตัว (ค่าองศาอิสระเป็นจำนวนลบ)

ทั้งโมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) และโมเดลระบุพอดี (just-identified model) ผู้วิจัยสามารถวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างได้ แต่ถ้าโมเดลระบุไม่พอดี (under-identified model) (MacCallum, Wegener, Uchino & Fabrigar, 1993)

การตรวจสอบลักษณะเฉพาะของโมเดลที่เป็นไปได้ค่าเดียวควรดำเนินการก่อนทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยลักษณะเฉพาะของโมเดลที่ต้องการคือโมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model) ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากค่าองศา

อิสระ (degree of freedom) โดยใช้สูตรคำนวณค่าองศาอิสระ (Schumacker & Lomax, 2010) ดังนี้

Df	=	[NI (NI+1)/2] - number of parameter estimation

เมื่อ Df แทน ค่าองศาอิสระ (degree of freedom)
NI แทน จำนวนตัวแปรสังเกตได้ทั้งหมดที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์

จากนั้นพิจารณาตามเกณฑ์ต่อไปนี้

ถ้า Degree of freedom มีค่ามากกว่า 0 แสดงว่า โมเดลระบุเกินพอดี (over-identified model)

ถ้า Degree of freedom มีค่าเท่ากับ 0 แสดงว่า โมเดลระบุพอดี (just-identified model)

ถ้า Degree of freedom มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่า โมเดลระบุไม่พอดี (under-identified model)

ขั้นตอนที่ 2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง

การกำหนดขนาดตัวอย่างเป็นหัวใจสำคัญของการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ทั้งนี้เพราะ การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติทุกชนิดต้องการข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง (Sample) ที่เป็นตัวแทนที่ดีของประชากร (Population) ซึ่งการกำหนดขนาดตัวอย่าง (sample size) ที่เหมาะสมจะทำให้เกิดความมั่นใจในผลการวิเคราะห์ข้อมูลยิ่งขึ้น การใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่มากเพียงพอย่อมมีผลต่อการทำให้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณค่าได้มีค่าคงที่และมีความเชื่อมั่นสูง แต่อย่างไรก็ตาม ในทางปฏิบัตินักวิจัยก็ยังต้องการใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดเล็กที่สุดเท่าที่เป็นไปได้ โดยให้ผลการวิเคราะห์ที่ยังคงมีความถูกต้อง น่าเชื่อถือไม่แตกต่างจากการใช้กลุ่ม

ตัวอย่างขนาดใหญ่ ทั้งนี้เพื่อให้การดำเนินการวิจัยมีประสิทธิภาพสูงสุด (ใช้เวลาและงบประมาณน้อย แต่ให้ผลการวิจัยถูกต้องน่าเชื่อถือ)

การกำหนดขนาดตัวอย่างในงานวิจัยทั่ว ๆ ไปมีหลายวิธี เช่น การใช้ตารางสำเร็จรูปที่มีการกำหนดขนาดตัวอย่างโดยพิจารณาจากขนาดประชากร การใช้สูตรคำนวณที่มีการกำหนดเงื่อนไขในสมการหลาย ๆ เงื่อนไข เช่น การกำหนดขนาดประชากร ค่าความคลาดเคลื่อน และค่าระดับความเชื่อมั่นในการประมาณค่า เป็นต้น รวมถึงวิธีการกำหนดขนาดตัวอย่างโดยใช้กฎเกณฑ์ทั่วไป (General Rule) ซึ่งนิยมใช้ในงานวิจัยที่วิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เช่น การพิจารณาจากสัดส่วนจำนวนเท่าของขนาดตัวอย่างต่อจำนวนตัวแปรสังเกตได้ หรือจำนวนเท่าของขนาดตัวอย่างต่อจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า เป็นต้น นอกจากนั้น Faul, F. et al, (2007, 2009) ได้เสนอโปรแกรม G*Power 3 และ G*Power 3.1 เพื่อใช้ในการคำนวณขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมซึ่งเป็นโปรแกรมที่มีความยืดหยุ่นใช้งานได้ง่าย และที่สำคัญสามารถกำหนดขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมกับสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลได้แก่ สถิติทดสอบในตระกูลสถิติทดสอบที สถิติทดสอบเอฟ และสถิติทดสอบไค-สแควร์ เป็นต้น ซึ่งพบว่า การกำหนดขนาดตัวอย่างแต่ละวิธีก็มีจุดเด่นและข้อจำกัดที่แตกต่างกันไป

สำหรับการกำหนดขนาดตัวอย่างในงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้โมเดลสมการโครงสร้างนั้น ผู้เขียนขอนำเสนอ 2 แนวทางที่นิยมใช้ในปัจจุบัน ได้แก่

แนวทางที่ 1 วิธีการกำหนดขนาดตัวอย่างโดยใช้กฎเกณฑ์ทั่วไป (General Rule)

Hair, J. et al (2010) เสนอแนวทางการกำหนดขนาดตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างในหนังสือ Multivariate data analysis: A global perspectives. ภายใต้เงื่อนไข ดังนี้

1. Sample should be drawn randomly

2. In randomized block design, each block should have equal sample size (un-proportional sampling)

ขนาดตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างต้องไม่ต่ำกว่า 100 ตัวอย่าง และมีสัดส่วนจำนวนเท่าของขนาดตัวอย่างต่อจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าเป็น 10-12 ตัวอย่าง ต่อ 1 พารามิเตอร์
(Sample size a) should be greater than 100, and b) 10-20 samples per one parameter.)

Hair, J. et al (2010) ยังได้เสนอเงื่อนไขเพื่อกำหนดขนาดตัวอย่างต่ำสุดสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง ดังนี้

ตาราง 1.3 ขนาดตัวอย่างต่ำสุดภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด

จำนวนตัวแปรแฝง	**Communality**	**ขนาดตัวอย่างต่ำสุด**
ตัวแปรแฝง $\leq$ 5 ตัวแปร และแต่ละตัวแปรแฝงวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ > 3 ตัวแปร (ไม่มี Under identified ของตัวแปรแฝง)	Highest (> .6)	100
ตัวแปรแฝง $\leq$ 7 ตัวแปร และแต่ละตัวแปรแฝงวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ > 3 ตัวแปร (ไม่มี Under Identified ของตัวแปรแฝง)	Modest (= .5)	150
ตัวแปรแฝง $\leq$ 7 ตัวแปร และแต่ละตัวแปรแฝงวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ < 3 ตัวแปร (มี Under Identified ของตัวแปรแฝง)	Lower (<.45)	300
ตัวแปรแฝง > 7 ตัวแปร และแต่ละตัวแปรแฝงวัดได้จากตัวแปรสังเกตได้ < หรือ > 3 ตัวแปร (มี Under Identified ของตัวแปรแฝงหลายตัว)	Lower (<.45)	500

นอกจากนั้น ผู้วิจัยอาจต้องเพิ่มจำนวนตัวอย่าง เมื่อมีเงื่อนไขที่ต่างไปจากเดิม ดังนี้

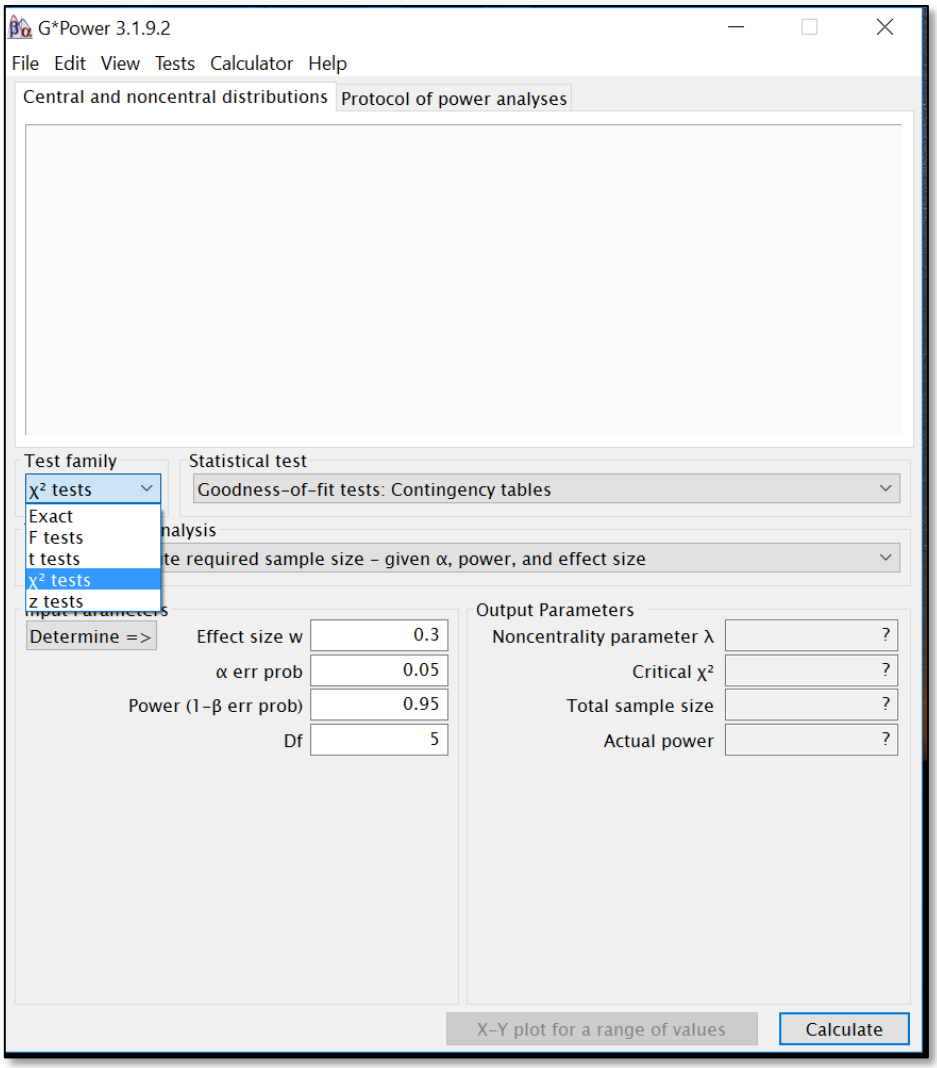
1) ข้อมูลเบี่ยงเบนไปจากการแจกแจงแบบปกติพหุนาม (multivariate normal distribution)

2) มีการใช้เทคนิคการประมาณค่าพารามิเตอร์บางชนิดที่ต้องใช้ตัวอย่างขนาดใหญ่ เช่น เทคนิค MLR ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างพหุระดับ (Multilevel SEM)

3) มีข้อมูลสูญหาย (missing data) มากกว่า 10% และถ้ามากกว่า 15% ไม่ควรใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

แนวทางที่ 2 การใช้โปรแกรม G*Power 3.1 คำนวณขนาดตัวอย่าง

การใช้โปรแกรม G*Power 3.1 คำนวณขนาดตัวอย่างในงานวิจัยที่มีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างจะต้องใช้สถิติทดสอบในตระกูล (Test family) สถิติทดสอบไค-สแควร์ ในส่วนที่เป็นการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดล (Goodness of Fit tests) ดังภาพ



ภาพ 1.5 การใช้โปรแกรม G*Power3.1.9.2 คำนวณขนาดตัวอย่างในงานวิจัยที่มีการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างโดยใช้สถิติทดสอบไค-สแควร์

เงื่อนไขที่ผู้วิจัยต้องพิจารณาก่อนการกำหนดขนาดตัวอย่าง ได้แก่ ค่าขนาดอิทธิพล (effect size) ค่าระดับนัยสำคัญทางสถิติ (α) ค่าอำนาจการทดสอบ (power of test) และค่าองศาอิสระ (degree of freedom : df) ดังนี้

ค่าขนาดอิทธิพล (effect size) อาจใช้ค่า gold standard ที่ยอมรับกันในระดับสากล ซึ่ง Faul, F. et al (2007) ได้มีการกำหนดค่า gold standard ของการกำหนดขนาดตัวอย่างขั้นต่ำเมื่อทำการทดสอบด้วยสถิติทดสอบตระกูลไค-สแควร์ ดังนี้

ค่า effect size เท่ากับ 0.1 หมายถึง มีขนาดอิทธิพลในระดับเล็ก (small)

ค่า effect size เท่ากับ 0.3 หมายถึง มีขนาดอิทธิพลในระดับปานกลาง (medium)

ค่า effect size เท่ากับ 0.5 หมายถึง มีขนาดอิทธิพลในระดับใหญ่ (large)

ค่าอำนาจการทดสอบ (power of test) หมายถึง ความน่าจะเป็นของระดับความมั่นใจว่าสามารถตัดสินใจได้ถูกต้องในการปฏิเสธสมมติฐานหลัก (Ho) เมื่อสมมติฐานหลักไม่เป็นจริง โดยทั่วไปนิยมกำหนดค่าอำนาจการทดสอบให้เท่ากับ 0.80 (Hair, J. et al, 2010)

ค่าองศาอิสระ (degree of freedom : df) สามารถคำนวณได้จากสูตร

$$df = NI(NI+1)/2 - NP$$

เมื่อ NI หมายถึง จำนวนตัวแปรสังเกตได้ในโมเดล

NP หมายถึง จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า

ตัวอย่างการกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่างในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาโมเดลคุณลักษณะบุคคลแห่งการเรียนรู้ (Learning Person Characteristics) ของนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาขึ้นจากการสังเคราะห์แนวคิดทฤษฎีของนักวิชาการต่างประเทศจำนวนหลายท่าน โมเดลคุณลักษณะบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาที่พัฒนาขึ้นนี้ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ ได้แก่

องค์ประกอบที่ 1 การเรียนรู้ตลอดชีวิต (K1) ประกอบด้วย 3 ตัวชี้วัด ได้แก่

ตัวชี้วัดที่ 1.1 การแสวงหาความรู้ด้วยตนเอง (X1)

ตัวชี้วัดที่ 1.2 นิสัยรักการอ่าน (X2)

ตัวชี้วัดที่ 1.3 ความใฝ่รู้ใฝ่เรียน (X3)

องค์ประกอบที่ 2 ความคิดริเริ่มสร้างสรรค์ (K2) ประกอบด้วย 3 ตัวชี้วัด ได้แก่

ตัวชี้วัดที่ 2.1 การมองโลกและคิดอย่างยืดหยุ่น (X4)

ตัวชี้วัดที่ 2.2 ทักษะการคิดอย่างคล่องแคล่วรวดเร็ว (X5)

ตัวชี้วัดที่ 2.3 การสร้างและพัฒนานวัตกรรม (X6)

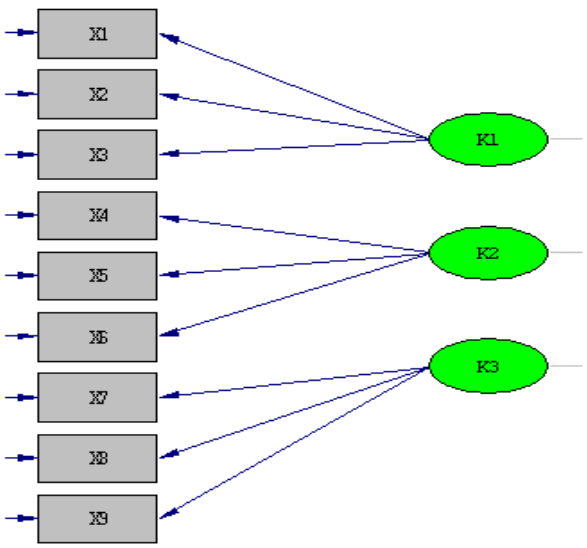
องค์ประกอบที่ 3 คุณธรรมจริยธรรม (K3) ประกอบด้วย 3 ตัวชี้วัด ได้แก่

ตัวชี้วัดที่ 3.1 ความขยันหมั่นเพียร (X7)

ตัวชี้วัดที่ 3.2 ความซื่อสัตย์ (ไม่ละเมิดทรัพย์สินทางปัญญาของผู้อื่น) (X8)

ตัวชี้วัดที่ 3.3 จิตสาธารณะ (X9)

โมเดลคุณลักษณะบุคคลแห่งการเรียนรู้ (Learning Person Characteristics) ของนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาที่ผู้วิจัยสังเคราะห์ขึ้นมีลักษณะดังภาพ



ภาพ 1.6 โมเดลสมการโครงสร้างคุณลักษณะบุคคลแห่งการเรียนรู้ (Learning Person Characteristics) ของนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา

ผู้วิจัยท่านนี้ต้องการตรวจสอบความตรงเชิงโครงสร้าง (Construct Validity) ของโมเดลคุณลักษณะบุคคลแห่งการเรียนรู้ (Learning Person Characteristics) ของนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาที่พัฒนาขึ้น โดยสร้างเครื่องมือเก็บรวบรวมข้อมูลตามตัวชี้วัด ทั้ง 9 ตัว แล้วนำไปเก็บข้อมูลจากนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาในมหาวิทยาลัยแห่งหนึ่ง ผู้วิจัยวางแผนการกำหนดขนาดตัวอย่าง ดังนี้

1. ผู้วิจัยเลือกวิธีกำหนดขนาดตัวอย่างโดยใช้โปรแกรม G*Power3.1.9.2

2. ผู้วิจัยกำหนดค่าขนาดอิทธิพลในระดับปานกลาง มีขนาดอิทธิพลเท่ากับ 0.30 ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ เท่ากับ 0.05 ค่าอำนาจการทดสอบ (power of test) เท่ากับ 0.80 และค่าองศาอิสระคำนวณได้จากสูตร df = (NI(NI+1)/2) - NP เมื่อ NI หมายถึง จำนวนตัวแปรสังเกตได้ และ NP หมายถึง จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า ซึ่งในที่นี้มีตัวแปรสังเกตได้ จำนวน 9 ตัวแปร จำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่า 18 ตัวจึงมีค่าองศาอิสระของโมเดลอิสระ เท่ากับ (9(9+1)/2)-18 = 27

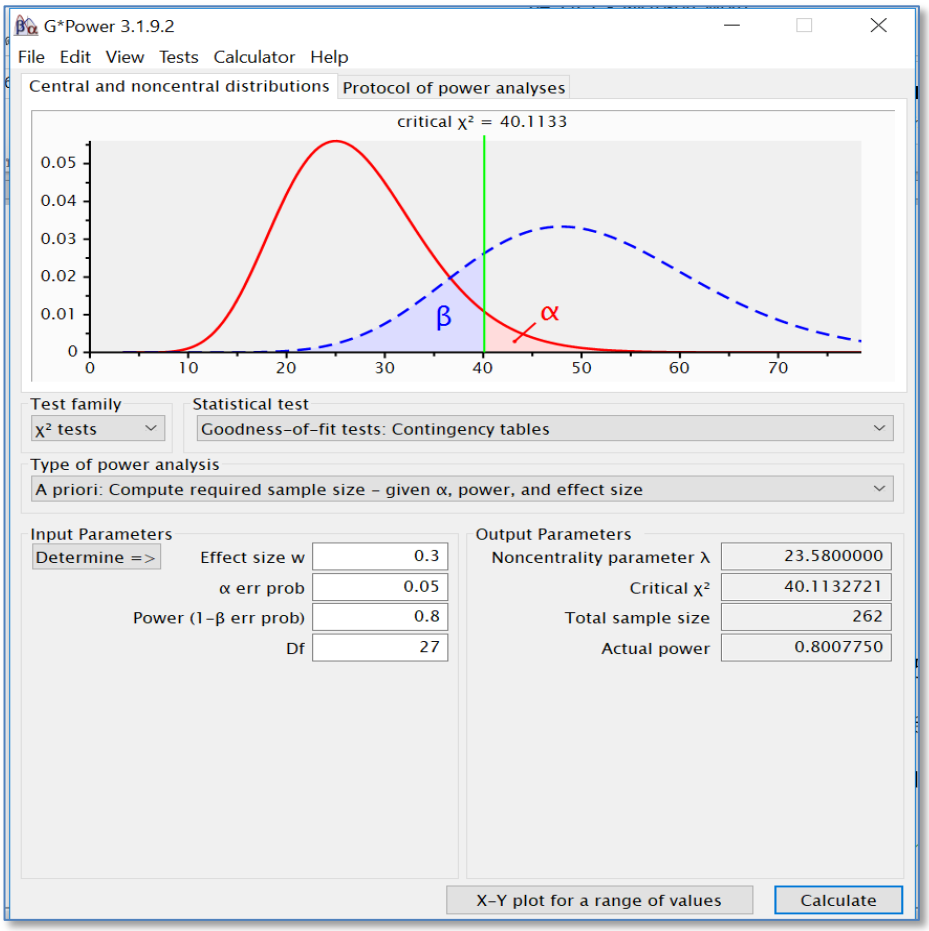
3. ผู้วิจัยดำเนินการใช้งานโปรแกรม G*Power3.1.9.2 ดังนี้

3.1 เลือก Test Family ให้อยู่ในตระกูลสถิติทดสอบไค-สแควร์

3.2 เลือก Statistical test เป็นการทดสอบดัชนีความสอดคล้องของโมเดล (Goodness-of-Fit tests: Contingency tables)

3.3 เลือก Type of power analysis เป็นการทดสอบขนาดตัวอย่าง (A priori: Compute required sample size - given α, power, and effect size)

3.4 ระบุค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่าง ได้แก่ Effect size, α err prob, Power (1-β err prob) และ df ตามเงื่อนไขที่กำหนด แล้วคลิก Calculate จะได้ผลการกำหนดขนาดตัวอย่างขั้นต่ำ จำนวน 262 ตัวอย่าง ดังภาพ



ภาพ 1.7 การประมาณขนาดตัวอย่างโดยใช้โปรแกรม G* Power 3.1.9.2

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์

การประมาณค่าพารามิเตอร์เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลที่เก็บรวบรวมจากกลุ่มตัวอย่างโดยใช้การแก้สมการโครงสร้างด้วยวิธีวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณเพื่อคำนวณหาค่าประมาณพารามิเตอร์ซึ่งเป็นตัวที่ไม่ทราบค่าในสมการ การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปสมัยใหม่สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยเทคนิคต่าง ๆ หลายวิธี เช่น

โปรแกรม LISREL สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ 6 วิธี (Jöreskog & Sörbom, 2012) ได้แก่

1) Instrumental Variables (IV)

2) Two-stage Least Squares (TS)

3) Unweighted Least Squares (ULS)

4) Generalized Least Squares (GLS)

5) Generally Weighted Least Squares (WLS)

6) Maximum Likelihood (ML)

โปรแกรม LISREL กำหนดวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ตั้งต้น (default) ด้วยวิธี Maximum Likelihood (ML) ซึ่งเป็นวิธีประมาณค่าที่เหมาะสมกับข้อมูลที่วัดในระดับอันตรภาคชั้น (Interval Scale) หรือแบบเรียงอันดับ (Ordinal Scale) เงื่อนไขสำคัญของข้อมูลสำหรับใช้การประมาณค่าด้วยวิธี ML ก็คือ ตัวอย่างต้องเป็นอิสระจากกัน ข้อมูลต้องมีการแจกแจงเป็นแบบปกติพหุนาม (multivariate normal distribution) ซึ่งถ้าหากการแจกแจงของข้อมูลไม่เป็นปกติก็ต้องไม่เบ้ (skewness) หรือไม่โด่ง (kurtosis) จนเกินไป (skewness index $\leq$ 3 , kurtosis index $\geq$ 10) (Schumacker & Lomax, 2010)

ในขณะที่โปรแกรม Mplus เวอร์ชั่น 7.11 สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ 13 วิธี แต่ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง สามารถใช้ได้ 6 วิธี ได้แก่

1) ML

2) MLM

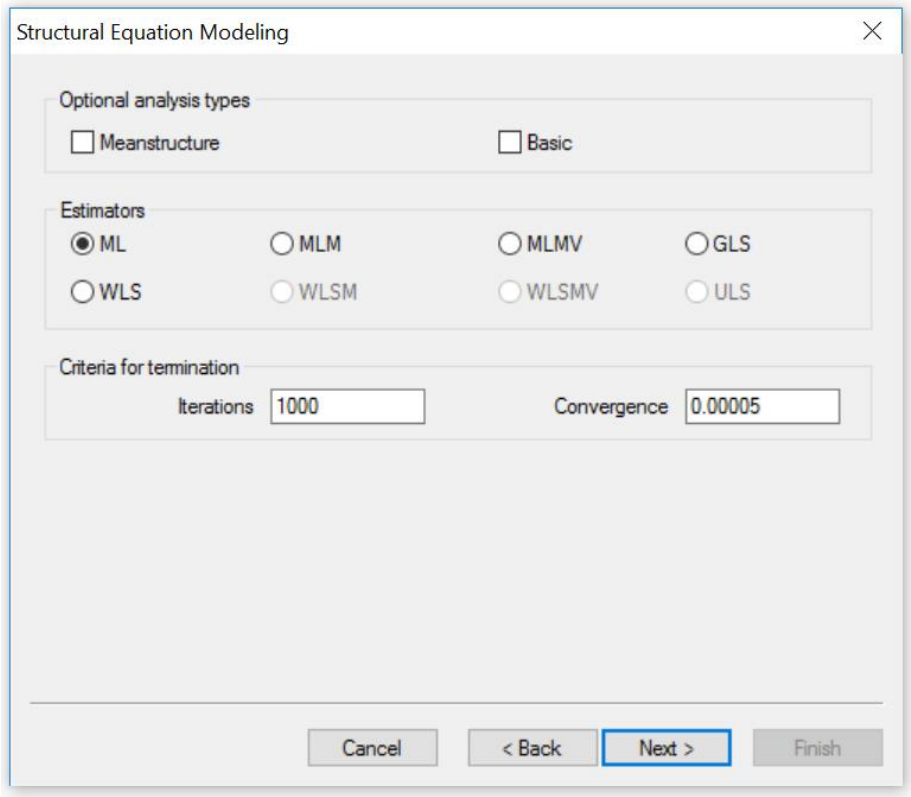
3) MLMV

4) GLS

5) WLS

6) WLSM

ดังภาพ



ภาพ 1.8 เทคนิควิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโปรแกรม Mplus เมื่อทำการวิเคราะห์ SEM

โปรแกรม Mplus เวอร์ชั่น 7.11 กำหนดวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ตั้งต้น (default) ด้วยวิธี Maximum Likelihood (ML) เช่นเดียวกันกับโปรแกรม LISREL และในกรณีที่วิเคราะห์โมเดลอื่น ๆ ยังสามารถเลือกวิธีการประมาณค่าแบบอื่น ๆ ได้อีก เช่น MLR MLF MUML WLSM WLSMV ULS ULSMV GLS BAYES เป็นต้น

ความแกร่งของการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้าง

Schumacker & Lomax (2010) เสนอว่า วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ maximum likelihood (ML) ซึ่งถูกกำหนดเป็นวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์ตั้งต้น (default) ของโปรแกรมสำเร็จรูปทั่วไปในการประมาณพารามิเตอร์ในโมเดลสมการโครงสร้าง เป็นวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดข้อตกลงว่าข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ที่นำมาศึกษาต้องมีการแจกแจงแบบปกติพหุนาม (multivariate normal distribution) โดยเงื่อนไขสำคัญคือ กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลต้องเป็นอิสระ จะทำให้ผลการวิเคราะห์ข้อมูลมีความถูกต้อง อย่างไรก็ตาม หากการแจกแจงของข้อมูลไม่เบ้และไม่โด่งจนผิดปกติ (skewness index ≤ 3 , kurtosis index ≥ 10) วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ maximum likelihood (ML) ยังมีความแกร่ง (robustness) นั่นคือ ให้ผลการประมาณค่าที่ถูกต้อง แม้ว่าจะมีการฝ่าฝืน (violate) ข้อตกลงเบื้องต้นของการประมาณค่า

เมื่อข้อมูลของตัวแปรสังเกตได้ที่นำมาศึกษาไม่ได้แจกแจงแบบปกติพหุนาม (multivariate normal distribution) และมีความผิดปกติมากขึ้น (ความเบ้ผิดปกติ (skewness index : SI) ≥ 3 และ/หรือข้อมูลมีความโด่งผิดปกติ (kurtosis index : KI) ≥ 10) เทคนิคการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมคือ วิธี generalized least squares (GLS) และวิธี generally weighted least squares (WLS) รวมถึง วิธี Asymtotically Distribution Free (ADF) ซึ่งเป็นเทคนิคการประมาณค่าที่ไม่มีผลต่อการแจกแจงของข้อมูลที่ไม่ใช่การแจกแจงแบบปกติ แต่ต้องใช้กลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่ (สุวิมล ติรกานันท์, 2553)

Rex (2011) กล่าวเพิ่มเติมอีกว่า ถึงแม้ว่าตัวแปรสังเกตได้ที่นำมาศึกษาจะมีความเบ้ผิดปกติ (skewness index (SI) ≥ 3) และ/หรือข้อมูลมีความโด่งผิดปกติ (kurtosis index (KI) ≥ 10) แต่เนื่องจากฟังก์ชันความกลมกลืนด้วยการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ maximum likelihood (ML) ไม่ใช่ฟังก์ชันแบบเส้นตรง แต่เป็นฟังก์ชันที่บอกความแตกต่างระหว่างเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของข้อมูลตามสมมติฐาน (เมทริกซ์ Σ) กับเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม

ของข้อมูลเชิงประจักษ์ (เมทริกซ์ S) ซึ่งถ้าเมทริกซ์ทั้งสองมีค่าใกล้เคียงกัน ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ได้จากวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ maximum likelihood (ML) จะมีคุณสมบัติเช่นเดียวกับวิธี generalized least squares (GLS) นั่นคือ มีความคงเส้นคงวา มีประสิทธิภาพ และเป็นอิสระจากมาตรวัด (Lie & Lomax, 2005) แสดงว่าวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบ maximum likelihood (ML) มีความแกร่ง

ขั้นตอนที่ 4 การตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์

การตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลเป็นขั้นตอนการตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานซึ่งเป็นตัวแทนของทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่เก็บรวบรวมมาจากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นตัวแทนของประชากร หากโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แสดงว่า รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดลสมการโครงสร้างตามทฤษฎีมีลักษณะเหมือนกับรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของประชากร นั่นคือ นักวิจัยสามารถใช้ทฤษฎีอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นจริงของประชากรนั้น ๆ และหากโมเดลตามสมมติฐานไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แสดงว่า ทฤษฎีที่นักวิจัยนำมาใช้ยังไม่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นจริงของประชากรนั้น ๆ ได้ จึงมีความจำเป็นต้องปรับปรุงแก้ไขรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเสียใหม่ให้สามารถนำมาใช้ในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของประชากรได้อย่างถูกต้อง นั่นก็คือ ขั้นตอนการปรับโมเดลตามสมมติฐานนั่นเอง

การตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในอดีต นักวิจัยจำเป็นจะต้องคำนวณด้วยตนเอง ทั้งนี้เพราะยังไม่มีโปรแกรมสำเร็จรูปเฉพาะสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง เช่น การตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ตามวิธีของสเปชท์ (Specht) เป็นวิธีตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลด้วยค่าสถิติคิว (Q Statistic) เป็นต้น แต่ในปัจจุบันการตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลตาม

สมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปเฉพาะทาง เช่น โปรแกรม LISREL โปรแกรม Mplus ฯลฯ สามารถตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลด้วยสถิติทดสอบความสอดคล้อง (Goodness of Fit Statistics) หลายแบบหลายวิธี โดยโปรแกรมจะรายงานค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดล (goodness of fit indices) มาให้ใน output ของโปรแกรมโดยอัตโนมัติ นักวิจัยเพียงอ่านค่าดัชนีและนำค่าดัชนีความสอดคล้องไปเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนด เพื่อสรุปว่าโมเดลตามสมมติฐานมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ และเกือบทุกค่าดัชนีใน output ของโปรแกรมสำเร็จรูปมีรากฐานการคำนวณมาจากค่าสถิติไค-สแควร์ (Chi –square Statistic) ค่าองศาอิสระ (degree of freedom) ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง (sample size) และจำนวนพารามิเตอร์อิสระ (number of free parameter) โดยขอบเขตของค่าดัชนีความสอดคล้องของโมเดลจะมีค่าอยู่ระหว่างศูนย์ถึงหนึ่ง (0 – 1) (Schumacker & Lomax, 2010) ในที่นี้ผู้เขียนขอนำเสนอเฉพาะวิธีที่นิยมใช้ ทั้งนี้เพราะค่าสถิติที่ใช้ทดสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ (Goodness of Fit Statistics) สำหรับโปรแกรมสำเร็จรูปสมัยใหม่แม้จะมีหลายค่า แต่จะให้ผลการทดสอบไปในทิศทางเดียวกัน ต่างกันเพียงแค่เกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณา กล่าวคือ เมื่อค่าสถิติตัวหนึ่งมีค่าบ่งบอกว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ค่าสถิติตัวอื่น ๆ ก็มีแนวโน้มที่จะบ่งบอกในลักษณะเดียวกัน ในทางตรงกันข้าม หากค่าสถิติตัวหนึ่งมีค่าบ่งบอกว่าโมเดลยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ ค่าสถิติตัวอื่น ๆ ก็มีแนวโน้มที่จะบ่งบอกในลักษณะนั้นเช่นกัน ดังนั้น การเลือกพิจารณาค่าสถิติที่ใช้ในการทดสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ นักวิจัยจึงไม่จำเป็นต้องพิจารณาทั้งหมด แต่ให้เลือกพิจารณาค่าสถิติที่สำคัญบางตัวก็เพียงพอแล้ว ดังนี้

1) ค่าสถิติไค-สแควร์ (Chi-Square Statistics : χ^2) เป็นค่าดัชนีที่ใช้ตรวจสอบความสอดคล้องกลมกลืนระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในภาพรวม และเป็นดัชนีที่ใช้อย่างแพร่หลายที่สุด (มีในโปรแกรมสำเร็จรูปสมัยใหม่ทุกโปรแกรม) วิธีนี้โมเดลที่มีความสอดคล้องคือโมเดลที่มีค่าไค-สแควร์ต่ำและไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ คือ

มีค่า p-value มากกว่าหรือเท่ากับ .05 ขึ้นไป (Bollen, 1989 ; Kelloway, 1998 ; Fan & Sivo, 2005 ; Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 ; Goffin, 2007 ; Steiger, 2007 ; Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Schumacker & Lomax, 2010 ; Hox, 2010 ; Kelloway, 2015)

2) ค่า Normed Chi-Square หรือ Relative Chi-Square หรือ ค่าไค-สแควร์สัมพัทธ์ (χ^2/df) ค่าไค-สแควร์สัมพัทธ์เป็นการนำค่าไค-สแควร์หารด้วยองศาอิสระ (degrees of freedom : df) เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาคือ โมเดลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดีเมื่อค่า χ^2/df น้อยกว่า 2.00 (χ^2/df < 2.00) (Bollen, 1989 ; Kelloway, 1998 ; Fan & Sivo, 2005 ; Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 ; Goffin, 2007 ; Steiger, 2007 ; Hox, 2010 ; Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Schumacker & Lomax, 2010) และโมเดลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับพอใช้ เมื่อ χ^2/df มีค่าระหว่าง 2.00 ถึง 5.00 ($2.00 \leq \chi^2/df \leq 5.00$) (Bollen, 1989 ; Kelloway, 1998 ; Fan & Sivo, 2005 ; Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 ; Goffin, 2007 ; Steiger, 2007 ; Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Hox, 2010)

3) ดัชนีรากของกำลังสองเฉลี่ยของเศษเหลือ (Root of Mean Square Residual : RMR) ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Residual) และดัชนีรากของกำลังสองเฉลี่ยของเศษเหลือมาตรฐาน (Standard Root of Mean Square Residual : SRMR)

การพิจารณาค่าดัชนี RMR เป็นการพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อน (residual) วิธีหนึ่งโดยจะใช้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน โดยเป็นค่าเฉลี่ยของผลต่างของสมาชิกใต้แนวทแยงและค่าผลต่างในแนวทแยงของเมทริกซ์ยกกำลังสองของผลต่างเพื่อไม่คิดเครื่องหมาย โมเดลที่มีความสอดคล้องควรมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนเข้าใกล้ศูนย์ RMR จึงเป็นดัชนีวัดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่คลาดเคลื่อนไปจากโมเดลทางทฤษฎี

ดังนั้น ค่า RMR ยิ่งเข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่าโมเดลมีความสอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาคือ ค่า RMR น้อยกว่า .05 (RMR < .05) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000)

อย่างไรก็ตาม ค่า RMR ขึ้นอยู่กับหน่วยการวัดของตัวแปร หากตัวแปรมีมาตรการวัด (scale) ที่ต่างกันมาก ตัวแปรบางตัวมีมาตรการวัดที่มีพิสัยกว้างมาก (large range) จะทำให้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (residual) บิดเบือนไป ทำให้ค่า RMR ผิดไปด้วย ดังนั้น จึงอาจทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนนี้เป็นค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Residual) ซึ่งเป็นค่าของความคลาดเคลื่อนหารด้วยค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณค่า (estimated standard error) ทำให้ได้ค่า Standard RMR (Standard Root of Mean Square Residuals : SRMR)

Diamantopoulos and Siguaw (2000) เสนอว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Residual) ควรมีค่าไม่เกิน ± 2.58 ถือว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ในขณะที่ นงลักษณ์ วิรัชชัย (2542) เสนอว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Residual) ควรมีค่าไม่เกิน ± 2.00 ถือว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

และ Hu & Bentler (1999), Diamantopoulos and Siguaw (2000), Fan & Sivo (2005), Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005), Goffin (2007) Steiger (2007), Hox (2010) และ Schumacker & Lomax (2010) เสนอว่าค่า SRMR น้อยกว่า .05 (SRMR < .05) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดี

ในขณะที่ Fan & Sivo (2005), Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005), Goffin (2007) Steiger (2007), Hox (2010) และ Kelloway (2015) เสนอว่าค่า SRMR น้อยกว่า .08 (SRMR < .08) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ระดับพอใช้

4) ดัชนีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของการประมาณค่า (Root Mean Square error of Approximation : RMSEA) ของ Steiger (1990) คำนวณจากสูตร ดังนี้ (Joreskog and Sorbom , 1993)

$$\text{RMSEA} = \sqrt{\frac{(\chi^2 - \text{df}}{\text{n} - 1}}$$

ค่า RMSEA เป็นการวัดความแตกต่างต่อหน่วยขององศาอิสระ (discrepancy per degree of freedom) โดย Brown & Cudeck (1990 อ้างใน Joreskog and Sorbom, 1993) เสนอว่า ค่า RMSEA ควรมีค่าใกล้ศูนย์ แสดงว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาคือ โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดี เมื่อค่า RMSEA น้อยกว่า .05 (RMSEA < .05) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Fan & Sivo, 2005 ; Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 ; Goffin, 2007 ; Steiger, 2007 ; Hox, 2010 ; Schumacker & Lomax, 2010 ; Kelloway, 2015) และมีความสอดคล้องระดับพอใช้เมื่อ ค่า RMSEA มีค่าระหว่าง .05 ถึง .10 (.05 $\leq$ RMSEA $\leq$ .10) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Fan & Sivo, 2005 ; Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 ; Goffin, 2007 ; Steiger, 2007 ; Hox, 2010)

5) ค่าดัชนีวัดระดับความสอดคล้อง (Goodness of Fit Index : GFI) เป็นดัชนีที่จัดอยู่ในกลุ่มดัชนีทดสอบความสอดคล้องแบบสัมบูรณ์ (Absolute Fit Index) เป็นค่าที่แสดงถึงปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยโมเดล (Diamantopoulos and Siguaw, 2000) มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$\text{GFI} = 1 - \frac{\chi^2 \text{ model}}{\chi^2 \text{ null}}$$

ค่า GFI จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ค่า GFI มีค่าเข้าใกล้ 1.00 แสดงว่าโมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาคือโมเดลที่มีความ

สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดีเมื่อค่า GFI มากกว่า 0.95 (GFI > 0.95) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Schumacker & Lomax, 2010) และระดับพอใช้เมื่อค่า GFI มีค่าระหว่าง 0.90 ถึง 0.95 (0.90 $\leq$ GFI $\leq$ 0.95) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000)

6) ดัชนีวัดความสอดคล้องที่ปรับแก้แล้ว (Adjusted Goodness of Fit Index : AGFI) เป็นดัชนีอีกตัวหนึ่งที่จัดอยู่ในกลุ่มดัชนีทดสอบความสอดคล้องแบบสัมบูรณ์ (Absolute Fit Index) เป็นค่าที่แสดงถึงปริมาณความแปรปรวนและความแปรปรวนร่วมที่อธิบายได้ด้วยโมเดลที่ปรับแก้ด้วยองศาอิสระ (Diamantopoulos and Siguaw, 2000) มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$AGFI = 1 - [(df_{null}/df_{model})(1- GFI)]$$

ค่า AGFI นี้มีคุณสมบัติเช่นเดียวกับดัชนี GFI เกณฑ์ที่ใช้พิจารณาเหมือนค่า GFI (Diamantopoulos and Siguaw, 2000) นั่นคือ โมเดลที่มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดีเมื่อค่า AGFI มากกว่า 0.95 (AGFI >0.95) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000 ; Schumacker & Lomax, 2010) และระดับพอใช้เมื่อค่า AGFI มีค่าระหว่าง 0.90 ถึง 0.95 (0.90 $\leq$ AGFI $\leq$ 0.95) (Diamantopoulos and Siguaw, 2000)

7) ค่า Normed Fit Index (NFI) ของ Bentler & Bonett (1980 อ้างใน Bollen, 1989) จัดอยู่ในกลุ่มดัชนีวัดความสอดคล้องกลมกลืนเชิงสัมพัทธ์ (Relative Fit Index) มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$NFI = (\chi^2_b - \chi^2_m)/ \chi^2_b$$

เมื่อ χ^2_b แทน fit function ของ baseline model

χ^2_m แทน fit function ของข้อมูลกับโมเดลตามทฤษฎี

ดัชนี NFI เป็นดัชนีที่บอกว่า โมเดลที่นำมาตรวจสอบดีกว่าโมเดลที่ตัวแปรไม่สัมพันธ์กันเลย (baseline model) ค่าดัชนี NFI มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โมเดลที่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์จะมีค่า NFI เข้าใกล้ 1.00

Diamantopoulos and Siguaw, 2000 และ Kaplan (2000) เสนอเกณฑ์ไว้ว่า ดัชนี NFI มีค่าตั้งแต่ 0.90 ขึ้นไป (NFI $\geq$ .90) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

ในขณะที่ Schumacker & Lomax (2010) เสนอว่า ดัชนี NFI มีค่ามากกว่า 0.95 (NFI > .95) โมเดลจะสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดี

อย่างไรก็ตาม ดัชนี NFI ก็มีข้อจำกัด ได้แก่ การคำนวณค่า NFI ไม่มีการควบคุมองศาอิสระ (df) ทำให้ในโมเดลที่ซับซ้อนมากอาจทำให้ค่า NFI มีค่าสูง แม้ว่าจะมี df น้อยก็ตาม และอีกประการหนึ่งคือ ขนาดตัวอย่างไม่มีผลต่อค่า NFI แต่มีผลต่อ sampling distribution ของค่าดัชนี NFI ทำให้การคำนวณค่า NFI ได้ค่าเท่ากัน แม้ว่าจะใช้ทดสอบโมเดลเดียวกันที่มาจากกลุ่มตัวอย่างไม่เท่ากันก็ตาม

8) ค่า Tucker – Lewis Index (TLI) หรือ Non Norm Fit Index (NNFI) ของ Tucker & Lewis และ Bentler & Bonett (1980 อ้างใน Bollen, 1989) มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$TLI = [(\chi^2_b / df_b) - (\chi^2_m / df_m)] / [(\chi^2_b / df_b) - 1]$$

ดัชนี TLI สร้างขึ้นเพื่อลดปัญหาเกี่ยวกับค่าเฉลี่ยของ sampling distribution โดยการแก้ df ของโมเดล baseline ดัชนี TLI จะมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

Schumacker & Lomax (2010) เสนอว่า ดัชนี TLI มีค่ามากกว่า 0.95 (TLI > .95) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดี

9) ค่า Comparative Fit Index (CFI) เป็นดัชนีที่ปรับปรุงมาจากดัชนี NFI ของ Bentler & Bonett (1980) โดยดัชนี CFI เป็น normed ทำให้มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งความซับซ้อนของโมเดลไม่มีผลต่อดัชนี CFI และมีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$CFI = (\chi^2_m - df_m)/(\chi^2_b - df_b)$$

Diamantopoulos and Siguaw, 2000 และ Kaplan (2000) เสนอเกณฑ์ไว้ว่า ดัชนี CFI มีค่าตั้งแต่ 0.90 ขึ้นไป (CFI $\geq$ .90) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ โดยดัชนี CFI มีค่าระหว่าง 0.90 ถึง 0.95 แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องในระดับพอใช้ได้ และดัชนี CFI มีค่ามากกว่า 0.95 แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องในระดับดี

ในขณะที่ Schumacker & Lomax (2010) เสนอว่า ดัชนี CFI มีค่ามากกว่า 0.95 (CFI > .95) แสดงว่า โมเดลมีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในระดับดี

10) ค่า critical n (CN) ของ Hoelter (1983 อ้างใน Bollen, 1989) มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$CN = \left[(\text{Critical } \chi^2 / F) + 1\right]$$

เมื่อ Critical χ^2 แทน ค่าวิกฤติของ Chi-square ที่มี df เท่ากับโมเดลที่ต้องการทดสอบ และค่า α เท่ากับที่กำหนดไว้

F แทน fit function (F) แบบ F_{ML} หรือ F_{OLS} ของเมทริกซ์ S และ $\sum(\theta)$

Hoelter (1983 อ้างใน Bollen, 1989) เสนอให้ใช้จุดตัดของค่า CN ที่ 200 (CN > 200) เท่ากันในทุกขนาดตัวอย่าง เมื่อโมเดลมีตัวอย่างขนาดใหญ่

เพื่อให้ง่ายแก่การนำค่าดัชนีการตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์ไปใช้ ผู้เขียนจึงรวบรวมค่าดัชนีมาสร้างเป็นตารางพร้อมเกณฑ์การพิจารณาตัดสินใจ ดังนี้

ตาราง 1.4 ค่าดัชนีตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลกับข้อมูลเชิงประจักษ์และเกณฑ์การพิจารณาตัดสินใจ

ดัชนีความสอดคล้อง	เกณฑ์การพิจารณา	ระดับความสอดคล้อง	แหล่งอ้างอิง
χ^2	p-value ≥ .05	สอดคล้อง	Bollen (1989) Jöreskog and Sörbom (1993) Kelloway, 1998 Fan & Sivo, 2005 Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon, 2005 Goffin, 2007 Steiger, 2007 Diamantopoulos and Siguaw (2000) Kaplan (2000) Hox, 2010 Kelloway, 2015
χ^2/df	< 2.0	สอดคล้องดี	Bollen (1989) Diamantopoulos and Siguaw (2000) Schumacker & Lomax, 2010
	2.00 - 5.00	สอดคล้องพอใช้	Bollen (1989) Diamantopoulos and Siguaw (2000)
RMR	< .05	สอดคล้องดี	Diamantopoulos and Siguaw (2000)
SRMR	< .05	สอดคล้องดี	Hu & Bentler (1999) Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar &

ดัชนีความสอดคล้อง	เกณฑ์การพิจารณา	ระดับความสอดคล้อง	แหล่งอ้างอิง
			Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Diamantopoulos and Siguaw (2000) Schumacker & Lomax (2010) Hox (2010)
	< .08	สอดคล้องดี	Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Hox (2010) Kelloway (2015)
RMSEA	< .05	สอดคล้องดี	Joreskog and Sorbom (1993) Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Diamantopoulos and Siguaw (2000) Hox (2010) Schumacker & Lomax (2010) Kelloway (2015)
	< .08	สอดคล้องพอใช้	Schumacker & Lomax (2010)
	.05 - .10	สอดคล้องพอใช้	Diamantopoulos and Siguaw (2000)

ดัชนีความสอดคล้อง	เกณฑ์การพิจารณา	ระดับความสอดคล้อง	แหล่งอ้างอิง
GFI AGFI	> 0.95	สอดคล้องดี	Diamantopoulos and Siguaw (2000) Schumacker & Lomax (2010) Kelloway (2015)
	0.90 - 0.95	สอดคล้องพอใช้	Diamantopoulos and Siguaw (2000) Kelloway (2015)
NFI	≥ .90	สอดคล้อง	Diamantopoulos and Siguaw (2000) Kaplan (2000)
	> .95	สอดคล้องดี	Schumacker & Lomax (2010) Kelloway (2015)
TLI	≥ .90	สอดคล้อง	Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Hox (2010)
	> .95	สอดคล้องดี	Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Hox (2010) Schumacker & Lomax (2010) Kelloway (2015)
CFI	≥ .90	สอดคล้อง	Diamantopoulos and Siguaw (2000)

ดัชนีความสอดคล้อง	เกณฑ์การพิจารณา	ระดับความสอดคล้อง	แหล่งอ้างอิง
			Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Hox (2010) Kaplan (2000)
	> .95	สอดคล้องดี	Fan & Sivo (2005) Shamer, Mukherjee, Kumar & Dillon (2005) Goffin (2007) Steiger (2007) Hox (2010) Schumacker & Lomax (2010) Kelloway (2015)
CN	> 200	สอดคล้อง	Bollen (1989)

ขั้นตอนการตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยโปรแกรมสำเร็จรูปจะดำเนินในขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดย output ของโปรแกรมสำเร็จรูปจะเสนอค่าดัชนีความสอดคล้องมาให้ นักวิจัยมีหน้าที่อ่านและตีความจากค่าดัชนีและเกณฑ์ที่นำเสนอในตาราง นักวิจัยควรตระหนักว่าไม่มีดัชนีตัวใดที่ดีที่สุด ดังนั้นจึงควรพิจารณาจากดัชนีหลาย ๆ ตัวร่วมกัน ในโมเดลสมการโครงสร้างที่ไม่มีความผิดปกติ เมื่อดัชนีตัวใดบ่งบอกว่าโมเดลมีความสอดคล้อง ค่าดัชนีอื่นก็มีแนวโน้มที่จะบ่งบอกว่าโมเดลมีความสอดคล้องเช่นเดียวกัน

เมื่อโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานซึ่งเป็นตัวแทนของทฤษฎีกับข้อมูลเชิงประจักษ์ที่เก็บรวบรวมมาจากกลุ่มตัวอย่างที่เป็นตัวแทนของประชากรมีความสอดคล้องกลมกลืนกัน แสดงว่า รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในโมเดล

สมการโครงสร้างตามทฤษฎีมีลักษณะเหมือนกับรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรของประชากร นั่นคือ นักวิจัยสามารถใช้ทฤษฎีอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นจริงของประชากรนั้น ๆ ได้อย่างถูกต้อง และหากโมเดลตามสมมติฐานไม่สอดคล้องกลมกลืนกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แสดงว่า ทฤษฎีที่นักวิจัยนำมาใช้ยังไม่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นจริงของประชากรนั้น ๆ นักวิจัยจึงมีความจำเป็นต้องปรับปรุงแก้ไขรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเสียใหม่ นั่นก็คือ ขั้นตอนการปรับโมเดลตามสมมติฐานนั่นเอง

นอกจากการพิจารณาความสอดคล้องของโมเดลสมการโครงสร้างที่พัฒนาขึ้นกับข้อมูลเชิงประจักษ์โดยพิจารณาค่าดัชนีความสอดคล้องกลมกลืนของโมเดลแล้ว Schumacker & Lomax (2010) ยังเสนอให้ตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลสมการโครงสร้างอีก 2 ประการ ดังนี้

1) พิจารณาค่าพารามิเตอร์แต่ละเส้นว่าแตกต่างจากศูนย์หรือไม่ (มีนัยสำคัญทางสถิติ) โดยพิจารณาจากค่าสถิติทดสอบที (t-test) ซึ่งเป็นค่าสถิติที่ใช้ทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของค่าพารามิเตอร์แต่ละเส้น โปรแกรมสมัยใหม่จะรายงานค่า t พร้อมตรวจสอบนัยสำคัญทางสถิติ และรายงานระดับนัยสำคัญทางสถิติ (sig.) มาให้ (เช่น โปรกรม Mplus) แต่บางโปรแกรมก็รายงานเฉพาะค่า t โดยไม่มีการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของค่า t (เช่น โปรแกรม LISREL) นักวิจัยจำเป็นจะต้องนำค่า t จาก output ของโปรแกรม LISREL ไปเทียบกับค่า t วิกฤติในตารางค่าวิกฤติของ t หรืออาจใช้กฎหัวแม่มือ (rule of thumb) ดังนี้

- ค่าพารามิเตอร์จะมีค่าแตกต่างจากศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญเท่ากับ .05 เมื่อค่าสัมบูรณ์ของสถิติทดสอบที (t-test) มากกว่า 1.96 ($|\mathbf{t}| > 1.96$)

- ค่าพารามิเตอร์จะมีค่าแตกต่างจากศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญเท่ากับ .01 เมื่อค่าสัมบูรณ์ของสถิติทดสอบที (t-test) มากกว่า 2.58 ($|\mathbf{t}| > 2.58$)

2) พิจารณาความสมเหตุสมผลของขนาดและทิศทางของค่าพารามิเตอร์แสดงความสัมพันธ์แต่ละเส้น ซึ่งโดยทั่วไป นักวิจัยจะเน้นที่ความสมเหตุสมผลของ

ทิศทางความสัมพันธ์มากกว่าขนาดความสัมพันธ์ กล่าวคือ ทิศทางของค่าพารามิเตอร์แสดงความสัมพันธ์แต่ละเส้นควรเป็นไปตามสมมติฐานที่กำหนด

ตัวอย่างเช่น ถ้าผลการทบทวนวรรณกรรมตามแนวคิดเชิงทฤษฎี พบว่า นักเรียนที่รับรู้ว่าตนเองมีความสามารถในการเรียนคณิตศาสตร์สูงจะทำให้ความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ลดลง ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์แสดงความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ความสามารถในการเรียนคณิตศาสตร์ของตนกับความวิตกกังวลในการเรียนคณิตศาสตร์ ควรมีนัยสำคัญทางสถิติและมีทิศทางเป็นลบ (-)

ในทำนองเดียวกัน ถ้าทฤษฎี กล่าวว่า การที่นักเรียนมีความสามารถในการกำกับตนเองสูงจะทำให้มีความสามารถในการเรียนรู้สูงขึ้นด้วย ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ที่ได้ควรมีนัยสำคัญทางสถิติและมีทิศทางเป็นบวก (+)

จากตัวอย่างแสดงให้เห็นว่า ผลการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์มีความสมเหตุสมผลของทิศทางความสัมพันธ์ และเป็นสิ่งที่ช่วยสนับสนุนให้โมเดลตามสมมติฐานที่พัฒนาขึ้นมีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น

ขั้นตอนที่ 5 การปรับโมเดล

จากการดำเนินการในขั้นตอนการตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์ แล้วพบว่า โมเดลตามสมมติฐานยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ หรือโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์แล้ว แต่ยังมีค่าพารามิเตอร์ในโมเดลบางค่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (ไม่แตกต่างจากศูนย์) ซึ่งไม่สอดคล้องกับแนวคิด ทฤษฎี และผลการวิจัยที่เกี่ยวข้อง นักวิจัยจำเป็นต้องปรับโมเดล (model modification) ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากหลายสาเหตุ เช่น การวัดและ/หรือเครื่องมือวัดตัวแปรสังเกตได้มีความบกพร่องทำให้เกิดความคลาดเคลื่อน หรือโมเดลตามสมมติฐานที่กำหนดขึ้นได้มาจากการทบทวนวรรณกรรมที่ยังขาดความรัดกุมอย่างเพียงพออันเนื่องมาจากการทบทวนแนวคิดทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องยังไม่ได้ข้อสรุปที่ชัดเจนสอดคล้องกัน เป็นต้น

กระบวนการปรับโมเดล (model modification) จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งที่จะทำให้ผลการวิจัยได้โมเดลที่มีความถูกต้อง น่าเชื่อถือมากที่สุด

กระบวนการปรับโมเดล (model modification) สามารถแยกเป็น 2 แนวทาง ได้แก่ การปรับพารามิเตอร์จากเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้และการปรับพารามิเตอร์จากเมทริกซ์พารามิเตอร์ที่เป็นค่าอิทธิพลในส่วนที่เป็นโมเดลการวัดและ/หรือโมเดลโครงสร้าง

แนวทางที่ 1 การปรับพารามิเตอร์จากเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้เมื่อนักวิจัยมีจุดมุ่งหมายในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างเพื่อทดสอบทฤษฎี

การปรับโมเดลตามแนวทางที่ 1 โดยเลือกปรับพารามิเตอร์จากเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้ ได้แก่ พารามิเตอร์ที่เป็นความแปรปรวนของความคลอดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้ภายนอก (d_1, d_2,...) หากวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL จะเรียกว่า Theta Delta (TD) และพารามิเตอร์ที่เป็นความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้ภายใน (e_1, e_2, ...) หากวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม LISREL จะเรียกว่า Theta Epsilon (TE) เป็นต้น

พารามิเตอร์จากเมทริกซ์ความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้ ถือว่าเป็นความคลาดเคลื่อนจากการวัดตัวแปรสังเกตได้ ซึ่งการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมมีข้อตกลงเบื้องต้นว่าตัวแปรต้องปราศจากความคลาดเคลื่อนในการวัด จึงไม่สามารถปรับโมเดลในลักษณะนี้ได้ แต่การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่สามารถผ่อนปรนยอมให้ตัวแปรสังเกตได้มีความคลาดเคลื่อนจากการวัดได้ จึงสามารถปรับโมเดลโดยยอมให้ตัวแปรสังเกตได้มีความคลาดเคลื่อนจากการวัด รวมถึงสามารถผ่อนคลายข้อตกลงเบื้องต้นยอมให้ความคลาดเคลื่อนของตัวแปรสังเกตได้ (เช่น d_1, d_2,... หรือ e_1, e_2,...) สามารถสัมพันธ์กันได้ การปรับโมเดลสมการโครงสร้างด้วยวิธีนี้**สามารถทำการปรับโมเดลได้ทันที** ไม่มีผลกระทบต่อโครงสร้างของโมเดลตามสมมติฐาน

และเมื่อปรับโมเดลจนได้ค่าดัชนีตรวจสอบความสอดคล้องตามเกณฑ์แล้ว ก็ถือว่าโมเดลตามสมมติฐานสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์

แนวทางที่ 2 การปรับพารามิเตอร์จากเมทริกซ์พารามิเตอร์ที่เป็นค่าอิทธิพลในส่วนที่เป็นโมเดลการวัดและ/หรือโมเดลโครงสร้าง

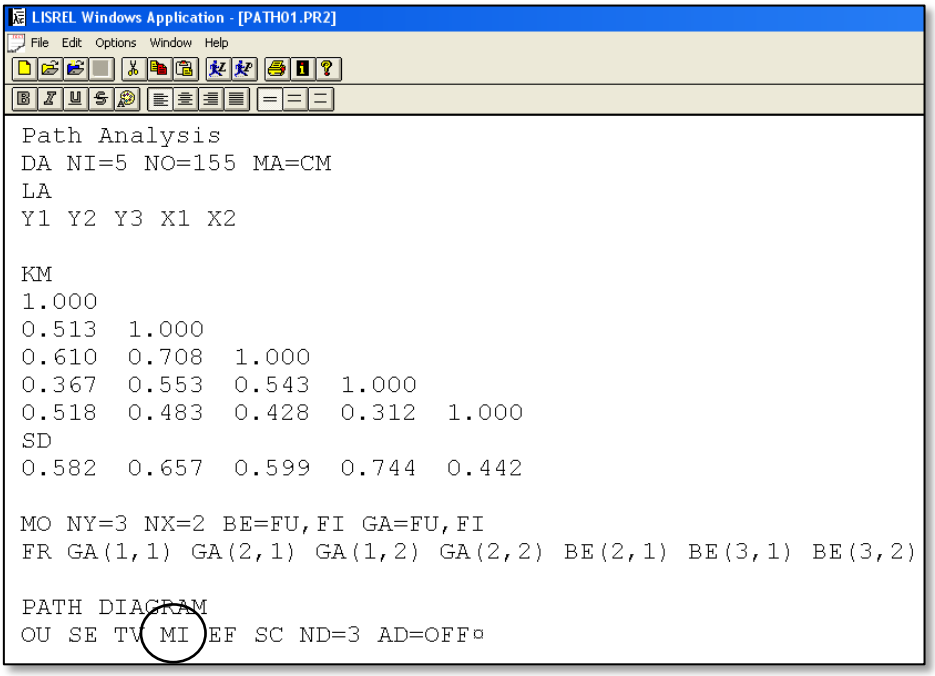
การปรับโมเดลโดยเลือกปรับค่าพารามิเตอร์แสดงอิทธิพล เป็นแนวทางการปรับโมเดลที่นักวิจัยส่วนใหญ่ที่ทำการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ **ไม่นิยมใช้** แต่เป็นแนวทางที่นักวิจัยที่ทำการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมต้องใช้ เหตุผลที่นักวิจัยที่ทำการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ส่วนใหญ่ไม่นิยมใช้วิธีการปรับโมเดลโดยเลือกปรับค่าพารามิเตอร์จากเมทริกซ์ของพารามิเตอร์ที่เป็นค่าอิทธิพลในโมเดลการวัดและ/หรือโมเดลโครงสร้างก็เพราะว่าจะทำให้โมเดลใหม่มีลักษณะที่แตกต่างไปจากโมเดลตามสมมติฐาน ดังนั้น เมื่อนักวิจัยปรับโมเดลแบบนี้จนโมเดลสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์แล้ว การอภิปรายผลการวิจัยจะมีความยุ่งยากมาก ทั้งนี้เพราะนักวิจัยจะไม่มีแนวคิด ทฤษฎี หรือผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องมาใช้ในการสนับสนุนการเพิ่มเส้นอิทธิพลเหล่านั้น ทำให้นักวิจัยต้องกลับไปศึกษาแนวคิด ทฤษฎี และผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องใหม่เพื่อนำความรู้มาใช้ในสนับสนุนสมมติฐานใหม่และใช้ในการการอภิปรายผลการวิจัย ซึ่งหากว่านักวิจัยไม่สามารถหาแนวคิด ทฤษฎี และผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องใหม่มาใช้อ้างอิงได้ การอภิปรายผลก็เป็นเพียงความให้ความเห็นส่วนตัวของนักวิจัยเท่านั้น ซึ่งจะส่งผลต่อความน่าเชื่อถือของงานวิจัย

อย่างไรก็ตาม เป็นที่น่าสังเกตว่าผลงานวิจัยที่ใช้การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างสมัยใหม่ในยุคแรก ๆ ที่มีโปรแกรม LISREL นำเข้ามาใช้ในประเทศไทยมักจะมีการเลือกปรับโมเดลในแบบที่ 2 นี้ ทั้งนี้อาจเป็นเพราะผู้วิจัยคุ้นเคยกับการปรับโมเดลแบบดั้งเดิมก็เป็นได้ ในปัจจุบัน การปรับโมเดลสมการโครงสร้างในส่วนที่เป็นการตัดหรือเพิ่มการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลการวัดและ/หรือโมเดลโครงสร้างจนทำให้เกิดการเปลี่ยนรูปของโมเดลตามสมมติฐานไม่ควรกระทำอย่างยิ่งยกเว้น ถ้านักวิจัยยังไม่มั่นใจว่าโมเดลสมการโครงสร้างตามสมมติฐานที่พัฒนาขึ้นจะ

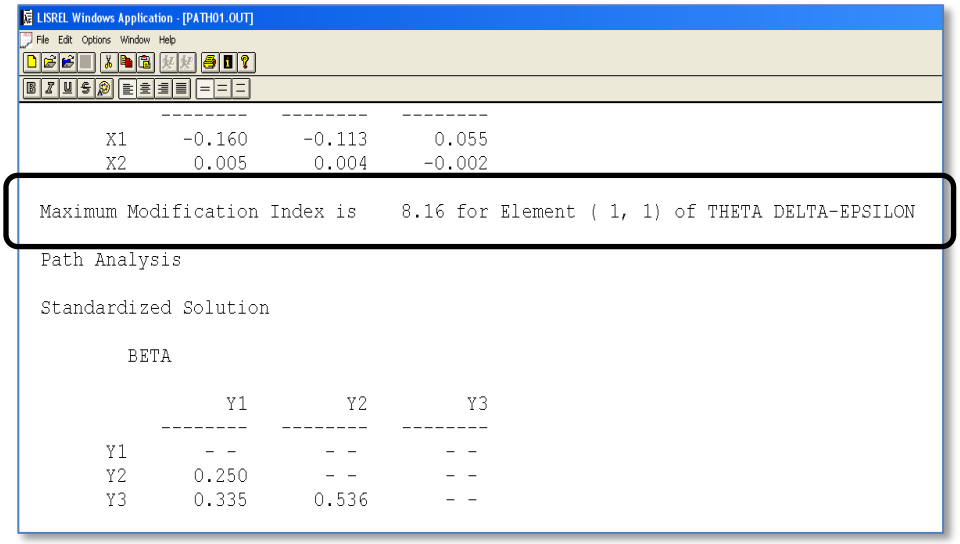
มีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์หรือไม่ อันเนื่องมาจากผลการทบทวนวรรณกรรมยังได้ข้อสรุปไม่ชัดเจน นักวิจัยก็อาจจะใช้วิธีการเสนอโมเดลทางเลือก (alternative model) ควบคู่กับโมเดลตามสมมติฐานโดยอาจเสนอโมเดลทางเลือกไว้หลายทางเลือกก็ได้ และทำการวิเคราะห์เพื่อคัดเลือกโมเดลที่ดีที่สุดโดยทำการปรับโมเดลทุกโมเดลจนกระทั่งค่าดัชนีตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลผ่านเกณฑ์ตามกำหนด หลังจากนั้นจึงทำการพิจารณาคัดเลือกโมเดลทางเลือกที่ดีที่สุดโดยใช้ค่าสถิติทดสอบ AIC หรือ BIC

สำหรับขั้นตอนการปรับโมเดลโดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปสมัยใหม่ (เช่น โปรแกรม LISREL) นับว่ามีความสะดวกกว่าการปรับโมเดลสำหรับการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบดั้งเดิมอย่างมาก ทั้งนี้เพราะโปรแกรม LISREL จะให้ค่าสถิติดัชนีการปรับโมเดล (Modification Index : MI) จากการใส่คำสั่ง MI ลงในคำสั่ง output (OU) ในขั้นตอนการเขียนคำสั่ง ดังภาพ 1.9

ผลการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรม LISREL จะให้ค่าดัชนีการปรับโมเดลสูงสุด (Maximum Modification Index) ใน output ซึ่งค่าดัชนีการปรับโมเดลสูงสุด (Maximum MI) จะมีประโยชน์มากสำหรับนักวิจัยที่ใช้โปรแกรม LISREL เพราะจะช่วยนำทางให้นักวิจัยสามารถเลือกปรับโมเดลให้สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ได้สะดวกขึ้น ดังภาพ 1.10



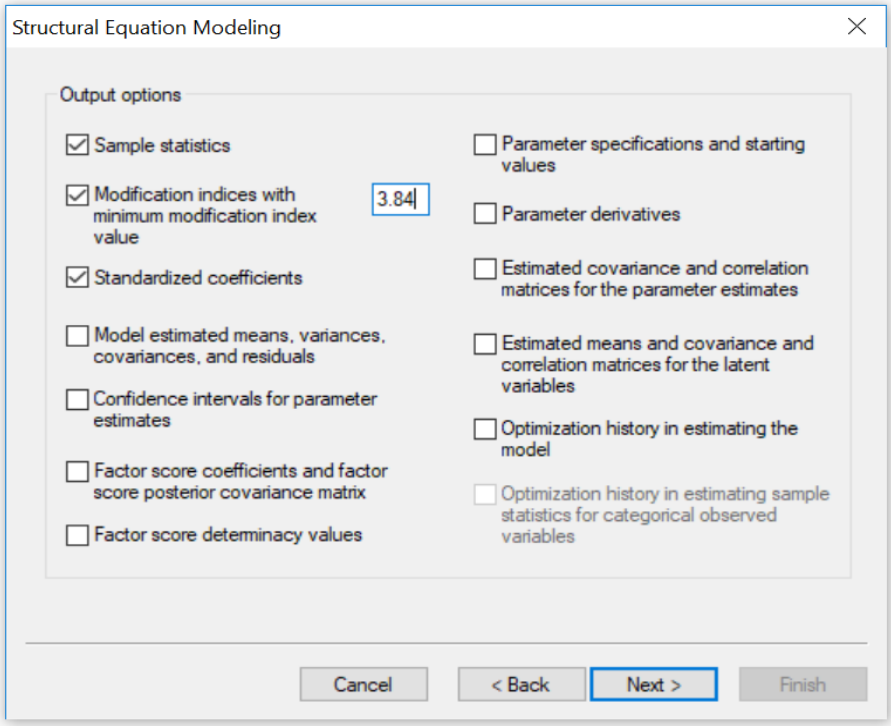
ภาพ 1.9 การใส่คำสั่ง MI ลงในคำสั่ง output (OU) ของโปรแกรม LISREL



ภาพ 1.10 ผลการวิเคราะห์ค่าดัชนีการปรับโมเดลสูงสุด (Maximum Modification Index) ใน print out ของโปรแกรม LISREL

และเมื่อปรับโมเดลแล้วรัน (run) โปรแกรม LISREL โปรแกรมก็จะวิเคราะห์ผลโดยคำนวณค่าสถิติทุกตัวใหม่ทันที นักวิจัยไม่ต้องคำนวณค่าสถิติใด ๆ เพิ่มเติมด้วยตนเองเหมือนเทคนิคดั้งเดิม

ส่วนการปรับโมเดลโดยการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างด้วยโปรแกรม Mplus จะใช้วิธีการเลือกเมนูที่โปรแกรมจัดเตรียมไว้ให้ ดังภาพ (รายละเอียดจะอธิบายเพิ่มเติมในขั้นตอนการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างแบบต่าง ๆ ต่อไป) ดังภาพ 1.11



ภาพ 1.11 วิธีการปรับโมเดลในโปรแกรม Mplus

การประยุกต์ต่อยอดความรู้ในการใช้โมเดลสมการโครงสร้าง

การวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างมีความสามารถในการประยุกต์ต่อยอดองค์ความรู้เพื่อตอบโจทย์วิจัยได้อย่างหลากหลาย Joreskog and Sorbom (1996 อ้างใน นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2548) กล่าวว่า นักวิจัยสามารถขยายพรมแดนของการ

วิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างไปใช้ในการวิเคราะห์โมเดลความสัมพันธ์เชิงสาเหตุพหุระดับ (multi-level causal model) โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบระยะยาว (longitudinal factor analysis model) โมเดลกลุ่มพหุ (multiple population model) โมเดลโค้งพัฒนาการแบบมีตัวแปรแฝง (latent growth curve model) และโมเดลอื่น ๆ อีกมาก (Jöreskog and Sörbom, 1996 อ้างใน นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2548) รวมทั้งสามารถวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างของตัวแปรที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเส้นตรง (non-linear) ได้อีกหลายโมเดล (Jöreskog, et al, 1999 อ้างใน นงลักษณ์ วิรัชชัย, 2548)

โปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

โปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง (SEM) มีหลายโปรแกรมที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ โปรแกรมอีคิวเอส (EQS) โปรแกรมเอมอส (AMOS) โปรแกรมเอ็มเอกซ์ (Mx) โปรแกรมราโมนา (Ramona) โปรแกรมลิสเรล (LISREL) และโปรแกรมเอ็มพลัส (Mplus) เป็นต้น ซึ่งแต่ละโปรแกรมมีจุดเด่นในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างที่แตกต่างกัน

นักวิจัยในต่างประเทศ และนักวิจัยในประเทศไทยนิยมใช้โปรแกรมลิสเรล (LISREL) และโปรแกรมเอ็มพลัส (Mplus) ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้างอย่างมาก ทั้งนี้เพราะจุดเด่น 3 ประการสำคัญของโปรแกรมลิสเรล ได้แก่ 1) มีการแสดงผลการวิเคราะห์ (output) ทั้งในส่วนที่เป็นข้อความและแผนภาพ (diagram) ซึ่งช่วยให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจและการตรวจสอบความถูกต้องของผลการวิเคราะห์ 2) มีดัชนีตรวจสอบความสอดคล้องของโมเดลตามสมมติฐานกับข้อมูลเชิงประจักษ์จำนวนมากที่ช่วยตรวจสอบยืนยันว่าโมเดลที่ผู้วิจัยสังเคราะห์ขึ้นจากแนวคิด ทฤษฎีสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ รวมถึงมีดัชนีเพื่อช่วยเสนอแนะแนวทางปรับโมเดลในกรณีที่โมเดลตามสมมติฐานยังไม่สอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ และ 3) สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างซับซ้อนเสมือนจริงและยืดหยุ่น เนื่องจากโมเดลการวิเคราะห์เป็นโมเดลเดียวกันกับโมเดลการวิจัย และโปรแกรมลิสเรล

สามารถวิเคราะห์ได้ทั้งโมเดลที่มีตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง และยอมให้ความคลาดเคลื่อนในการวัดของตัวแปรสังเกตได้แต่ละตัวมีความสัมพันธ์กันได้ นอกจากนั้น โปรแกรมเอ็มพลัส (Mplus) ยังมีจุดเด่นอีกหลายประการเพิ่มเติมจากโปรแกรมลิสเรล เช่น สามารถวิเคราะห์โมเดลที่มีตัวแปรพหุระดับ (Multi-level) ทั้งโมเดลที่มีตัวแปรสังเกตได้และตัวแปรแฝง เป็นต้น ดังนั้น หนังสือเล่มนี้ ผู้เขียนจึงขอเสนอแนะให้ผู้อ่านใช้โปรแกรม LISREL และโปรแกรม Mplus ในการวิเคราะห์โมเดลสมการโครงสร้าง

บรรณานุกรม

นงลักษณ์ วิรัชชัย, (2542). **โมเดลลิสเรล: สถิติวิเคราะห์สำหรับการวิจัย**. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

นงลักษณ์ วิรัชชัย, (2548). **สถิติชวนใช้**. กรุงเทพมหานคร: โรงพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ปกรณ์ ประจันบาน, (2558). “การพัฒนามาตรฐาน ตัวชี้วัด และเกณฑ์การประเมินคุณลักษณะการเป็นบุคคลแห่งการเรียนรู้ของนักศึกษาในมหาวิทยาลัยของประเทศไทย.” **วารสารศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร,** 4(17), 1-13.

ปกรณ์ ประจันบาน และอนุชา กอนพ่วง, (2559). “การวิจัยและพัฒนาแบบวัดทักษะในศตวรรษที่ 21 ด้านการรู้เท่าทันสื่อของนักเรียนชั้นมัธยมศึกษา.” **วารสารศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร,** 1(18), 144-154.

วิจารณ์ พานิช, (2555). **วิถีสร้างการเรียนรู้เพื่อศิษย์ในศตวรรษที่ 21.** กรุงเทพฯ: ตถาตา พับลิเคชั่น.

วิภาวี ศิริลักษณ์, ปกรณ์ ประจันบาน และเทียมจันทร์ พานิชย์ผลินไชย, (2557). “การพัฒนาตัวบ่งชี้ทักษะนักเรียนในศตวรรษที่ 21.” **วารสารศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร,** 4(16), 155-165.

สุวิมล ติรกานันท์, (2553). **การวิเคราะห์ตัวแปรพหุในงานวิจัยทางสังคมศาสตร์**. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

Bentler, P.M. and Bonett, D.G., (1980). Significance tests and goodness-of-fit in the analysis of covariance structures. **Psychological Bulletins**. 88: 588-600.

Bollen, K. A., (1989). **Structural equations with latent variables**. New York: Wiley.

Cooley, W. W., (1978). Explanatory observational studies. **Educational researcher**, 7(9), 9-15.

Diamantopoulos, A. & Siguaw, J. A., (2000). **Introduction to LISREL: A guide for the uninitiated**. London: SAGE Publications, Inc,.

Fan, X. & Sivo, S. (2005). Sensitivity of fit indexes to misspecified structural or measurement model components: Rationale of two-index strategy revisited. **Structural Equation Modeling,** 12(3), 343-367.

Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A. G. & Buchner, A., (2007). G*Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. **Behavior Research Methods**. 39(2): 175-191.

Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A. & Lang, A. G., (2009). G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analysis. **Behavior Research Methods**. 41 (4): 1149-1160.

Ferla, Valcke, & Cai, (2009). Academic self-efficacy and academic self-concept: reconsidering structural relationships. **Learning and individual differences**, 19, 499-505.

Goffin, R. D. (2007). Assessing the adequacy of structural equation model: Golden rules and editorial policy. **Personality and Individual Differences**, 42: 831-839.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E., (2010). **Multivariate data analysis: A global perspectives**. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, International.

Hu, L-T. & Bentler, P.M., (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. **Structural equation modeling**, 6(1), 1-55.

Jöreskog, K. G. & Sörbom, D., (1993). **LISREL 8: User's Reference Guide**. Chicago, IL: Scientific Software International, Inc,.

Jöreskog, K. G., & Sörbom, D., (2012). **LISREL 9.1: LISREL syntax guide**. Chicago: Scientific Software International, Inc,.

Kalaycio Glu, E., (2015). 'Turkish popular presidential elections: deepening legitimacy issues and looming regime change', **South European Society and Politics**, vol. 20, no. 2, pp. 157–179.

Kaplan, D., (2000). **Structural Equation Modeling**. Sage Publications, Thosand Oaks, California.

Karakolidis, A., Pitsia, V., & Emvalotis, A., (2016). Examining students' achievement in mathematics: A multilevel analysis of the Programme for International Student Assessment (PISA) 2012 data for Greece. **International Journal of Educational Research**. 79, 106-115

Kelloway, E. K. (1998). **Using LISREL for Structural Equation Modeling; A Researcher's Guide.** CA: Sage Publications.

Kelloway, E.K. (2015). **Using Mplus for Structural Equation Modeling; A Researcher's Guide.** CA: Sage Publications.

Lie, M., & Lomax, R. G., (2005). The effect of varying degrees of nonnormality in structural equation modeling. **Structural equation modeling: A Multidisciplinary journal**, 12, 1-27.

MacCallum, R., Wegener, D., Uchino B., & Fabrigar, L., (1993). The problem of equivalent model in applications of covariance structure analysis. **Psychological Bulletin**. 114, 185 – 199.

Partnership for 21st Century Skills, (2011). **21st century skills.** Retrieved September 15, 2012, from http://www.p21.org/

Pedhauzer, E.J., (1982). **Multiple Regression in Behavioral Research**. New York: Holt, Rinehart and Winston.

Rex, B. K., (2011). **Principles and practice of structural equation modeling**. (3rd ed.). New York: Guilford Publications.

Schumacker, R. E. & Lomax, R. G., (2010). **A beginner's guide to structural equation modeling**. (3rd ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.

Shamer, S., Mukherjee, A., Kumar, A. & Dillon, W. R. (2005). A simulation study to investigate the use of cutoff values for assessing model fit in covariance structure models. **Journal of Business Research**, 58, 935-943.

Steiger, (1990). Structural Model Evaluation and modification: An interval estimation approach. **Multivariate Behavioral Research**, 25: 173-180.

Steiger, J. H., (2007). Understanding the limitation of global fit assessment in structural equation modeling. **Personality and Individual Differences**, 42, 893-898.

Tenko, R. & Marcoulides, G. A., (2006). **A first course in structural equation modeling**. (2nd ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.

The North Central Regional Education Laboratory and Metiry Group, (2003). **enGauge 21st century skills: literacy in digital age.**